

第五章 数理统计的基本概念 与抽样分布

第一节 基本概念

第二节 常用统计分布

第三节 抽样分布

第一节 基本概念

- 一、总体与个体
- 二、随机样本的定义
- 三、统计量
- 四、内容小结

一、总体与个体

一个统计问题总有它明确的研究对象.

研究对象的全体称为总体(母体),

总体中每个成员称为个体.



研究某批灯泡的质量



考察国产 轿车的质量

然而在统计研究中，人们关心总体仅仅是关心其每个个体的一项(或几项)**数量指标**和该**数量指标**在总体中的**分布情况**。这时，每个个体具有的**数量指标的全体**就是**总体**。



灯泡的寿命



该批灯泡寿命的
全体就是总体



国产轿车每公里的
耗油量

所有国产轿车每公里耗
油量的全体就是总体

总体可以用一个随机变量来表示

考察某大学一年级
学生的年龄

设该大学一年级学生
的年龄分布如下表



年龄	18	19	20	21	22
比例	0.5	0.3	0.1	0.07	0.03

某大学一年级**全体**
学生的年龄构成问
题的**总体**

若从该大学一年级学生中任意
抽查一个学生的年龄，所得结
果为一随机变量，记作 X 。

X 的概率分布是：

X	18	19	20	21	22
p	0.5	0.3	0.1	0.07	0.03

可见， X 的概率分布反映了总体中各个值的分布情况。很自然地，我们就用**随机变量** X 来表示所考察的总体。

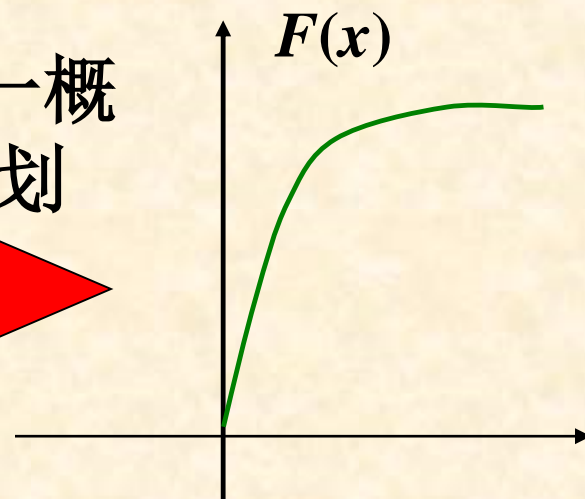
也就是说，总体可以用一个随机变量及其分布来描述。

又如:研究某批灯泡的寿命时, 关心的数量指标就是**寿命**, 那么, 此总体就可以用随机变量 X 表示, 或用其分布函数 $F(x)$ 表示.



总体

寿命 X 可用一概率分布来刻画



鉴于此, 常用随机变量的记号或用其分布函数表示总体. 如说总体 X 或总体 $F(x)$.

有限总体和无限总体

实例 某工厂10月份生产的灯泡寿命所组成的总体中, 个体的总数就是10月份生产的灯泡数, 这是一个有限总体; 而该工厂生产的所有灯泡寿命所组成的总体是一个无限总体, 它包括以往生产和今后生产的灯泡寿命.

当有限总体包含的个体的总数很大时, 可近似地将它看成是无限总体.



二、随机样本的定义

1. 样本的定义

从总体 X 中，**随机**地抽取 **n 个个体**：

$$X_1, X_2, \cdots, X_n$$

称为总体 X 的一个**样本**，记为

$$(X_1, X_2, \cdots, X_n)$$

样本中所包含个体的总数 **n 称为样本容量**。

注 样本 (X_1, X_2, \cdots, X_n) 是一个 **n 维随机变量**

2. 样本值

每一次抽取 X_1, X_2, \dots, X_n 所得到的 n 个确定的**具体数值**，记为

$$(x_1, x_2, \dots, x_n)$$

称为样本 (x_1, x_2, \dots, x_n) 的一个**样本值**(观察值).

3. 简单随机样本

若来自总体 X 的样本 (X_1, X_2, \dots, X_n) 具有下列两个**特征**:

(1) 代表性: X_1, X_2, \dots, X_n 中每一个与所考察的总体有相同的分布.

(2) 独立性: X_1, X_2, \dots, X_n 是相互独立的随机变量.

则称 (X_1, X_2, \dots, X_n) 是来自总体 X 容量为 n 的简单随机样本.

获得简单随机样本的抽样方法称为简单随机抽样.

总体和样本的数学严格定义:

定义5.1 一个随机变量 X 或其相应的分布函数 $F(x)$ 称为一个总体.

定义5.2 设 X 是具有分布函数 $F(x)$ 的随机变量, 若 X_1, X_2, \dots, X_n 是具有同一分布函数 $F(x)$ 、相互独立的随机变量, 则称 X_1, X_2, \dots, X_n 为来自总体 X 的容量为 n 的简单随机样本, 简称样本.

4. 样本的分布

定理5.1 设 (X_1, X_2, \dots, X_n) 为来自总体 X 的样本.

(1) 若总体 X 的分布函数为 $F(x)$, 则样本

(X_1, X_2, \dots, X_n) 的分布函数为 $\prod_{i=1}^n F(x_i)$.

(2)若总体 X 的分布密度为 $p(x)$,则样本 (X_1, X_2, \cdots, X_n)

的分布密度为 $\prod_{i=1}^n p(x_i)$.

(3)若总体 X 的分布率为 $P\{X = x_i^*\} = p(x_i^*)(i = 1, 2, \cdots)$,

则样本 (X_1, X_2, \cdots, X_n) 的分布率为 $\prod_{i=1}^n p(x_i)$.

例1 设总体 X 服从参数为 λ ($\lambda > 0$) 的指数分布, (X_1, X_2, \dots, X_n) 是来自总体的样本, 求样本 (X_1, X_2, \dots, X_n) 的概率密度.

解 总体 X 的概率密度为 $p(x) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda x}, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases}$

因为 X_1, X_2, \dots, X_n 相互独立, 且与 X 有相同的分布, 所以 (X_1, X_2, \dots, X_n) 的概率密度为

$$p(x_1, x_2, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n p(x_i) = \begin{cases} \lambda^n e^{-\lambda \sum_{i=1}^n x_i} & (i = 1, 2, \dots, n) \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

例2 设总体 X 服从两点分布 $B(1, p)$, 其中 $0 < p < 1$, (X_1, X_2, \dots, X_n) 是来自总体的样本, 求样本 (X_1, X_2, \dots, X_n) 的分布律.

解 总体 X 的分布律为

$$P\{X = i\} = p^i (1-p)^{1-i} \quad (i = 0, 1)$$

因为 X_1, X_2, \dots, X_n 相互独立,

且与 X 有相同的分布,

所以 (X_1, X_2, \dots, X_n) 的分布律为



$$P\{X_1 = x_1, X_2 = x_2, \cdots, X_n = x_n\}$$

$$= P\{X_1 = x_1\}P\{X_2 = x_2\} \cdots P\{X_n = x_n\}$$

$$= p^{\sum_{i=1}^n x_i} (1-p)^{n - \sum_{i=1}^n x_i}$$

其中 x_1, x_2, \cdots, x_n 在集合 $\{0,1\}$ 中取值.

三、统计量

由**样本推断总体**情况,需要对样本值进行“**加工**”,这就需要构造一些样本的函数,它把样本中所含的信息集中起来.

1. 统计量的定义5.3

设 (X_1, X_2, \dots, X_n) 是来自总体 X 的一个样本, $f(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 是 X_1, X_2, \dots, X_n 的**函数**,若 f 中**不含**任何关于总体 X 的**未知参数**,则称 $f(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 是一个**统计量**.

设 (x_1, x_2, \dots, x_n) 是样本

$$(X_1, X_2, \dots, X_n)$$

的样本值, 则称 $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 是

$$f(X_1, X_2, \dots, X_n)$$

的观察值.

用于估计分布中参数的统计量, 称为**估计量**.

注 1° 统计量 $f(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 是**随机变量**;

2° 统计量用于统计推断, 故**不应含**任何关于总体 X 的**未知参数**.

例1 设 X_1, X_2, X_3 是来自总体 $N(\mu, \sigma^2)$ 的一个样本, 其中 μ 为已知, σ^2 为未知, 判断下列各式哪些是统计量, 哪些不是?

$$T_1 = X_1,$$

$$T_4 = \max(X_1, X_2, X_3),$$

$$T_2 = X_1 + X_2 e^{X_3}, \quad T_5 = X_1 + X_2 - 2\mu,$$

$$T_3 = \frac{1}{3}(X_1 + X_2 + X_3),$$

是

$$T_6 = \frac{1}{\sigma^2}(X_1^2 + X_2^2 + X_3^2).$$

不是

2. 几个常用统计量的定义

(1) 样本矩

设 X_1, X_2, \dots, X_n 是来自总体的一个样本,
 x_1, x_2, \dots, x_n 是这一样本的观察值.

1) **样本均值** $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i;$

其观察值 $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i.$

它反映了总体均值的
信息

可用于推断: $E(X)$.

2) 样本方差

$$S_n^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$$
$$= \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n X_i^2 - n\bar{X}^2 \right).$$

它反映了总体方差
的信息

可用于推断: $D(X)$.

其观察值

$$s_n^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$$

3) 样本标准差

$$S_n = \sqrt{S_n^2} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2};$$

其观察值

$$s_n = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}.$$

4) 修正样本方差

$$S_n^{*2} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 = \frac{1}{n-1} \left(\sum_{i=1}^n X_i^2 - n\bar{X}^2 \right).$$

其观察值

$$s_n^{*2} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 = \frac{1}{n-1} \left(\sum_{i=1}^n x_i^2 - n\bar{x}^2 \right).$$

样本方差与修正样本方差的关系：

$$S_n^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 = \frac{n-1}{n} S_n^{*2}.$$

注 1°当 n 较大时， S_n^{*2} 与 S_n^2 差别微小；

2°当 n 较小时， S_n^{*2} 比 S_n^2 有更好的统计性质

5) 样本 k 阶(原点)矩

$$A_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^k, k = 1, 2, \dots; \text{特例: } A_1 = \bar{X}$$

其观察值 $a_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^k, k = 1, 2, \dots.$

6) 样本 k 阶中心矩

特例: $B_2 = S_n^2$

$$B_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^k, k = 2, 3, \dots;$$

其观察值 $b_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^k, k = 2, 3, \dots.$

样本矩具有下列性质：

性质5.1 设总体 X 的期望 $E(X) = \mu$, 方差 $D(X) = \sigma^2$,
 (X_1, X_2, \dots, X_n) 为来自总体 X 的样本, 则有

$$(1) E(\bar{X}) = \mu;$$

$$(2) D(\bar{X}) = \frac{1}{n} \sigma^2;$$

$$(3) E(S_n^2) = \frac{n-1}{n} \sigma^2;$$

$$(4) E(S_n^{*2}) = \sigma^2.$$

证 (1) $E(\bar{X}) = \mu$

$$E(\bar{X}) = E\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E(X_i) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mu = \mu$$

$$(2) D(\bar{X}) = \frac{1}{n} \sigma^2$$

$$\begin{aligned} D(\bar{X}) &= D\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right) \\ &= \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n D(X_i) = \frac{1}{n^2} \sum_{i=1}^n \sigma^2 = \frac{1}{n} \sigma^2. \end{aligned}$$

$$(3) E(S_n^2) = \frac{n-1}{n} \sigma^2$$

$$E(S_n^2) = E\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^2 - \bar{X}^2\right]$$
$$= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E(X_i^2) - E(\bar{X}^2)$$

$$= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [D(X_i) + (E(X_i))^2] - [D(\bar{X}) + (E(\bar{X}))^2]$$

$$= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\sigma^2 + \mu^2) - \left(\frac{1}{n} \sigma^2 + \mu^2\right) = \frac{n-1}{n} \sigma^2$$

$$S_n^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$$
$$= \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n X_i^2 - n\bar{X}^2 \right).$$

$$(4) E(S_n^{*2}) = E(\frac{n}{n-1} S_n^2) = \frac{n}{n-1} E(S_n^2) = \sigma^2$$

性质5.2 若总体 X 的 k 阶矩 $E(X^k) = \mu_k$ 存在,
则当 $n \rightarrow \infty$ 时, $A_k \xrightarrow{P} \mu_k, k = 1, 2, \dots$.

证 因为 X_1, X_2, \dots, X_n 独立且与 X 同分布,
所以 $X_1^k, X_2^k, \dots, X_n^k$ 独立且与 X^k 同分布,
故有 $E(X_1^k) = E(X_2^k) = \dots = E(X_n^k) = \mu_k$.

再根据第四章**辛钦定理**知,

$$A_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^k \xrightarrow{P} \mu_k, \quad (n \rightarrow \infty), \quad k = 1, 2, \dots;$$

由第四章关于依概率收敛的序列的性质知

$$g(A_1, A_2, \dots, A_k) \xrightarrow{P} g(\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_k),$$

其中 g 是连续函数.

以上结论是下一章所要介绍的矩估计法的理论根据.

(2) 次序统计量

定义 设 (X_1, X_2, \dots, X_n) 是从总体 X 中抽取的一个样本, (x_1, x_2, \dots, x_n) 是其一个观测值,将观测值按由小到大的次序重新排列为

$$x_{(1)} \leq x_{(2)} \leq \dots \leq x_{(n)}$$

当 (X_1, X_2, \dots, X_n) 取值为 (x_1, x_2, \dots, x_n) 时,定义

$X_{(k)}$ 取值为 $x_{(k)}$ ($k = 1, 2, \dots, n$), 由此得到

$$(X_{(1)}, X_{(2)}, \dots, X_{(n)}),$$

称为样本 (X_1, X_2, \dots, X_n) 的**次序统计量**.

对应的 $(x_{(1)}, x_{(2)}, \cdots, x_{(n)})$ 称为其观测值.

$X_{(k)}$: 样本 (X_1, X_2, \cdots, X_n) 的第 k 个次序统计量.

特别地, $X_{(1)} = \min_{1 \leq i \leq n} X_i$ 称为最小次序统计量.

$X_{(n)} = \max_{1 \leq i \leq n} X_i$ 称为最大次序统计量.

注 由于每个 $X_{(k)}$ 都是样本 (X_1, X_2, \cdots, X_n) 的函数, 所以, $X_{(1)}, X_{(2)}, \cdots, X_{(n)}$ 也都是随机变量, 并且它们一般不相互独立

定理5.2 设总体 X 的分布密度为 $p(x)$ (或分布函数为 $F(x)$), $(X_{(1)}, X_{(2)}, \dots, X_{(n)})$ 为总体 X 的样本 (X_1, X_2, \dots, X_n) 的次序统计量 则有

(1) 最大次序统计量 $X_{(n)}$ 的分布密度为

$$p_{X_{(n)}}(x) = n[F(x)]^{n-1} p(x)$$

(2) 最小次序统计量 $X_{(1)}$ 的分布密度为

$$p_{X_{(1)}}(x) = n[1 - F(x)]^{n-1} p(x)$$

证 (1) $F_{X_{(n)}}(x) = P\{X_{(n)} \leq x\}$

$$= P\{\max_{1 \leq i \leq n} X_i \leq x\}$$

$$= P\{X_1 \leq x, X_2 \leq x, \dots, X_n \leq x\}$$

$$= P\{X_1 \leq x\} \cdot P\{X_2 \leq x\} \cdot \dots \cdot P\{X_n \leq x\}$$

$$= F^n(x)$$

$$\therefore p_{X_{(n)}}(x) = \frac{dF_{X_{(n)}}(x)}{dx} = nF^{n-1}(x) \cdot p(x)$$

$$(2) \quad F_{X_{(1)}}(x) = P\{X_{(1)} \leq x\}$$

$$= P\{\min_{1 \leq i \leq n} X_i \leq x\} = 1 - P\{\min_{1 \leq i \leq n} X_i > x\}$$

$$= 1 - P\{X_1 > x, X_2 > x, \cdots, X_n > x\}$$

$$= 1 - [1 - F(x)]^n$$

$$\therefore p_{X_{(1)}}(x) = \frac{dF_{X_{(1)}}(x)}{dx}$$

$$= -n[1 - F(x)]^{n-1} \cdot [-F'(x)] = n[1 - F(x)]^{n-1} \cdot p(x).$$

例2 设总体 X 服从区间 $[0, \theta]$ 上的均匀分布,
 (X_1, X_2, \dots, X_n) 为总体 X 的样本, 试求 $X_{(1)}$ 和
 $X_{(n)}$ 的分布.

解 总体 X 的分布密度为
$$p(x) = \begin{cases} \frac{1}{\theta}, & 0 \leq x \leq \theta \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

X 的分布函数为
$$F(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ \frac{x}{\theta}, & 0 \leq x \leq \theta \\ 1, & x > \theta \end{cases}$$

由定理5.2得 $X_{(1)}$ 的分布密度为

$$\begin{aligned} p_{X_{(1)}}(x) &= n[1 - F(x)]^{n-1} p(x) \\ &= \begin{cases} \frac{n}{\theta} \left(1 - \frac{x}{\theta}\right)^{n-1}, & 0 \leq x \leq \theta \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \end{aligned}$$

而 $X_{(n)}$ 的分布密度为

$$p_{X_{(n)}}(x) = nF^{n-1}(x)p(x) = \begin{cases} \frac{n}{\theta^n} x^{n-1}, & 0 \leq x \leq \theta \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

(3) 经验分布函数

定义5.5 设 X_1, X_2, \dots, X_n 是总体 X 的一个样本,
 $(X_{(1)}, X_{(2)}, \dots, X_{(n)})$ 为总体 X 的样本 (X_1, X_2, \dots, X_n)
的次序统计量.

$(x_{(1)}, x_{(2)}, \dots, x_{(n)})$ 为其观测值, 设 x 是任一实数,

称函数

$$F_n(x) = \begin{cases} 0, & x < x_{(1)}, \\ \frac{k}{n}, & x_{(k)} \leq x < x_{(k+1)}, \\ 1, & x \geq x_{(n)}. \end{cases}$$

为总体 X 的**经验分布函数**，即对于任何实数 x ，经验分布函数 $F_n(x)$ 为样本值中不超过 x 的个数再除以 n ，亦即

$$F_n(x) = \frac{\mu_n(x)}{n}$$

其中 $\mu_n(x) (-\infty < x < +\infty)$ 表示 x_1, x_2, \dots, x_n 中不超过 x 的个数.

性质

(1) 对于给定的一组样本值 (x_1, x_2, \dots, x_n) , $F_n(x)$ 满足分布函数的特征, 是一个分布函数.

(2) 由于 $F_n(x)$ 是样本的函数, 故 $F_n(x)$ 是随机变量. 可以证明 $nF_n(x) \sim B(n, F(x))$, 所以

$$E[F_n(x)] = F(x), \quad D[F_n(x)] = \frac{F(x)[1 - F(x)]}{n}$$

(3) $F_n(x)$ 依概率收敛于 $F(x)$. 即

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P\{|F_n(x) - F(x)| < \varepsilon\} = 1 \quad (\forall \varepsilon > 0)$$

格里汶科定理5.3

格里汶科

对于任一实数 x , 当 $n \rightarrow \infty$ 时, $F_n(x)$ 以概率1一致收敛于分布函数 $F(x)$, 即

$$P\left\{\lim_{n \rightarrow \infty} \sup_{-\infty < x < +\infty} |F_n(x) - F(x)| = 0\right\} = 1.$$

对于任一实数 x 当 n 充分大时, 经验分布函数的任一个观察值 $F_n(x)$ 与总体分布函数 $F(x)$ 只有微小的差别, 从而在实际上可当作 $F(x)$ 来使用.

例3 设总体 X 具有一个样本值1, 2, 3,

则经验分布函数
 $F_3(x)$ 的观察值为
$$F_3(x) = \begin{cases} 0, & x < 1, \\ \frac{1}{3}, & 1 \leq x < 2, \\ \frac{2}{3}, & 2 \leq x < 3, \\ 1, & x \geq 3. \end{cases}$$

例4 设总体 X 具有一个样本值1, 1, 2,
则经验分布函数 $F_3(x)$ 的观察值为

$$F_3(x) = \begin{cases} 0, & x < 1, \\ \frac{2}{3}, & 1 \leq x < 2, \\ 1, & x \geq 2. \end{cases}$$



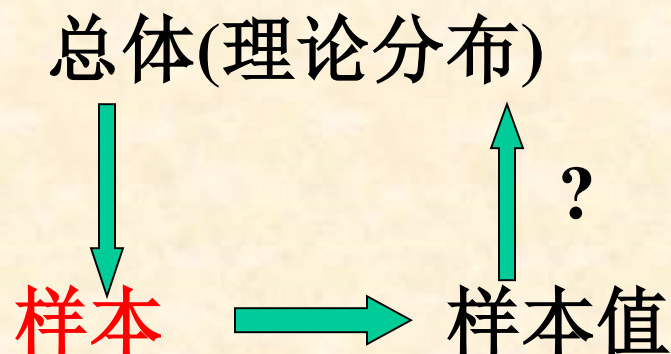
四、内容小结

基本概念：个体 总体 $\left\{ \begin{array}{l} \text{有限总体} \\ \text{无限总体} \end{array} \right.$ 随机样本

说明1 一个总体对应一个随机变量 X , 我们将不区分总体和相应的随机变量, 统称为总体 X .

说明2 在实际中遇到的总体往往是有限总体, 它对应一个离散型随机变量; 当总体中包含的个体的个数很大时, 在理论上可认为它是一个无限总体.

总体, 样本, 样本值的关系:



统计是从手中已有的资料--样本值,去推断总体的情况--总体的分布 $F(x)$ 的性质.

样本是联系二者的**桥梁**.

总体分布决定了样本取值的概率规律,也就是样本取到样本值的规律,因而可以由样本值去推断总体.

两个最重要的统计量:

样本均值

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$$

样本方差

$$S_n^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$$