参数估计

参数估计是统计推断的主要内容,一般在总体分布已知但参数未知的情况下,利用 样本构造合理的统计量对参数进行估计,可分为点估计和区间估计

点估计

设总体的分布为 $F(x;\theta)$,其中 $\theta=(\theta_1,\theta_2,\ldots,\theta_k)$ 为参数,则根据样本 X_1,X_2,\ldots,X_n 构造一个统计量 $\hat{\theta}(X_1,X_2,\ldots,X_n)$ 作为参数 θ 的估计。称

$$\hat{\theta}(X_1, X_2, \ldots, X_n)$$

为 θ 的**估计**量,如果将样本的值带入 $\hat{\theta}$ 则得到

$$\hat{ heta}(x_1,x_2,\ldots,x_n)$$

为 θ 的估计值。这样的估计方法称为点估计

点估计主要可分为矩估计和极大似然估计

矩估计

矩估计的基本思想就是: 用样本矩作为总体矩的估计

如果参数 $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n)$ 可以表示为总体矩的函数 $\theta_i = h_i(\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_k)$, 则用样本矩 A_1, A_2, \dots, A_k 代替总体矩,得到的估计量即为矩估计量,即

$$\hat{\theta_i} = h_i(A_1, A_2, \dots, A_k)$$

矩估计的基本原理是,根据大数定律,样本矩按概率收敛到总体矩,若 h 为已知连续函数,则有

$$h(A_1,A_2,\ldots,A_k)\stackrel{P}{
ightarrow} h(\mu_1,\mu_2,\ldots,\mu_k)$$

矩估计十分简单,因为并没有用到总体分布的信息,但是也正因为没有充分利用总体分布的信息,精度不高

极大似然估计

极大似然估计的基本思想是,要为参数选一个合理的估计值,就要使参数在取该值时,样本发生的概率最大

对于离散型总体 X,样本 X_i 取值 x_i 的概率为 $p(X=x_i;\theta)$,则所有样本取观测值的概率为

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

上述函数称为极大似然函数,极大似然估计就是选取使上述概率达到最大的参数值 $\hat{\theta}$ 作为参数 θ 的估计,即

$$\hat{\theta} = \arg \max L(\theta)$$

对于连续型总体 X,若其密度函数为 $p(x;\theta)$,则样本的概率密度函数为 $\prod_{i=1}^n p(x_i;\theta)$,样本取值在 (x_1,x_2,\ldots,x_n) 邻域的概率可近似为 $\prod_{i=1}^n p(x_i;\theta)dx_i$,则为方便起见,选取极大似然函数为

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

极大似然函数一般为连乘形式,而由于 $L(\theta)>0$,且 $\ln L(\theta)$ 为 $L(\theta)$ 的单调函数,有相同的最大值点,故可以用 $\ln L(\theta)$ (称为对数似然函数)

写出极大似然函数后求其偏导,令偏导数为 0,解方程(组)即可得到极大似然估计量/值

有时也会有解方程法失效的情况,此时需要结合极大似然估计的定义来分析,即选 择能使极大似然函数取值尽可能大的参数值

极大似然估计的不变性: 若 $\hat{\theta}$ 是 θ 的极大似然估计, $\phi(\theta)$ 有单值反函数,则 $\phi(\hat{\theta})$ 是 $\phi(\theta)$ 的极大似然估计

估计量的评价标准

无偏性

设 $\hat{\theta}(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 为参数 θ 的一个估计量,若对任意 $\theta \in \Theta$ 满足

$$E[\hat{ heta}(X_1,X_2,\ldots,X_n)]= heta$$

则称 $\hat{\theta}$ 是 θ 的**无偏估计量**

样本原点矩是总体原点矩的无偏估计,即

$$E[A_k] = E\left[rac{1}{n}\sum_{i=1}^n X_i^k
ight] = rac{1}{n}\sum_{i=1}^n E[X_i^k] = \mu_k$$

样本方差也是总体方差的无偏估计

均方误差准则

用 $E[(\hat{\theta} - \theta)^2]$ 来估计 $\hat{\theta}$ 与 θ 偏离的程度,记为

$$M(\hat{ heta}, heta) = E[(\hat{ heta} - heta)^2]$$

称其为**均方误差**

显然, 均方误差越小越好

对于均方误差的计算,有

$$M(\hat{ heta}, heta) = D[\hat{ heta}] + (E[\hat{ heta}] - heta)^2$$

显然在 $\hat{\theta}$ 无偏时,均方误差就是 $\hat{\theta}$ 的方差

一致性

一致性的含义是当样本量越来越大时,估计量也应当越来越接近真实参数 设 $\hat{ heta}(X_1,X_2,\ldots,X_n)$ 为参数 θ 的一个估计量,若对任意 $\theta\in\Theta$ 满足

$$\hat{ heta} \stackrel{P}{ o} heta$$

则称 $\hat{\theta}$ 是 θ 的**一致估计**量

区间估计

基本概念

除了构造一个点来估计未知参数以外,也可以构造一个区间 $(\hat{\theta_1},\hat{\theta_2})$ 来估计参数 θ 的范围。

区间包含参数 θ 的概率称为区间的置信度

如果设 θ 是总体 X 的未知参数, X_1,X_2,\ldots,X_n 是来自总体的样本,若对事先给 定的常数 $\alpha(0<\alpha<1)$ 存在两个统计量

$$\hat{\theta_1}(X_1, X_2, \dots, X_n)$$
 $\hat{\theta_2}(X_1, X_2, \dots, X_n)$

满足

$$P(\hat{\theta_1} < \theta < \hat{\theta_2}) = 1 - \alpha$$

则称区间 $(\hat{\theta_1},\hat{\theta_2})$ 为 θ 的置信度为 $1-\alpha$ 的**置信区间**

需要注意的是,置信度代表在取多个区间时,大约有 $100(1-\alpha)\%$ 的区间包含 θ ,而对于某个确定的区间来说 θ 只有在其中和不在其中两种可能

有时候仅关注未知参数的上限/下限,此时称为单侧置信区间

如果设 θ 是总体 X 的未知参数, X_1, X_2, \ldots, X_n 是来自总体的样本,若对事先给 定的常数 $\alpha(0 < \alpha < 1)$ 存在统计量 $\hat{\theta_1}$ 使得

$$P(\hat{\theta_1} < \theta) = 1 - \alpha$$

则称 $(\hat{\theta}_1, \infty)$ 为 θ 的置信度为 $1 - \alpha$ 的单侧置信区间,上限同理

枢轴变量法

对于区间估计,有一种一般的方法

- 寻找一个样本函数 $U(X_1,X_2,\ldots,X_n)$ 包含待估计的参数 θ ,但是不含其他未知参数。并且 U 的分布要已知。这个函数称为枢轴变量
- 由于 U 的分布已知,故可以根据给定的置信度 $1-\alpha$,找到两个常数 a,b 满足

$$P(a < U < b) = 1 - \alpha$$

• 变形不等式,解出 $\hat{\theta_1} < \theta < \hat{\theta_2}$,即为所求置信区间

正态总体的置信区间

正态总体均值的置信区间

给定置信度 $1-\alpha$,设 X_1,X_2,\ldots,X_n 为来自总体 $X\sim N(\mu,\sigma^2)$ 的一组样本 若 σ^2 已知,则可以取枢轴变量

$$U = rac{\overline{X} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \sim N(0,1)$$

解不等式得到置信区间为

$$\left(\overline{X} - u_{lpha/2}rac{\sigma}{\sqrt{n}}, \overline{X} + u_{lpha/2}rac{\sigma}{\sqrt{n}}
ight)$$

若 σ^2 未知,则取枢轴变量

$$T = rac{\overline{X} - \mu}{S/\sqrt{n}} \sim t(n-1)$$

解不等式得到置信区间为

$$\left(\overline{X} - t_{lpha/2}(n-1)rac{S}{\sqrt{n}}, \overline{X} + t_{lpha/2}(n-1)rac{S}{\sqrt{n}}
ight)$$

正态总体方差的置信区间

给定置信度 $1-\alpha$,设 X_1,X_2,\ldots,X_n 为来自总体 $X\sim N(\mu,\sigma^2)$ 的一组样本 若 μ 未知,取枢轴变量

$$rac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \sim \mathcal{X}^2(n-1)$$

解不等式即可得到置信区间为

$$\left(rac{(n-1)S^2}{\mathcal{X}_{lpha/2}^2(n-1)},rac{(n-1)S^2}{\mathcal{X}_{1-lpha/2}^2(n-1)}
ight)$$

两个正态总体均值差的置信区间

给定置信度 $1-\alpha$,设 X_1,X_2,\ldots,X_{n_1} 为来自总体 $X\sim N(\mu_1,\sigma_1^2)$ 的一组样本, Y_1,Y_2,\ldots,Y_{n_2} 是来自总体 $Y\sim N(\mu_2,\sigma_2^2)$ 的一组样本,且两样本相互独立若 σ_1^2,σ_2^2 已知,则取枢轴变量

$$U=rac{\overline{X}-\overline{Y}-(\mu_1-\mu_2)}{\sqrt{rac{\sigma_1^2}{n_1}+rac{\sigma_2^2}{n_2}}}\sim N(0,1)$$

解不等式得到置信区间为

$$\left(\overline{X}-\overline{Y}-u_{lpha/2}\sqrt{rac{\sigma_1^2}{n_1}+rac{\sigma_2^2}{n_2}},\overline{X}-\overline{Y}+u_{lpha/2}\sqrt{rac{\sigma_1^2}{n_1}+rac{\sigma_2^2}{n_2}}
ight)$$

可以类比单个正态总体的情况,基本原理为

$$\overline{X} - \overline{Y} \sim N\left(\mu_1 - \mu_2, rac{\sigma_1^2}{n_1} + rac{\sigma_2^2}{n_2}
ight)$$

若 $\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \sigma^2$ 但 σ^2 未知,则取枢轴变量

$$T = \sqrt{rac{n_1 n_2 (n_1 + n_2 - 2)}{n_1 + n_2}} rac{(\overline{X} - \overline{Y}) - (\mu_1 - \mu_2)}{\sqrt{(n_1 - 1) S_1^2 + (n_2 - 1) S_2^2}} \sim t (n_1 + n_2 - 2)$$

为了方便表示,设

$$S_w = \sqrt{rac{(n_1-1)S_1^2 + (n_2-1)S_2^2}{n_1 + n_2 - 2}}$$

则置信区间为

$$\left(\overline{X} - \overline{Y} - t_{\alpha/2}(n_1 + n_2 - 2)S_w\sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}, \overline{X} - \overline{Y} + t_{\alpha/2}(n_1 + n_2 - 2)S_w\sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}\right)$$

同样可以类比单个正态总体的情况

两个正态总体方差比的置信区间

给定置信度 $1-\alpha$,设 X_1,X_2,\ldots,X_{n_1} 为来自总体 $X\sim N(\mu_1,\sigma_1^2)$ 的一组样本, Y_1,Y_2,\ldots,Y_{n_2} 是来自总体 $Y\sim N(\mu_2,\sigma_2^2)$ 的一组样本,且两样本相互独立

若 μ_1, μ_2 未知,则取枢轴变量

$$F = rac{S_1^2 \sigma_2^2}{S_2^2 \sigma_1^2} \sim F(n_1 - 1, n_2 - 1)$$

则置信区间为

$$\left(rac{S_1^2}{S_2^2}rac{1}{F_{lpha/2}(n_1-1,n_2-1)},rac{S_1^2}{S_2^2}rac{1}{F_{1-lpha/2}(n_1-1,n_2-1)}
ight)$$

非正态总体的区间估计

总体分布非正态时,通常采用大样本法,求得枢轴变量的近似分布

设 X_1, X_2, \ldots, X_n 为来自均值为 μ ,方差为 σ^2 的总体的一组样本,给定置信度 $1-\alpha$,求均值 μ 的置信区间,则根据中心极限定理,有

$$rac{\overline{X} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} pprox N(0,1)$$

由于 σ^2 未知,使用样本标准差 S 代替,枢轴变量为

$$U=rac{\overline{X}-\mu}{S/\sqrt{n}}pprox N(0,1)$$

解不等式,置信区间为

$$\left(\overline{X} - u_{lpha/2}rac{S}{\sqrt{n}}, \overline{X} + u_{lpha/2}rac{S}{\sqrt{n}}
ight)$$