

概率论

统计量与抽样分布

正态分布的一些性质

两个独立的正态分布，和也是正态分布。

正态分布的k阶原点矩

$$X \sim N(0,1), E(X^k) = (k-1)!!, k \text{是偶数}; E(X^k) = 0, k \text{是奇数}$$

正态总体

χ^2 分布

$$\chi_n^2 = \sum_{i=1}^n X_i^2$$

性质:

- 1. $\chi_1^2 \sim \chi^2(n_1), \chi_2^2 \sim \chi^2(n_2)$ 且 χ_1^2, χ_2^2 相互独立, 则有 $\chi_1^2 + \chi_2^2 \sim \chi^2(n_1 + n_2)$
- 2. $\chi^2 \sim \chi^2(n) \Rightarrow E(\chi^2) = n, D(\chi^2) = 2n$

t分布

$$T = \frac{X}{\sqrt{Y/n}}, X \sim N(0,1), Y \sim \chi^2(n), \text{且} X \text{和} Y \text{相互独立}。$$

关于y轴对称。

F分布

$$F = \frac{U/n_1}{V/n_2}, U \sim \chi^2(n_1), V \sim \chi^2(n_2) \text{且} U \text{和} V \text{相互独立}。 F \sim F(n_1, n_2)$$

性质:

- 1. $F \sim F(n_1, n_2) \Rightarrow \frac{1}{F} \sim F(n_2, n_1)$
- 2. $T \sim t(n) \Rightarrow T^2 \sim F(1, n)$

上分位点

$P(X > \lambda_\alpha) = \alpha, \lambda_\alpha$ 为X的 α 分位点。

$$u_{1-\alpha} = -u_\alpha$$

$$t_{1-\alpha}(n) = -t_\alpha(n)$$

$$F_{1-\alpha}(n_1, n_2) = \frac{1}{F_\alpha(n_2, n_1)}$$

正态总体的样本均值与样本方差的分布

设 X_1, X_2, \dots, X_n 是来自正态总体 $N(\mu, \sigma^2)$ 的一个样本, 则

$$\bar{X} \sim N(\mu, \frac{\sigma^2}{n})$$

$$\frac{nS_n^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-1) \quad or \quad \frac{(n-1)S_{n-1}^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-1)$$

\bar{X} 与 S^2 相互独立

设 X_1, X_2, \dots, X_n 是来自正态总体 $N(\mu, \sigma^2)$ 的一个样本。则 $T = \frac{(\bar{X} - \mu)}{S_{n-1}/\sqrt{n}} \sim t(n-1)$

X_1, \dots, X_{n_1} 是来自正态总体 $N(\mu_1, \sigma_1^2)$ 的一个样本, Y_1, \dots, Y_{n_2} 是来自正态总体 $N(\mu_2, \sigma_2^2)$ 的一个样本, 且两样本相互独立,

$$\text{记} S_1^2 = \frac{1}{n_1} \sum_{i=1}^{n_1} (X_i - \bar{X})^2$$

$$\text{记} S_2^2 = \frac{1}{n_2} \sum_{i=1}^{n_2} (Y_i - \bar{Y})^2$$

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

参数估计

矩估计

以样本矩作为总体矩的估计从而得到参数的估计量

有几个参数就求几阶原点矩, 然后得到方程组求解。

估计值在参数上面加一个 $\hat{\lambda}$

注意: 方差和期望之间的转换方式, 以及样本方差 S_{n-1}^2 和 S_n^2 的不同, 这里用的是后者。

无论总体X服从何种分布, 总体均值 $EX = \mu$, 总体方差 $DX = \sigma^2$ 作为未知参数, 其矩估计量一定是样本均值和样本方差, 即

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

相关系数的矩估计:

$$\rho_{XY} = \frac{\text{cov}(X, Y)}{\sqrt{D(X)D(Y)}} = \frac{E((X - E(X))(Y - E(Y)))}{\sqrt{E((X - EX)^2)E((Y - E(Y))^2)}}$$

然后用 \bar{X} 和 S_n^2 替换.

矩估计特殊情况

一阶不行时求二阶。

极大似然估计

选择出现样本情况概率最高的参数取值。

求出最大似然函数，对每个参数求偏导可得。

连续性随机变量，将概率密度相乘即可。

离散型随机变量将分布律相乘。

极大似然估计的不变性

设 $\hat{\theta}$ 是 θ 的极大似然估计， $u(u(\theta))$ 是 θ 的函数，且有单值反函数： $\theta = \theta(u)$,则 $\hat{u} = u(\hat{\theta})$ 是 $u(\theta)$ 的极大似然估计。

$\hat{\theta}$ 是 θ 的极大似然估计，则 $u(\hat{\theta})$ 是 $u(\theta)$ 的极大似然估计

如果极大似然方程组无解，可以直接考虑极大似然函数，使其最大，求得其最大时参数的取值（例如均匀分布的极大似然估计）

估计量的评选标准

无偏性

$$E(\hat{\theta}) = \theta$$

设总体X方差 σ^2 未知, σ^2 的据估计量

$$S_n^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{x})^2 \text{是有偏的}$$

$$E(S_n^2) = \frac{n-1}{n} \neq \sigma^2, \text{所以} \hat{\sigma}^2 = S_n^2 \text{是有偏的。所以修正样本方差} \frac{n}{n-1} S_n^2 = S_{n-1}^2 \text{是无偏的。}$$

有效性

$\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2$ 是 θ 的无偏估计量，方差小的较为有效。这里指无偏估计量的方差。若 $D(\hat{\theta}_1) \leq D(\hat{\theta}_2)$,则称 $\hat{\theta}_1$ 较 $\hat{\theta}_2$ 有效。

一致性

$$\hat{\theta}_n = \theta(x_1, \dots, x_n), \lim_{n \rightarrow \infty} \hat{\theta}_n \rightarrow \theta$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P(|\hat{\theta}_n - \theta| < \epsilon) = 1$$

样本k阶矩是总体k阶矩的一致性估计量（由大数定律证明）

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i^k \rightarrow \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n E(X_i^k) = E(X^k)$$

设 θ_n 是 θ 的无偏估计量，且 $\lim_{n \rightarrow \infty} D(\hat{\theta}_n) = 0$,则 $\hat{\theta}$ 是 θ 的一致估计量

矩法得到的估计量一般为一致估计量

区间估计

区间估计：根据样本给出未知参数的一个范围，并保证真参数以指定的较大概率属于这个范围。 $P(\hat{\theta}_1 < \theta < \hat{\theta}_2) = 1 - \alpha$

置信区间与置信度

定义：设总体 含未知参数 θ ；对于样本 X_1, \dots, X_n 找出统计量：

$$\hat{\theta}_i = \theta_i(X_1, \dots, X_n), (i = 1, 2), \hat{\theta}_1 < \hat{\theta}_2$$

使得 $P(\hat{\theta}_1 < \theta < \hat{\theta}_2) = 1 - \alpha, 0 < \alpha < 1$

称区间 $[\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2]$ 为 θ 的 置信区间， $1 - \alpha$ 为该区间的 置信度。

正态总体，求均值的μ区间估计

已知方差，估计均值

未知方差，估计均值

正态总体，求方差σ²的区间估计

$$\chi = \frac{nS_n^2}{\sigma^2} \chi^2(n - 1)$$

使概率对称 $P(\chi^2 < \lambda_1) = P(\chi^2 > \lambda_2) = \frac{\alpha}{2}$

$$\chi^2_{1-\frac{\alpha}{2}} \leq \frac{nS_n^2}{\sigma^2} \leq \chi^2_{\frac{\alpha}{2}}(n)$$

双正态总体情形

使用的是修正的样本方差 S_{n-1}^2

求 $\mu_1 - \mu_2, \frac{\sigma_1^2}{\sigma_2^2}$ 的区间估计。

σ₁², σ₂² 已知，求 μ₁, μ₂ 的置信区间

$$\bar{X} \sim N(\mu_1, \frac{\sigma_1^2}{n_1}), \bar{Y} \sim N(\mu_2, \frac{\sigma_2^2}{n_2})$$

$$\bar{X} - \bar{Y} \sim N(\mu_1 - \mu_2, \frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2})$$

化为标准正态分布后查表

方差比 $\frac{\sigma_1^2}{\sigma_2^2}$ 的置信区间

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

置信区间 $(\frac{S_1^2}{S_2^2} \frac{1}{F_{\alpha/2}(n_1 - 1, n_2 - 1)}, \frac{S_1^2}{S_2^2} \frac{1}{F_{1-\alpha/2}(n_1 - 1, n_2 - 1)})$

单侧置信区间

在单侧置信区间中，都是分位点都是α

对 $0 < \alpha < 1$,样本 X_1, \dots, X_n ,确定统计量 $\hat{\theta}(X_1, \dots, X_n)$ 使 $P(\theta > \hat{\theta}_1) = 1 - \alpha$,则称 $(\hat{\theta}_1, +\infty)$ 是 θ 的置信度 $1 - \alpha$ 的单侧置信区间, $\hat{\theta}$ 称为单侧置信下限。

类似有 $P(\theta < \hat{\theta}_2) = 1 - \alpha$, 位单侧置信上限。

例如 $X \sim N(\mu, \sigma^2)$, 求 μ 的单侧置信下限, $T = \frac{\bar{X} - \mu}{S_{n-1}/\sqrt{n}} \sim t(n - 1)$