

概率论与数理统计重点

概率论与数理统计重点

Chapter 1

- 事件的运算
- 容斥原理
- 事件的关系

Chapter 2

- 均匀分布
- 指数分布
- 正态分布
- Γ 分布
- 连续型随机变量函数的分布函数

Chapter 3

- 多项分布
- 连续型随机变量
- 多维均匀分布
- 二维正态分布
- 随机变量的和
- 最值分布
- 其他

Chapter 4

- 期望
 - 广义期望
 - 条件期望
 - 全期望公式
- 方差
- 矩
- 矩母函数 g 及特征函数 φ
 - 性质
- 协方差
- 熵
- CLT (中心极限定理)
- 常见的分布的性质

chapter 5

- 统计学基本概念
 - 总体
 - 样本
 - 统计量：只与样本有关（具有二重性）
- 三大分布
 - χ^2 分布
 - t 分布
 - F 分布
- 三大分布推论

chapter 6

- 矩估计
- MLE 最大似然估计
- 优良性准则

chapter 7

- 区间估计
- 枢轴变量法
- 比例 p 的区间估计
- 置信限

chapter 8

- 假设检验
 - 功效函数
 - 原假设的提法
 - 正态总体参数检验
 - 成对比较
 - 比例 p 的检验
 - 似然比检验
 - $p - value$
 - 置信区间和假设检验的关系

Chapter 1

事件的运算

$$\begin{aligned}A \cup BC &= (A \cup B)(A \cup C) \\ A \cap (B \cup C) &= AB \cup AC \\ (A \cup B)(C \cup D) &= AC \cup AD \cup BC \cup BD\end{aligned}$$

容斥原理

$$P(A \cup B \cup C) = P(A) + P(B) + P(C) - P(AB) - P(BC) - P(AC) + P(ABC)$$

事件的关系

$$\begin{aligned}\text{独立} &\begin{cases} \text{两两独立} \\ \text{相互独立} P(ABC) = P(A)P(B)P(C) \end{cases} \\ \begin{cases} \text{互斥: } A \text{与} B \text{不能同时发生} P(A \cup B) = P(A) + P(B) \\ \text{对立: 要么} A \text{发生, 要么} B \text{发生} P(A) + P(B) = 1 \end{cases}\end{aligned}$$

Chapter 2

均匀分布

定理：有连续随机变量 x ， x 的累积分布函数 $Y = F_X(x)$ 也是连续函数，那么 $Y \sim U(0, 1)$

应用：取指数分布、正态分布、伽马分布的随机数

指数分布

$$X \sim \text{Exp}(\lambda) \quad (0 < x < +\infty)$$

$$\text{失效率函数 (单位时间内失效的概率)} \quad \lambda(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{P(t < X \leq t + \Delta t | x > t)}{\Delta t}$$

$$\text{则 } F(t) = 1 - \exp\{-\int_0^t \lambda(\zeta) d\zeta\}$$

正态分布

$$X \sim N(\mu, \sigma^2)$$

注意 $X \sim N(0, 4)$ 则 $\sigma = 2!!!$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}} dx = \sqrt{2\pi}\sigma$$

Γ 分布

$$\Gamma(\beta, \alpha) = \int_0^{+\infty} \beta^\alpha x^{\alpha-1} e^{-\beta x} dx$$

$$\text{概率密度函数: } f_\Gamma(x, \beta, \alpha) = \frac{1}{\Gamma(\alpha)} \beta^\alpha x^{\alpha-1} e^{-\beta x}$$

$$\Gamma\text{函数: } \Gamma(\alpha) = \int_0^{+\infty} e^{-x} x^{\alpha-1} dx \text{ 令 } x = \beta x \text{ 得到 } \Gamma\text{分布}$$

需要注意的是它的工具性，在以后算某个积分的时候比较方便

连续型随机变量函数的分布函数

$X \sim f(x), Y = g(X)$, 则随机变量 Y 的分布函数 $F_1(y)$ 为 $F_1(y) = \int_{g(x) < y} f(x) dx$

注意: 连续型随机变量函数未必是连续型随机变量, 变换 g 要满足一定关系时才可以

Chapter 3

多项分布

$X \sim M(N; p_1, p_2, \dots, p_n)$

$$P(X_1 = k_1, X_2 = k_2, \dots, X_n = k_n) = \frac{N!}{k_1! k_2! \dots k_n!} p_1^{k_1} p_2^{k_2} \dots p_n^{k_n}$$

多项式系数可看成多步放球

连续型随机变量

- 一维: 设随机变量 X 的分布函数为 $F(x)$, 若存在非负函数 $f(x) \geq 0, s.t. \forall x \in \mathbb{R}, F(x) = \int_{-\infty}^x f(t) dt$ 则称 X 为连续型随机变量
- 二维: 设 $(X, Y) \sim F(x, y)$, 若存在可积的非负函数 $f(x, y), s.t. \forall (x, y) \in \mathbb{R}^2, F(x, y) = \int_{-\infty}^x \int_{-\infty}^y f(u, v) du dv$ 则称 (X, Y) 为二维连续型随机变量

证明两个随机变量相互独立必须知道其联合分布 $s.t. F(x, y) = F_X(x)F_Y(y)$, 除二维正态下独立等价于 $Cov(X, Y) = 0$

多维均匀分布

$$\vec{X} \sim f(\vec{X}) = \frac{1}{m(\Omega)} I(\Omega)$$

二维正态分布

$$(X, Y) \sim N(a, b, \sigma_1^2, \sigma_2^2, \rho)$$

$X + Y \sim N(a + b, \sigma_1^2 + \sigma_2^2 + 2\rho\sigma_1\sigma_2)$ 联合正态时其线性组合才服从正态分布

$$X|y \sim N(\mu_1 + \rho \frac{\sigma_1}{\sigma_2}(y - \mu_2), (1 - \rho^2)\sigma_1^2)$$

$$Y|x \sim N(\mu_2 + \rho \frac{\sigma_2}{\sigma_1}(x - \mu_1), (1 - \rho^2)\sigma_2^2)$$

技巧: 把所需要的变量分离开, 详见 chapter 4 24 题

随机变量的和

- 连续型

$r.v. X$ 与 $r.v. Y$ 相互独立, $Z = X + Y$ 称为 X, Y 的卷积

$$\text{法一: } f_Z(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t, z-t) dt \xrightarrow{\text{独立!}} \int_{-\infty}^{+\infty} f_1(t) f_2(z-t) dt$$

$$\text{法二: 令 } Z = X + Y, U = Y \text{ 再利用 } f_{ZU}(z, u) = f_{XY}(z-u, u) \left| \frac{\partial(x, y)}{\partial(z, u)} \right| \text{ 得到}$$

$$f_{ZU}(z, u) \rightarrow f_Z(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_{XY}(z-u, u) \left| \frac{\partial(x, y)}{\partial(z, u)} \right| du$$

- 离散型

根据概率模型或矩母函数

最值分布

- 第一种

设 $r.v. X_1, X_2, \dots, X_n$ iid

$$X_{(1)} = \min\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$$

$$X_{(n)} = \max\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$$

$$F_{X_{(1)}}(x) = 1 - P(X_1 \geq x, X_2 \geq x, \dots, X_n \geq x) = 1 - (1 - F(x))^n$$

$$F_{X_{(n)}}(x) = P(X_1 \leq x, X_2 \leq x, \dots, X_n \leq x) = F^n(x)$$

典例 X, Y 服从均值为 λ 的指数分布, $Z = \min\{X, Y\}$, 则 $f_Z(z) = \frac{2}{\lambda} e^{-\frac{2}{\lambda}z} I_{(0, +\infty)}$

• 第二种

$$\max\{X, Y\} = \frac{X+Y+|X-Y|}{2}$$

$$\min\{X, Y\} = \frac{X+Y-|X-Y|}{2}$$

构造 $Z = |X - Y|$ 计算分布函数, 详见chapter4 19题

其他

若已知 X, Y 独立, $P(X \leq Y) = \int P(X \leq y|Y = y)f_Y(y)dy = \int P(X \leq y)f_Y(y)dy$

Chapter 4

期望

广义期望

$$E(X) = \int_{-\infty}^{+\infty} x dF_X(x)$$

$$E(g(X)) = \int_{-\infty}^{+\infty} g(x) dF_X(x)$$

条件期望

$$E(Y|X = x) = \int y f_{Y|X}(y|x) dy$$

性质: ①提取已知量 $E(Xg(Y)|Y = y) = g(y)E(X|Y = y)$

$$\textcircled{2} E(X) = E(E(X|Y))$$

e. g. 求: $E(XY^2)$

$$\text{step1. } E(Xy^2|Y = y) = \overbrace{y^2 E(X|Y = y)}^{\text{去掉} Y=y \text{需要独立}} = y^2 \varphi(y)$$

$$\text{step2. } E(Y^2 \varphi(Y)) = \int_{-\infty}^{+\infty} y^2 \varphi(y) dF_Y(y)$$

正态分布的条件期望: $E(X|Y = y) = \mu_1 + \rho \frac{\sigma_1}{\sigma_2}(y - \mu_2)$

全期望公式

$$E(X) = E(E(X|Y)) = \int E(X|Y = y) dF_Y(y) = \iint_{\mathbb{R}^2} x f(x, y) dx dy$$

方差

$$\text{Var}(X) = E(X - E(X))^2 = E(X^2) - (E(X))^2$$

条件方差:

$$\text{Var}(Y) = \text{Var}[(E(Y|X = x))_X] + E[(\text{Var}(Y|X = x))_X]$$

即: 条件期望的方差+条件方差的期望

注: 离散分布的方差按照定义计算

矩

若 $X \sim N(0, 1)$, 则 $E(X^{2n+1}) = 0, E(X^{2n}) = (2n - 1)!!$

记忆: $E(X^4) = 3$

矩母函数 g 及特征函数 φ

$$g_X(t) = E(e^{tX}) = \int_{-\infty}^{+\infty} e^{tx} dF_X(x)$$

要求任意阶矩存在

$$\varphi_X(t) = E(e^{itX}) = \int_{-\infty}^{+\infty} e^{itx} dF_X(x)$$

任意随机变量成立

性质

- X, Y 相互独立 $Z = X + Y$, 则 $\varphi_Z(t) = \varphi_X(t)\varphi_Y(t)$
- $\varphi^{(k)}(0) = i^k E(X^k)$

协方差

$Cov(X, Y) = E[(X - E(X))(Y - E(Y))] = E(XY) - E(X)E(Y)$

若 X, Y 不线性相关: $E(XY) = E(X)E(Y) \iff Cov(X, Y) = 0 \neq X, Y$ 独立

若 $(X, Y) \sim N(a, b, \sigma_1^2, \sigma_2^2, \rho)$
则 $\rho = \cos\theta = \frac{Cov(X, Y)}{\sqrt{Var(X)Var(Y)}} = \frac{Cov(X, Y)}{\sigma_1\sigma_2}$

设 $\vec{X} = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ $Cov(\vec{X}) = Cov(X_i, X_j)$ 称为协差阵

熵

设 X 为离散型随机变量, 分布律为 $P(X = x_k) = p_k, k \in \mathbb{N}$, 则其熵定义为 $H(X) = -\sum_{k=1}^{\infty} p_k \log_2(p_k)$

对连续型随机变量 $H(X) = -\int_{-\infty}^{+\infty} f_X(x) \ln f_X(x) dx$

- $X \in \mathbb{R}, \max H(X), s.t. E(X) = m, Var(X) = \sigma^2 \rightarrow X \sim N(m, \sigma^2)$
- $X \in (0, +\infty), \max H(X), s.t. E(X) = \frac{1}{\lambda} \rightarrow X \sim Exp(\lambda)$
- $X \in (a, b), \max H(X) \rightarrow X \sim U(a, b)$

CLT (中心极限定理)

设 X_1, \dots, X_n, \dots 是一列*i. i. d*随机变量序列, 记它们相同的期望和方差分别为 μ, σ^2 . 记 $S_n = \sum_{i=1}^n X_i$, 则 $\forall x \in \mathbb{R}$, 有:
 $\lim_{n \rightarrow \infty} P(\frac{S_n - n\mu}{\sqrt{n}\sigma^2} \leq x) = \Phi(x)$

当 $X_i \sim B(1, p)$ 时有: $\lim_{n \rightarrow \infty} P(\frac{S_n - np}{\sqrt{np(1-p)}} \leq x) = \Phi(x)$

常见的分布的性质

常见分布	$E(X)$	$Var(X)$	再生性 $X + Y$ (X, Y 独立)	性质
二项分布 $B(n, p)$	np	$np(1 - p)$	$B(n_1 + n_2, p)$	两点分布 $X^2 = X$
几何分布 $Ge(p)$	$\frac{1}{p}$ 典例: 彩券问题	$\frac{1-p}{p^2}$	结合模型意义	
泊松分布 $Poi(\lambda)$	λ	λ	$Poi(\lambda_1 + \lambda_2)$	
均匀分布 $U(a, b)$	$\frac{a+b}{2}$	$\frac{(b-a)^2}{12}$	结合几何意义	
高斯(正态)分布 $N(\mu, \sigma^2)$	μ	σ^2	$N(\mu, \sigma_1^2 + \sigma_2^2)$	
指数分布 $Exp(\lambda)$	$\frac{1}{\lambda}$	$\frac{1}{\lambda^2}$	$\lambda_1 = \lambda_2 = \lambda$ 时 $\Gamma(\lambda, 2)$	$min\{X, Y\} \sim Exp(\lambda_1 + \lambda_2)$
伽马分布 $\Gamma(\beta, \alpha)$	$\frac{\alpha}{\beta}$	$\frac{\alpha}{\beta^2}$	$\Gamma(\beta, \alpha_1 + \alpha_2)$	

chapter 5

统计学基本概念

总体

研究对象某指标取值全体及其概率分布

样本

按规则(随机性、代表性)从总体中抽取一个样本: $X_1, X_2, \dots, X_n, X_j \ i. i. d$

当抽样方案实施后这个样本是一组数: $X_1 = x_1, X_2 = x_2, \dots, X_n = x_n$, 因此样本具有二重性

$$\cdot \text{研究的问题} \begin{cases} \text{非参数统计} (F(\mu, \sigma) \text{未知}) \\ \text{参数统计} (F \text{已知}, \mu, \sigma \text{未知}) \end{cases} \begin{cases} \text{参数估计} \begin{cases} \text{无偏性} \\ \text{有效性} \\ \text{相合性} (\text{当样本数 } n \text{ 趋于无穷大的时候, 估计量的值趋于待估参数的值}) \\ \text{渐近正态性} \end{cases} \\ \text{检验问题} \end{cases}$$

统计量：只与样本有关（具有二重性）

常见统计量	T	$E(T)$	$Var(T)$
样本均值	$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$	μ (无系统偏差)	$\frac{\sigma^2}{n}$, (n 越大精度越高)
样本方差	$S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$	σ^2 (也即除以 $n-1$ 的原因)	
经验分布函数	$F_n(x) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n I_{(X_j \leq x)} n F_n(x) \sim B(n, F(x))$ $P(F_n(x) = \frac{k}{n}) = P(n F_n(x) = k)$	$F(x)$	$\frac{F(x)(1-F(x))}{n}$

三大分布

χ^2 分布

$(X_1, X_2, \dots, X_n) i.i.d. \sim N(0, 1), P(X_i^2 < y) = 2\Phi(\sqrt{y}) - 1 \rightarrow f_{X_i^2}(y) = \varphi(\sqrt{y})y^{-\frac{1}{2}}I_{(y>0)} = f_{\Gamma}(y) \rightarrow X_i^2 \sim \Gamma(\frac{1}{2}, \frac{1}{2})$

则 $\xi = \sum_{i=1}^n X_i^2$ 的分布为具有自由度 n 的 χ^2 分布, 记作 $\xi \sim \chi_n^2$

由 $P(X > \chi_n^2(\alpha)) = \alpha$ 定义上 α 分位数 $\chi_n^2(\alpha)$

性质: 1. $E(\xi) = n, Var(\xi) = 2n$

t 分布

设 $X \sim N(0, 1), K \sim \chi^2(n)$ 且二者独立, 则 $T = \frac{X}{\sqrt{K/n}}$ 的分布称为自由度为 n 的 t 分布, 记作 $T \sim t_n$

F 分布

$K_1 \sim \chi^2(m), K_2 \sim \chi^2(n)$ 且二者独立, 则 $F = \frac{K_1/m}{K_2/n}$ 的分布称为具有自由度 (m, n) (或第一自由度为 m , 第二自由度为 n) 的 F 分布, 记为 $F \sim F(m, n)$ 或 $F \sim F_{m,n}$

性质: 1. 若 $T \sim t_n$, 则 $T^2 \sim F_{1,n}$

2. $F_{m,n}(1 - \alpha) = 1/F_{n,m}(\alpha)$

$P(X \geq F_{m,n}(\alpha)) = P(\frac{1}{X} \leq \frac{1}{F_{m,n}(\alpha)}) = 1 - P(\frac{1}{X} \geq \frac{1}{F_{m,n}(\alpha)}) = \alpha \rightarrow F_{m,n}(1 - \alpha) = 1/F_{n,m}(\alpha)$

三大分布推论

设 $X_1, X_2, \dots, X_n i.i.d. \sim N(\mu, \sigma^2), Y_1, Y_2, \dots, Y_n i.i.d. \sim N(\mu_2, \sigma^2)$

- $\frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \sim \chi_{n-1}^2$
- \bar{X} 与 S^2 相互独立 正态总体下独有
- $\frac{\sqrt{n}(\bar{X}-\mu)}{S} \sim t_{n-1}$
- $\frac{\bar{X}-\bar{Y}-(\mu_1-\mu_2)}{\sqrt{\frac{1}{n}+\frac{1}{m}}S_T} \sim t_{m+n-2} \quad S_T = \frac{(m-1)S_X^2+(n-1)S_Y^2}{m+n-2}$

chapter 6

矩估计

$X \sim F(x; \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n)$ 分布及 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n$ 未知, 样本信息已知, 令

$\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n X_j^k = E(X^k)$ 或者 $\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (X_j - \bar{X})^k = E(X - \alpha_1)^k \quad \alpha_1 = E(X)$

得到参数 $\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \dots, \hat{\theta}_n$ 与统计量之间的关系

注意: 能用低阶矩估计就不用高阶矩估计; 总体均值、方差的函数用相应的统计量代替

MLE最大似然估计

step : 1. 求似然函数 $L(\vec{\theta}) = f_{\vec{X}}(\vec{x}, \vec{\theta})$ $\vec{\theta} = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n)$ 是变量(注意独立不同分布的情况), **离散情况下**

$$L = P(X_1 = x_1, X_2 = x_2, \dots, X_n = x_n)$$

2. 先观察再求极值 $\begin{cases} \text{单调} \rightarrow \text{极值在边界处取到} \\ \text{非单调} : \text{求对数似然 } \ln L(\vec{\theta}) = l(\vec{\theta}) \rightarrow \begin{cases} \frac{\partial l}{\partial \theta_1} = 0 \\ \vdots \\ \frac{\partial l}{\partial \theta_n} = 0 \end{cases} \end{cases}$ 若 $\vec{\theta}$ 间有约束, 用拉格朗日乘数法(列联表检验)

- 正态总体的MLE: $\hat{\mu}_L = \bar{x}, \hat{\sigma}_L^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$
- 指数分布总体的MLE: $\hat{\lambda}_L = \frac{1}{\bar{x}}$
- 均匀分布总体的MLE
- 二项分布总体 $B(N, p)$ 的MLE: $\hat{p}_L = \frac{\bar{x}}{N}$ 其中 $\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}$
- 泊松分布总体 $Poi(\lambda)$ 的MLE: $\prod_{i=1}^n e^{-\lambda} \frac{\lambda^{x_i}}{x_i!} \rightarrow \hat{\lambda}_M = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} = \bar{x}$

优良性准则

1. 相合估计 (最基本): $P(|\hat{\theta} - \theta| \geq \epsilon) = 0$

2. 无偏性: 参数 θ 的无偏估计 $T(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 是指作为估计无系统偏差, 即 $E[T(X_1, X_2, \dots, X_n)] = \theta$

3. 有效性: $Var_{\theta}(\hat{\theta}_1) \leq Var_{\theta}(\hat{\theta}_2)$ 则称 $\hat{\theta}_1$ 比 $\hat{\theta}_2$ 更有效

chapter 7

区间估计

w_{α} 为上 α 分位数, $\vec{X} = (X_1, X_2, \dots, X_n)$

$[\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2]$ 作为 θ 的一个置信水平(置信系数)为 $1 - \alpha$ 的置信区间

注意: θ 是真值, 不具有随机性, 不能说 θ 以 95% 的概率落在 $[\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2]$ 内; 一旦具体到某次具体观测算出 95% 的 $CI(a, b)$, θ 只能在其中或者不在其中

枢轴变量法

- 找一个 θ 的良好点估计 $T(\vec{X})$, 一般为 θ 的最大似然估计
- 构造一个函数 $S(T(\vec{X}), \theta)$ 使得其分布 F 已知
- $P(w_{-\alpha/2} \leq S(T(\vec{X}), \theta) \leq w_{\alpha/2}) = 1 - \alpha$
- 反解不等式为 $A \leq \theta \leq B$ $A(B) = A(B)(T(\vec{X}), w_{-\alpha/2}, w_{\alpha/2})$

- 正态总体均值 μ 的区间估计和 σ^2 的区间估计

μ (σ^2 已知)	$Z = \sqrt{n}(\bar{X} - \mu_0)/\sigma$	$N(0, 1)$
μ (σ^2 未知)	$T = \sqrt{n}(\bar{X} - \mu_0)/S$	t_{n-1}
σ^2 (μ 已知)	$\chi^2 = \frac{1}{\sigma_0^2} \sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2$	χ_n^2
σ^2 (μ 未知)	$\chi^2 = \frac{1}{\sigma_0^2} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$	χ_{n-1}^2

- 两个正态总体均值差 $\mu_2 - \mu_1$ 的区间估计和方差比 $\frac{\sigma_1^2}{\sigma_2^2}$ 的区间估计

均值(方差已知)	$Z = \frac{\bar{X} - \bar{Y}}{\sqrt{\frac{\sigma_1^2}{m} + \frac{\sigma_2^2}{n}}}$	$N(0, 1)$
均值(方差未知) [‡]	$T = \frac{\bar{X} - \bar{Y}}{S_w \sqrt{\frac{1}{m} + \frac{1}{n}}}$	t_{m+n-2}
方差(均值已知)	$F = \frac{\sum_{i=1}^m (X_i - \mu_1)^2 / m}{\sum_{i=1}^n (X_i - \mu_2)^2 / n}$	$F_{m,n}$
方差(均值未知)	$F = \frac{S_1^2}{S_2^2}$	$F_{m-1, n-1}$

比例 p 的区间估计

设事件 A 在每次试验中发生的概率为 p , 作 n 次独立试验, 以 Y_n 记事件 A 发生的次数, 求 p 的 $1 - \alpha$ 置信区间

$$\frac{Y_n - np}{\sqrt{np(1-p)}} \sim N(0, 1)$$

$$\text{则 } p \in \frac{\hat{p} + \frac{u_{\alpha/2}^2}{2n}}{1 + \frac{u_{\alpha/2}^2}{n}} \pm u_{\alpha/2} \frac{\sqrt{\frac{\hat{p}(1-\hat{p})}{n} + \frac{u_{\alpha/2}^2}{4n^2}}}{1 + \frac{u_{\alpha/2}^2}{n}} \text{ 其中 } \hat{p} = y_n/n$$

一般要求 $n\hat{p} > 10$ 和 $n(1 - \hat{p}) > 10$ 才有 $p \in \hat{p} \pm u_{\alpha/2} \sqrt{\frac{\hat{p}(1-\hat{p})}{n}}$

置信限

σ 已知: 正态整体 $N(\mu, \sigma^2)$ 的均值 μ 的置信系数为 $1 - \alpha$ 的置信下限: $\underline{\theta} = \bar{x} - \frac{\sigma}{\sqrt{n}} u_{\alpha}$, 置信上限: $\bar{\theta} = \bar{x} + \frac{\sigma}{\sqrt{n}} u_{\alpha}$

σ 未知: 正态整体 $N(\mu, \sigma^2)$ 的均值 μ 的置信系数为 $1 - \alpha$ 的置信下限: $\underline{\theta} = \bar{x} - \frac{s}{\sqrt{n}} t_{n-1}(\alpha)$, 置信上限:

$$\bar{\theta} = \bar{x} + \frac{s}{\sqrt{n}} t_{n-1}(\alpha)$$

chapter 8

假设检验

研究如何根据抽样后获得的样本来检查抽样前所作假设是否合理

According to **小概率原理**: 小概率事件在一次实验中几乎不发生

将问题一般化:

1. 根据问题提出假设检验问题

原假设: $H_0: \theta \in \Theta_0 \longleftrightarrow$ 对立假设: $H_1: \theta \in \Theta_1$

2. 根据参数的估计方法构造一个适当的**检验统计量** $T = T(X_1, \dots, X_n)$, X_1, \dots, X_n 为样本

3. 根据 H_1 构造**拒绝域** $W = \{T \in A\}$, A 为一个集合, 通常为一个区间 e.g. $W = \{T > \tau\}$, 则称 τ 为临界值

4. 对任意 $\theta \in \Theta_0$, 犯第一类错误 (H_0 成立但检验法则拒绝了 H_0 , 弃真) 的概率 $P_{\theta}(T \in A) \leq \alpha$, α 为**显著性水平**

5. 结合 T 在 H_0 下的分布, 定出 A

6. 统计量落在拒绝域中则拒绝原假设

注: 犯第二类错误 (H_0 不成立但检验法则没有拒绝 H_0 , 存伪) 的概率为 $P_{\theta \in \Theta_1}(T \in \bar{A})$

功效函数

对于不同的原假设 θ 和特定的检验 $\Psi(x_1, x_2, \dots, x_n)$, 定义功效函数为 $\beta_{\Psi}(\theta) = P_{\theta}(\text{在检验}\Psi\text{下 } H_0\text{被拒绝})$

可以理解为不同的假设下犯第一类错误的概率

原假设的提法

- 原则一：将受保护的对象置为零假设（经验事实、错误拒绝会带来很大后果）
- 原则二：希望“证明”某个命题，取相反结论或者其中一部分相反结论作为零假设

正态总体参数检验

先判断X, Y是否独立再判断具体模型

表 7.2.1: 一样本正态总体 $N(\mu, \sigma^2)$.

检验对象	检验统计量	分布	拒绝域 [†]
μ (σ^2 已知)	$Z = \sqrt{n}(\bar{X} - \mu_0)/\sigma$	$N(0, 1)$	$\begin{cases} Z > u_{\alpha/2} \\ Z > u_{\alpha} \\ Z < -u_{\alpha} \end{cases}$
μ (σ^2 未知)	$T = \sqrt{n}(\bar{X} - \mu_0)/S$	t_{n-1}	$\begin{cases} T > t_{n-1}(\alpha/2) \\ T > t_{n-1}(\alpha) \\ T < -t_{n-1}(\alpha) \end{cases}$
σ^2 (μ 已知)	$\chi^2 = \frac{1}{\sigma_0^2} \sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2$	χ_n^2	$\begin{cases} \chi^2 > \chi_n^2(\alpha/2) \text{ 或者 } \chi^2 < \chi_n^2(1 - \alpha/2) \\ \chi^2 > \chi_n^2(\alpha) \\ \chi^2 < \chi_n^2(1 - \alpha) \end{cases}$
σ^2 (μ 未知)	$\chi^2 = \frac{1}{\sigma_0^2} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$	χ_{n-1}^2	$\begin{cases} \chi^2 > \chi_{n-1}^2(\alpha/2) \text{ 或者 } \chi^2 < \chi_{n-1}^2(1 - \alpha/2) \\ \chi^2 > \chi_{n-1}^2(\alpha) \\ \chi^2 < \chi_{n-1}^2(1 - \alpha) \end{cases}$

[†]有关均值的检验: 对立假设分别为 $\mu \neq \mu_0$, $\mu > \mu_0$ 和 $\mu < \mu_0$. 有关方差的检验: 对立假设分别为 $\sigma^2 \neq \sigma_0^2$, $\sigma^2 > \sigma_0^2$ 和 $\sigma^2 < \sigma_0^2$.

表 7.2.2: 两样本正态总体的假设检验

检验对象	检验统计量	分布	拒绝域 [†]
均值(方差已知)	$Z = \frac{\bar{X} - \bar{Y}}{\sqrt{\frac{\sigma_1^2}{m} + \frac{\sigma_2^2}{n}}}$	$N(0, 1)$	$\begin{cases} Z > u(\alpha/2) \\ Z > u(\alpha) \\ Z < -u(\alpha) \end{cases}$
均值(方差未知) [‡]	$T = \frac{\bar{X} - \bar{Y}}{S_w \sqrt{\frac{1}{m} + \frac{1}{n}}}$	t_{m+n-2}	$\begin{cases} T > t_{m+n-2}(\alpha/2) \\ T > t_{m+n-2}(\alpha) \\ T < -t_{m+n-2}(\alpha) \end{cases}$
方差(均值已知)	$F = \frac{\sum_{i=1}^m (X_i - \mu_1)^2 / m}{\sum_{i=1}^n (X_i - \mu_2)^2 / n}$	$F_{m,n}$	$\begin{cases} F > F_{m,n}(\alpha/2) \text{ 或 } F < \frac{1}{F_{n,m}(\alpha/2)} \\ F > F_{m,n}(\alpha) \\ F < \frac{1}{F_{n,m}(\alpha)} \end{cases}$
方差(均值未知)	$F = \frac{S_1^2}{S_2^2}$	$F_{m-1,n-1}$	$\begin{cases} F > F_{m-1,n-1}(\alpha/2) \text{ 或 } F < \frac{1}{F_{n-1,m-1}(\alpha/2)} \\ F > F_{m-1,n-1}(\alpha) \\ F < \frac{1}{F_{n-1,m-1}(\alpha)} \end{cases}$

[†]有关均值的检验: 对立假设分别为 $\mu_1 \neq \mu_2$, $\mu_1 > \mu_2$ 和 $\mu_1 < \mu_2$. 有关方差的检验: 对立假设分别为 $\sigma_1^2 \neq \sigma_2^2$, $\sigma_1^2 > \sigma_2^2$ 和 $\sigma_1^2 < \sigma_2^2$.

[‡]假定方差相等

注：（方差极性的检验）未说明两样本正态总体的方差相等需要检验 $\frac{\sigma_1^2}{\sigma_2^2} = 1$

若 σ_1^2, σ_2^2 不等 $\frac{\bar{X} - \bar{Y} - \delta}{\sqrt{\frac{1}{n}S_1^2 + \frac{1}{m}S_2^2}} \overset{A}{\sim} N(0, 1)$

成对比较

样本 $\{(X_1, Y_1), (X_2, Y_2), \dots, (X_n, Y_n)\}$ 满足数据对之间独立, 数据对内部两个样本值通常不独立 $H_0: u_z = 0 \leftrightarrow H_1$

设 $Z_i = X_i - Y_i$ 服从正态分布, 则相应的假设检验问题转化为**一样本正态检验问题**

检验统计量为 $T = \frac{\sqrt{n}\bar{Z}}{S} \sim t_{n-1}$

比例 p 的检验

设 (X_1, X_2, \dots, X_n) 是 $0-1$ 分布总体 $B(1, p)$ 的一个样本, $H_0: p = p_0 \leftrightarrow H_1$

假定样本 n 较大, 则检验统计量为 $\frac{\sqrt{n}(\bar{X}-p_0)}{\sqrt{p_0(1-p_0)}} \overset{A}{\sim} N(0, 1)$ 其中 $\bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{1 \times n}$

似然比检验

$H_0: \theta \in \Theta_0 \longleftrightarrow H_1: \theta \in \Theta_1$

$$LR(\vec{x}) = \frac{\sup_{\theta \in \Theta} f(\vec{x}, \theta)}{\sup_{\theta \in \Theta_0} f(\vec{x}, \theta)}$$

若 $LR(\vec{x}) \rightarrow 1$ 则 H_0 成立, 若 $LR(\vec{x}) \gg 1$ 则拒绝 H_0

p -value

衡量拒绝原假设的强烈程度

p 值 = P (得到当前样本下检验统计量的值或更极端值|原假设下)

p 值越接近于0, 拒绝原假设的证据越充分; p 值越接近于1, 不能拒绝原假设的证据越充分

置信区间和假设检验的关系

显著水平 α 下所有接受 H_0 的 θ 集合 $\leftrightarrow \theta$ 置信系数为 $1 - \alpha$ 置信区间

chapter 9

非参数检验

拟合优度检验

$H_0: X \sim$ 某个分布 F

- 离散分布, 样本量为 n
 - F 已知
 - p_j 已知: 定义 $Z = \sum \frac{(O-E)^2}{E} = \sum_{i=1}^k \frac{(np_i - n_i)^2}{np_i} \sim \chi_{k-1}^2$ 在给定水平 α 的条件下, 当 $Z > \chi_{k-1}^2$ 时拒绝
 - p_j 未知: p 的MLE为 $\hat{p}_i = p(\hat{\theta}_1, \hat{\theta}_2, \dots, \hat{\theta}_r) \rightarrow Z = \sum \frac{(O-\hat{E})^2}{\hat{E}} = \sum_{i=1}^k \frac{(n\hat{p}_i - n_i)^2}{n\hat{p}_i} \sim \chi_{k-r-1}^2$
 - F 未知
 - 秩和检验: 次序统计
 - 符号检验: 根据一对数据差的正负号来检验两个总体位置参数之间是否有差异, 一般通过计数正负号的个数计算 p 值判断是否有差异
- 连续分布, 划分区间变为离散分布即可

列联表独立性 (齐一性) 检验

$H_0: A$ 与 B 相互独立, 若 H_0 为真, 则有 $p_{ij} = p_{i.}p_{.j}$

B \ A	A				
	1	2	...	a	sum
1	n_{11}	n_{21}	...	n_{a1}	$n_{.1}$
2	n_{12}	n_{22}	...	n_{a2}	$n_{.2}$
...
b	n_{1b}	n_{2b}	...	n_{ab}	$n_{.b}$
sum	$n_{1.}$	$n_{2.}$...	$n_{a.}$	n

列联表如图所示

用最大似然估计得出 $\hat{p}_{i\cdot} = \frac{n_{i\cdot}}{n}; \hat{p}_{\cdot j} = \frac{n_{\cdot j}}{n}$

$$Z = \sum \frac{(O-\hat{E})^2}{\hat{E}} = \sum_{i=1}^a \sum_{j=1}^b \frac{(nn_{ij}-n_{i\cdot}n_{\cdot j})^2}{nn_{i\cdot}n_{\cdot j}} \sim \chi^2_{(a-1)(b-1)}$$

注意

1.示性函数的应用

2.分布函数分情况讨论

3. $(n-1)S^2 = \sum_{i=1}^n X_i^2 - n\bar{X}^2$

4. $\sum (X_j - \overline{X}) = 0$