

共 8 题，前 7 题每题 12 分，第 8 题 16 分

1. 设总体  $X \sim N(1, 4)$ ， $Y \sim N(-0.5, 2)$ ，且  $X_1, X_2, \dots, X_{25}$  与  $Y_1, Y_2, \dots, Y_{10}$  分别为来自总体  $X$  与  $Y$  的样本，并且相互独立。 $\bar{X}$  与  $\bar{Y}$  为样本均值， $S_X^2$  与  $S_Y^2$  为样本方差。求  $P\{\bar{X} < \bar{Y}\}$ ， $P\{S_X^2 > 3S_Y^2\}$ 。

2. 设总体  $X$  的密度函数  $p(x; \theta) = (\theta - 1)x^{-\theta}I_{x>1}$ ， $(\theta > 2)$ ， $X_1, X_2, \dots, X_n$  为样本。

(1) 求数学期望  $E(X)$  以及参数  $\theta$  的矩估计  $\hat{\theta}_1$ 。

(2) 写出似然函数  $L(\theta)$ ，并求  $\theta$  的最大似然估计  $\hat{\theta}_2$ 。

3. 设总体  $X$  服从正态分布  $N(\mu, \sigma^2)$ ，抽取容量为 16 的样本，测得样本均值  $\bar{x} = 37$ ，样本方差  $s^2 = 8^2$ ，求

(1) 总体期望  $\mu$  的 95% 置信区间。

(2) 总体方差  $\sigma^2$  的 95% 置信区间。

4. 为了比较甲乙两个班的概率论考试成绩，分别独立地从两个班上随机抽取 11 名和 9 名同学，根据他们的考试成绩计算得  $\bar{x} = 78, s_1^2 = 6^2, \bar{y} = 73, s_2^2 = 5^2$ 。并设两个班的考试成绩都服从正态分布。在显著水平  $\alpha = 0.05$  下作如下检验。

(1) 检验其方差有无显著差异，并计算  $p$  值。

(2) 利用第 (1) 问的结果，检验甲班是否明显比乙班成绩高，并计算  $p$  值。

5. 掷一枚骰子 60 次，结果如下

点数	1	2	3	4	5	6
出现次数	10	5	7	17	6	15

试检验这枚骰子是否均匀？

( $\alpha = 0.05$ ，请写出假设、检验统计量及其分布、拒绝域、决策，并计算  $p$  值)

6. 现有三种食品，其蛋白质含量都服从正态分布，且方差相等。为了检验其蛋白质含量是否存在显著差异。从每种食品中独立地各取 5 份，测量蛋白质含量得计算表

食品	蛋白质含量					$T_i$	$T_i^2$	$\Sigma y_{ij}^2$
$A_1$	19.5	17.9	20	19.8	18.4	95.6	9139.36	1831.26
$A_2$	16.4	18.4	18.1	17.8	16.4	87.1	7586.41	1520.93
$A_3$	17.3	18.3	17.6	18.4	18.3	89.9	8082.01	1617.39
$\Sigma$						272.6	24807.78	4969.58

(1) 检验三种食品蛋白质含量有无显著差异，写出方差分析表 ( $\alpha=0.05$ )。

(2) 求  $A_1$  平均蛋白质含量  $\mu_1$  的 0.95 置信区间。

7. 某企业近 6 年的利润数据如下表

年份 $x$	15	16	17	18	19	20
利润 $y$	67	82	91	113	126	136

经计算得  $\bar{x}=17.5$ ,  $\bar{y}=102.5$ ,  $l_{xx}=17.5$ ,  $l_{xy}=249.5$ ,  $l_{yy}=3597.5$ 。

(1) 建立利润对年份的一元线性回归方程  $\hat{y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x$ 。

(2) 对建立的回归方程作显著性检验，列出方差分析表。( $\alpha=0.05$ )

(3) 求今年  $x_0 = 21$  时，利润  $Y$  的预测值  $\hat{Y}_0 = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_0$  及 0.95 预测区间。

8. 总体  $X$  服从两点分布，满足  $P\{X=1\}=\theta$ ,  $P\{X=0\}=1-\theta$ , ( $0<\theta<1$ )，且  $X_1, X_2, \dots, X_n$  为样本。

(1) 概率  $\theta$  的点估计是频率  $\hat{\theta} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \bar{X}$ ，由此猜测  $g(\theta) = \theta^2$  的点估计为  $\bar{X}^2$ 。

根据  $Y = n\bar{X} = \sum_{i=1}^n X_i$  服从二项分布  $b(n, \theta)$  计算  $E(\bar{X}^2)$ ，判断  $\bar{X}^2$  是否  $g(\theta) = \theta^2$  的无偏估计？

(2) 如果  $\bar{X}^2$  不是  $g(\theta) = \theta^2$  的无偏估计，请根据  $E(\bar{X}^2)$  的结果及  $E(\bar{X}) = \theta$  修偏得到由  $\bar{X}$  与  $\bar{X}^2$  构成的估计量  $\hat{g}$ ，使得  $\hat{g}$  是  $g(\theta) = \theta^2$  的无偏估计，即  $E(\hat{g}) = \theta^2$ 。

(3) 由  $p(x; \theta) = \theta^x (1-\theta)^{1-x}$ ,  $x=0,1$ ，证明  $\theta$  的 Fisher 信息量  $I(\theta) = \frac{1}{\theta(1-\theta)}$ ，并

求  $g(\theta) = \theta^2$  的 C-R 下界。

(4) 根据  $Y = n\bar{X} = \sum_{i=1}^n X_i$  服从二项分布  $b(n, \theta)$ , 可得

$$\text{Var}(Y^2 - Y) = n(n-1)[2\theta^2 + (4n-8)\theta^3 - (4n-6)\theta^4],$$

根据此结论求出  $\text{Var}(\hat{g})$ 。 $\text{Var}(\hat{g})$  与  $g(\theta) = \theta^2$  的 C-R 下界相差多少?  $\hat{g}$  是否  $g(\theta) = \theta^2$  的有效估计?

(5) 写出样本联合概率函数  $p = p(x_1, x_2, \dots, x_n; \theta)$ , 求偏导数  $\frac{\partial p}{\partial \theta}$  并化简得到它

与  $p$  的关系, 证明  $\hat{g}$  是  $g(\theta) = \theta^2$  的 UMVUE。

附录:  $\Phi(2.5) = 0.9938$ ,  $\chi_{0.95}^2(5) = 11.0705$ ,  $\chi_{0.97}^2(5) = 12.3746$ ,  $\chi_{0.025}^2(15) = 6.2621$ ,

$\chi_{0.975}^2(15) = 27.4884$ ,  $t_{0.975}(4) = 2.7764$ ,  $t_{0.975}(12) = 2.1788$ ,  $t_{0.975}(15) = 2.1314$ ,

$t_{0.95}(18) = 1.7341$ ,  $t_{0.9693}(18) = 1.9944$ ,  $f_{0.95}(1, 4) = 7.71$ ,  $f_{0.999952}(1, 4) = 350$ ,

$f_{0.95}(2, 12) = 3.89$ ,  $f_{0.981}(2, 12) = 5.6122$ ,  $f_{0.975}(8, 10) = 3.8549$ ,  $f_{0.975}(10, 8) = 4.2951$ ,

$f_{0.691}(10, 8) = 1.4401$ ,  $f_{0.73}(24, 9) = 1.5$ ,  $f_{0.955}(24, 9) = 3.0$

数理统计常用公式:

1、单个正态总体  $U = \frac{\bar{X} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \sim N(0, 1)$ ,  $T = \frac{\bar{X} - \mu}{S/\sqrt{n}} \sim t(n-1)$ ,  $\chi^2 = \frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-1)$ ; 两个

独立正态总体  $U = \frac{(\bar{X} - \bar{Y}) - (\mu_1 - \mu_2)}{\sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}}} \sim N(0, 1)$ ;  $F = \frac{S_X^2/\sigma_1^2}{S_Y^2/\sigma_2^2} \sim F(n_1-1, n_2-1)$ ; 当  $\sigma_1^2 = \sigma_2^2$  但

未知时,  $T = \frac{(\bar{X} - \bar{Y}) - (\mu_1 - \mu_2)}{S_w \sqrt{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}} \sim t(n_1 + n_2 - 2)$ ,  $S_w = \sqrt{\frac{(n_1-1)S_X^2 + (n_2-1)S_Y^2}{n_1 + n_2 - 2}}$ .

2、参数  $\theta$  的费希尔信息量  $I(\theta) = E\left[\frac{\partial}{\partial \theta} \ln p(X, \theta)\right]^2$ ,  $g(\theta)$  无偏估计的 C-R 下界为  $\frac{[g'(\theta)]^2}{nI(\theta)}$ .

3、分类数据  $\chi^2$  检验  $\chi^2 = \sum_{i=1}^r \frac{(n_i - np_i)^2}{np_i} \sim \chi^2(r-1)$ ; 若  $p_i$  的计算与  $k$  个未知参数有关, 有

$\chi^2 = \sum_{i=1}^r \frac{(n_i - n\hat{p}_i)^2}{n\hat{p}_i} \sim \chi^2(r-k-1)$ ; 独立性检验  $\chi^2 = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^c \frac{(n_{ij} - n\hat{p}_{ij})^2}{n\hat{p}_{ij}} \sim \chi^2((r-1)(c-1))$ .

4、方差分析中  $S_T = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^{m_i} (Y_{ij} - \bar{Y})^2 = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^{m_i} Y_{ij}^2 - \frac{1}{n} T^2$ ,  $S_A = \sum_{i=1}^r m_i (\bar{Y}_i - \bar{Y})^2 = \sum_{i=1}^r \frac{T_i^2}{m_i} - \frac{1}{n} T^2$ ,

$S_e = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^{m_i} (Y_{ij} - \bar{Y}_i)^2 = \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^{m_i} Y_{ij}^2 - \sum_{i=1}^r \frac{T_i^2}{m_i}$ ; 满足  $S_T = S_e + S_A$ , 以及  $\frac{S_e}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-r)$ , 并且当  $H_0$ :

$a_1 = a_2 = \dots = a_r = 0$  成立时,  $\frac{S_A}{\sigma^2} \sim \chi^2(r-1)$ , 且  $S_e$  与  $S_A$  相互独立.

此外,  $\bar{Y} \sim N(\mu, \frac{\sigma^2}{n})$ ,  $\bar{Y}_i \sim N(\mu_i, \frac{\sigma^2}{m_i})$ ,  $\sigma^2$  的无偏估计  $\hat{\sigma}^2 = \frac{S_e}{n-r} = MS_e$ .

5、回归分析中,  $l_{xx} = \sum (x_i - \bar{x})^2 = \sum x_i^2 - n\bar{x}^2$ ,  $l_{xy} = \sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) = \sum x_i y_i - n\bar{x}\bar{y}$ ,

$l_{yy} = \sum (y_i - \bar{y})^2 = \sum y_i^2 - n\bar{y}^2$ ,  $\hat{\beta}_1 = \frac{l_{xy}}{l_{xx}} \sim N\left(\beta_1, \frac{\sigma^2}{l_{xx}}\right)$ ,  $\hat{\beta}_0 = \bar{Y} - \hat{\beta}_1 \bar{x} \sim N\left(\beta_0, \left(\frac{1}{n} + \frac{\bar{x}^2}{l_{xx}}\right)\sigma^2\right)$ ;

$\hat{Y}_0 = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_0 \sim N\left(\beta_0 + \beta_1 x_0, \left[\frac{1}{n} + \frac{(x_0 - \bar{x})^2}{l_{xx}}\right]\sigma^2\right)$ ,  $Y_0 - \hat{Y}_0 \sim N\left(0, \left[1 + \frac{1}{n} + \frac{(x_0 - \bar{x})^2}{l_{xx}}\right]\sigma^2\right)$ ;

$S_T = \sum (Y_i - \bar{Y})^2 = l_{YY}$ ,  $S_R = \sum (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2 = \hat{\beta}_1^2 l_{xx} = \frac{l_{xy}^2}{l_{xx}}$ ,  $S_e = \sum (Y_i - \hat{Y}_i)^2 = l_{YY} - \frac{l_{xy}^2}{l_{xx}}$ ;

$S_T = S_e + S_R$ , 以及  $\frac{S_e}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-2)$ , 当  $H_0: \beta_1 = 0$  成立时,  $\frac{S_R}{\sigma^2} \sim \chi^2(1)$ , 且  $S_e$  与  $S_R$  独立.