### **Probability and Statistics**

Southern University of Science and Technology

吴梦轩 12212006

# Midterm Review 吴梦轩

## 1 随机变量

### 1.1 重要分布

### 1.1.1 二项分布

二项分布的符号表示为  $X \sim b(n,p)$ , 其频率函数为:

$$P\{X = x\} = C_n^x p^x (1-p)^{n-x} = \frac{n!}{x!(n-x)!} p^x (1-p)^{n-x}$$

意为: n 次独立重复试验中,事件 A 发生 x 次的概率。

### 多项分布:

多项分布的符号表示为  $X \sim m(n, p_1, p_2, \cdots, p_k)$ , 其频率函数为:

$$P\{X_1 = x_1, X_2 = x_2, \cdots, X_k = x_k\} = \frac{n!}{x_1! x_2! \cdots x_k!} p_1^{x_1} p_2^{x_2} \cdots p_k^{x_k} \left( \sum_{i=1}^k p_i = 1, \sum_{i=1}^k x_i = n \right)$$

意为: n 次独立重复试验中,事件  $A_1, A_2, \cdots, A_k$  分别发生  $x_1, x_2, \cdots, x_k$  次的概率。

#### 1.1.2 泊松分布

泊松分布的符号表示为  $X \sim P(\lambda)$  或  $X \sim \pi(\lambda)$ , 其频率函数为:

$$P\{X = x\} = \frac{\lambda^x}{r!}e^{-\lambda}$$

意为:单位时间(或单位面积)内随机事件发生 x 次的概率。

#### 泊松定理:

设  $X \sim b(n,p)$ , 当  $n \to \infty, p \to 0$ , 使得  $np = \lambda$  不变, 则有:

$$\lim_{n \to \infty} P\{X = x\} = \lim_{n \to \infty} C_n^x p^x (1 - p)^{n - x} = \frac{\lambda^x}{x!} e^{-\lambda}$$

泊松流:

记在时间 (0,t] 内随机事件发生的次数为 N(t),则  $N(t) \sim P(\lambda t)$ ,称 N(t) 为泊松流。

$$P\{N(t) = n\} = \frac{(\lambda t)^n}{n!} e^{-\lambda t}$$

### 1.1.3 均匀分布

均匀分布的符号表示为  $X \sim U(a,b)$ , 其频率函数为:

$$P\{X = x\} = \begin{cases} \frac{1}{b-a}, & a < x < b \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

其分布函数为:

$$F(x) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a < x < b \\ 1, & x \geqslant b \end{cases}$$

### 1.1.4 正态分布

正态分布的符号表示为  $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ , 其频率函数为:

$$P\{X = x\} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

特别的,当  $\mu=0,\sigma=1$  时,称为标准正态分布,记为  $X\sim N(0,1)$ 。标准正态分布的分布函数记为  $\Phi(x)$ ,其频率函数记为  $\varphi(x)$ 。

### 分布函数的积分过程:

$$F(+\infty) = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} dx$$
$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} dx$$

此时令  $t = \frac{x-\mu}{\sigma}$ ,则有:

$$F(+\infty) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} dx$$
$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{t^2}{2}} dt$$
$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \sqrt{2\pi}$$
$$= 1$$

**规范化:** 证明若  $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ , 则  $Z = \frac{X-\mu}{\sigma} \sim N(0, 1)$ 。

$$F_Z(z) = P\{Z \le z\}$$

$$= P\left\{\frac{X - \mu}{\sigma} \le z\right\}$$

$$= P\{X \le \sigma z + \mu\}$$

$$= F_X(\sigma z + \mu)$$

$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{-\infty}^{\sigma z + \mu} e^{-\frac{(x - \mu)^2}{2\sigma^2}} dx$$

此时令  $t = \frac{x-\mu}{\sigma}$ ,则有:

$$F_Z(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \int_{-\infty}^{\sigma z + \mu} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} dx$$
$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{z} e^{-\frac{t^2}{2}} dt$$
$$= \Phi(z)$$

### 1.1.5 指数分布

指数分布的符号表示为  $X \sim EXP(\lambda)$ , 其频率函数为:

$$P\{X = x\} = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda x}, & x \ge 0\\ 0, & x < 0 \end{cases}$$

其分布函数为:

$$F(x) = \begin{cases} 1 - e^{-\lambda x}, & x \ge 0\\ 0, & x < 0 \end{cases}$$

#### 指数分布与泊松流:

设 N(t) 为泊松流, $N(t)\sim P(\lambda t)$ 。记 X 为第一个事件发生的时间,则  $P\{X>t\}=P\{N(t)=0\}=e^{-\lambda t}$ 。因此  $X\sim EXP(\lambda)$ 。

### 指数分布的无记忆性:

设  $X \sim EXP(\lambda)$ ,则对任意 s, t > 0,有:

$$\begin{split} P\{X>s+t|X>s\} &= \frac{P\{X>s+t,X>s\}}{P\{X>s\}} \\ &= \frac{P\{X>s+t\}}{P\{X>s\}} \\ &= \frac{e^{-\lambda(s+t)}}{e^{-\lambda s}} \\ &= e^{-\lambda t} \\ &= P\{X>t\} \end{split}$$

### 1.2 频率 (密度) 函数与分布函数

频率函数的基本性质(本质特征):

- $P\{X = x\} \ge 0$
- $\sum_{x \in X} P\{X = x\} = 1$

满足以上两个性质的数列必定是一个离散型随机变量的频率函数。 **密度函数**的基本性质(本质特征):

- $f(x) \geqslant 0$
- $\int_{-\infty}^{+\infty} f(x) dx = 1$

满足以上两个性质的函数必定是一个连续型随机变量的密度函数。 **分布函数**的基本性质(本质特征):

- F(x) 是一个单调不减函数
- $\lim_{x\to-\infty} F(x) = 0$ ,  $\lim_{x\to+\infty} F(x) = 1$
- F(x) 是右连续的,即  $\lim_{x\to x_0^+} F(x) = F(x_0)$

满足以上三个性质的函数必定是一个随机变量的分布函数。

## 1.3 分位数

**分位数**: 设 X 是一个连续型随机变量,F(x) 是其分布函数,对于  $0 ,若实数 <math>x_p$  使得  $F(x_p) = p$ ,则称  $x_p$  为 X 的 p 分位数。特殊的,当 p = 0.5 时,称为中位数。当 p = 0.25 时,称为下四分之一位数。当 p = 0.75 时,称为上四分之一位数。

## 1.4 随机变量的函数的分布

令 Y = g(X), 当 Y 是严格单调函数时,有:

$$f_Y(y) = f_X(g^{-1}(y)) \left| \frac{\mathrm{d}g^{-1}(y)}{\mathrm{d}y} \right|$$

正态分布的线性组合以及线性函数的分布仍然是正态分布。假设有 n 个随机变量  $X_1, X_2, \dots, X_n$ ,且  $X_i \sim N(\mu_i, \sigma_i^2)$ ,则有:

$$\sum_{i=1}^{n} a_i X_i + b \sim N\left(\sum_{i=1}^{n} a_i \mu_i + b, \sum_{i=1}^{n} a_i^2 \sigma_i^2\right)$$

### 1.5 二维随机变量

### 1.5.1 联合分布函数与边缘分布函数

根据 Farlie-Morgenstern 定理,对于给定的两个一维随机变量 X,Y,可以证明只要  $|a| \le 1$ ,就有:

$$H(x,y) = F(x)G(y)1 + a[1 - F(x)][1 - G(y)]$$

是二元连续型分布函数。

换言之,给定边际分布,可以构造出无限多个联合分布。

#### 1.5.2 连接函数

将使得边缘分布为均匀分布的联合分布函数称为连接函数。定义联合分布为:

$$F_{XY}(x,y) = C(F_X(x), F_Y(y))$$

定义密度函数为:

$$f_{XY}(x,y) = c(F_X(x), F_Y(y))f_X(x)f_Y(y)$$

### 1.5.3 二维正态分布

二维正态分布记为  $X \sim N(\mu_1, \mu_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2, \rho)$ , 其联合密度函数为:

$$f(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2\sqrt{1-\rho^2}} \exp\left\{-\frac{1}{2(1-\rho^2)} \left[ \frac{(x-\mu_1)^2}{\sigma_1^2} - 2\rho \frac{(x-\mu_1)(y-\mu_2)}{\sigma_1\sigma_2} + \frac{(y-\mu_2)^2}{\sigma_2^2} \right] \right\}$$

对于其边际分布,有:

$$X \sim N(\mu_1, \sigma_1^2), Y \sim N(\mu_2, \sigma_2^2)$$

证明如下:

$$f_X(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x,y) dy$$

$$= \int_{-\infty}^{+\infty} \exp\left\{-\frac{1}{2(1-\rho^2)} \left[ \frac{(x-\mu_1)^2}{\sigma_1^2} - 2\rho \frac{(x-\mu_1)(y-\mu_2)}{\sigma_1\sigma_2} + \frac{(y-\mu_2)^2}{\sigma_2^2} \right] \right\} dy$$

$$= \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2\sqrt{1-\rho^2}} \exp\left\{-\frac{(x-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2} \right\} \cdot$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \exp\left\{-\frac{1}{2(1-\rho^2)} \left[ \frac{(y-\mu_2)^2}{\sigma_2^2} - 2\rho \frac{(x-\mu_1)(y-\mu_2)}{\sigma_1\sigma_2} + p^2 \frac{(x-\mu_1)^2}{\sigma_1^2} \right] \right\} dy$$

$$= \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2\sqrt{1-\rho^2}} \exp\left\{-\frac{(x-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2} \right\} \cdot$$

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \exp\left\{-\frac{1}{2(1-\rho^2)} \left[ \frac{y-\mu_2}{\sigma_2} - \rho \frac{x-\mu_1}{\sigma_1} \right]^2 \right\} dy$$

令 
$$t = \frac{1}{\sqrt{1-\rho^2}} \left( \frac{y-\mu_2}{\sigma_2} - \rho \frac{x-\mu_1}{\sigma_1} \right)$$
,则有:
$$f_X(x) = \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2\sqrt{1-\rho^2}} \exp\left\{ -\frac{(x-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2} \right\} \cdot$$
$$\int_{-\infty}^{+\infty} \exp\left\{ -\frac{t^2}{2} \right\} \frac{1}{\sigma_2\sqrt{1-\rho^2}} dt$$
$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \exp\left\{ -\frac{(x-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2} \right\}$$
$$= N(\mu_1, \sigma_1^2)$$

注意: 边际分布为正态分布时, 联合分布不一定为二维正态分布。

### 1.5.4 二维独立性

设 X,Y 为二维随机变量, 若对于任意 x,y, 有:

$$F(x,y) = F_X(x)F_Y(y)$$

则称 X,Y 相互独立。

对于离散型随机变量,有:

$$P{X = x, Y = y} = P{X = x}P{Y = y}$$

对于连续型随机变量,有:

$$f(x,y) = f_X(x)f_Y(y)$$

特别的,二维正态分布的独立性等价于  $\rho = 0$ 。

两组独立的数据  $(X_1, X_2, \dots, X_n)$  和  $(Y_1, Y_2, \dots, Y_m)$ ,其函数  $h(X_1, X_2, \dots, X_n)$  和  $g(Y_1, Y_2, \dots, Y_m)$  相互独立。

#### 1.5.5 条件分布

设 X,Y 为二维随机变量, f(x,y) 为其联合密度函数,  $f_X(x)$  为 X 的边际密度函数,  $f_X(x) > 0$ , 则称:

$$f_{Y|X}(y|x) = \frac{f(x,y)}{f_X(x)}$$

为Y在X = x的条件密度函数。

二维随机变量的全概率公式:

$$f_Y(y) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_{Y|X}(y|x) f_X(x) dx$$

特别的,对于二维正态分布,指定 X 的条件下 Y 的条件分布仍然是正态分布。准确的说,若  $(X,Y) \sim N(\mu_1,\mu_2,\sigma_1^2,\sigma_2^2,\rho)$ ,则有:

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

### 1.5.6 联合分布随机变量的函数

设 X,Y 为二维随机变量, Z = f(X,Y), 则有:

$$F_Z(z) = P\{Z \leqslant z\} = P\{f(X,Y) \leqslant z\} = \iint_{f(x,y)\leqslant z} f(x,y) dxdy$$

Z = X + Y 的分布:

$$P\{Z \le z\} = P\{X + Y \le z\}$$
$$= P\{X \le z - Y\}$$
$$= \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{z-y} f(x, y) dx dy$$

x = u - y , 则有:

$$P\{Z \le z\} = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{z} f(u - y, y) du dy$$
$$f_{Z}(z) = \int_{-\infty}^{\infty} f(z - y, y) dy$$
$$= \int_{-\infty}^{\infty} f(x, z - x) dx$$

特别的, 当 X,Y 相互独立时, 有:

$$f_Z(z) = \int_{-\infty}^{\infty} f_X(x) f_Y(z - x) dx = \int_{-\infty}^{\infty} f_X(z - y) f_Y(y) dy$$

特别的,当  $X \sim P(\lambda_1), Y \sim P(\lambda_2)$  时, $Z = X + Y \sim P(\lambda_1 + \lambda_2)$ 。  $Z = \frac{X}{Y}$  的分布:

同理,通过换元法,有:

$$f_Z(z) = \int_{-\infty}^{\infty} |y| f_X(zy, y) dy = \int_{-\infty}^{\infty} |x| f_X(x, xz) dx$$

#### 两个随机变量变换的分布:

如果两个随机变量的联合分布为二维正态分布,则他们的非奇异线性变换的分布仍然是二维正态分布。

### 1.6 极值

$$F_{\text{max}}(z) = P\{X \le z, Y \le z\}$$

$$= P\{X \le z\} P\{Y \le z\}$$

$$= F_X(z) F_Y(z)$$

$$F_{\text{min}}(z) = 1 - P\{X > z, Y > z\}$$

$$= 1 - P\{X > z\} P\{Y > z\}$$

$$= 1 - [1 - F_X(z)][1 - F_Y(z)]$$

特别的,如果  $X \sim EXP(\lambda), Y \sim EXP(\mu)$ ,则  $Z = \min\{X,Y\} \sim EXP(\lambda + \mu)$ 。

### 1.7 顺序统计量

 $X_{(k)}$  的密度函数为:

$$f_{X_{(k)}}(x) = \frac{n!}{(k-1)!(n-k)!} [F(x)]^{k-1} [1 - F(x)]^{n-k} f(x)$$

 $(X_{(1)}, X_{(n)})$  的联合密度函数为:

$$f_{X_{(1)},X_{(n)}}(x,y) = n(n-1)[F(y) - F(x)]^{n-2}f(x)f(y)$$

## 2 古典概型

## 2.1 集合

试验的样本点记为 $\omega$ ,样本空间记为 $\Omega$ ,样本空间的子集称为事件。

当事件 A 与事件 B 不可能同时发生时,称事件 A 与事件 B 互不相容,或互斥,或 互不相交,记为  $A \cap B = \emptyset$ 。

加法公式:

$$P(A \cup B) = P(A) + P(B) - P(AB)$$

#### 2.1.1 计数方法

选排列:从n个不同元素中任取m个元素,按照一定的顺序排成一列,称为从n个不同元素中选取m个元素的排列,记为 $A_n^m = \frac{n!}{(n-m)!}$ 。特别的,当m=n时,称为全排列,记为 $A_n^n = n!$ 。

组合: 从 n 个不同元素中任取 m 个元素,不考虑顺序,称为从 n 个不同元素中选取 m 个元素的组合,记为  $C_n^m=\frac{A_n^m}{m!}=\frac{n!}{m!(n-m)!}$ 。特别的,将 n 个不同元素分成 r 组,

使得第 i 组有  $n_i$  个元素,且  $\sum_{i=1}^r n_i = n$ ,则称为将 n 个不同元素分成 r 组的组合,记为  $C_n^{n_1,n_2,\cdots,n_r} = \frac{n!}{n_1!n_2!\cdots n_r!}$ 。

将 n 个相同的球放入 m 个不同的盒子中,每个盒子中至少有一个球的方法数为  $C_{n-1}^{m-1}$ 。(相当于在 n-1 个间隔中选取 m-1 个间隔放入隔板)将 n 个相同的球放入 m 个不同的盒子中,盒子可以为空的方法数为  $C_{n+m-1}^{m-1}$ 。(相当于将 n+m 个相同的球放入 m 个不同的盒子中,每个盒子中至少有一个球)

### 2.2 全概率公式与贝叶斯公式

全概率公式: 设  $B_1, B_2, \dots, B_n$  为样本空间  $\Omega$  的一个划分,即  $B_i \cap B_j = \emptyset (i \neq j), \bigcup_{i=1}^n B_i = \Omega$ ,则对任一事件 A,有:

$$P(A) = \sum_{i=1}^{n} P(A|B_i)P(B_i)$$

贝叶斯公式: 设  $B_1,B_2,\cdots,B_n$  为样本空间  $\Omega$  的一个划分,即  $B_i\cap B_j=\varnothing(i\neq j),\bigcup_{i=1}^n B_i=\Omega$ ,则对任一事件 A,有:

$$P(B_i|A) = \frac{P(A|B_i)P(B_i)}{\sum_{j=1}^{n} P(A|B_j)P(B_j)}$$

## 2.3 独立性

设 A,B 为两事件,若 P(AB)=P(A)P(B),则称事件 A 与事件 B 相互独立。

独立不同于互不相容,独立是指两事件发生的概率互不影响,互不相容是指两事件不能同时发生。

两两独立不能推出多个事件相互独立。独立也没有传递性,即 A, B 独立,B, C 独立,不能推出 A, C 独立。