

概统专整 up ↑

Do Small,

Make Wonder.

目录

1. (2~4) 离散, 连续分布的重要分布内容与数字特征.

2. (2~4) 一维·概率描述体系

描述体系包括:

分布函数 $\left\{ \begin{array}{l} \text{密度函数} \\ \text{分布律(列)} \end{array} \right.$ $\left\{ \begin{array}{l} \text{边缘分布} \\ \text{条件分布} \end{array} \right.$

3. (2~4) 多维·概率描述体系

· 随机变量的函数的分布函数

· 随机变量之间关系的定义(独立、不相关)

4. (6~8) 考前·常用统计量及其分布.

#1 离散/连续重要分布的内容与数字特征.

离散类

拓展: 当 $n \rightarrow \infty$ 时, 超几何分布近似为二项分布.

· (0,1) 分布 (略) · 超几何分布 (略) $X \sim H(N, M, n)$, $E(X) = \frac{nM}{N}$, $D(X) = \frac{nM(N-M)}{N^2(N-1)}$

· 二项分布 $X \sim B(n, p)$

分布特征 \rightarrow 设在 n 重伯努利试验中事件 A 发生次数为 X .

则 $P\{X=k\} = C_n^k p^k q^{n-k}$, $q=1-p$, $k=0, 1, 2, \dots, n$

数字特征 $\rightarrow E(X) = np$, $D(X) = np(1-p)$

重要性质定理 \rightarrow 记 $b(k, n, p) = C_n^k p^k q^{n-k}$, $q=1-p$, $X \sim b(n, p)$

① $b(k, n, p) = b(n-k, n, 1-p)$

理解: 在 n 次伯努利中, A 发生 k 次概率 = \bar{A} 发生 $n-k$ 次概率

② 当 $k < (n+1)p$, b 单调减, 当 $k > (n+1)p$, b 单调增

原因: $\frac{b(k, n, p)}{b(k-1, n, p)} = \frac{(n+1-p-k)}{k(1-p)} + 1$

③ 当 $n \rightarrow \infty$ 时, $\lim_{n \rightarrow \infty} b(k, n, p) = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}$, $\lambda = np$.

使用条件: 实际计算中, $n \geq 100$, $np \leq 10$ 近似效果很好 (n 很大 p 很小)

④ 当 $n \geq 10$ 时但 p 并不小时, $\frac{\lambda - np}{\sqrt{np(1-p)}} \sim N(0, 1)$

使用条件: 实际计算中, $n \geq 50$, p 不是很小.

估概

泊松分布系数与单调性关系
 $\lambda \leq 1$, $P(k)$ 随 k 增加而非增
 $\lambda > 1$, $P(k)$ 随 k 增加而先增后减

对比: 泊松分布: $X \sim \pi(\lambda)$ 或 $P(\lambda)$

分布特征 \rightarrow 随机变量 X 的分布律 $P\{X=k\} = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda}$, $\lambda > 0$.

数字特征 $\rightarrow E(X) = \sum_{k=0}^{\infty} k \cdot \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} = \lambda e^{-\lambda} \sum_{k=1}^{\infty} \frac{\lambda^{k-1}}{(k-1)!} = \lambda e^{-\lambda} \cdot (e^{\lambda}) = \lambda$

$D(X) = E(X^2) - E(X)^2 = \sum_{k=0}^{\infty} k^2 \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} - \lambda^2 = e^{-\lambda} \sum_{k=1}^{\infty} (k+1) \frac{\lambda^k}{(k-1)!} - \lambda^2$
 $= e^{-\lambda} \left[\sum_{k=1}^{\infty} \lambda^2 \frac{\lambda^{k-2}}{(k-2)!} + \sum_{k=1}^{\infty} \lambda \frac{\lambda^{k-1}}{(k-1)!} \right] - \lambda^2 = (\lambda^2 + \lambda) - \lambda^2 = \lambda$

· 几何分布: $X \sim G(p)$ 「等比分布」

分布特征 \rightarrow 随机变量 X 的分布列: $P\{X=i\} = (1-p)^{i-1} p$

$e \rightarrow$ 在独立重复实验中, 试验次数预先不能确定, 将实验进行到成功一次为止.

描述一段时间内事件发生多少次的概率分布

数字特征 $\rightarrow E(X) = \sum_{i=1}^{\infty} i \cdot (1-p)^{i-1} p$ 数列求和, 构造 $(1-p)E(X)$, 错位相减 $\frac{1}{p}$
 $D(X) = \sum_{i=1}^{\infty} i^2 (1-p)^{i-1} p - (\frac{1}{p})^2 = \frac{1-p}{p^2}$

重要性质、定理 \rightarrow **无记忆性**: $X \sim G(p), \forall n \in \mathbb{N}, k \in \mathbb{N}$ 有 $P\{X=n+k | X>n\} = P\{X=k\}$
 \hookrightarrow 证明: $P\{X>n\} = \sum_{k=n+1}^{\infty} P\{X=k\} = \sum_{k=n+1}^{\infty} (1-p)^{k-1} p = (1-p)^n$
 而 $P\{X=n+k | X>n\} = \frac{P\{X=n+k, X>n\}}{P\{X>n\}} = (1-p)^{k-1} p = P\{X=k\}$

收集类问题: 集齐 M 种/个物品平均需要 $M \sum_{k=1}^M \frac{1}{k} = M H_M$ 次尝试

e.g. 记 X 为集齐 108 款卡片需要打开的干脆面袋数 $\rightarrow E(X)$

记 X_N 为已经收集了 N 款卡片, 为了获得第 $N+1$ 款还需打开的干脆面袋数.

$\Rightarrow P_N = \frac{108-N}{108} \quad X_N \sim G(\frac{108-N}{108}) \quad E(X_N) = \frac{1}{P_N} = \frac{108}{108-N}$

$\Rightarrow E(X) = E(\sum_{N=0}^{107} X_N) = \sum_{N=0}^{107} E(X_N) = 108 (\frac{1}{108} + \frac{1}{107} + \dots + \frac{1}{2} + 1) = 569$

连续类

均匀分布: X 等可能落在 U 内, 与所处位置无关

0-维: $X \sim U[a, b]$

分布特征 $\rightarrow X$ 的概率密度函数 $f(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 0, & \text{else} \end{cases}$

数字特征 $\rightarrow E(X) = \int_a^b \frac{x}{b-a} dx = \frac{a+b}{2} \quad D(X) = E(X^2) - E(X)^2 = \frac{(b-a)^2}{12}$

0-维: $(X, Y) \sim U_G$

分布特征 \rightarrow 二维随机变量 (X, Y) 的联合概率密度函数 $f(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{A}, & (x, y) \in G \\ 0, & \text{else} \end{cases}$
 A 为 G 域面积

指数分布: $X \sim E(\lambda)$

分布特征 $\rightarrow X$ 的概率密度函数 $f(x) = \begin{cases} \lambda e^{-\lambda x}, & x > 0 \\ 0, & \text{else} \end{cases}$

数字特征 $\rightarrow E(X) = \int_0^{+\infty} \lambda x e^{-\lambda x} dx = \frac{1}{\lambda}$
 $D(X) = E(X^2) - E(X)^2 = \int_0^{+\infty} \lambda x^2 e^{-\lambda x} dx - \frac{1}{\lambda^2} = \frac{2}{\lambda^2} - \frac{1}{\lambda^2} = \frac{1}{\lambda^2}$

重要性质 \rightarrow **无记忆性**: $P\{X>s+t | X>s\} = P\{X>t\}$.

理解: $P\{X>s+t | X>s\} = P\{X>0+t | X>0\} = P\{X>t\}$

对比

描述事件与事件
之间, 间隔时间
的概率分布

· 正态分布:

0-维: $X \sim N(\mu, \sigma^2)$

分布特征 \rightarrow X 的概率密度函数: $f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (-\infty < x < +\infty)$

数字特征 $\rightarrow E(X) = \mu, D(X) = \sigma^2$

重要性质 \rightarrow 再生性 $X_1 \sim N(\mu_1, \sigma_1^2), X_2 \sim N(\mu_2, \sigma_2^2) \Rightarrow X_1 + X_2 \sim N(\mu_1 + \mu_2, \sigma_1^2 + \sigma_2^2)$

0=维: $(X, Y) \sim N(\mu_1, \mu_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2, \rho)$, " $\rho = \rho_{xy}$ "
分布特征 \rightarrow X 的概率密度函数 $f(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_1\sigma_2\sqrt{1-\rho^2}} e^{-\frac{1}{2(1-\rho^2)} \left[\frac{(x-\mu_1)^2}{\sigma_1^2} + \frac{(y-\mu_2)^2}{\sigma_2^2} - \frac{2(x-\mu_1)(y-\mu_2)\rho}{\sigma_1\sigma_2} \right]}$

重要性质 \rightarrow ① 二维正态分布的边缘分布为一维正态分布.

② (推广到n维)

n 维正态随机变量具有以下四条重要性质(证略): 比较重要, 考研需要

1° n 维正态随机变量 (X_1, X_2, \dots, X_n) 的每一个分量 $X_i, i=1, 2, \dots, n$ 都是正态随机变量; 反之, 若 X_1, X_2, \dots, X_n 都是正态随机变量, 且相互独立, 则 (X_1, X_2, \dots, X_n) 是 n 维正态随机变量. 1 整体与局部关系

2° n 维随机变量 (X_1, X_2, \dots, X_n) 服从 n 维正态分布的充要条件是 X_1, X_2, \dots, X_n 的任意的线性组合 2 整体与局部的关系 2, 这个可以推导 1, 只要令 $l_1=1, l_2=0, \dots, l_n=0$
 $l_1 X_1 + l_2 X_2 + \dots + l_n X_n$

服从一维正态分布(其中 l_1, l_2, \dots, l_n 不全为零).

3° 若 (X_1, X_2, \dots, X_n) 服从 n 维正态分布, 设 Y_1, Y_2, \dots, Y_k 是 $X_j (j=1, 2, \dots, n)$ 的线性函数, 则 (Y_1, Y_2, \dots, Y_k) 也服从多维正态分布. 3 n 维随机变量之间关系
这一性质称为正态变量的线性变换不变性.

4° 设 (X_1, X_2, \dots, X_n) 服从 n 维正态分布, 则 " X_1, X_2, \dots, X_n 相互独立" 与 " X_1, X_2, \dots, X_n 两两不相关" 是等价的. 4 可以由二维推广得到

n 维正态分布在随机过程和数理统计中常会遇到.

· 标准正态分布: $X \sim N(0, 1)$

分布特征 $\left\{ \begin{array}{l} \text{概率密度函数记为 } \varphi(x) \\ \text{分布函数记为 } \Phi(x) \end{array} \right.$

重要性质 $\Phi(-x) = 1 - \Phi(x)$

其它参考: \odot 柏松分布 vs 指数分布

#2 一维·概率描述体系

分布函数

核心: $F(x) = P\{X \leq x\}$

$$P\{a < X \leq b\} = F(b) - F(a), a, b \in \mathbb{R}$$

抽象函数内在特性: "单调有界右连续"

1) 单调不减: $x_1 < x_2, F(x_1) \leq F(x_2)$

2) 有界: $0 \leq F(x) \leq 1, F(-\infty) = 0, F(+\infty) = 1$

3) 右连续: $F(x) = F(x+0) = \lim_{y \rightarrow x+0} F(y)$

连续函数

核心: $f(x) \leftarrow F(x) = \int_{-\infty}^x f(x) dx$

性质: 1) $f(x) \geq 0$ 2) $\int_{-\infty}^{+\infty} f(x) dx = 1$ "非负和=1"

随机变量函数的分布

· 离散型:

$X: P\{X=x_k\} = p_k, k=1,2,3,\dots$ 而 $Y=g(X)$

$$\Rightarrow P\{Y=y_j\} = \sum_{g(x_k)=y_j} P\{X=x_k\}$$

· 连续型:

① 分布函数法 (通法)

设随机变量 X 的概率密度函数 $f_X(x)$, 且 $Y=g(X)$

$$F_Y(y) = P\{Y \leq y\} = P\{g(X) \leq y\} = \int_{g(x) \leq y} f_X(x) dx \Rightarrow f_Y(y) = F'_Y(y)$$

② 公式法 (需 $g(x)$ 严格单调、可导)

设随机变量 X 的概率密度函数 $f_X(x)$, 且 $Y=g(X)$

$$f_Y(y) = \begin{cases} f_X(h(y)) |h'(y)|, a < y < b \\ 0, \text{ else} \end{cases}$$

注: $h(y)$ 是 $g(x)$ 的反函数, $a = \min\{g(-\infty), g(+\infty)\}$ $b = \max\{g(-\infty), g(+\infty)\}$

$P\{X \leq x\}$ 或 $1 - P\{X > x\}$

$F(x)$

(一般是分段函数)

$$\int_{-\infty}^x f(t) dt$$

$$\sum_{k \leq n} p(x_k), x_k \leq x < x_{k+1}$$

$$F'(x) = f(x)$$

\downarrow $f(x)$ 在 x 处连续

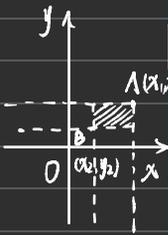
$f(x)$

$$P\{a < X \leq b\} \Rightarrow P\{X=a\} = 0 \\ = \int_a^b f(x) dx$$

#3 二维概率描述体系「重难」

前言：这一部分我们将着重研究于X, Y之间的关系，你会发现，边缘分布、条件分布、联合分布无一不是在研究X, Y之间的关系

我们将分为三个部分：二维随机变量的分布、函数的分布、随机变量关系具化



P1

· 二维：联合分布函数

核心： $F(x, y) = P\{X \leq x, Y \leq y\}$
 $P\{\text{阴影}\} = P\{x_1 < X \leq x_2, y_1 < Y \leq y_2\}$
 $= F(x_2, y_2) - F(x_1, y_2) - F(x_2, y_1) + F(x_1, y_1)$

抽象函数外在性质：

- 1) 对x或y单调不减
- 2) $F(-\infty, y) = F(x, -\infty) = F(-\infty, -\infty) = 0$, $F(+\infty, +\infty) = 1$
- 3) $F(x, y) = F(x+0, y)$; $F(x, y) = F(x, y+0)$

· 二维：概率密度函数

核心： $f(x, y) : F(x, y) = \int_{-\infty}^x \int_{-\infty}^y f(u, v) du dv$

性质： $f(x, y) \geq 0$, $\int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) dx dy = 1$ 非负和一

· 二维：边缘分布

核心： $F_X(x) = \lim_{y \rightarrow +\infty} F(x, y) = F(x, +\infty) = \int_{-\infty}^x \int_{-\infty}^{+\infty} f(u, v) dv du$

$P_i = \sum_{j=1}^{\infty} P_{ij} = P\{X=x_i\}$ $f_X(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) dy$
 同理 $F_Y(y)$, P_j , $f_Y(y)$.

· 二维条件分布

核心：① $P_{X|Y}(i|j) = P\{X=x_i | Y=y_j\} = \frac{P_{ij}}{P_j}$

② $f_{X|Y}(x|y) = \frac{f(x, y)}{f_Y(y)}$

$P\{X \leq x, Y \leq y\}$

$F(x, y)$ (细节：累次积分)
 $\int_{-\infty}^x \int_{-\infty}^y f(u, v) du dv$

$\frac{\partial^2 F(x, y)}{\partial x \partial y} = f(x, y)$

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

② \Downarrow $f(x, y)$ 在 (x, y) 处可拆
 X, Y 相互独立 \Downarrow $f(x, y)$

$P\{(x, y) \in G\} = \iint_G f(x, y) dx dy$

P₂

= 维随机变量函数的分布

I. $Z = g(X)$ 型

一般性理论: 已知 $Z = g(X, Y)$, $z = g(x, y)$, 有解 $y = h(x, z)$

$$\text{那么 } f_Z(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, h(x, z)) \left| \frac{\partial h}{\partial z} \right| dx$$

特别① $Z = aX + bY$, $y = \frac{1}{b}(-ax + z)$

$$f_Z(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, \frac{1}{b}(-ax + z)) \left| \frac{1}{b} \right| dx$$

若 X, Y 相互独立时

$$f_Z(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_X(x) f_Y(\frac{1}{b}(-ax + z)) \left| \frac{1}{b} \right| dx$$

② $Z = X + Y$

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

若 X, Y 相互独立时, 有卷积公式:

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

③ $Z = XY$

$$f_Z(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, \frac{z}{x}) \left| \frac{1}{x} \right| dx$$

若 X, Y 相互独立时, 有 $f_Z(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} \left| \frac{1}{x} \right| f_X(x) f_Y(\frac{z}{x}) dx$

同理 $Z = \frac{Y}{X}$, $Z = \frac{X}{Y}$, 不赘述

II Max, Min 型

$$Z = \max(X_1, X_2, \dots, X_n)$$

$$F_Z(z) = P\{\max(X_1, X_2, \dots, X_n) \leq z\}$$

$$= P\{X_1 \leq z, X_2 \leq z, \dots, X_n \leq z\} = F(z, z, \dots, z)$$

$$\text{① } X_1, X_2, \dots, X_n \text{ 独立 } F_Z(z) = F_{X_1}(z) F_{X_2}(z) \dots F_{X_n}(z)$$

$$\text{② } X_1, X_2, \dots, X_n \text{ 独立同分布 } F_Z(z) = (F_{X_1}(z))^n$$

很容易推出 $Z = \min(X_1, X_2, \dots, X_n)$, 不赘述

① ② 应用于常见分布的"可加"中:

$$B_1) X \sim B(m, p), Y \sim B(n, p)$$

$$X + Y \sim B(m+n, p)$$

π

$$(2) X \sim \pi(\lambda_1), Y \sim \pi(\lambda_2)$$

$$X + Y \sim \pi(\lambda_1 + \lambda_2)$$

注: $X - Y$ 不服从泊松分布

N

$$(3) X \sim N(\mu_1, \sigma_1^2), Y \sim N(\mu_2, \sigma_2^2)$$

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

拓展

变量换元法

设二维随机变量 (X, Y) 的联合密度函数为 $f(x, y)$, 如果函数

$$u = g_1(x, y), v = g_2(x, y)$$

有连续偏导数, 且存在唯一的反函数 $x = h_1(u, v), y = h_2(u, v)$

其变换的雅各比行列式不为 0, 即

$$J = \frac{\partial(x, y)}{\partial(u, v)} = \begin{vmatrix} \frac{\partial x}{\partial u} & \frac{\partial x}{\partial v} \\ \frac{\partial y}{\partial u} & \frac{\partial y}{\partial v} \end{vmatrix} \neq 0$$

则 $U = g_1(X, Y), V = g_2(X, Y)$ 的联合密度函数为

$$f_{UV}(u, v) = f(h_1(u, v), h_2(u, v)) |J|$$

P3 本部分讨论: 相关系数, 独立

· 相关系数: X 与 Y 的线性关系

$$\rho_{XY} = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sqrt{D(X)}\sqrt{D(Y)}} = \text{Cov}(X^*, Y^*)$$

性质 (1) $|\rho_{XY}| \leq 1$

$$(2) P\{Y = aX + b\} = 1 \Leftrightarrow |\rho_{XY}| = 1$$

· 独立等价几大命题 (充要)

(1) X, Y 相互独立

$$(2) P\{X \leq x, Y \leq y\} = P\{X \leq x\} P\{Y \leq y\}$$

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

(3) | 离散型: $P_{ij} = P_i \cdot P_j$

| 连续型: $f(x, y) = f_X(x) f_Y(y)$

亦可理解为 ① 由定义而来
亦可理解为 ② 边缘分布的性质

$$(4) \text{Cov}(X, Y) = 0 / \rho_{XY} = 0$$

$$(5) E(X, Y) = E(X)E(Y)$$

$$(6) D(X+Y) = D(X) + D(Y)$$

[相关定理]: 设 X_1, X_2, \dots, X_m 与 Y_1, Y_2, \dots, Y_n 相互独立.

(1) $X_i (i=1, 2, \dots, m)$ 与 $Y_j (j=1, 2, \dots, n)$ 相互独立

(2) 若 h, g 连续, 则 $H = h(X_1, X_2, \dots, X_m)$ 与 $G = g(Y_1, Y_2, \dots, Y_n)$ 独立.

[补充定理]