第3章 多维随机变量及其分布

Chpt. 3 Multi-Dimensional Random Variables and Their Distributions



3.1 多维随机变量

3.1.1 多维随机变量的定义

- (1)很多随机现象中涉及多个变量,试验结果要用多个随机 变量来表示。
 - 发射一枚炮弹,需要同时研究弹着点的几个坐标
 - 考察一个人的健康时,需要检测身高、体重、血压、 血糖等多种因素,且这些因素本身还存在着关联
- (2)另外,当我们研究统计问题时也涉及到多个变量,比如, 类似均值 $\frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n}$,均方 $\frac{1}{n}(X_1^2 + X_2^2 + \dots + X_n^2)$



3.1 多维随机变量

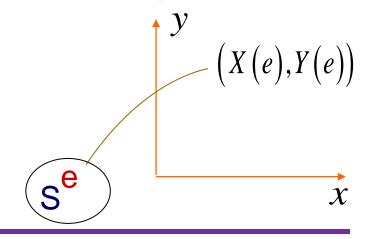
[定义] 若随机变量 $X_1, X_2, ..., X_n$ 定义在同一样本空间S上,就称这n个随机变量的整体 $X = (X_1, X_2, ..., X_n)$ 为<u>n维随机向量</u>或<u>n维随机变量</u>(n-dimensional random variable).

对n维随机向量的研究从两个方面着手:

- □研究整体特性; (联合分布)
- □研究个体之间、个体与整体之间的关联与相互关系。

(边缘分布与条件分布)

着重研究二维情形





3.1 多维随机变量

3.1.2 多维随机变量的联合分布

多维随机变量 $X_1, X_2, ..., X_n$,对于任意n个实数 $x_1, x_2, ..., x_n$ 或实向量 $(x_1, x_2, ..., x_n) \in \mathbb{R}^n$,称n元函数

$$F(x_1, x_2, \dots, x_n) = P\{X_1 \le x_1, X_2 \le x_2, \dots, X_n \le x_n\}$$

为随机向量 $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ 的(联合)分布函数.

注意:记

$$P\{X_1 \leq x_1, X_2 \leq x_2, \dots, X_n \leq x_n\}$$

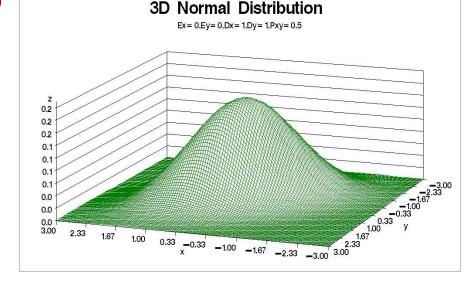
$$= P\{(X_1 \leq x_1) \cap (X_2 \leq x_2) \cap \dots \cap (X_n \leq x_n)\}$$

Remark: 注意到多维随机变量 $X_1, X_2, ..., X_n$ 是针对同一试验而言的,是在同一个样本空间S上定义的随机变量。



3.1.2 多维随机变量的联合分布

联合分布的性质



•
$$0 \le F(x_1, x_2, \dots, x_n) \le 1$$

$$F(x_1, x_2, \dots, x_{i-1}, -\infty, x_{i+1}, \dots, x_n) = 0$$

$$i=1,2,\cdots,n$$

$$\bullet$$
 $F(\infty,\infty,\cdots,\infty)=1$

o
$$F(x_1, x_2, \dots, x_n)$$
 是 x_1, x_2, \dots, x_n 的不减函数,即对任意的两个向量 (x_1, x_2, \dots, x_n) 和 (x_1, x_2, \dots, x_n) ,

只要
$$x_i \ge x_i$$
 $(i = 1, 2, \dots, n)$,总有 $F(x_1, x_2, \dots, x_n) \ge F(x_1, x_2, \dots, x_n)$



3.1.2 多维随机变量的联合分布

注意到联合分布的定义,以及

$$\left\{ (X_1 \leq x_1) \cap (X_2 \leq x_2) \cap \cdots \cap (X_n \leq x_n) \right\}$$

$$\subseteq \left\{ (X_1 \leq x_1') \cap (X_2 \leq x_2') \cap \cdots \cap (X_n \leq x_n') \right\}$$

$$P\{(X_1 \leq x_1) \cap (X_2 \leq x_2) \cap \cdots \cap (X_n \leq x_n) \}$$

$$\leq P\{(X_1 \leq x_1') \cap (X_2 \leq x_2') \cap \cdots \cap (X_n \leq x_n') \}$$

即

$$F(x_1, x_2, \dots, x_n) \ge F(x_1, x_2, \dots, x_n)$$



3.1.2 多维随机变量的联合分布

对二维随机向量(*X*, *Y*),分布函数 $F(x, y) = P\{X \le x, Y \le y\}$,其中(*x*, *y*) \in **R** 表示随机向量 (*X*, *Y*)落在 (*x*, *y*) 为顶点的位于该点左下方的无穷矩形内的概率.

依照上述解释,(X, Y)落在 $[x_1 < x \le x_2, y_1 < y \le y_2]$ 的概率为

$$P\{x_{1} < X \le x_{2}, y_{1} < Y \le y_{2}\}$$

$$= F(x_{2}, y_{2}) - F(x_{2}, y_{1}) - F(x_{1}, y_{2})$$

$$+ F(x_{1}, y_{1})$$

$$(x_{1}, y_{2}) (x_{2}, y_{2})$$

$$(x_{1}, y_{2}) (x_{2}, y_{2})$$

3.1.3 离散多维随机变量的联合分布

随机向量只取有限组或可列组值,就称为<u>离散型随机向量</u>. 列出所有各组可能值及取这些值的概率,就可得其概率分布.

Example 3.1 口袋中有2白球3黑球, 连取两次, 每次任取一球. 设 X为第一次取白球的个数, Y为第二次取白球的个数. 对

- (1)有放回
- (2)无放回

 \vec{x} : 两种情况 (X,Y)的联合分布.

解 (1) X与Y可能取的值都是(1) (黑球)与(1) (白球),各种情况搭配及相应概率如下(注意直观看待独立与否):



{X=0, Y=0} 表示第一次取黑球且第二次也取黑球, 因为有 放回,两次取球相互独立的,其概率都是3/5,故

$$P{X = 0, Y = 0} = P{X = 0}P{Y = 0} = \frac{3}{5} \times \frac{3}{5}$$

同理
$$P(X=0,Y=1) = \frac{3}{5} \times \frac{2}{5}$$

$$P(X = 1, Y = 0) = \frac{2}{5} \times \frac{3}{5}$$
 $P(X = 1, Y = 1) = \frac{2}{5} \times \frac{2}{5}$

$$P(X = 1, Y = 1) = \frac{2}{5} \times \frac{2}{5}$$

表1: 有放回时的(X,Y)联合分布

X	0	1
0	$\frac{3}{5} \times \frac{3}{5}$	$\frac{3}{5} \times \frac{2}{5}$
1	$\frac{2}{5} \times \frac{3}{5}$	$\frac{2}{5} \times \frac{2}{5}$



(2) X与Y可能取的值与(1)相同,但因为无放回,两次结果 是不独立的,利用第一章乘积事件概率公式,得

$$P\{X = 0, Y = 0\} = P\{X = 0\}P\{Y = 0 \mid X = 0\} = \frac{3}{5} \times \frac{2}{4}$$
同理
$$P\{X = 0, Y = 1\} = \frac{3}{5} \times \frac{2}{4}$$

$$P\{X = 1, Y = 0\} = \frac{2}{5} \times \frac{3}{4}$$

$$P{X = 1, Y = 0} = \frac{2}{5} \times \frac{3}{4}$$
 $P{X = 1, Y = 1} = \frac{2}{5} \times \frac{1}{4}$

表2: 无放回时的(X,Y)联合分布

X	0	1
0	$\frac{3}{5} \times \frac{2}{4}$	$\frac{3}{5} \times \frac{2}{4}$
1	$\frac{2}{5} \times \frac{3}{4}$	$\frac{2}{5} \times \frac{1}{4}$



3.1.3 离散多维随机变量的联合分布

一般, 离散型的二维联合分布列为

$$P\{X = x_i, Y = y_i\} = p_{ij}$$
 (i,j=1,2,···)

或写成表格的形式如下表

X	y_1	y_2	•••	y_{j}	•••
x_1	p_{11}	p_{12}	•••	p_{1j}	•••
x_2	p_{21}	p_{22}	•••	p_{2j}	•••
•••	•••	•••	•••	•••	•••
x_i	p_{i1}	p_{i2}	•••	p_{ij}	•••
•••	•••	•••	•••	•••	•••



3.1.3 离散多维随机变量的联合分布

他们必须满足

$$p_{ij} \ge 0$$

$$\sum_{i} \sum_{j} p_{ij} = 1 \qquad (i, j=1,2,\cdots)$$

n维离散型随机向量的联合分布是

$$P\{X_1 = x_{i_1}, X_2 = x_{i_2}, \dots, X_n = x_{i_n}\} = p_{i_1 i_2 \dots i_n}$$

$$i_1, i_2, \dots, i_n = 1, 2, \dots$$



Example 3.2 从数1, 2, 3, 4中任取一个数, 记为X, 再从1, ..., X中任取一个数, 记为Y, 计算P(Y=2)。

$$P(Y=2)$$

X	1	2	3	4
1	$\frac{1}{4}$	0	0	0
2	1 8	$\frac{1}{8}$	0	0
3	$\frac{1}{12}$	$\frac{1}{12}$	1/12	0
4	$\frac{1}{16}$	$\frac{1}{16}$	$\frac{1}{16}$	1 16

(X,Y) 所在的样本空间是什么?



Example 3.3 一批产品共有100件,其中一等品60件、二等品30件,三等品10件。从这批产品中有放回地任取3件,以X和Y分别表示取出的3件产品中一等品和二等品的件数,求二维分布(X,Y)的联合概率分布列。

解: X和Y可能的取值都是0,1,2,3

记 p_{ij} 表示一等品为i件,二等品为j件

- 1) 当i + j > 3时, $p_{ij} = 0$
- 2)当 $i + j \le 3$ 时, $\{X=i, Y=j\}$ 表示取出的3件产品中,一等品有i件,二等品有j件,三等品有3-i-j件,所以有放回抽取时,

$$p_{ij} = C_3^i C_{3-i}^j C_{3-i-j}^{3-i-j} (0.6)^i (0.3)^j (0.1)^{3-i-j}$$

$$p_{ij} = \frac{3!}{i! \, j! \, k!} (0.6)^i (0.3)^j (0.1)^k, i+j+k=3$$



多项分布(Multinomial Distribution)

进行n次独立重复试验,如果

- 1) 每次试验有r个互不相容的结果(A_1, A_2, \cdots, A_r)之一发生
- 2)每次试验中 A_i 发生的概率为 $p_i = P(A_i), i = 1,2,\cdots,r,$ 且 $\sum_{i=1}^r p_i = 1$ 。

记 X_i 为n次独立重复试验中 A_i 出现的次数, $i=1,2,\cdots,r$ 。则 (X_1,X_2,\cdots,X_r) 取值为 (n_1,n_2,\cdots,n_r) 的概率为:

$$P(X_1 = n_1, \dots, X_r = n_r) = \frac{n!}{n_1! \, n_2! \cdots n_r!} p_1^{n_1} p_2^{n_2} \cdots p_r^{n_r}$$

其中 $\sum_{i=1}^{r} n_i = n$ 。

这个联合分布称为多项分布(r项分布),记为 $M(n; p_1, \dots, p_r)$

这个概率是多项式 $(p_1 + \cdots + p_r)^n$ 展开式中的一项,故其和为1。

当r=2时,即为二项分布。



3.1.4 N维连续型随机变量的分布函数

[定义] 对n维随机变量 $X = (X_1, X_2, \cdots, X_n)$ 若存在n元可积的非负 函数 $f(x_1, x_2, \cdots, x_n)$, 对于任意的 $(x_1, x_2, \cdots, x_n) \in \mathbb{R}^n$

$$F(x_1, x_2, \dots, x_n) = \int_{-\infty}^{x_1} \dots \int_{-\infty}^{x_n} f(y_1, y_2, \dots, y_n) dy_1 dy_2 \dots dy_n$$

则 $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ 是n维的连续随机变量,F 称为它的连续型分布,称 $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 为 (联合)密度函数.



3.1.4 N维连续型随机变量的分布函数

[1] 显然,密度函数满足如下条件:

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) \ge 0$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} \dots \int_{-\infty}^{\infty} f(y_1, y_2, \dots, y_n) dy_1 dy_2 \dots dy_n = 1$$

[2] 对连续型随机向量,分布函数 $F(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 对每一变量都是连续的,且在密度函数 $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ 的连续点,有偏导数 $\frac{\partial^n F}{\partial x_1 \cdots \partial x_n} = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$

[3] G是 \mathbb{R}^n 中的任意一个区域, (X_1, X_2, \dots, X_n) 落入区域G内的概率为

$$P\{X \in G\} = \int \cdots \int f(y_1, y_2, \cdots, y_n) dy_1 dy_2 \cdots dy_n$$



Example 3.4 设二维随机向量(X,Y)的密度函数为

$$f(x,y) = \begin{cases} Ae^{-2(x+y)} & x > 0, y > 0\\ 0 & elsewhere \end{cases}$$

- 1) 确定常数*A*;
- 2) 求分布函数;
- 3) 计算 *P*{*X*<1, *Y*<2};
- 4) 计算概率 $P\{X+Y<1\}$ 。

解 1) 由联合密度的性质,应有

$$1 = \int_{0}^{\infty} \int_{0}^{\infty} Ae^{-2(x+y)} dxdy = A/4 \qquad \Rightarrow A=4$$



2) 分布函数
$$F(x, y) = \int_{0}^{x} \int_{0}^{y} Ae^{-2(u+v)} du dv$$
, 我们来分块计算它.

当
$$x \le 0$$
或 $y \le 0$ 时, $f(x, y) = 0$,故 $F(x, y) = 0$

当
$$x > 0$$
且 $y > 0$ 时

$$F(x,y) = \int_0^x \int_0^y 4e^{-2(u+v)} du dv + \iint_{elsewhere} 0 du dv$$

$$= (1-e^{-2x})(1-e^{-2y})$$

$$F(x,y) = \begin{cases} (1 - e^{-2x})(1 - e^{-2y}) & x > 0, y > 0 \\ 0 & elsewhere \end{cases}$$



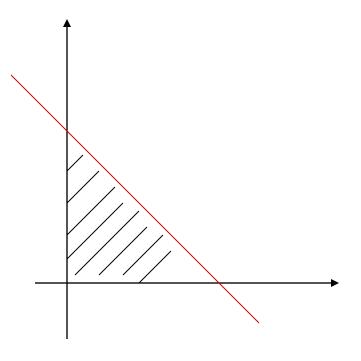
3)
$$P\{X < 1, Y < 2\} = F(1,2) = (1 - e^{-2})(1 - e^{-4})$$

4)
$$P{X + Y < 1} = \iint_{x+y<1} Ae^{-2(x+y)} dxdy$$

$$= \iint_{x+y<1} 4e^{-2(x+y)} dxdy$$
x>0, y>0

$$= \int_{0}^{1} \left[\int_{0}^{1-x} 4e^{-2(x+y)} dy \right] dx$$

$$=1-3e^{-2}$$



3.2 边缘(边缘)分布

3.2.1 边缘分布的定义

n维随机变量 $X=(X_1,X_2,\cdots,X_n)$,具有联合分布 $F(x_1,x_2,\cdots,x_n)$,每一个随机变量 X_i 又有其自身的分布函数 $F_{X_i}(x_i)$,称之为边缘分布函数。

边缘分布与联合分布的关系

$$\begin{split} F_{X_i}(x_i) &= P\{X_i \leq x_i\} \\ &= P\{\{X_1 \leq \infty\} \bigcap \{X_2 \leq \infty\} \bigcap \cdots \bigcap \{X_{i-1} \leq \infty\} \bigcap \{X_i \leq x_i\} \bigcap \{X_{i+1} \leq \infty\} \cdots \{X_n \leq \infty\}\} \\ &= P\{X_1 \leq \infty, X_2 \leq \infty, \cdots, X_{i-1} \leq \infty, X_i \leq x_i, X_{i+1} \leq \infty, \cdots X_n \leq \infty\} \\ &= F(\infty, \cdots, \infty, x_i, \infty, \cdots, \infty) \end{split}$$

因此, $F_{X_i}(x_i)$ 的求取方法按随机变量类型分为两种。



3.2.2 离散随机变量的边缘分布

以二维随机变量(X,Y)为例

$$F_{x}(x) = F(x, \infty) = \sum_{\substack{x_{i} \leq x \\ y_{j} < \infty}} p_{ij} = \sum_{\substack{x_{i} \leq x \\ y_{j} < \infty}} \left(\sum_{j=1}^{\infty} p_{ij}\right)$$

$$P\{X = x_i\} = \sum_{i=1}^{\infty} p_{ij} \stackrel{\Delta}{=} p_{i\bullet}$$
 --称为(X,Y)关于X的边缘分布

$$P\{X=x_i\}=\sum_{j=1}^{\infty}p_{ij}\overset{\Delta}{=}p_{iullet}$$
 --称为(X,Y)关于X的边缘分布 $P\{Y=y_j\}=\sum_{i=1}^{\infty}p_{ij}\overset{\Delta}{=}p_{ullet}$ --称为(X,Y)关于Y的边缘分布

Remark 1: 这里 p_i 表示对第二个下标j求和, $p_{\bullet i}$ 表示对第一个下标 i求和.

Remark 2: 上两式分别表示X与Y的分布列,它们恰好为二维随机变量分布 表按行相加与按列相加的结果,把它们分别写在表1中两表的右边和下边, 称为<u>边缘分布</u>(marginal distribution).



3.2.2 离散随机变量的边缘分布

Example 3.5 求Example 3.1的边缘分布.

 $P\{X=0\} = \frac{3}{5} \times \frac{3}{5} + \frac{3}{5} \times \frac{2}{5}$ 类似得其它各概率,如下面两表.

(1)

X	0	1	$p_{.j}$
0	$\frac{3}{5} \times \frac{3}{5}$	$\frac{2}{5} \times \frac{3}{5}$	$\frac{3}{5}$
1	$\frac{3}{5} \times \frac{2}{5}$	$\frac{2}{5} \times \frac{2}{5}$	$\frac{2}{5}$
$p_{i.}$	$\frac{3}{5}$	$\frac{2}{5}$	

(८)	X	0	1	$p_{.j}$
	0	$\frac{3}{5} \times \frac{2}{4}$	$\frac{2}{5} \times \frac{3}{4}$	$\frac{3}{5}$
	1	$\frac{3}{4} \times \frac{2}{4}$	$\frac{2}{3} \times \frac{1}{4}$	2

Remark (1)与(2)的联合分布不同,但边缘分布相同,这说明如果边缘分布给定,联合分布却不能惟一确定,还要考虑随机变量间的相互关系.

 p_i



3.2.2 离散随机变量的边缘分布

Example 3.6 求三项分布的边缘分布.

解:设二维随机变量 $(X,Y) \sim M(n,p_1,p_2,p_3)$, 其联合分布为 $p_{ij} = \frac{n!}{i! \, i! \, (n-i-i)!} p_1^{\ i} p_2^{\ j} (1 - p_1 - p_2)^{n-i-j}$ $p_{i\cdot} = \sum_{i=0}^{n} p_{ij}$ $= \frac{n!}{i! (n-i)!} p_1^{i} (1-p_1)^{n-i} \sum_{i=0}^{n-i} \frac{(n-i)!}{j! (n-i-j)!} (\frac{p_2}{1-p_1})^{j} (1-\frac{p_2}{1-p_1})^{n-i-j}$ $= \frac{n!}{i! (n-i)!} p_1^{i} (1-p_1)^{n-i}$

故 $X \sim B(n, p_1)$, 同理可证 $Y \sim B(n, p_2)$

用类似的方法可以证明,多项分布的边缘分布为二项分布



以二维连续型随机变量(X,Y)为例,设其密度函数为f(x,y),分布函数为F(x,y),则X的边缘分布函数

$$F_X(x) = P\{X \le x\} = \int_{-\infty}^{x} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dx dy$$
$$= \int_{-\infty}^{x} \left[\int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dy \right] dx$$

$$F_X(x) = F(x, +\infty)$$

同理,Y的边缘分布函数为

$$F_{Y}(y) = \int_{-\infty}^{y} \left[\int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dx \right] dy = F(+\infty, y)$$



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

根据连续型随机变量的定义,由式可见,X是连续型随机变量,它的密度函数就是 $f_X(x)$ 。同理Y是连续型随机变量,其密度函数为 $f_Y(y)$ 。 $f_X(x)$ 和 $f_Y(y)$ 称为(X,Y)(或f(x,y))的边缘密度。由此,也可以看出边缘密度的两种求法:

[1] 由联合分布函数F(x, y)

计算 $F(x,+\infty)$ 得 $F_X(x)$, 计算 $F(+\infty,y)$ 得 $F_Y(y)$, 而后微分得到 $f_X(x) = F_X(x), \quad f_Y(y) = F_Y(y)$

[2] 由联合分布密度f(x, y)

对
$$x$$
积分得到 $f_X(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dy$ 对 x 积分得到 $f_Y(y) = \int_{0}^{\infty} f(x, y) dx$



Example 3.7 设二维随机向量(X,Y)的密度函数如下,求边缘密度

$$f(x, y) = \begin{cases} 4e^{-2(x+y)} & x > 0, y > 0\\ 0 & elsewhere \end{cases}$$

[解] 由前知道

$$F(x,y) = \begin{cases} (1 - e^{-2x})(1 - e^{-2y}) & x > 0, y > 0 \\ 0 & elsewhere \end{cases}$$

可先求得边缘分布函数,再计算边缘密度。X的边缘分布和密度函数为

$$F_X(x) = F(x, \infty) = \begin{cases} 1 - e^{-2x} & x > 0 \\ 0 & x \le 0 \end{cases} \qquad f_X(x) = F_X(x) = \begin{cases} 2e^{-2x} & x > 0 \\ 0 & x \le 0 \end{cases}$$

同理Y的边缘分布函数和边缘密度函数分别为

$$F_{Y}(y) = F(\infty, y) = \begin{cases} 1 - e^{-2y} & y > 0 \\ 0 & y \le 0 \end{cases}$$

$$f_{Y}(y) = F_{Y}(y) = \begin{cases} 2e^{-2y} & y > 0 \\ 0 & y \le 0 \end{cases}$$



练习:已知如下2个概率密度函数,求边缘概率密度函数

a.
$$f_1(x, y) = x + y, 0 < x, y < 1$$

b.
$$f_2(x,y) = \left(x + \frac{1}{2}\right)\left(y + \frac{1}{2}\right), 0 < x, y < 1$$

Example 3.8 (二维均匀分布) (X_iY)在圆形区域 $x^2 + y^2 \le 1$ 上服从均匀分布, 求边缘密度。

解 联合密度为
$$f(x,y) = \begin{cases} 1/\pi & x^2 + y^2 \le 1 \\ 0 & elsewhere \end{cases}$$

因为 |x| > 1时,f(x, y) = 0,此时 $f_x(x) = 0$; $|x| \le 1$ 时,

$$f_X(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y) dy = \int_{x^2 + y^2 \le 1} \frac{1}{\pi} dy = \int_{-\sqrt{1 - x^2}}^{\sqrt{1 - x^2}} \frac{1}{\pi} dy = \frac{2}{\pi} \sqrt{1 - x^2}$$

$$f_X(x) = \begin{cases} \frac{2}{\pi} \sqrt{1 - x^2} & |x| \le 1 \\ 0 & |x| > 1 \end{cases} \qquad f_Y(y) = \begin{cases} \frac{2}{\pi} \sqrt{1 - y^2} & |y| \le 1 \\ 0 & |y| > 1 \end{cases}$$

注意,这里虽然(X,Y)的联合分布是均匀分布,但边缘分布却不是均匀分布.



Example 3.9 (二维正态分布) 二维随机变量(X,Y)的分布概率密度是

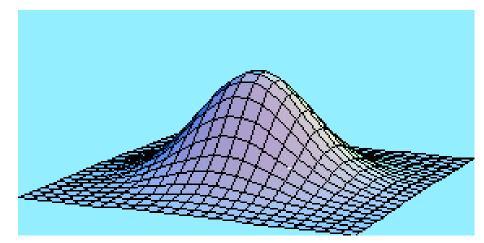
$$f(x,y) = \frac{1}{2\pi\sqrt{1-\rho^2}\sigma_1\sigma_2}$$

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

 $\mathfrak{h}(X,Y)$ 为服从参数 $\mu_1,\mu_2,\sigma_1,\sigma_2,\rho$ 的二元正态分

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

求其边缘概率密度。



解:在上式的指数上对y配方,

$$\frac{(x-\mu_1)^2}{\sigma_1^2} - \frac{2\rho(x-\mu_1)(y-\mu_2)}{\sigma_1\sigma_2} + \frac{(y-\mu_2)^2}{\sigma_2^2}$$

$$= \frac{(x-\mu_1)^2}{\sigma_1^2} + \rho^2 \frac{(x-\mu_1)^2}{\sigma_1^2} - \frac{2\rho(x-\mu_1)(y-\mu_2)}{\sigma_1\sigma_2} + \frac{(y-\mu_2)^2}{\sigma_2^2} - \rho^2 \frac{(x-\mu_1)^2}{\sigma_1^2}$$

$$= \frac{(x-\mu_1)^2}{\sigma_1^2} + \left(\frac{y-\mu_2}{\sigma_2} - \rho \frac{x-\mu_1}{\sigma_1}\right)^2 - \rho^2 \frac{(x-\mu_1)^2}{\sigma_1^2}$$

$$= (1 - \rho^2) \frac{(x - \mu_1)^2}{\sigma_1^2} + \left(\frac{y - \mu_2}{\sigma_2} - \rho \frac{x - \mu_1}{\sigma_1} \right)^2$$



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

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

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



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

$$= \frac{1}{2\pi\sqrt{1 - \rho^{2}}\sigma_{1}\sigma_{2}}$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} \exp\left[-\frac{(x - \mu_{1})^{2}}{2\sigma_{1}^{2}} - \frac{1}{2(1 - \rho^{2})}\left(\frac{y - \mu_{2}}{\sigma_{2}} - \rho\frac{x - \mu_{1}}{\sigma_{1}}\right)^{2}\right] dy$$

$$1 \qquad \left[-(x - \mu_{1})^{2}\right]$$

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

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



$$\downarrow \qquad t = \frac{1}{\sqrt{1-\rho^2}} \left(\frac{y-\mu_2}{\sigma_2} - \rho \frac{x-\mu_1}{\sigma_1} \right), \quad \downarrow \mid dy = \sigma_2 \sqrt{1-\rho^2} dt$$

$$= \frac{1}{2\pi\sigma_1} \exp\left[-\frac{(x-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}\right] \int_{-\infty}^{\infty} e^{-\frac{t^2}{2}} dt$$

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

$$f_{x}(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dy = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{1}}} \exp\left\{-\frac{(x - \mu_{1})^{2}}{2\sigma_{1}^{2}}\right\}$$



$$f_{y}(y) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) dx = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{2}}} \exp\left\{-\frac{(y - \mu_{2})^{2}}{2\sigma_{2}^{2}}\right\}$$

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

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

上述结论是说,二元正态分布的边缘分布仍是正态分布,并且与ρ无关.

但反过来不正确,即若(X,Y)的边缘分布都是正态分布,其联合分布却未必是二元正态分布.



Example 3.10 (X,Y)的联合密度为 $f(x,y) = \frac{1}{2\pi} e^{-\frac{x^2 + y^2}{2}} (1 + \sin x \sin y)$ $-\infty < x, y < +\infty$ 求边缘分布.

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

$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{y^2}{2}} dy + \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}} \sin x \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \sin y e^{-\frac{y^2}{2}} dy$$

$$=\frac{1}{\sqrt{2\pi}}e^{-x^2/2}$$

$$f_{y}(y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-y^{2}/2}$$

因此 X_i Y都服从标准正态分布 N(0,1),但联合分布不是正态的.



边缘分布不能反映联合分布,也就是说边缘分布少了点什么。那么,什么时候边缘分布足以描述联合分布呢?

(以下可以仅仅从事件的角度而非随机变量的角度看)

此时,边缘分布函数完全界定了联合分布函数。



[定义] 随机变量 X_2, X_2 , $F_{X_1X_2}(x_1, x_2)$, $F_{X_1}(x_1)$, $F_{X_2}(x_2)$ 分别是分布函数和边缘分布函数,如果对于任意的 (x_1, x_2) 满足

$$F(x_1, x_2) = F_{X_1}(x_1)F_{X_2}(x_2)$$

则称随机变量 X_1, X_2 是相互独立的。

当 (X_1, X_2) 是连续型随机向量时, X_1, X_2 联合概率密度为 $f(x_1, x_2)$,边缘概率密度分别是 $f_{X_1}(x_1), f_{X_2}(x_2)$,则 X_1, X_2 独立的条件等价于

$$f(x_1, x_2) = f_{X_1}(x_1) f_{X_2}(x_2)$$



Proof:
$$F(x_1, x_2) = F_{X_1}(x_1)F_{X_2}(x_2)$$

$$\int_{-\infty}^{x_1} \int_{-\infty}^{x_2} f(u, v) du dv = \int_{-\infty}^{x_1} f_{X_1}(u) du \int_{-\infty}^{x_2} f_{X_2}(v) dv = \int_{-\infty}^{x_1} \int_{-\infty}^{x_2} f_{X_1}(u) f_{X_2}(v) du dv$$

由 $X_{1,}X_{2}$ 的任意性知道,必须有 $f(u,v) = f_{X_{1}}(u)f_{X_{2}}(v)$ 反之,很容易证明成立。

例如二维正态随机分布 $N(\mu_1, \mu_2, \sigma_1, \sigma_2, \rho)$ 的边缘分布概率密度是 $f_X(x), f_Y(y)$,如果要使得 $f(x, y) = f_X(x) f_Y(y)$,必有 $\rho = 0$ 即二维正态随机变量 (X, Y) 中 X, Y 相互独立的充分必要条件

$$\mathcal{E} \rho = 0$$

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



关于**多维随机变量** $X_1, X_2, ..., X_n$ 其联合分布 $F(x_1, x_2,, x_n)$,边缘分布为 $F_{X_i}(x_i)(i=1,2,\cdots,n)$,如果对所有的 $x_1, x_2, ..., x_n$ 成立

$$F(x_1, x_2, \dots, x_n) = F_{X_1}(x_1) F_{X_2}(x_2) \cdots F_{X_n}(x_n)$$

则 $X_1, X_2, ..., X_n$ 是相互独立的。

假设 $X_1, X_2, ..., X_m$ 有联合分布 $F_X(x_1, x_2, ..., x_m)$

$$Y_1, Y_2, ..., Y_n$$
 有联合分布 $F_Y(y_1, y_2, ..., y_n)$

$$X_1, X_2, ..., X_m$$
, $Y_1, Y_2, ..., Y_n$ 的联合分布为 $F(x_1, ..., x_m, y_1, ..., y_n)$

如果
$$F(x_1,...,x_m,y_1,...,y_n) \equiv F_X(x_1,x_2,...,x_m) F_Y(y_1,y_2,...,y_n)$$

则称 $X_1, X_2, ..., X_m$ 与 $Y_1, Y_2, ..., Y_n$ 是独立的。



Example 3.11 一负责人到办公室的时间是8~12点,服从均匀分布X~U(8,12), 其秘书到达办公室的时间是7~9点,服从均匀分布Y~U(7,9), 二人到达的时间X,Y独立。

水:他们达到办公室时间相差不超过5分钟的概率。

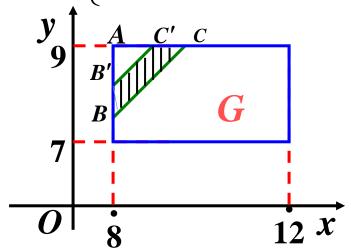
$$G = \{(x, y) \mid 8 < x < 12, 7 < y < 9\}$$

$$f_x(x) = \begin{cases} 1/4 & 8 < x < 12 \\ 0 & elsewhere \end{cases}$$

$$f(x, y) = f_x(x) f_y(y)$$

$$= \begin{cases} 1/8 & (x, y) \in G \\ 0 & elsewhere \end{cases}$$

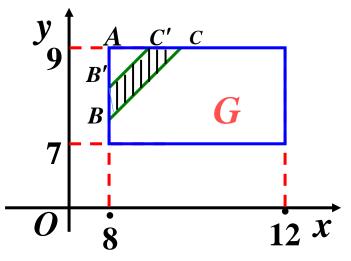
$$f_{y}(y) = \begin{cases} 1/2 & 7 < y < 9 \\ 0 & elsewhere \end{cases}$$



$$P\{|X - Y| < \frac{1}{12}\} = \iint_{\substack{|x - y| < \frac{1}{12} \\ (x,y) \in G}} f(x,y) dx dy$$

$$= \frac{1}{8} \{ |x - y| \le \frac{1}{12} \text{的面积}, (x, y) ∈ G \}$$

$$=1/48$$





定理3.1:

如果随机变量 X_1, \dots, X_n 相互独立,则对任何 $a_i < b_i$ ($i = 1, \dots, n$),记事件 $A_i = \{a_i \leq X_i \leq b_i\}$,则 A_1, \dots, A_n 也相互独立。

反之,如果对任何 $a_i < b_i (i = 1, \dots, n)$, A_1, \dots, A_n 相互独立,则 X_1, \dots, X_n 相互独立。

这说明**如果X_1**,…, X_n 相互独立,则各个变量取值的概率不受 其他变量的影响,这与随机变量相互独立的定义是等价的。



定理3.2:

若多维连续型随机变量 (X_1, \dots, X_n) 的概率密度函数 $f(x_1, \dots, x_n)$

可以表示为n个函数 g_1, \dots, g_n 的积,其中 g_i 只依赖于 x_i ,即

$$f(x_1, \dots, x_n) = g_1(x_1) \dots g_n(x_n)$$

则 X_1, \dots, X_n 相互独立,且 X_i 的边缘密度函数 $f_i(x_i)$ 和 $g_i(x_i)$ 只相差一个常数因子。

证明: X_1 的密度函数为

$$f_1(x_1) = \int \cdots \int f(x_1, \cdots, x_n) dx_2 \cdots dx_n$$



定理3.2:

$$= g_1(x_1) \int g_2(x_2) dx_2 \cdots \int g_n(x_n) dx_n$$
$$= C_1 g_1(x_1) \qquad C_1 \text{ \text{β}} \text{ β}$$

同理可证
$$f_i(x_i) = C_i g_i(x_i), i = 1, \dots, n$$

故
$$f_1(x_1) f_2(x_2) \cdots f_n(x_n) = C_1 C_2 \cdots C_n g_1(x_1) \cdots g_n(x_n)$$

$$= C_1 C_2 \cdots C_n f(x_1, \dots, x_n)$$

$$= f(x_1, \dots, x_n) \quad \boxtimes \beta C_1 C_2 \cdots C_n = 1$$



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

- (1) X_i ($i = 1, 2, \dots, m$) 与 Y_j ($j = 1, 2, \dots, n$) 相互独立;
- (2) 如果 h, g 是连续函数,则 $H = h(X_1, X_2, \dots, X_m)$ 与 $G = g(Y_1, Y_2, \dots, Y_n)$ 独立。

(1)
$$F_{ij}(x_i, y_j) = F(\infty, \dots, \infty, x_i, \infty, \dots, \infty, \infty, \dots, \infty, y_j, \infty, \dots, \infty)$$

$$= F_x(\infty, \dots, \infty, x_i, \infty, \dots, \infty) F_y(\infty, \dots, \infty, y_j, \infty, \dots, \infty)$$

$$= F_{x_i}(x_i) F_{y_i}(y_j)$$

(2)
$$F(h,g) = P\{H \le h, G \le g\}$$

 $= P\{h(X_1, X_2, \dots, X_m) \le h, g(Y_1, Y_2, \dots, Y_n) \le g\}$
 $= P\{h(X_1, X_2, \dots, X_m) \le h\} P\{g(Y_1, Y_2, \dots, Y_n) \le g\}$
 $= F_H(h) F_G(g)$



3.4 条件分布(Conditional Distribution)

当多个随机变量不满足独立性,他们之间存在着关联性,一个变量的存在影响到另一个变量的存在。可类似条件概率定义条件分布。

3.4.1 离散随机变量的条件分布

设二维离散随机变量 (X,Y) 的联合分布列为

$$P(X = x_i, Y = y_j) = p_{ij}, i, j = 1,2,...$$

设

$$p_{i\bullet} > 0, \qquad p_{\bullet j} > 0$$

考虑在事件 $\{Y = y_j\}$ 发生的条件下 $\{X = x_i\}$ 发生的概率,即事件 $\{X = x_i \mid Y = y_j\}$ 的概率。



3.4.1 离散随机变量的条件分布

$$P(X = x_i | Y = y_j) = \frac{P(X = x_i, Y = y_j)}{P(Y = y_i)} = \frac{p_{ij}}{p_{\bullet j}} \qquad (i = 1, 2, \dots)$$

$$P(Y = y_j | X = x_i) = \frac{P(X = x_i, Y = y_j)}{P(X = x_i)} = \frac{p_{ij}}{p_{i\bullet}}$$
 $(j = 1, 2, \dots)$

容易知道上述满足:

$$P(X = x_i | Y = y_i) \ge 0$$

$$\sum_{i=1}^{\infty} P(X = x_i | Y = y_j) = 1$$



3.4.1 离散随机变量的条件分布

[定义] 对于固定的j, $P(Y = y_i) > 0$, 则称

$$P(X = x_i | Y = y_j) = \frac{p_{ij}}{p_{ij}}$$

为在 $Y = y_i$ 条件下随机变量 X 的条件分布律。

$$P(X = x_i | Y = y_j) = \frac{p_{ij}}{p_{ij}}$$
与前面Chpt.1中的条件概率是一致的;

把<u>所有的这样的条件概率写出就得到了条件分布律</u>。



Example 3.12 一射击手单发击中目标的概率为p (p>0), 假设击中 两次目标为止,设X为首次射中目标所进行的射击次数,Y为 总的射击次数,求(X,Y)的联合分布与条件分布。

解:
$$P(X = m, Y = n) = p^{2}(1-p)^{n-2}$$

 $n = 2,3,\dots; \quad m = 1,2,\dots, n-1$

$$P(X = m) = \sum_{n>m} P(X = m, Y = n)$$

$$= p^{2} \sum_{n=m+1}^{\infty} (1-p)^{n-2}$$

$$= p^{2}(1-p)^{m-1} \frac{1}{1-(1-p)}$$

$$= p(1-p)^{m-1}$$

$$= p(1-p)^{m-1}$$

$$= p(1-p)^{m-1}$$

$$= p(1-p)^{m-1}$$

$$= p(1-p)^{m-1}$$

$$= p(1-p)^{m-1}$$

注意:

地计算得到 $P\{X=m\}$



$$P(Y = n) = \sum_{m < n} P(X = m, Y = n)$$

$$= \sum_{m=1}^{n-1} p^2 (1-p)^{n-2} = (n-1)p^2 (1-p)^{n-2} \qquad (n \ge 2)$$

$$P(X = m | Y = n) = \frac{P(X = m, Y = n)}{P(Y = n)}$$
$$= \frac{p^{2}(1-p)^{n-2}}{(n-1)p^{2}(1-p)^{n-2}} = \frac{1}{n-1}$$

$$P(Y = n \mid X = m) = \frac{P(X = m, Y = n)}{P(X = m)}$$
$$= \frac{p^{2}(1-p)^{n-2}}{p(1-p)^{m-1}} = p(1-p)^{n-m-1}$$



3.4.1 离散随机变量的条件分布

以上二式都可以进行直接的解释:

□ 第一式 $P(X = m | Y = n) = \frac{1}{n-1}$ 在知道第n次为射中的话,前n – 1次里射中一次,每次射中的概率是相等的,第m次射中的概率为 1/(n-1);

□ 第二式 $P(Y = n \mid X = m) = p(1-p)^{n-m-1}$

在第m次射击时为第一次中,随后到第n次射击才射中的概率为 $p(1-p)^{n-m-1}$ (m+1,m+2,...,n-1为不中,n为中)



3.4 条件分布(Conditional Distribution)

3.4.2 连续型随机变量的条件分布

在连续型的情况,因为对任何y, P(Y=y)=0, 故只能借助于密度函数定义条件密度。Y=y时X的条件分布函数,可采取极限方式定义:

$$P(X \le x \mid Y = y) = \lim_{\varepsilon \to 0+} P(X \le x \mid y - \varepsilon \le Y \le y + \varepsilon)$$

记为 $F_{X|Y}(x|y)$

假设 (X,Y) 的联合分布函数为F(x,y),概率密度为f(x,y),那么

$$F_{X|Y}(x \mid y) = \lim_{\varepsilon \to 0+} P(X \le x \mid y - \varepsilon \le Y \le y + \varepsilon)$$



$$F_{X|Y}(x|y) = \lim_{\varepsilon \to 0+} P(X \le x | y - \varepsilon \le Y \le y + \varepsilon)$$

$$= \lim_{\varepsilon \to 0+} \frac{P(X \le x, y - \varepsilon \le Y \le y + \varepsilon)}{P(y - \varepsilon \le Y \le y + \varepsilon)}$$

$$= \lim_{\varepsilon \to 0+} \frac{F(x, y + \varepsilon) - F(x, y - \varepsilon)}{F_Y(y + \varepsilon) - F_Y(y - \varepsilon)}$$

$$= \lim_{\varepsilon \to 0+} \frac{F(x, y + \varepsilon) - F(x, y - \varepsilon)}{\frac{2\varepsilon}{F_Y(y + \varepsilon) - F_Y(y - \varepsilon)}}$$

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

$$= \frac{\int_{-\infty}^{x} f(x, y) dx}{\int_{-\infty}^{x} f(x, y) dx}$$

$$= \int_{-\infty}^{x} \frac{f(x, y)}{f_Y(y)} dx$$

$$f_{X|Y}(x \mid y) = \frac{f(x, y)}{f_{Y}(y)} \qquad f_{Y|X}(y \mid x) = \frac{f(x, y)}{f_{X}(x)}$$
Nankai University

Example 3.13 设
$$(X,Y) \sim N(\mu_1, \mu_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2, \rho)$$
 , 求条件密度 $f_{Y|X}(y \mid x)$.

 \mathbf{p} $F_{\mathbf{y}}(x)$ 为正态分布 $N(\mu_1, \sigma_1^2)$

解
$$F_X(x)$$
 为正态分布 $N(\mu_1, \sigma_1^2)$
$$f_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} \exp\left(-\frac{(x-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}\right)$$

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

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

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



$$=\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sqrt{1-\rho^2}\sigma_2}$$

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

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

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

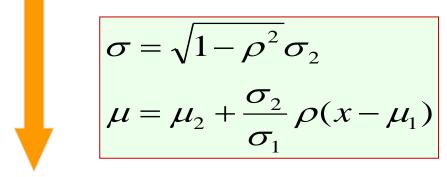
$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sqrt{1-\rho^2}\sigma_2} \exp\left\{-\frac{1}{2(1-\rho^2)} \left[\frac{\rho^2(x-\mu_1)^2}{\sigma_1^2}\right]\right\}$$

$$-\frac{2\rho(x-\mu_1)(y-\mu_2)}{\sigma_1\sigma_2} + \frac{(y-\mu_2)^2}{\sigma_2^2} \right\}$$



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

$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sqrt{1-\rho^{2}}\sigma_{2}} \exp \left\{-\frac{1}{2(1-\rho^{2})\sigma_{2}^{2}} \left[y - \left(\mu_{2} + \frac{\sigma_{2}}{\sigma_{1}}\rho(x - \mu_{1})\right)\right]^{2}\right\}$$



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



前面求得条件密度

$$f_{Y|X}(y \mid x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sqrt{1-\rho^2}\sigma_2} \exp\left\{-\frac{1}{2(1-\rho^2)\sigma_2^2} \left[y - \left(\mu_2 + \frac{\sigma_2}{\sigma_1}\rho(x-\mu_1)\right)\right]^2\right\}$$

它表明:

已知X=x条件下,二维正态分布的对于Y的条件分布是正态分布

$$N\left(\mu_2 + \frac{\sigma_2}{\sigma_1}\rho(x-\mu_1), \left(\sqrt{1-\rho^2}\sigma_2\right)^2\right)$$

其中第一参数 $\mu_2 + \frac{\sigma_2}{\sigma_1} \rho(x - \mu_1)$ 是x的线性函数,第二参数与x无关.



已知X=x条件下,二维正态分布的对于Y的条件分布是正态分布

$$N\left(\mu_2 + \frac{\sigma_2}{\sigma_1}\rho(x-\mu_1), \left(\sqrt{1-\rho^2}\sigma_2\right)^2\right)$$

- 当ρ > 0时,随着x增加,Y的条件分布的中心点也增加,这意味着x增加时,y取更大的值的可能性增加(如体重和身高的关系), 此时称X和Y"正相关"。
- 当 ρ < 0时,随着x增加,Y的条件分布的中心点减少,即Y随着X的增长而下降,此时称X和Y"负相关"。

练习: 随机向量 (X,Y) 在圆形区域 $x^2 + y^2 \le 1$ 上服从均匀分布, 求条件概率密度 $f_{X|Y}(x|y)$ 。

Example 3.14 从[0,1]中随机选取一个数X,然后再[0,X]中随机选择一个数Y,求Y的分布。

解: 根据题意可以得到X的分布为 $X \sim U(0,1)$

$$f_X(x) = I_{x \in (0,1)}$$

X确定的条件下, Y的分布为 $Y|X = x \sim U(0,x)$

$$f_{Y|X}(y|x) = \frac{1}{x}I_{y \in (0,x)}$$

因此, (X,Y)的联合分布密度函数为

$$f(x,y) = f_X(x)f_{Y|X}(y|x) = I_{x \in (0,1)} \cdot \frac{1}{x} I_{y \in (0,x)}$$

Y的密度函数为

$$f_Y(y) = \int_{y}^{1} f(x, y) dx = \int_{y}^{1} f_X(x) f_{Y|X}(y|x) dx$$

= -\lny, y \in [0,1]



练习:

1. 设X,Y,Z服从U(0,1),且相互独立,求 $P(X \ge YZ)$

2. 随机向量(X,Y)的联合密度为

$$f(x,y) = \begin{cases} \frac{e^{-\frac{x}{y}}e^{-y}}{y}, & x > 0, y > 0\\ 0, & \text{#} \end{cases}$$

求 $P\{X > 1 | Y = y\}$



练习:

3. 考虑n + m次重复实验,每次成功的概率相同。然后,假定此概率不是固定的值,而是一个随机变量,服从U(0,1)。已知n + m次试验有n次成功的条件下每次成功的概率的条件分布是什么?



条件分布函数与条件密度函数的关系

$$F_{X|Y}(x|y) = \int_{-\infty}^{x} f_{X|Y}(x|y) \, dx = \int_{-\infty}^{x} \frac{f(x,y)}{f_{Y}(y)} \, dx$$

$$F_{Y|X}(y|x) = \int_{-\infty}^{y} f_{Y|X}(y|x) \, dy = \int_{-\infty}^{y} \frac{f(x,y)}{f_X(x)} \, dy$$

联合分布、边缘分布、条件分布的关系如下



3.5.1 基本概念

n维随机变量 $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ 的联合分布函数 $F_X(x_1, x_2, \dots, x_n)$

定义随机变量 $Y_i = g_i(X_1, X_2, \dots, X_n)(i = 1, 2, \dots m)$ 。

记随机向量 $Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_m)$ 的分布函数 $F_Y(y_1, y_2, \dots, y_m)$

$$C = \{(x_1, x_2, \dots, x_n) \mid g_i(x_1, x_2, \dots, x_n) \le y_i, i = 1, 2, \dots m\}$$

则

$$F_{Y}(y_{1}, y_{2}, \dots, y_{m}) = P(Y \leq y_{1}, \dots, Y \leq y_{m})$$

$$= P(g_{1}(X_{1}, X_{2}, \dots, X_{n}) \leq y_{1}, \dots, g_{m}(X_{1}, X_{2}, \dots, X_{n}) \leq y_{m})$$

$$= P((X_{1}, \dots, X_{n}) \in C)$$



3.5.2 多维离散型随机变量函数的分布

设(X_1, X_2, \dots, X_n)为n维离散随机变量,则某一函数 $Y = g(X_1, X_2, \dots, X_n)$,当(X_1, X_2, \dots, X_n)的取值较少时,可将Y的取值一一列出,然后再合并整理得到Y的分布。

Example 3.15 设二维随机变量(X,Y)的分布列如下所示:

X	-1	1	2	
-1	5/20	2/20	6/20	
2	3/20	3/10	1/20	

求: 1) $Z_1 = X + Y$; 2) $Z_2 = X - Y$; 3) $Z_3 = \max\{X, Y\}$



解:将(X,Y)和 Z_1,Z_2,Z_3 的取值对应列在同一个表中

P	5/20	2/20	6/20	3/20	3/20	1/20
(X,Y)	(-1,-1)	(-1,1)	(-1,2)	(2,-1)	(2,1)	(2,2)

解: 经过合并整理后可得最后结果

Z_1	-2	0	1	3	4	
Р	5/20	2/20	9/20	3/20	1/20	
$\overline{Z_2}$	0	-2	-3	3	1	
P	6/20	2/20	6/20	3/20	3/20	
Z_3		-1	1		2	
P		5/20	2/20		13/20	



2.5.1 离散型随机变量的函数

Example 2.23 设 $X \sim B(n_1, p), Y \sim B(n_2, p), X 、 Y相互独立,$

求: Z = X + Y 的分布。

解: X, Y 各可取值 $0, 1, ..., n_1$ 和 $0, 1, ..., n_2$, 则 Z 可取值 $0, 1, ..., n_n$

$$n_1+n_2$$
, \mathcal{H} $P\{Z=s\} = \sum_{k=0}^{s} P\{X=k, Y=s-k\}$

离散场合下的卷积公式
$$\left[= \sum_{k=0}^{s} P\{X = k\} P\{Y = s - k\} \right]$$

$$=\sum_{k=0}^{s}C_{n_1}^{k}p^{k}(1-p)^{n_1-k}C_{n_2}^{s-k}p^{s-k}(1-p)^{n_2-(s-k)}$$

$$= p^{s} (1-p)^{n_1+n_2-s} \sum_{k=0}^{s} C_{n_1}^{k} C_{n_2}^{s-k}$$

$$X+Y \sim B(n_1+n_2,p) = C_{n_1+n_2}^s p^s (1-p)^{n_1+n_2-s}$$

$$=C_{n_1+n_2}^s p^s (1-p)^{n_1+n_2-s}$$



2.5.1 离散型随机变量的函数

Remark1:上面公式的推导用到了组合数的性质。

$$\sum_{k=0}^{s} C_{n_1}^k C_{n_2}^{s-k} = C_{n_1+n_2}^s$$

Remark2: $X+Y \sim B$ (n_1+n_2 , p) 这个事实显示了二项分布一个很重要的性质: **两个独立的二项分布,当它们的第二参数相同时,其和也服从二项分布,它的第一参数恰为这两个二项分布第一参数的和**。

- □ 这性质称为二项分布的<u>再生性(</u>或<u>可加性(additive property)</u>)
- □ 从X, Y的概率意义来看,这结果是非常明显的: X 和Y 分别是 n_1 和 n_2 重贝努里试验中成功的次数,两组试验合起来,Z=X+Y应该就是 n_1+n_2 重贝努里试验中成功的次数。



Example 3.16 (泊松分布的可加性) 设随机变量 $X \sim \pi(\lambda_1)$, $Y \sim \pi(\lambda_2)$, 且 X与Y独立,试证明 $Z = X + Y \sim \pi(\lambda_1 + \lambda_2)$

解: 由题意知泊松分布的分布列为

$$P(X = i) = \frac{\lambda_1^{i}}{i!} e^{-\lambda_1}, \qquad P(Y = j) = \frac{\lambda_2^{j}}{j!} e^{-\lambda_2}$$

Z = X + Y可取0, 1, 2......所有非负整数,事件 $\{Z = k\}$ 是如下互不相容事件的并集:

$${X = i, Y = k - i}, i = 0, 1, \dots, k$$

由于X和Y独立,故 $P\{Z=k\} = \sum_{i=0}^{k} P\{X=i\} P\{Y=k-i\}$



$$P\{Z=k\} = \sum_{i=0}^{k} \left(\frac{\lambda_1^{i}}{i!} e^{-\lambda_1}\right) \left(\frac{\lambda_2^{k-i}}{(k-i)!} e^{-\lambda_2}\right)$$

$$= \frac{(\lambda_1 + \lambda_2)^k}{k!} e^{-(\lambda_1 + \lambda_2)} \sum_{i=0}^k \frac{k!}{i! (k-i)!} \left(\frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_2}\right)^i \left(\frac{\lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2}\right)^{k-i}$$

$$= \frac{(\lambda_1 + \lambda_2)^k}{k!} e^{-(\lambda_1 + \lambda_2)} \left(\frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_2} + \frac{\lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2} \right)^k$$

$$=\frac{(\lambda_1+\lambda_2)^k}{k!}e^{-(\lambda_1+\lambda_2)}, k=0,1,\cdots$$



这表明 $Z = X + Y \sim \pi(\lambda_1 + \lambda_2)$, 结论得证。

Remark 1: 泊松分布具有**可加性**(服从同一类分布的独立随机变量的和的分布仍属于此类分布)

泊松分布的这个性质可以描述为: 泊松分布的卷积仍是泊松分布,

记为 $\pi(\lambda_1) * \pi(\lambda_2) = \pi(\lambda_1 + \lambda_2)$ 。这里的**卷积*是指"寻求两个独立**

随机变量和的分布的运算"

Remark 2: 这个性质可以推广到有限个独立泊松变量之和的分布计算,即 $\pi(\lambda_1)*\pi(\lambda_2)*\cdots*\pi(\lambda_n)=\pi(\lambda_1+\lambda_2+\cdots+\lambda_n)$ 。特别地,当 $\lambda_1=\lambda_2=\cdots=\lambda_n=\lambda$ 时,有 $\pi(\lambda_1)*\pi(\lambda_2)*\cdots*\pi(\lambda_n)=\pi(n\lambda)$

Remark 3: X - Y不服从泊松分布



练习:设 $(X_1, X_2, ..., X_n) \sim M(N; p_1, p_2, ..., p_n), n \geq 3$ 。试求 $Y = X_1 + X_2$ 的分布

3.5.3 多维连续型随机变量函数的分布

如果 $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ 有联合概率密度 $f_X(x_1, \dots, x_n)$,则

$$F_Y(y_1, y_2, \dots, y_m) = \int \dots \int_C f_X(x_1, \dots, x_n) dx_1 \dots dx_n$$

这就归结为一个求解n重积分的问题。

下面就一些具体的函数形式求解。

$$[-]$$
 $Z=X+Y$

$$[]$$
 $Z=X/Y$

$$[\Xi] \quad Z = \max(X_1, X_2, \dots, X_n)$$

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



[-] Z=X+Y

设(X,Y)的联合分布概率密度为f(x,y),Z的分布函数为 $F_z(z)$,概率密度为 $f_z(z)$

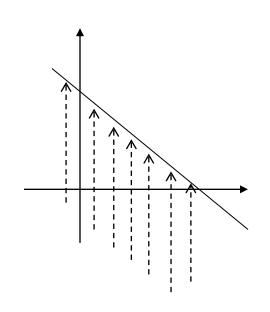
$$F_{z}(z) = P(Z \le z)$$

$$= \iint_{x+y \le z} f(x,y) dx dy$$

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

$$t = y + x$$

$$= \int_{-\infty}^{z} \left[\int_{-\infty}^{+\infty} f(x,t-x) dx \right] dt$$



[一] Z=X+Y的分布函数

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

当(X,Y)相互独立时,
$$f(x,y) = f_X(x)f_Y(y)$$

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

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

这两个公式称为<u>卷积公式</u>(convolution)

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



Example 3.17 X,Y独立同分布,都服从N (0,1), 求 Z = X+Y 的分布密度.

 \mathbf{m} : 用卷积公式, 对任意 $z \in \mathbf{R}$

$$f(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x, z - x) dx = \int_{-\infty}^{+\infty} f_x(x) \cdot f_y(z - x) dx$$

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

$$= \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{z^2 + 2x^2 - 2xz}{2}} dx$$

$$=\frac{1}{2\pi}\int_{-\infty}^{+\infty}e^{-\frac{z^{2}/2+2(x-z/2)^{2}}{2}}dx = \frac{1}{2\pi}e^{-\frac{z^{2}}{4}}\int_{-\infty}^{+\infty}e^{-(x-z/2)^{2}}dx$$



$$= \frac{1}{2\pi} e^{-\frac{z^2}{4}} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-(x-\frac{z}{2})^2} dx$$

$$t = x - \frac{z}{2}$$

$$= \frac{1}{2\pi} e^{-\frac{z^2}{4}} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-t^2} dt$$

$$= \frac{1}{2\pi} e^{-\frac{z^2}{2 \cdot (\sqrt{2})^2}} \sqrt{\pi} = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sqrt{2}} e^{-\frac{z^2}{2 \cdot (\sqrt{2})^2}}$$

这说明 Z=X+Y~N(0,2).

1) 更一般地,若X,Y 相互独立,且都服从正态分布 $X \sim N(\mu_1, \sigma_1^2)$ $X_2 \sim N(\mu_2, \sigma_2^2)$ 则 $X_1 + X_2 \sim N(\mu_1 + \mu_2, \sigma_1^2 + \sigma_2^2)$ 。本例是其特殊情况,可知正态分布对两个参数都有可加性。



2) 反之, 若Z服从正态分布, 且可以表示成两个独立随机变量之和, 如Z=X+Y, 则X和Y必然都服从正态分布, 这是正态分布的再生性。

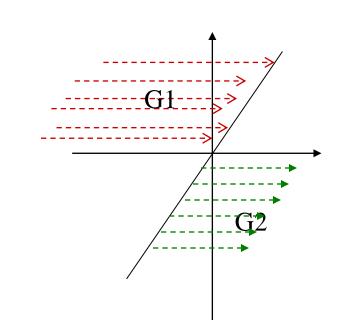
3) 即使X和Y不独立,若(X,Y)~ $N(\mu_1,\mu_2,\sigma_1^2,\sigma_2^2,\rho)$,则Z=X+Y依然 服从正态分布, $Z\sim N(\mu_1+\mu_2,\sigma_1^2+\sigma_2^2+2\rho\sigma_1\sigma_2)$ 。

4) 可加性可以推广到n个独立的正态随机变量上。即:若 X_1, X_2, \cdots, X_n 相互独立,且 $X_i \sim N(\mu_i, \sigma_i^2)$,则

$$X_1 + X_2 + \cdots + X_n \sim N(\sum \mu_i , \sum \sigma_i^2)_{\circ}$$



$$F_{z}(z) = P\left(\frac{X}{Y} \le z\right)$$
$$= \iint_{\frac{x}{-1} \le z} f(x, y) dx dy$$



$$= \iint_{G_1} f(x, y) dx dy + \iint_{G_2} f(x, y) dx dy$$

$$= \int_0^{+\infty} dy \int_{-\infty}^{zy} f(x, y) dx + \int_{-\infty}^0 dy \int_{zy}^{+\infty} f(x, y) dx$$



$$x = yu$$



[二] Z=X/Y

$$\int_{0}^{+\infty} dy \int_{-\infty}^{zy} f(x, y) dx + \int_{-\infty}^{0} dy \int_{zy}^{+\infty} f(x, y) dx$$

$$= \int_{-\infty}^{z} du \int_{0}^{+\infty} yf(yu, y) dy + \int_{z}^{+\infty} du \int_{-\infty}^{0} yf(yu, y) dy \qquad \qquad \text{$\Re = \Re \Im y < 0$}$$

$$= \int_{-\infty}^{z} du \int_{0}^{+\infty} yf(yu, y) dy - \int_{-\infty}^{z} du \int_{-\infty}^{0} yf(yu, y) dy$$

$$= \int_{z}^{z} du \int_{0}^{+\infty} yf(yu, y) dy \qquad \qquad f_{z}(z) = \int_{0}^{+\infty} |y| f(yz, y) dy$$

注意:密度函数不为负



[二] **Z=X/Y**

对于随机变量
$$Z = \frac{X}{Y}$$
,
$$f_Z(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} |y| f(yz, y) dy$$

类似地,我们可以推导出,对于随机变量 Z = XY,

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

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



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

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



Z = X/Y $\pi Z = XY$

1) 记U = X/Y, V = Y, 则u = x/y, v = y 求反函数x = uv, y = v

$$J = \frac{\partial(x, y)}{\partial(u, v)} = \begin{vmatrix} v & u \\ 0 & 1 \end{vmatrix} = v$$

故 $f_{UV}(u,v) = f(uv,v)|v|$

再对上式关于v积分即可得到Z=X/Y的分布密度函数

2) 记 $U = XY, V = Y, \quad 则u = xy, v = y$

求反函数x = u/v, y = v

$$J = \frac{\partial(x,y)}{\partial(u,v)} = \begin{vmatrix} 1/v & -u/v^2 \\ 0 & 1 \end{vmatrix} = 1/v$$

故 $f_{UV}(u,v) = f(u/v,v)\frac{1}{|v|}$

再对上式关于v积分即可得到Z=X/Y的分布密度函数



Example 3.18 X_i Y独立同分布,都服从 $N(\mu, \sigma^2)$,记U=X+Y, V=X-Y,

1) 试求U,V的联合概率密度, 2) U和V是否独立?

解: 根据题意,随机变量的函数为 u = x + y, v = x - y

故其反函数为
$$x = \frac{1}{2}(u+v), y = \frac{1}{2}(u-v)$$

所以得到U,V的联合概率密度为

$$f_{UV}(u,v) = f\left(\frac{u+v}{2}, \frac{u-v}{2}\right) \left| -\frac{1}{2} \right|$$
$$= \frac{1}{2} f_X\left(\frac{u+v}{2}\right) f_Y\left(\frac{u-v}{2}\right)$$



$$f_{UV}(u,v) = \frac{1}{2} f_X \left(\frac{u+v}{2} \right) f_Y \left(\frac{u-v}{2} \right)$$

$$= \frac{1}{2} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\{-\frac{(\frac{u+v}{2}-\mu)^2}{2\sigma^2}\} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\{-\frac{(\frac{u-v}{2}-\mu)^2}{2\sigma^2}\}$$

$$= \frac{1}{4\pi\sigma^2} \exp\{-\frac{(u-2\mu)^2 + v^2}{4\sigma^2}\}\$$

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

这是二维正态分布 $N(2\mu,0,2\sigma^2,2\sigma^2,0)$ 的密度函数,可知 $\rho=0$,说明U, V相互独立。



练习:设(X,Y)表示平面上一个点,并假设其直角坐标 X和Y是相互独立的标准正态变量,即 $X,Y \sim N(0,1)$,求 (X,Y)的极坐标表示(R,Θ)的联合分布



[三] 次序量的分布(极值分布)

设 X_1, X_2, \dots, X_n 独立同分布,联合分布函数 $F(x_1, \dots, x_n)$. 把 X_1, X_2, \dots, X_n 每取一组值 x_1, x_2, \dots, x_n 都按大小次序排列,所得随机变量 $X_1^*, X_2^*, \dots, X_n^*$ 称为 次序统计量 (order statistic),它们满足

$$X_1^* \le X_2^* \le \dots \le X_n^*$$

因此

$$X_1^* = \min\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$$

 $X_n^* = \max\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$



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

$$F_{z}(z) = P\left(\max(X_{1}, X_{2}, \dots, X_{n}) \le z\right)$$

$$= P\left(X_{1} \le z, X_{2} \le z, \dots, X_{n} \le z\right)$$

$$= F\left(z, z, \dots, z\right)$$

如 X_1, X_2, \dots, X_n 独立,则有

$$F_{z}(z) = F_{x_1}(z) \cdots F_{x_n}(z)$$

如果 X_1, X_2, \dots, X_n 独立同分布,分布函数为 $F_x(x)$

$$F_z(z) = \left[F_x(z)\right]^n$$



$$Z = \min(X_1, \cdots, X_n)$$

$$F_{z}(z) = P\left(\min(X_{1}, \dots, X_{n}) \le z\right)$$

$$= 1 - P\left(\min(X_{1}, \dots, X_{n}) \ge z\right)$$

$$= 1 - P\left(X_{1} \ge z, \dots, X_{n} \ge z\right)$$

如果 X_1, \dots, X_n 独立,则有

$$F_{z}(z) = 1 - P(X_{1} \ge z)P(X_{2} \ge z)\cdots P(X_{n} \ge z)$$

$$= 1 - [1 - P(X_{1} \le z)]\cdots [1 - P(X_{n} \le z)]$$

$$= 1 - [1 - F_{X_{1}}(z)]\cdots [1 - F_{X_{n}}(z)]$$

对于多个随机变量 X_1, X_2, \dots, X_n 如有独立同分布 $F_X(x)$,则

有
$$F_z(z) = 1 - [1 - F_X(z)]^n$$



Example 3.19

设系统 L 由两个相互独立的子系统L₁, L₂连接而成,连接的方式分别为(1)串联; (2)并联; (3)备用(当系统之一损坏时,另一个开始工作)。设L₁, L₂的寿命分别为 X_i Y,已知他们的概率密度分别服从指数分布

$$f_X(x) = \begin{cases} \alpha e^{-\alpha x} & x > 0 \\ 0 & x \le 0 \end{cases} \qquad f_Y(y) = \begin{cases} \beta e^{-\beta y} & y > 0 \\ 0 & y \le 0 \end{cases}$$

其中α>0, β>0。

 \vec{x} : 三种情况下,系统L寿命Z的概率分布。



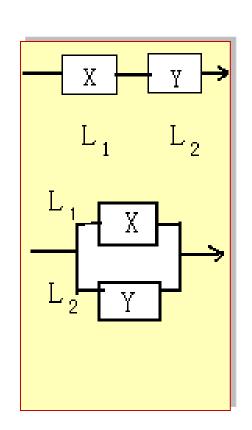
[1] 串联情况

$$Z = \min(X, Y)$$

$$F_{\min}(z) = 1 - [1 - F_x(z)][1 - F_y(z)]$$

$$=\begin{cases} 1 - e^{-(\alpha + \beta)z} & z > 0 \\ 0 & z \le 0 \end{cases}$$

$$f_{\min}(z) = \begin{cases} (\alpha + \beta)e^{-(\alpha + \beta)z} & z > 0\\ 0 & z \le 0 \end{cases}$$

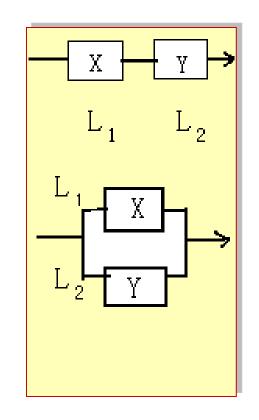


[2] 并联情况

$$Z = \max(X, Y)$$

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

$$= \begin{cases} (1 - e^{-\alpha z})(1 - e^{-\beta z}) & z > 0 \\ 0 & z \le 0 \end{cases}$$



$$f_{\max}(z) = \begin{cases} \alpha e^{-\alpha z} + \beta e^{-\beta z} - (\alpha + \beta)e^{-(\alpha + \beta)z} & z > 0\\ 0 & z \le 0 \end{cases}$$



[3] 备用情况 Z = X + Y

$$Z = X + Y$$

$$f(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_x(z - y) f_y(y) dy$$

$$= \int_{0}^{z} f_x(z - y) f_y(y) dy$$

$$= \int_{0}^{z} \alpha e^{-\alpha(z - y)} \beta e^{-\beta y} dy$$

$$= \alpha \beta e^{-\alpha z} \int_{0}^{z} e^{-(\beta - \alpha)y} dy = \frac{\alpha \beta}{\beta - \alpha} \left[e^{-\alpha z} - e^{-\beta z} \right]$$

$$f(z) = \begin{cases} \frac{\alpha \beta}{\beta - \alpha} \left[e^{-\alpha z} - e^{-\beta z} \right] & z > 0 \\ 0 & z \le 0 \end{cases}$$

3.5.4 数理统计中几个重要分布

1.Γ分布

对于(α >0, β >0),如果随机变量X的概率密度满足下式,则称 X服从参数为 α , β 的伽玛分布,记作X \sim $\Gamma(\alpha$, β)

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{\beta^{\alpha} \Gamma(a)} x^{\alpha - 1} e^{-x/\beta} & x > 0\\ 0 & x \le 0 \end{cases}$$

$$\Gamma(\alpha) = \int_{0}^{+\infty} u^{\alpha - 1} e^{-u} du$$

[定理] (<u>Γ分布的可加性</u>) Γ 分布 Γ(α, β) 对第一个参数具有可加性: 若 X_1 , X_2 相互独立, $X_1 \sim \Gamma(\alpha_1, \beta)$, $X_2 \sim \Gamma(\alpha_2, \beta)$, 则 $X_1 + X_2 \sim \Gamma(\alpha_1 + \alpha_2, \beta)$



证 由卷积公式求Z = X + Y的密度: 当z < 0时, $f_z(z) = 0$; 当 z > 0 时,

$$\begin{split} &f_{z}(z) = \int_{-\infty}^{+\infty} f_{X_{1}}(x) f_{X_{2}}(z - x) dx \\ &= \int_{0}^{z} \frac{1}{\beta^{\alpha_{1}} \Gamma(\alpha_{1})} x^{\alpha_{1} - 1} e^{-x/\beta} \frac{1}{\beta^{\alpha_{2}} \Gamma(\alpha_{2})} (z - x)^{\alpha_{2} - 1} e^{-(z - x)/\beta} dx \\ &= \frac{e^{-z/\beta}}{\beta^{\alpha_{1} + \alpha_{2}} \Gamma(\alpha_{1}) \Gamma(\alpha_{2})} \int_{0}^{z} x^{\alpha_{1} - 1} (z - x)^{\alpha_{2} - 1} dx \end{split}$$

$$= \frac{e^{-z/\beta}}{\beta^{\alpha_1 + \alpha_2} \Gamma(\alpha_1) \Gamma(\alpha_2)} \int_0^1 z^{\alpha_1 - 1} t^{\alpha_1 - 1} (1 - t)^{\alpha_2 - 1} z^{\alpha_2 - 1} z dt$$

$$= \frac{z^{\alpha_1 + \alpha_2 - 1} e^{-z/\beta}}{\beta^{\alpha_1 + \alpha_2} \Gamma(\alpha_1) \Gamma(\alpha_2)} \int_0^1 t^{\alpha_1 - 1} (1 - t)^{\alpha_2 - 1} dt$$



$$\frac{z^{\alpha_1 + \alpha_2 - 1} e^{-z/\beta}}{\beta^{\alpha_1 + \alpha_2} \Gamma(\alpha_1) \Gamma(\alpha_2)} \int_0^1 t^{\alpha_1 - 1} (1 - t)^{\alpha_2 - 1} dt$$

记成为
$$\equiv \equiv Az^{\alpha_1 + \alpha_2 - 1}e^{-z/\beta}$$

其中
$$A = \frac{1}{\beta^{\alpha_1 + \alpha_2} \Gamma(\alpha_1) \Gamma(\alpha_2)} \int_0^1 t^{\alpha_1 - 1} (1 - t)^{\alpha_2 - 1} dt$$

现在求
$$A$$
,或者证明 $A = \frac{1}{\beta^{\alpha_1 + \alpha_2} \Gamma(\alpha_1 + \alpha_2)}$

注意到

$$1 = \int_{-\infty}^{+\infty} f_z(z) dz = A \int_{-\infty}^{+\infty} z^{\alpha_1 + \alpha_2 - 1} e^{-\frac{z}{\beta}} dz$$



$$\begin{split} 1 &= A\beta^{\alpha_1 + \alpha_2} \int_{-\infty}^{+\infty} \left(\frac{z}{\beta} \right)^{\alpha_1 + \alpha_2 - 1} e^{-\frac{z}{\beta}} d\left(\frac{z}{\beta} \right) \\ &= \mu \int_{-\infty}^{\alpha_1 + \alpha_2} \int_{-\infty}^{+\infty} u^{\alpha_1 + \alpha_2 - 1} e^{-u} du \\ &= A\beta^{\alpha_1 + \alpha_2} \Gamma(\alpha_1 + \alpha_2) \\ A &= \frac{1}{\beta^{\alpha_1 + \alpha_2} \Gamma(\alpha_1 + \alpha_2)} \\ f_z(z) &= \frac{z^{\alpha_1 + \alpha_2 - 1} e^{-\frac{z}{\beta}}}{\beta^{\alpha_1 + \alpha_2} \Gamma(\alpha_1 + \alpha_2)} \end{split}$$

$$f_z(z) = \frac{\pi \int_{-\infty}^{\alpha_1 + \alpha_2 - 1} e^{-\frac{z}{\beta}} \int_{-\infty}^{\infty} |f(z)|^{\alpha_1 + \alpha_2} |f(z)|^{\alpha_1 + \alpha_2} |f(z)|^{\alpha_1 + \alpha_2} \int_{-\infty}^{\infty} |f(z)|^{\alpha_1 + \alpha_2} |f(z)|^{\alpha_1 + \alpha$$



Remark 1: 此处,我们事实上应该说 $X_1 + X_2$ 还是连续随 机变量,而后才能利用 $1 = \int_{-\infty}^{+\infty} f_z(z) dz = A \int_{-\infty}^{+\infty} z^{\alpha_1 + \alpha_2 - 1} e^{-z/\beta} dz$ 去推导A。

Remark 2: 我们说
$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{\beta^{\alpha}\Gamma(a)} x^{\alpha-1} e^{-x/\beta} & x > 0 \\ 0 & x \le 0 \end{cases}$$
 是密度逐数。 季要证明

度函数,需要证明

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



几种特殊情况

[1] 当 α =1时, Γ (**1**, β)为指数分布.

此时
$$\Gamma(\alpha) = \int_{0}^{+\infty} u^{1-1} e^{-u} du = 1$$

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{\beta^{\alpha} \Gamma(a)} x^{\alpha-1} e^{-\frac{x}{\beta}} = \frac{1}{\beta} e^{-\frac{x}{\beta}} & x > 0 \\ 0 & x \le 0 \end{cases}$$

[2] 另一特殊情况是 $\Gamma\left(\frac{n}{2},2\right)$

称 $\Gamma\left(\frac{n}{2},2\right)$ 为参数为n的 χ^2 分布,记为X~ χ^2 (n)



2. χ²分布

称 $\Gamma\left(\frac{n}{2}, 2\right)$ 为 $\chi^2(n)$ 分布,其中称n为它的自由度(DOF, degree of freedom). 它的密度为

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{2^{\frac{n}{2}}} x^{\frac{n}{2} - 1} e^{-\frac{x}{2}} & x > 0\\ \frac{1}{2^{\frac{n}{2}}} \Gamma\left(\frac{n}{2}\right) & x \le 0 \end{cases}$$

[定理] χ^2 分布具有可加性,也就是说,设 $X_1 \sim \chi^2(n_1)$, $X_2 \sim \chi^2(n_2)$, 且 X_1 和 X_2 独立,则 $X_1+X_2 \sim \chi^2(n_1+n_2)$;

 $χ^2$ 分布是特殊的 Γ 分布,第二个参数相同(都为2),由 Γ 分布对第一参数的可加性即得 $χ^2$ 分布的可加性.



[定理] 若 X_1, \dots, X_n 相互独立,都服从N(0,1),则 $Y = X_1^2 + \dots + X_n^2 \sim \chi^2(n)$

证 记 $Y_i = X_i^2 (i = 1, 2, \dots, n)$, 由 $\{X_i\}$ 相互独立,可知 $\{Y_i\}$ 相互独立. 直接算得 Y_i 的密度,

$$f_{Y_i}(y) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} y^{-\frac{1}{2}} e^{-\frac{y}{2}} & y > 0\\ 0 & y \le 0 \end{cases}$$

$$\Gamma\left(\frac{1}{2}\right) = \int_{0}^{+\infty} u^{-1/2} e^{-u} du = \int_{0}^{+\infty} \int_{0}^{+\infty} e^{-\frac{t^{2}}{2}} dt = \frac{1}{\sqrt{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{t^{2}}{2}} dt = \sqrt{\pi}$$



$$f_{Y_i}(y) = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} y^{-\frac{1}{2}} e^{-\frac{y}{2}} & y > 0 \\ 0 & y \le 0 \end{cases} = \begin{cases} \frac{1}{2^{1/2} \Gamma(1/2)} y^{-\frac{1}{2}} e^{-\frac{y}{2}} & y > 0 \\ 0 & y \le 0 \end{cases}$$

故
$$Y_i \sim \Gamma(\frac{1}{2}, 2) \sim \chi^2(1)$$

再由 χ^2 分布的可加性质,知道 $X_1^2 + \cdots + X_n^2 \sim \chi^2(n)$

上述定理显示了 χ^2 分布的本质属性, χ^2 分布中的自由度 n 即是 $X_1^2 + \cdots + X_n^2$ 中独立正态变量 X_i 的个数.



谢谢!