

第一章随机变量及其信息度量

第一节离散随机变量及其分布

陈兴同

中国矿业大学 数学学院

2021 年 8 月

内容提要

1 一维分布律

内容提要

- ① 一维分布律
- ② 联合分布律

内容提要

- ① 一维分布律
- ② 联合分布律
- ③ 边缘分布律

内容提要

- ① 一维分布律
- ② 联合分布律
- ③ 边缘分布律
- ④ 条件分布律

内容提要

- ① 一维分布律
- ② 联合分布律
- ③ 边缘分布律
- ④ 条件分布律
- ⑤ 数学期望

什么是分布律

离散型随机变量是指取值空间为可数离散集合（无限集合或有限集合）的随机变量。设离散型随机变量 X 取值空间为 $\mathcal{X} = \{x_1, x_2, x_3, \dots\}$ ，它的分布律是指每个取值的概率

$$p_i = p(x_i) = P\{X = x_i\}, i = 1, 2, \dots, \quad (1.1)$$

并且符合要求

$$p_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, \sum_i p_i = 1. \quad (1.2)$$

一维分布矩阵

如果 \mathcal{X} 是一个有限集 $\mathcal{X} = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_N\}$, 则它的分布律也可以用两行表格或矩阵来表示, 第一行表示取值, 第二行表示取每个值的概率。

$$\begin{array}{c|cccc} X & x_1 & x_2 & \cdots & x_N \\ \hline p_i & p_1 & p_2 & \cdots & p_N \end{array} \text{ 或 } X \sim \begin{pmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_N \\ p_1 & p_2 & \cdots & p_N \end{pmatrix}. \quad (1.3)$$

另外, 分布律 (1.1) 也定义了一元离散函数

$$p(x) = P\{X = x\}, x \in \mathcal{X},$$

它类似于连续型随机变量概率密度函数, 不妨称为离散型随机变量 X 的**概率函数**, 记作:

$$X \sim p(x), x \in \mathcal{X}. \quad (1.4)$$

一维分布函数

多个随机变量的概率函数将用下标来区分, 比如 $p_X(x), p_Y(x)$ 。
描述离散随机变量分布情况也可以用**分布函数**, 它的定义为

$$F(x) = P\{X \leq x\} = \sum_{x_i \leq x} p_i, x \in \mathbb{R}, \quad (1.5)$$

其实就是离散随机变量 X 取值不大于 x 的概率, 它是一元阶梯形函数, 分断点 x_i 处的跃度就是概率 p_i 。
最后, 如果行向量 (p_1, p_2, \dots) 满足条件 (1.2), 就称它是一个概率分布向量。

练习

试求离散型随机变量 X 的分布函数并画图。

$$X \sim \begin{pmatrix} 0 & 1 & 2 & 3 \\ 3/8 & 1/4 & 1/4 & 1/8 \end{pmatrix}.$$

什么是联合分布

设离散型随机变量 X, Y 的取值空间分别为 $\mathcal{X} = \{x_1, x_2, x_3, \dots\}$, $\mathcal{Y} = \{y_1, y_2, y_3, \dots\}$, 它们的联合分布律是

$$p_{ij} = p(x_i, y_j) = P\{X = x_i, Y = y_j\}, x_i \in \mathcal{X}, y_j \in \mathcal{Y}. \quad \overset{(1.6)}{\cancel{(2.1)}}$$

联合分布矩阵

如果 X, Y 的取值空间 \mathcal{X}, \mathcal{Y} 是有限集, 则联合分布律也可以用二维表或矩阵

$X \backslash Y$	y_1	y_2	\cdots	y_M
x_1	p_{11}	p_{12}	\cdots	p_{1M}
x_2	p_{21}	p_{22}	\cdots	p_{2M}
\vdots	\vdots	\vdots	\ddots	\vdots
x_N	p_{N1}	p_{N2}	\cdots	p_{NM}

$$\text{或 } (X, Y) \sim \begin{pmatrix} p_{11} & p_{12} & \cdots & p_{1M} \\ p_{21} & p_{22} & \cdots & p_{2M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{N1} & p_{N2} & \cdots & p_{NM} \end{pmatrix}$$

表示。

~~(2.2)~~
(1.7)

联合概率函数

另外，分布律 (2.1) 也定义了一个二元离散函数

$$p(x, y) = P\{X = x, Y = y\}, (x, y) \in \mathcal{X} \times \mathcal{Y},$$

不仿称为随机向量 (X, Y) 的**联合概率函数**，记作

$$(X, Y) \sim p(x, y), x \in \mathcal{X}, y \in \mathcal{Y}. \quad (2.2)$$

当有多个联合分布时，用下标来区分，比如： $p_{X,Y}(x, y), p_{U,V}(x, y)$ 。

二维或联合分布函数

描述联合分布也可以用二元分布函数

$$F(x, y) = P\{X \leq x, Y \leq y\} = \sum_{x_i \leq x, y_j \leq y} p_{ij}, (x, y) \in \mathbb{R}^2,$$

它是一个二元阶梯形函数，每个阶梯处的跃度就是概率 p_{ij} 。

n 维分布

对于 n 维离散随机向量 (X_1, X_2, \dots, X_n) 的联合分布, 也可以用 n 维联合分布律或 n 元分布函数来描述。

$$p(x_1, x_2, \dots, x_n) = P\{X_1 = x_1, X_2 = x_2, \dots, X_n = x_n\}, x_i \in \mathcal{X}_i, i = 1, 2, \dots, n$$

$$F(x_1, x_2, \dots, x_n) = P\{X_1 \leq x_1, X_2 \leq x_2, \dots, X_n \leq x_n\}, x_i \in \mathbb{R}, i = 1, 2, \dots, n$$

其中 \mathcal{X}_i 是第 i 个随机变量的取值空间, 当然对 n 个有限离散随机变量的联合分布律也可以用 n 维数组来描述。

什么是边缘分布

设两个离散型随机变量 X, Y 的联合分布律为 (2.3)，则可以求出 X, Y 各自的分布律 $p_X(x), p_Y(y)$ ，称为**边缘分布律**，它们的求法如下：

$$p_X(x) = \sum_y p(x, y), \quad p_Y(y) = \sum_x p(x, y). \quad (1.8)$$

多维边缘分布

对于 n 维离散随机向量 (X_1, X_2, \dots, X_n) , 它的每一个分量 X_i , 任意二个分量 X_i, X_j , 任意三个分量 X_i, X_j, X_k , 任意 $n-1$ 个分量 $X_{i_1}, X_{i_2}, \dots, X_{i_{n-1}}$ 也分别是随机变量或随机向量, 也都有确定的分布律, 称为这个 n 维随机向量的边缘分布。它们可以从 n 维联合分布律获得:

$$p_{X_i}(x_i) = \sum_{x_j \in \mathcal{X}_j, j \neq i} p(x_1, x_2, \dots, x_n),$$

$$p_{X_i, X_j}(x_i, x_j) = \sum_{\substack{x_l \in \mathcal{X}_l, l \neq i \\ x_m \in \mathcal{X}_m, m \neq j}} p(x_1, x_2, \dots, x_n),$$

$$F_{X_1}(x_1) = F(x_1, +\infty, \dots, +\infty),$$

$$F_{X_i, X_j}(x_i, x_j) = F(+\infty, \dots, +\infty, x_i, +\infty, \dots, +\infty, x_j, +\infty, \dots, +\infty)$$

练习

- (1) 任意多个随机变量的边缘分布函数怎样写出？
- (2) 如果已知边缘分布，能否求得联合分布？这可以用二维正态分布的边缘分布来说明

什么是条件分布

若两个离散型随机变量 X, Y 有联合分布律 (2.3), 并且边缘分布 $p_X(x) > 0$, 则可以定义条件概率

$$p(y|x) = P\{Y = y|X = x\} = \frac{P\{X = x, Y = y\}}{P\{X = x\}} = \frac{p(x, y)}{p_X(x)},$$

如果取 $X = x_i, Y = y_j$, 并将条件概率记为 $p(y_j|x_i)$ 或 $p_{j|i}$, 则每给随机变量 X 的一个取值 x_i 都能得到一个关于 Y 的条件分布律

$$p(y_1|x_i), p(y_2|x_i), p(y_3|x_i), \dots$$

1.10
(4.1)

条件分布矩阵

如果 X, Y 的取值空间 \mathcal{X}, \mathcal{Y} 是有限集, 就可以将每个条件分布律作为行构成条件分布矩阵。

$$\begin{pmatrix} p(y_1|x_1) & p(y_2|x_1) & \cdots & p(y_M|x_1) \\ p(y_1|x_2) & p(y_2|x_2) & \cdots & p(y_M|x_2) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ p(y_1|x_N) & p(y_2|x_N) & \cdots & p(y_M|x_N) \end{pmatrix} \quad \begin{matrix} 1, 1 \\ (4, 2) \end{matrix}$$

续：条件分布矩阵

如果 X, Y 的取值空间 \mathcal{X}, \mathcal{Y} 是有限集，就可以将每个条件分布律作为行构成矩阵

$$\begin{pmatrix} p_{1|1} & p_{2|1} & \cdots & p_{M|1} \\ p_{1|2} & p_{2|2} & \cdots & p_{M|2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{1|N} & p_{2|N} & \cdots & p_{M|N} \end{pmatrix}$$

1.11
~~(4.3)~~

称为**条件分布矩阵**，它可以作为信道传输特性的概率模型，同时也给出一个在集合 $\mathcal{X} \times \mathcal{Y}$ 上的二元离散函数 $p(y|x)$ ，称为**条件概率函数**。

多维条件分布

也可以定义用随机向量作为条件的条件概率

$$\begin{aligned} p(y_j|x_1x_2\cdots x_n) &= P\{Y = y_j|X_1 = x_1, X_2 = x_2, \cdots, X_n = x_n\} \\ &= \frac{P\{X_1 = x_1, \cdots, X_n = x_n, Y = y_j\}}{P\{X_1 = x_1, \cdots, X_n = x_n\}} \\ &= \frac{p(x_1, x_2, \cdots, x_n, y_j)}{p(x_1, x_2, \cdots, x_n)}, \end{aligned}$$

其中 $y_j \in \mathcal{Y}, x_i \in \mathcal{X}_i, i = 1, 2, \cdots, n$ 。

更一般条件概率

另外还可以定义更一般的条件概率，比如：

$$\begin{aligned}
 & p(y_1 y_2 \cdots y_m | x_1 x_2 \cdots x_n) \\
 = & P\{Y_1 = y_1, \cdots, Y_m = y_m | X_1 = x_1, \cdots, X_n = x_n\} \\
 = & \frac{P\{Y_1 = y_1, \cdots, Y_m = y_m, X_1 = x_1, \cdots, X_n = x_n\}}{P\{X_1 = x_1, \cdots, X_n = x_n\}} \\
 = & \frac{p(x_1, \cdots, x_n, y_1, \cdots, y_m)}{p(x_1, x_2, \cdots, x_n)},
 \end{aligned}$$

其中 $y_j \in \mathcal{Y}_j, x_i \in \mathcal{X}_i, i = 1, 2, \cdots, \overset{n}{N}, j = 1, 2, \cdots, \overset{m}{M}$.

什么是数学期望

离散型随机变量的数学期望定义为所取值的概率平均值。这里同时给出随机变量函数 $Y = f(X)$ 及 $Z = f(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 的数学期望公式。

$$E(X) = \sum_x xp(x),$$

$$E(Y) = E[f(X)] = \sum_x f(x)p(x),$$

$$\begin{aligned} E(Z) &= E[f(X_1, X_2, \dots, X_n)], \\ &= \sum_{x_1 \in \mathcal{X}_1} \cdots \sum_{x_n \in \mathcal{X}_n} f(x_1, \dots, x_n)p(x_1, \dots, x_n). \end{aligned}$$

条件数学期望

条件数学期望是指条件分布的数学期望。在事件 $\{X = x_i\}$ 发生的条件下随机变量 Y 具有条件分布 (4.1)，当然可以求数学期望

$$E(Y|x_i) = E(Y|X = x_i) = \sum_{y \in \mathcal{Y}} yp(y|x_i), x_i \in \mathcal{X}.$$

由于条件分布矩阵 $\begin{pmatrix} \text{??} \end{pmatrix}$ 每一行都是一个条件分布，故每一行都可以求数学期望，可以求到一系列条件期望值

$E(Y|x_1), E(Y|x_2), \dots$ ，因此条件数学期望 $E(Y|x_i)$ 可以看作是在取值空间 \mathcal{X} 上的函数 $E(Y|x), x \in \mathcal{X}$ 。

类似地可以定义其它条件数学期望，比如在更多条件下的条件数学期望：

$$\begin{aligned} E(Y|x_1x_2 \cdots x_n) &= E(Y|X_1 = x_1, \cdots, X_n = x_n), \\ &= \sum_{y \in \mathcal{Y}} yp(y|x_1x_2 \cdots x_n) \end{aligned}$$

练习

证明：

$$E(Y) = \sum_x p_X(x) E(Y|x)$$