

In [2]:

```
1 import numpy as np
2 import matplotlib.pyplot as plt
3 import scipy.stats as st
```



第四章 随机变量的数字特征

1 数学期望

数学期望简称**期望**，又称为**均值**

随机变量X的期望记为 $E(X)$

定义

离散型随机变量的期望

$$E(X) = \sum_{k=1}^{\infty} x_k p_k$$

例子：

X	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
p_k	0.002	0.001	0.002	0.005	0.02	0.04	0.18	0.37	0.25	0.12	0.01

求解：

In [2]:

```
1 x = np.arange(11)
2 p = np.array([0.002, 0.001, 0.002, 0.005, 0.02, 0.04, 0.18, 0.37, 0.25, 0.12, 0.01])
3 print('E(X) =', np.sum(x*p))
```



$E(X) = 7.15$

连续型随机变量的期望

$$E(X) = \int_{-\infty}^{\infty} x f(x) dx$$

例子：

两个相互独立的电子装置，它们的寿命 $X_k (k = 1, 2)$ 服从同一分布率，其概率密度函数为

$$f(x) = \frac{1}{\theta} e^{-x/\theta}, \quad x > 0$$

$$f(x) = 0, \quad x \leq 0$$

如果将这两个电子装置串联组成整机，求整机寿命 N 的数学期望。

求解：

积分得到分布函数：

$$\begin{aligned} F(x) &= 1 - e^{-x/\theta}, & x > 0 \\ F(x) &= 0, & x \leq 0 \end{aligned}$$

因此 $N = \min\{X_1, X_2\}$ 的分布函数为

$$F_{\min}(x) = 1 - [1 - F(x)]^2 = \begin{cases} 1 - e^{-2x/\theta}, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases}$$

N 的概率密度函数为

$$f_{\min}(x) = \begin{cases} \frac{2}{\theta} e^{-2x/\theta}, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases}$$

因此 N 的数学期望为

$$E(N) = \int_{-\infty}^{\infty} x f_{\min}(x) dx = \int_0^{\infty} \frac{2x}{\theta} e^{-2x/\theta} dx = \frac{\theta}{2}$$

用代码验证：

In [5]:



```
1 from math import exp
2 from functools import partial
3
4 class DistributionGen(st.rv_continuous):
5     """生成概率分布数据"""
6     def __init__(self, theta, *args, **kwargs):
7         self.theta = theta
8         super().__init__(*args, **kwargs)
9
10    def _pdf(self, x):
11        if x <= 0:
12            return 0
13        else:
14            return 2*exp(-2*x/self.theta)/self.theta
15
16    theta = np.random.uniform(1, 100)
17    gen = DistributionGen(theta=theta, name='f1')
18    print('θ\t:', theta)
19    print('θ/2\t:', theta/2)
20
21    # 利用概率分布生成抽样数据，计算抽样结果的平均值
22    samples = gen.rvs(size=100)
23    print('样本均值:', samples.mean())
```

```
θ      : 40.42577267086629
θ/2    : 20.212886335433144
样本均值: 18.717479377408466
```

性质

$$\begin{aligned} E(C) &= C \\ E(CX) &= CE(X) \\ E(X+Y) &= E(X) + E(Y) \\ E(XY) &= E(X)E(Y) && X, Y \text{ 相互独立} \end{aligned}$$

2 方差

定义

方差

$$D(X) = Var(X) = E\{[X - E(X)]^2\}$$

标准差或均方差 $\sqrt{D(X)}$, 记为 $\sigma(X)$

对于离散型随机变量

$$\begin{aligned} D(X) &= \sum_{k=1}^{\infty} [x_k - E(X)]^2 p_k \\ &= E(X^2) - [E(X)]^2 \end{aligned}$$

对于连续型随机变量

$$D(X) = \int_{-\infty}^{\infty} [x - E(X)]^2 f(x) dx$$

性质

$$\begin{aligned} D(C) &= 0 \\ D(CX) &= C^2 D(X) \\ D(X + Y) &= D(X) + D(Y) + 2E\{(X - E(X))(Y - E(Y))\} \end{aligned}$$

例子:

求二项分布的 $X \sim B(n, p)$ 的 $D(X)$ 。

随机变量 $X \sim B(n, p)$ 可以分解为 n 个相互独立的服从以 p 为参数的 $(0, 1)$ 分布的随机变量之和,
 $E(X_k) = 0 \times (1 - p) + 1 \times p = p$, $D(X_k) = [0 - E(X_k)]^2(1 - p) + [1 - E(X_k)]^2 p = p(1 - p)$

$$\begin{aligned} D(X) &= D\left(\sum_{k=1}^n X_k\right) = \sum_{k=1}^n D(X_k) \\ &= np(1 - p) \end{aligned}$$

代码验证:

In [6]:

```

1 # 利用概率分布生成抽样数据，计算抽样结果的平均值
2 n = 100
3 p = 0.7
4 samples = st.binom(n=n, p=p).rvs(size=1000)
5 print('n\t:', n)
6 print('p\t:', p)
7 print('np\t:', n*p)
8 print('np(1-p)\t:', n*p*(1-p))
9 print('样本均值:', samples.mean())
10 print('样本方差:', samples.var())

```

```

n      : 100
p      : 0.7
np     : 70.0
np(1-p): 21.000000000000004
样本均值: 69.922
样本方差: 21.271915999999994

```

3 协方差

随机变量 X 与 Y 的协方差记为 $Cov(X, Y)$,

$$Cov(X, Y) = E([X - E(X)][Y - E(Y)])$$

而

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

称为随机变量 X 与 Y 的相关系数

将 $Cov(X, Y)$ 的定义式展开，得

$$Cov(X, Y) = E(XY) - E(X)E(Y)$$

性质

$$Cov(aX, bY) = abCov(X, Y)$$

$$Cov(X_1 + X_2, Y) = Cov(X_1, Y) + Cov(X_2, Y)$$

$$\rho_{XY} \leq 1$$

$\rho_{XY} = 1$ 的充要条件是，存在常数 a, b 使

$$PY = a + bX = 1$$

当 $\rho_{XY} = 0$ 时，称 X 与 Y 不相关

例子:

Y	X	-2	-1	1	2	P{Y=i}
1		0	1/4	1/4	0	1/2
4		1/4	0	0	1/4	1/2
	P{X=i}	1/4	1/4	1/4	1/4	1

In [7]:



```

1 x = np.array([-2, -1, 1, 2])
2 px = np.array([1/4, 1/4, 1/4, 1/4])
3
4 y = np.array([1, 4])
5 py = np.array([1/2, 1/2])
6
7 e_x = np.sum(x*px)
8 e_y = np.sum(y*py)
9 print('E(X)\t=', e_x)
10 print('E(Y)\t=', e_y)
11
12 xy = x*np.array([y]).T
13 print('XY:')
14 print(xy)
15
16 pxy = px*np.array([py]).T
17 print('P{XY}:')
18 print(pxy)
19
20 e_xy = (xy*pxy).sum().sum()
21 print('E(X, Y)\t=', e_xy)
22
23 print('Cov(X, Y)\t=', e_xy-e_x*e_y)

```

$E(X) = 0.0$

$E(Y) = 2.5$

XY:

$\begin{bmatrix} -2 & -1 & 1 & 2 \\ -8 & -4 & 4 & 8 \end{bmatrix}$

$P\{XY\}:$

$\begin{bmatrix} 0.125 & 0.125 & 0.125 & 0.125 \\ 0.125 & 0.125 & 0.125 & 0.125 \end{bmatrix}$

$E(X, Y) = 0.0$

$Cov(X, Y) = 0.0$

In []:



1