

2項分布 ( **Binomial Distribution** ) の平均と分散： 2項分布：

$$\begin{aligned} f(x) &= {}_n C_x p^x (1-p)^{n-x} \\ &= \frac{n!}{x!(n-x)!} p^x (1-p)^{n-x}, \quad x = 0, 1, 2, \dots, n, \end{aligned}$$

確率関数の性質より，

$$\sum_{x=0}^n {}_n C_x p^x (1-p)^{n-x} = 1$$

を得る (今回は，和が1になることを前提とする)。

$$\mathbf{E}(X) = np, \quad \mathbf{V}(X) = np(1-p)$$

証明：

平均：

$$\begin{aligned}\mu &= \mathbf{E}(X) = \sum_{x=0}^n xf(x) = \sum_{x=1}^n xf(x) \\ &= \sum_{x=1}^n x_n C_x p^x (1-p)^{n-x} \\ &= \sum_{x=1}^n x \frac{n!}{x!(n-x)!} p^x (1-p)^{n-x} \\ &= \sum_{x=1}^n \frac{n!}{(x-1)!(n-x)!} p^x (1-p)^{n-x} \\ &= np \sum_{x=1}^n \frac{(n-1)!}{(x-1)!((n-1)-(x-1))!} p^{x-1} (1-p)^{(n-1)-(x-1)} \\ &= np \sum_{x'=0}^{n'} \frac{n'!}{x'!(n'-x')!} p^{x'} (1-p)^{n'-x'}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &= np \sum_{x'=0}^{n'} n' C_{x'} p^{x'} (1-p)^{n'-x'} \\ &= np \end{aligned}$$

ただし,  $n' = n - 1$ ,  $x' = x - 1$  と定義する。

$x = 1, 2, \dots, n$  のとき,  $x' = 0, 1, \dots, n'$  に注意。

分散 :

$V(X) = E(X^2) - \mu^2$  により,  $E(X^2)$  を求める。

$X^2 = X(X - 1) + X$  を利用する。

$$E(X^2) = E(X(X - 1)) + E(X)$$

したがって,

$V(X) = E(X(X-1)) + \mu - \mu^2$  となる。

右辺第1項を求める。

$$\begin{aligned} E(X(X-1)) &= \sum_{x=0}^n x(x-1)f(x) = \sum_{x=2}^n x(x-1)f(x) \\ &= \sum_{x=2}^n x(x-1) {}_n C_x p^x (1-p)^{n-x} \\ &= \sum_{x=2}^n x(x-1) \frac{n!}{x!(n-x)!} p^x (1-p)^{n-x} \\ &= \sum_{x=2}^n \frac{n!}{(x-2)!(n-x)!} p^x (1-p)^{n-x} \\ &= n(n-1)p^2 \sum_{x=2}^n \frac{(n-2)!}{(x-2)!(n-x)!} p^{x-2} (1-p)^{n-x} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= n(n-1)p^2 \sum_{x=2}^n \frac{(n-2)!}{(x-2)!((n-2)-(x-2))!} p^{x-2} (1-p)^{(n-2)-(x-2)} \\
&= n(n-1)p^2 \sum_{x'=0}^{n'} \frac{n'!}{x'!(n'-x')!} p^{x'} (1-p)^{n'-x'} \\
&= n(n-1)p^2 \sum_{x'=0}^{n'} {}^{n'}C_{x'} p^{x'} (1-p)^{n'-x'} \\
&= n(n-1)p^2
\end{aligned}$$

途中で,  $n' = n - 2$ ,  $x' = x - 2$  と定義する。

まとめると,

$$\begin{aligned}
\mathbf{V}(X) &= \mathbf{E}(X^2) - \mu^2 \\
&= \mathbf{E}(X(X-1)) + \mu - \mu^2
\end{aligned}$$

$$= n(n-1)p^2 + np - n^2p^2$$

$$= -np^2 + np$$

$$= np(1-p)$$

ポアソン分布 ( **Poisson Distribution** ) の平均と分散 :   ポアソン分布 :

$$f(x) = \frac{e^{-\lambda} \lambda^x}{x!} \quad x = 0, 1, 2, \dots$$

ただし,  $\lambda > 0$  とする。確率関数の性質より,

$$\sum_{x=0}^{\infty} \frac{e^{-\lambda} \lambda^x}{x!} = 1$$

を得る（今回は，和が 1 になることを前提とする）。

$$\mathbf{E}(X) = \lambda, \mathbf{V}(X) = \lambda$$

証明：

平均：

$$\begin{aligned}\mu = \mathbf{E}(X) &= \sum_{x=0}^{\infty} xf(x) = \sum_{x=1}^{\infty} xf(x) \\ &= \sum_{x=1}^{\infty} x \frac{e^{-\lambda} \lambda^x}{x!} \\ &= \sum_{x=1}^{\infty} \frac{e^{-\lambda} \lambda^x}{(x-1)!} \\ &= \lambda \sum_{x=1}^{\infty} \frac{e^{-\lambda} \lambda^{x-1}}{(x-1)!}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned} &= \lambda \sum_{x'=0}^{\infty} \frac{e^{-\lambda} \lambda^{x'}}{x'!} \\ &= \lambda \end{aligned}$$

分散：2項分布の分散の計算と同様に， $V(X) = E(X^2) - \mu^2$  により， $E(X^2)$  を求める。

$X^2 = X(X - 1) + X$  を利用する。

$$E(X^2) = E(X(X - 1)) + E(X)$$

したがって，

$V(X) = E(X(X - 1)) + \mu - \mu^2$  となる。

右辺第 1 項を求める。

$$\begin{aligned}\mathbf{E}(X(X-1)) &= \sum_{x=0}^n x(x-1)f(x) = \sum_{x=2}^n x(x-1)f(x) \\ &= \sum_{x=2}^{\infty} x(x-1) \frac{e^{-\lambda} \lambda^x}{x!} \\ &= \sum_{x=2}^{\infty} \frac{e^{-\lambda} \lambda^x}{(x-2)!} \\ &= \lambda^2 \sum_{x=2}^{\infty} \frac{e^{-\lambda} \lambda^{x-2}}{(x-2)!} \\ &= \lambda^2 \sum_{x'=0}^{\infty} \frac{e^{-\lambda} \lambda^{x'}}{x'!} \\ &= \lambda^2\end{aligned}$$

よって,  $\mathbf{V}(X) = \mathbf{E}(X(X-1)) + \mu - \mu^2 = \lambda^2 + \lambda - \lambda^2 = \lambda$  となる。

$\mu = \mathbf{E}(X) = \lambda$  に注意。

### 4.3 積率 (P.56)

確率変数  $X$  , 定数  $a$

$$\mathbf{E}((X - a)^k)$$

を  $a$  の回りの  $k$  次の積率 (または, モーメント) と呼ぶ。

通常,  $a = \mu = \mathbf{E}(X)$  が使われ,

$$\mathbf{E}((X - \mu)^k)$$

を平均の回りの  $k$  次の積率（または，モーメント）と呼ぶ。

$$Z = \frac{X - \mu}{\sigma} \text{ として標準化（または，基準化）する。}$$

$X$  が正規分布であれば， $Z$  の 3 次の積率は  $E(Z^3) = 0$ ，4 次の積率は  $E(Z^4) = 3$  となる（証明略）。

$E(Z^3)$  を歪み（歪度）， $E(Z^4)$  を尖り（尖度）と呼ぶ。

$E(Z^3) < 0$  のとき， $X$  の分布は左に歪んでいる（左のすそ野が広い）となる（正規分布は左右対称で，歪度はゼロ）。

$E(Z^4) > 3$  のとき， $X$  の分布は正規分布より尖っている（分布の中央が尖っているということは，すそ野が厚いということ）となる。

実際に観測されたデータが正規分布に近いかどうかをみる指標。

この尺度は，昔からある概念ではあるが，データ分析で最近よく使われるようになっている。

#### 4.4 同時確率分布 (P.57)

2つのサイコロ投げで，出る目の数を  $X, Y$  とする。

$X$  と  $Y$  は独立なので， $X = i, Y = j$  ( $i, j = 1, 2, 3, 4, 5, 6$ ) となる確率は，

$$P(X = i, Y = j) = P(X = i)P(Y = j) = \frac{1}{36}$$

となる。

⇒ この確率の系列を確率変数  $X$  と  $Y$  の同時確率分布と呼ぶ

注) 事象  $A, B$  は独立 (P.38):

$$P(A \cap B) = P(A)P(B)$$

一般的に、離散型確率変数  $X, Y$  の同時確率分布は、

$$P(X = x_i, Y = y_j) = p_{ij} = f(x_i, y_j)$$

$$i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m$$

によって与えられる。

$f(x_i, y_j)$  : 同時確率関数

$X \setminus Y$	$y_1$	$y_2$	$\cdots$	$y_m$
$x_1$	$p_{11}$	$p_{12}$	$\cdots$	$p_{1m}$
$x_2$	$p_{21}$	$p_{22}$	$\cdots$	$p_{2m}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
$x_n$	$p_{n1}$	$p_{n2}$	$\cdots$	$p_{nm}$

たて、よこでそれぞれ総和する。