

$g(x)$  を  $x = x_0$  の回りでテーラー展開 :

$$\begin{aligned}g(x) &= g(x_0) + g^{(1)}(x_0)(x - x_0) + \frac{g^{(2)}(x_0)}{2!}(x - x_0)^2 + \frac{g^{(3)}(x_0)}{3!}(x - x_0)^3 + \frac{g^{(4)}(x_0)}{4!}(x - x_0)^4 + \cdots \\ &= \sum_{n=0}^{\infty} \frac{g^{(n)}(x_0)}{n!}(x - x_0)^n\end{aligned}$$

$g^{(n)}(x)$  は  $g(x)$  の  $n$  回微分

マクローリン展開 ( $x_0 = 0$  のときのテーラー展開) :

$$g(x) = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{g^{(n)}(0)}{n!} x^n$$

$f(x) = e^x$  を考える。

$g^{(n)}(x) = e^x$  となる。

$g^{(n)}(0) = e^0 = 1$  となる。

$$e^x = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{x^n}{n!}$$

$x = \lambda$  として,

$$e^\lambda = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{\lambda^n}{n!}$$

となる。さらに, 両辺に  $e^{-\lambda}$  をかけて,

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

$f(x) = \frac{e^{-\lambda} \lambda^x}{x!}$  はポアソン分布の確率関数

## 分布との関係

$n$  回のベルヌイ試行（成功か失敗かの試行）のうち  $x$  回成功する確率 = 二項分布

ベルヌイ試行を繰り返し  $x$  回目に初めて成功する確率 = 幾何分布

$n = 1$  の二項分布はベルヌイ分布となる。

- $f(x) = {}_n C_x p^x (1-p)^{n-x}$ ,  $x = 0, 1, 2, \dots, n$
- $f(x) = {}_1 C_x p^x (1-p)^{1-x} = p^x (1-p)^{1-x}$ ,  $x = 0, 1$

$np = \lambda$ （一定）で、 $n \rightarrow \infty$  のとき、二項分布はポアソン分布に等しくなる（証明略）。

$p$  が小さくなるということは、起こる確率が低いということなので、ポアソン分布は稀にしか起こらない場合に使われる。

### 4.1.3 連続型確率変数 (P.50)

確率変数の実現値が連続した値をとる場合

このような確率変数を連続型確率変数,

その確率分布を連続型確率分布

離散型の場合,  $p_i = f(x_i)$

連続型の場合,  $f(x)$  は連続曲線

確率密度関数，密度関数  $f(x)$

$X$  が区間  $(a, b)$  に入る確率は，

$$P(a < X < b) = \int_a^b f(x) \mathbf{d}x$$

で表される (面積が確率を表す)。ただし， $a < b$  とする。

離散型は，

$$p_i = f(x_i) \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots$$

$$\sum_i p_i = \sum_i f(x_i) = 1$$

連続型は

$$f(x) \geq 0,$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} f(x) \mathbf{d}x = 1$$

注)  $X$  を連続型確率変数とするととき,

$$P(X = x) = P(x \leq X \leq x) = \int_x^x f(t) \mathbf{d}t = 0$$

となる。

したがって,

$$P(a \leq X \leq b) = P(a < X \leq b)$$

$$= P(a \leq X < b)$$

$$= P(a < X < b)$$

となる。

分布関数：  $X < x$  となる確率  $P(X < x)$

$$F(x) = P(X < x) = \int_{-\infty}^x f(t) \mathbf{d}t$$

$F(x)$  を用いると，

$$\begin{aligned} P(a < X < b) &= F(b) - F(a) \\ &= \int_{-\infty}^b f(x) \mathbf{d}x - \int_{-\infty}^a f(x) \mathbf{d}x \end{aligned}$$

$$= \int_a^b f(x) \mathbf{d}x$$

離散型と同様に，

$$F(-\infty) = 0, \quad F(\infty) = 1$$

という性質を持つ。

## 4.2 期待値 (P.52)

確率変数  $X$  のある関数：  $g(X)$

定義：



$g(X)$  の期待値  $\mathbf{E}(g(X))$  :

$$\mathbf{E}(g(X)) = \begin{cases} \sum_i g(x_i)p_i = \sum_i g(x_i)f(x_i), & \text{離散型確率変数} \\ \int_{-\infty}^{\infty} g(x)f(x)\mathbf{d}x, & \text{連続型確率変数} \end{cases}$$

### 1. 確率変数 $X$ の平均 $\mathbf{E}(X)$

$\implies X$  の期待値,  $g(X) = X$

$$\mathbf{E}(X) = \begin{cases} \sum_i x_i f(x_i), & \text{離散型確率変数} \\ \int_{-\infty}^{\infty} x f(x) \mathbf{d}x, & \text{連続型確率変数} \end{cases}$$

$= \mu, \quad (\text{または}, \mu_x)$

## 2. 確率変数 $X$ の分散 $\mathbf{V}(X)$

$$\implies (X - \mu)^2 \text{ の期待値, } g(X) = (X - \mu)^2$$

$$\mathbf{V}(X) = \mathbf{E}((X - \mu)^2)$$

$$= \begin{cases} \sum_i (x_i - \mu)^2 f(x_i), & \text{離散型確率変数} \\ \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu)^2 f(x) \mathbf{d}x, & \text{連続型確率変数} \end{cases}$$

$$= \sigma^2, \quad (\text{または}, \sigma_x^2)$$

確率変数  $X$  の分散  $V(X)$

$\Rightarrow X$  の確率分布の確率関数 (離散型の場合), または, 確率密度関数 (連続型の場合) の範囲が広ければ,  $V(X)$  は大きい。