

## 第9回

- 和の分布

2つの独立な確率変数  $X, Y$  について以下の定理が成立する。

- $E(X+Y) = E(X) + E(Y)$  (期待値の線形性)

- $X \perp Y \Rightarrow V(X+Y) = V(X) + V(Y)$

( $X, Y$  が独立でないときは、 $V(X+Y) = V(X) + V(Y) + C(X, Y)$ )

おさらい

$C(X, Y)$  は、 $X$  と  $Y$  の共分散

以上の定理は確率変数が  $n$  個の場合でも成り立つ。

$$\text{i.e. } X_1, X_2, \dots, X_n : \perp \Rightarrow \begin{cases} E\left(\sum_{i=1}^n X_i\right) = \sum_{i=1}^n E(X_i) \\ V\left(\sum_{i=1}^n X_i\right) = \sum_{i=1}^n V(X_i) \end{cases}$$

$$* \begin{cases} X_1, X_2, \dots, X_n : \perp \\ X_1, X_2, \dots, X_n \sim F \end{cases} \text{ 独立同一分布の条件 (F は確率分布を表す)}$$

**(independently and identically distributed)**

$$\Rightarrow \begin{cases} E(X_1) = E(X_2) = \dots = E(X_n) = \mu \\ V(X_1) = V(X_2) = \dots = V(X_n) = \sigma^2 \end{cases}$$

成り立つ定理は以下の通り

i.i.d.の下で

- $E\left(\sum_{i=1}^n X_i\right) = \sum_{i=1}^n E(X_i) = n\mu, V\left(\sum_{i=1}^n X_i\right) = \sum_{i=1}^n V(X_i) = n\sigma^2$

- $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$  について、 $E(\bar{X}) = \mu, V(\bar{X}) = \frac{1}{n^2} \times n\sigma^2 = \frac{\sigma^2}{n}$

\*これらは様々な分布で成立(第9回配布プリントで確認)

## プリントの補足

### ベルヌーイ分布について

ベルヌーイ分布とは、2項分布について  $n=1$  としたものである。

定義

$$Ber(p) = B(1, p)$$

$$X \sim Ber(p)$$

$$\Rightarrow P(X=0) = 1-p, P(X=1) = p$$

おさらい

$$B(n, p) \text{ は 2 項分布である}$$

成り立つ定理は以下の通り

$$\cdot X \sim Ber(p) \Rightarrow \begin{cases} E(X) = p \\ V(X) = p(1-p), D(x) = \sqrt{p(1-p)} \end{cases}$$

### 再生性

独立にある分布に従う 2 つの確率変数の和は再びその分布に従う。

この性質を再生性と言う。

これは、色々な分布で成り立つ。

成り立つ定理は以下の通り

$$\cdot X_i \sim P_o(\lambda_i) (i=1, 2, \dots, n) \Rightarrow \sum_{i=1}^n X_i \sim P_o(\lambda_i)$$

$$\cdot X_i \sim N(\mu_i, \sigma_i^2) (i=1, 2, \dots, n) \Rightarrow \sum_{i=1}^n X_i \sim N\left(\sum_{i=1}^n \mu_i, \sum_{i=1}^n \sigma_i^2\right)$$

$$\cdot X_i \sim N(\mu_i, \sigma_i^2) (i=1, 2, \dots, n) \Rightarrow \sum_{i=1}^n X_i \sim N(n\mu, n\sigma^2), \bar{X} \sim N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right)$$

(この定理が一番重要!!)

$$\cdot X_i \sim Ber(p) (i=1, 2, \dots, n) \Rightarrow \sum_{i=1}^n X_i \sim B(n, p)$$

### 中心極限定理

・ i.i.d. の下で、 $n$  を大とすると、 $\bar{X}$  の分布は

$N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right)$  にいくらかでも近づく。

$$\cdot \lim_{n \rightarrow \infty} P\left(\frac{\bar{X} - \mu}{\sqrt{\sigma^2/n}} \leq x\right) = \Phi(x) (\Phi(x): \text{標準正規分布の分布関数})$$