

## 2-8, 同時分布 joint distribution

$(\Omega, \mathcal{F}, P)$  を確率空間とする

- ベクトル値確率変数 (確率変数の組)  
vector valued r.v.

$$\begin{array}{ccc} \Omega & \longrightarrow & \mathbb{R}^2 \\ \downarrow & & \downarrow \\ \omega & \longmapsto & (X(\omega), Y(\omega)) \quad (= \text{対して}) \end{array}$$

### □ 同時分布関数

$$F_{XY}(x, y) := P(\{\omega \in \Omega \mid X(\omega) \leq x, Y(\omega) \leq y\})$$

### □ 同時確率関数 (離散型 r.v.)

$$P_{XY}(x, y) := P(\{\omega \in \Omega \mid X(\omega) = x, Y(\omega) = y\})$$

### □ 同時確率密度関数 (連続型 r.v.)

$$p(x, y) := \frac{\partial^2 F_{XY}(x, y)}{\partial x \partial y}$$

が定義される

- 同時密度関数の意味

21 ページと同様に  
↓

$$\begin{aligned} \square \quad & P\{\omega \in \Omega \mid a < X(\omega) \leq b, c < Y(\omega) \leq d\} \\ & = \int_c^d \int_a^b p(x, y) dx dy \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \square \quad & P\{\omega \in \Omega \mid x < X(\omega) \leq x + \Delta x, y < Y(\omega) \leq y + \Delta y\} \\ & \approx p(x, y) \Delta x \Delta y \quad \left( \begin{array}{l} \Delta x, \Delta y \text{ が十分} \\ \text{小さいとき} \end{array} \right) \end{aligned}$$

- 3) 以上の確率変数についても同様

- ニハ以降 主には 離散型 r.v. E 扱う  
基本的な考え方は 連続型でも同様

$$\square \quad \mathcal{X} := \{x(\omega) \mid \omega \in \Omega\} \quad \mathcal{X} \text{ のとり値の集合}$$

$$\mathcal{Y} := \{y(\omega) \mid \omega \in \Omega\} \quad \mathcal{Y} =$$

$$\square \quad A_x := \{\omega \in \Omega \mid x(\omega) = x\} \subset \Omega$$

$x = x$  となる事象

$$B_y := \{\omega \in \Omega \mid y(\omega) = y\} \subset \Omega$$

$y = y$  となる事象

- ニハまでには, 一変数確率関数

$$P_x(x) = P(\{\omega \in \Omega \mid x(\omega) = x\}) = P(A_x)$$

$$P_y(y) = P(\{\omega \in \Omega \mid y(\omega) = y\}) = P(B_y)$$

は習った,  $P_{xy}(x, y) = P(A_x \cap B_y)$   
との関係は?

Lem

$$P_x(x) = \sum_{y \in \mathcal{Y}} P_{xy}(x, y) \quad \text{--- ①}$$

$$P_y(y) = \sum_{x \in \mathcal{X}} P_{xy}(x, y) \quad \text{--- ②}$$

(証明)  $y_1, y_2 \in \mathcal{Y}$  について

$$y_1 \neq y_2 \Rightarrow B_{y_1} \cap B_{y_2} = \emptyset \quad \text{となる}$$

$$\text{すなわち} \quad \Omega = \bigcup_{y \in \mathcal{Y}} B_y \quad (\text{互いに素な分割})$$

よって, 全確率の公式 (8ページ) により

$$P(A_x) = \sum_{y \in \mathcal{Y}} P(A_x \cap B_y)$$

すなわち ① である. ② も同様 //

用語の定義 terminology

$P_{XY}(x, y) \longleftrightarrow P_X(x), P_Y(y)$   
 同時確率関数 joint probability function (同時分布 joint distribution)  
 周辺確率関数 marginal probability function (周辺分布 marginal distribution)

例  $X = \{1, 2\}, Y = \{1, 2, 3\}$

$X \setminus Y$	1	2	3	
1	$\frac{2}{15}$	$\frac{3}{15}$	$\frac{4}{15}$	$\frac{9}{15}$
2	$\frac{1}{15}$	$\frac{2}{15}$	$\frac{3}{15}$	$\frac{6}{15}$
	$\frac{3}{15}$	$\frac{5}{15}$	$\frac{7}{15}$	

$P_{XY}(x, y)$  (joint distribution)  
 $P_X(x)$  (marginal distribution)  
 $P_Y(y)$  (marginal distribution)

Def (条件付き確率関数) conditional probability function

$P_X(x) > 0$  のとき

$$P_{Y|X}(y|x) := \frac{P_{XY}(x, y)}{P_X(x)} = \frac{P(A_x \cap B_y)}{P(A_x)}$$

事象  $X = x$  が起ったもとで, 事象  $Y = y$  が起る確率

Remark

□ 定義より  $P_{XY}(x, y) = P_X(x) P_{Y|X}(y|x)$   
chain rule

□  $P_{Y|X}(y|x)$  は  $x \in \Omega$  固定すると確率関数  
 となるから  $\sum_{y \in Y} P_{Y|X}(y|x) = 1$   
 $\downarrow$   
 $0$

1311 続き

	Y	1	2	3	
$P_{Y X}(y 1)$		$\frac{2}{9}$	$\frac{3}{9}$	$\frac{4}{9}$	← $T=すど1$
$P_{Y X}(y 2)$		$\frac{1}{6}$	$\frac{2}{6}$	$\frac{3}{6}$	← $T=すど1$

		$P(x 1)$	$P(x 2)$	$P(x 3)$
X		↓	↓	↓
1		$\frac{1}{3}$	$\frac{3}{5}$	$\frac{4}{7}$
2		$\frac{2}{3}$	$\frac{2}{5}$	$\frac{3}{7}$
		↑	↑	↑
		$T=すど1$		

Def (確率変数の独立性)

independence of r.v.

o  $X, Y$  が独立

def  $\iff \forall x \in \mathcal{X}, \forall y \in \mathcal{Y}, P_{XY}(x, y) = P_X(x)P_Y(y)$

o 同様 =

$X_1, X_2, \dots, X_n$  が独立

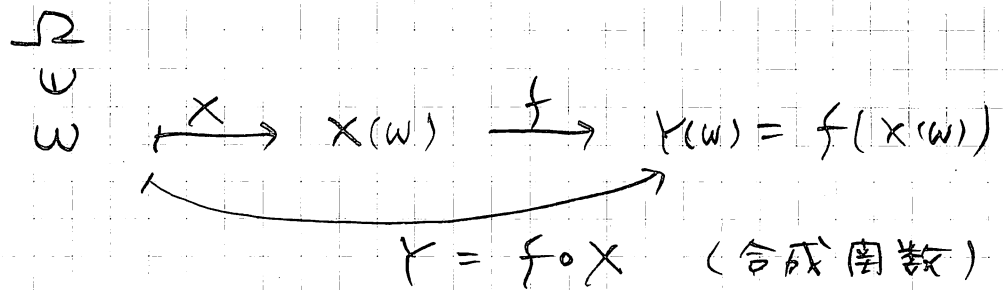
def  $\iff \forall x_1, \forall x_2, \dots, \forall x_n,$

$P_{X_1, X_2, \dots, X_n}(x_1, x_2, \dots, x_n) = P_{X_1}(x_1) P_{X_2}(x_2) \dots P_{X_n}(x_n)$

2-9. 期待値と分散 (続き)

o 確率変数の関数は確率変数

$X$  が r.v.  $\rightarrow Y = f(X)$  は r.v.



Lem

$Y = f(X)$  のとき

$$E[Y] = \sum_{x \in X} P_X(x) f(x) \quad \text{--- ①}$$

↑  
定義は  $E[Y] = \sum_{y \in Y} P_Y(y) y$

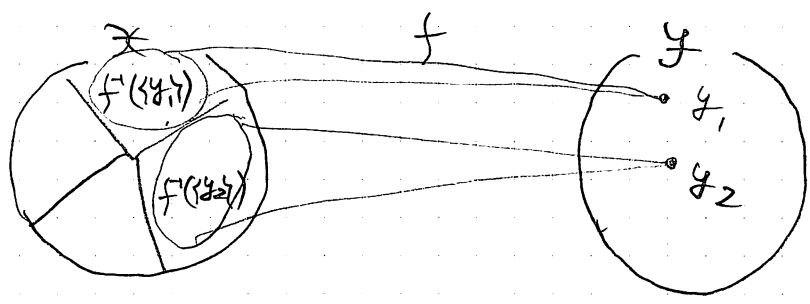
(証明)

$f: X \rightarrow Y$  で  $y$  の逆像

$$f^{-1}(\{y\}) = \{x \in X \mid f(x) = y\}$$

は  $X$  の分割  $\varepsilon$  と一致する。すなわち

$$X = \bigcup_{y \in Y} f^{-1}(\{y\}) \quad (\text{互いに素})$$



[cf.  $f^{-1}(A \cap B) = f^{-1}(A) \cap f^{-1}(B)$   
 $A = \{y_1\}, B = \{y_2\}, y_1 \neq y_2$  とすると  
 $\emptyset = f^{-1}(\{y_1\} \cap \{y_2\}) = f^{-1}(\{y_1\}) \cap f^{-1}(\{y_2\})$ ]

↑  
① 右辺 =  $\sum_{y \in Y} \sum_{x \in f^{-1}(\{y\})} P_X(x) \underbrace{f(x)}_y$   
=  $\sum_y y \sum_{x: y=f(x)} P_X(x)$   
=  $E[Y]$  //

## Lem (期待値の性質)

$$(1) E[ax + bY] = aE[X] + bE[Y]$$

$a, b \in \mathbb{R}$

期待値操作は線形

(linear operation)

特に  $Y = 1$  (定数関数) とおくと

$$E[ax + b] = aE[X] + b$$

( $X, Y$  が独立でなくても成立)

(2)  $X, Y$  が独立のとき

$$E[XY] = E[X]E[Y]$$

(証明)

(1)  $f(x, y) = ax + by$  とし  $3270 \rightarrow \text{Lem}$   
を用いると

$$\begin{aligned} E[ax + by] &= \sum_x \sum_y p(x, y) (ax + by) \\ &= a \underbrace{\sum_x \sum_y p(x, y) x}_{p(x)} + b \underbrace{\sum_y \sum_x p(x, y) y}_{p(y)} \\ &= aE[X] + bE[Y] \end{aligned}$$

(2) レポート //

Lem (分散の性質)

$$V[X] = E[(X-\mu)^2]$$
$$\mu = E[X]$$

- (1)  $V[X] \geq 0$
- (2)  $V[ax+b] = a^2 V[X] \quad a, b \in \mathbb{R}$
- (3)  $X$  と  $Y$  が独立なとき  
 $V[X+Y] = V[X] + V[Y]$
- (4)  $V[X] = E[X^2] - E[X]^2 \quad (V\sigma^2 - \mu^2)$

(証明)

(1)  $V[X] = E[(X-\mu)^2] = \sum_x P(x) \underbrace{(x-\mu)^2}_{\geq 0} \geq 0$

(2)  $V[ax+b] = E[\{(ax+b) - (a\mu+b)\}^2]$   
 $\quad \quad \quad \text{⊙ } E[ax+b] = a\mu+b$   
 $\quad \quad \quad = E[a^2(x-\mu)^2]$   
 $\quad \quad \quad = a^2 E[(x-\mu)^2] = a^2 V[X]$

(3)  $\mu_X = E[X], \mu_Y = E[Y]$  とおくと  
 $E[X+Y] = \mu_X + \mu_Y$

$$V[X+Y] = E[\{(X+Y) - (\mu_X + \mu_Y)\}^2]$$

$$= E[\{(X-\mu_X) + (Y-\mu_Y)\}^2]$$

$$\quad \quad \quad \underbrace{\hspace{10em}}_{(X-\mu_X)^2 + 2(X-\mu_X)(Y-\mu_Y) + (Y-\mu_Y)^2}$$

$$= E[(X-\mu_X)^2] + 2E[(X-\mu_X)(Y-\mu_Y)] + E[(Y-\mu_Y)^2]$$

$$= V[X] + 2E[(X-\mu_X)(Y-\mu_Y)] + V[Y]$$

$X, Y$  が独立なのぞ

$$E[(X-\mu_X)(Y-\mu_Y)] = 0$$

⊙

$$E[X Y - \mu_X Y - X \mu_Y + \mu_X \mu_Y]$$

$$= E[X] E[Y] - \mu_X E[Y] - E[X] \mu_Y + \mu_X \mu_Y$$

$$= \mu_X \mu_Y - \mu_X \mu_Y - \mu_X \mu_Y + \mu_X \mu_Y$$

$$= 0$$

### 3. 大数の法則

Thm 大数の弱法則 weak law of large numbers

$X_1, X_2, \dots, X_n$  は独立 (= 同一の分布) に従う  
 Independently and identically distributed

確率変数とす

(  $X_1, X_2, \dots, X_n \stackrel{i.i.d.}{\sim} P$  と書く )

□  $S_n = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i$  (算術平均)  
 arithmetic mean

□  $\mu = E[X_1] = E[X_2] = \dots = E[X_n]$  とす

$\forall \epsilon > 0$  に対す

$\lim_{n \rightarrow \infty} Pr \{ |S_n - \mu| > \epsilon \} = 0$

(  $\Leftrightarrow \lim_{n \rightarrow \infty} Pr \{ |S_n - \mu| \leq \epsilon \} = 1$  )

以下を証明

Lem (Markov の不等式)

$Z$  は非負の値をとる r.v. とす

$\forall a > 0$  に対す

$Pr \{ Z \geq a \} \leq \frac{E[Z]}{a}$

(証明)

$$\begin{aligned} E[Z] &= \sum_z P(z) z \\ &= \sum_{z: z \geq a} P(z) z + \underbrace{\sum_{z: 0 \leq z < a} P(z) z}_{\leq a} \\ &\geq \sum_{z: z \geq a} P(z) a \\ &= a \underbrace{\sum_{z: z \geq a} P(z)}_{Pr \{ Z \geq a \}} \end{aligned}$$

両辺  $a$  で割ればよい  $Pr \{ Z \geq a \}$

//



Lem (Chebyshev の不等式)

$\forall a > 0$  に対し

$$Pr \{ |X - \mu| \geq a \} \leq \frac{V[X]}{a^2}$$

$\tau = \tau' = \mu = E[X]$

(証明)

$$|X - \mu| \geq a \iff (X - \mu)^2 \geq a^2 \quad \text{F1}$$

$$Pr \{ |X - \mu| \geq a \} = Pr \{ (X - \mu)^2 \geq a^2 \}$$

Markov の不等式  $\rightarrow \leq \frac{E[(X - \mu)^2]}{a^2} = \frac{V[X]}{a^2} \quad //$

大数の法則の証明

Chebyshev の不等式より

$$Pr \{ |S_n - n\mu| > \varepsilon \} \leq \frac{V[S_n]}{\varepsilon^2}$$

分散の性質より

$$\begin{aligned} V[S_n] &= V\left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i\right] \\ &= \frac{1}{n^2} V\left[\sum_{i=1}^n X_i\right] \quad \leftarrow \begin{array}{l} \text{独立性} \\ \parallel \\ V[X_i] \end{array} \\ &= \frac{1}{n} V[X_1] \end{aligned}$$

F2  $0 \leq Pr \{ |S_n - n\mu| > \varepsilon \} \leq \frac{V[X_1]}{n\varepsilon^2} \xrightarrow{(n \rightarrow \infty)} 0 \quad //$

参考 中心極限定理 central limit theorem

$X_1, X_2, \dots, X_n$  i.i.d.  $p$  のとき  
 $\mu = E[X_1], \sigma = \sqrt{V[X_1]}$  とおくと

$\frac{\sum_{i=1}^n X_i - n\mu}{\sqrt{n}\sigma}$  は  $n \rightarrow \infty$  のとき正規分布  $N(0, 1)$  に近づくと