

# 先端データ解析論 第1回レポート

電子情報学専攻 48-176403 石毛真修

2017年4月17日

## 大問 1.

A.

$$p(X = \text{好}, Y = \text{眠}) = p(X = \text{好}) \times p(Y = \text{眠} | X = \text{好}) = 0.2$$

B.

$$\begin{aligned} p(X = \text{嫌}, Y = \text{眠}) &= p(X = \text{嫌}) \times p(Y = \text{眠} | X = \text{嫌}) = 0.05 \\ p(X = \text{眠}) &= P(X = \text{好}, Y = \text{眠}) + p(X = \text{嫌}, Y = \text{眠}) = 0.25 \end{aligned}$$

C.

$$p(X = \text{好} | Y = \text{眠}) = \frac{p(X = \text{好}, Y = \text{眠})}{p(X = \text{眠})} = 0.8$$

D.

統計の好き嫌いと授業中眠くなるかどうかは独立であるか？

$$\begin{aligned} p(X = \text{好}, Y = \text{眠}) &= 0.2 \\ p(X = \text{好}) \times p(Y = \text{眠}) &= 0.2 \\ \therefore p(X = \text{好}, Y = \text{眠}) &= p(X = \text{好}) \times p(Y = \text{眠}) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} p(X = \text{嫌}, Y = \text{眠}) &= 0.05 \\ p(X = \text{好}) \times p(Y = \text{眠}) &= 0.05 \\ \therefore p(X = \text{嫌}, Y = \text{眠}) &= p(X = \text{嫌}) \times p(Y = \text{眠}) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 p(Y = \text{覚} | X = \text{好}) &= 1 - p(Y = \text{眠} | X = \text{好}) = 0.75 \\
 p(X = \text{好}, Y = \text{覚}) &= p(Y = \text{覚} | X = \text{好}) \times p(X = \text{好}) = 0.6 \\
 p(Y = \text{覚} | X = \text{嫌}) &= 1 - p(Y = \text{眠} | X = \text{嫌}) = 0.75 \\
 p(X = \text{嫌}, Y = \text{覚}) &= p(Y = \text{覚} | X = \text{嫌}) \times p(X = \text{嫌}) = 0.15 \\
 p(Y = \text{覚}) &= p(X = \text{好}, Y = \text{覚}) + p(X = \text{嫌}, Y = \text{覚}) = 0.75 \\
 p(X = \text{好}) \times p(Y = \text{覚}) &= 0.6 \\
 \therefore p(X = \text{好}, Y = \text{覚}) &= p(X = \text{好}) \times p(Y = \text{覚})
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 p(Y = \text{覚} | X = \text{嫌}) &= 1 - p(Y = \text{眠} | X = \text{嫌}) = 0.75 \\
 p(X = \text{嫌}, Y = \text{覚}) &= p(Y = \text{覚} | X = \text{嫌}) \times p(X = \text{嫌}) = 0.15 \\
 p(X = \text{嫌}) \times p(Y = \text{覚}) &= 0.15 \\
 \therefore p(X = \text{好}, Y = \text{覚}) &= p(X = \text{好}) \times p(Y = \text{覚})
 \end{aligned}$$

以上から、統計の好き嫌いと授業中眠くなるかどうかは独立である。

## 大問 2.

A.

$E[c] = c$  を示す.

**証明：**

$f(x)$  を  $X$  の確率密度関数とすると,

$$\begin{aligned}
 E[c] &= \int_{-\infty}^{\infty} dx \ c \ f(x) \\
 &= c \int_{-\infty}^{\infty} dx \ f(x) \\
 &= c \quad \text{確率密度関数の定義より}
 \end{aligned}$$

B.

$E[X + X'] = E[X] + E[X']$  を示す

**証明：**

$X$  と  $X'$  の実現値をそれぞれ  $x_1, x_2$  とし,  $f(x_1, x_2)$  を  $X$  と  $X'$  の同時確率密度関数,  $f_1(x)$  と  $f_2(x)$  をそれぞれ  $X$  と  $X'$  の確率密度関数とする.

$$\begin{aligned} E[X + X'] &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} dx_1 dx_2 (x_1 + x_2) f(x_1, x_2) \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} dx_1 x_1 \int_{-\infty}^{\infty} dx_2 f(x_1, x_2) + \int_{-\infty}^{\infty} dx_2 x_2 \int_{-\infty}^{\infty} dx_1 f(x_1, x_2) \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} dx_1 x_1 f_1(x_1) + \int_{-\infty}^{\infty} dx_2 x_2 f_2(x_2) \quad \text{周辺化} \\ &= E[X] + E[X'] \end{aligned}$$

C.

$$E[cX] = cE[X] \text{ を示す}$$

**証明：**

$f(x)$  を  $X$  の確率密度関数とすると,

$$\begin{aligned} E[cX] &= \int_{-\infty}^{\infty} dx cx f(x) \\ &= c \int_{-\infty}^{\infty} dx x f(x) \\ &= cE[X] \end{aligned}$$

### 大問 3.

A.

$$V[c] = 0 \text{ を示す.}$$

**証明：**

$f(x)$  を定数  $c$  の確率密度関数とする.

$$\begin{aligned} \mu &= E[c] = c \\ V[c] &= \int_{-\infty}^{\infty} dx (c - \mu)^2 f(x) \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} dx (c - c)^2 f(x) \\ &= 0 \end{aligned}$$

B.

$$V[X + c] = V[X] \text{ を示す.}$$

**証明：**

$f(x)$  を  $X$  の確率密度関数とする.

$$\mu = E[X + c] = E[X] + E[c] = E[x] + c$$

$$\begin{aligned} V[X + c] &= \int_{-\infty}^{\infty} dx \{(x + c) - \mu\}^2 f(x) \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} dx \{(x + c) - (E[x] + c)\}^2 f(x) \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} dx \{x - E[x]\}^2 f(x) \\ &= V[X] \end{aligned}$$

C.

$V[X + X'] = V[X] + V[X'] + 2Cov(X, X')$  を示す.

**証明：**

$X$  と  $X'$  の実現値をそれぞれ  $x_1, x_2$  とし,  $f(x_1, x_2)$  を  $X$  と  $X'$  の同時確率密度関数,  $f_1(x)$  と  $f_2(x)$  をそれぞれ  $X$  と  $X'$  の確率密度関数とする.

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

$$\begin{aligned} V[X + X'] &= \int_{-\infty}^{\infty} dx \{(x_1 + x_2) - \mu\}^2 f(x_1, x_2) \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} dx_1 dx_2 \{(x_1 + x_2) - (E[X] + E[X'])\}^2 f(x_1, x_2) \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} dx_1 dx_2 \{(x_1 + x_2)^2 + (E[X] + E[X'])^2 - 2(x_1 + x_2)(E[X] + E[X'])\} f(x_1, x_2) \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} dx_1 dx_2 \{(x_1 - E[X])^2 + (x_2 - E[X'])^2 + 2(x_1 - E[X])(x_2 - E[X'])\} f(x_1, x_2) \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} dx_1 (x_1 - E[X])^2 \int_{-\infty}^{\infty} dx_2 f(x_1, x_2) + \int_{-\infty}^{\infty} dx_2 (x_2 - E[X'])^2 \int_{-\infty}^{\infty} dx_1 f(x_1, x_2) \\ &\quad + \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} dx_1 dx_2 2(x_1 - E[X])(x_2 - E[X']) f(x_1, x_2) \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} dx_1 (x_1 - E[X])^2 f_1(x_1) + \int_{-\infty}^{\infty} dx_2 (x_2 - E[X'])^2 f_2(x_2) \\ &\quad + 2 \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} dx_1 dx_2 (x_1 - E[X])(x_2 - E[X']) f(x_1, x_2) \\ &= V[X] + V[X'] + 2E[(X - E[X])(X' - E[X'])] \\ &= V[X] + V[X'] + 2Cov(X, X') \end{aligned}$$