

昭和 40 年度 (問題)

午 前 の 部

1. X_1, X_2, \dots, X_n は独立な確率変数で、それぞれ平均値 m , 分散 $\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_n^2$ をもつとする。

$a_1 + a_2 + \dots + a_n \neq 0$ なる定数 a_1, a_2, \dots, a_n に対して

$$Z = \frac{a_1 X_1 + a_2 X_2 + \dots + a_n X_n}{a_1 + a_2 + \dots + a_n}$$

としたとき、 Z の平均値と分散を求めよ。また、この分散は $a_1 \sigma_1^2 = a_2 \sigma_2^2 = \dots = a_n \sigma_n^2$ となるような a_1, a_2, \dots, a_n に対して最小となることを示せ。

2. 離散的な確率変数 X_1, X_2 および X_3 の同時確率密度を次の式で定義する。

$$\begin{aligned} P\{(X_1, X_2, X_3) = (0, 0, 0)\} &= P\{(X_1, X_2, X_3) = (0, 1, 1)\} \\ &= P\{(X_1, X_2, X_3) = (1, 0, 1)\} = P\{(X_1, X_2, X_3) = (1, 1, 0)\} = \frac{1}{4} \end{aligned}$$

このとき X_1 と X_2, X_2 と X_3, X_3 と X_1 はそれぞれたがいに独立であるが、 X_1, X_2, X_3 はたがいに独立ではないことを証明せよ。

3. いま、ねずみ(前々月以前に出生)が2匹いる。毎月2匹のねずみから12匹の割合で子供が生まれ、新しく生まれたねずみは、翌々月から子供を生むものとする。ねずみは死なないとすれば n ヵ月後には何匹となるか。これを求める算式をつくれ。

午 後 の 部

4. 確率変数 X の分布関数を $F(x)$ とする。 $F(x) = \frac{1}{2}$ を満足する点 $x = m_c$ をこの分布の中央値と呼ぶ。点 c のまわりの一次の絶対積率 $E(|X - c|)$ は、 $c = m_c$ のとき最小であることを、 X の分布が連続型のときについて証明せよ。

5. 密度関数が c, m を定数として

$$f(x) = \frac{1}{\pi} \cdot \frac{c}{c^2 + (x - m)^2}, \quad (c > 0)$$

〔問〕

によつて与えられる分布関数をコーシー分布という。

いま、針がその中点 P のまわりを水平に回転するようになっており、この水平面上に P を通らない直線 ℓ が固定されているとする。針がとまつたとき、それを延長した直線が ℓ と交わる点を A とし、 P から ℓ に下した垂線の足 O を原点として測つた ℓ 上の A の座標を X とする。針のとまる位置は回転の角度に関して一様であるとして、確率変数 X はコーシー分布に従うことを証明せよ。またこの場合、平均値を求めよ。

昭和 40 年度 (解答)

午 前 の 部

1. 求める Z の平均値を $E(z)$, 分散を $\sigma^2(z)$ とする。

題意より

$$E(x_1) = E(x_2) = \dots = E(x_k) = m$$

$$\sigma^2(x_1) = \sigma_1^2, \sigma^2(x_2) = \sigma_2^2, \dots, \sigma^2(x_k) = \sigma_k^2 \text{ である。}$$

平均値は

$$\begin{aligned} E(z) &= E\left(\frac{a_1 x_1 + a_2 x_2 + \dots + a_k x_k}{a_1 + a_2 + \dots + a_k}\right) \\ &= \frac{E(a_1 x_1) + E(a_2 x_2) + \dots + E(a_k x_k)}{a_1 + a_2 + \dots + a_k} \\ &= \frac{a_1 E(x_1) + a_2 E(x_2) + \dots + a_k E(x_k)}{a_1 + a_2 + \dots + a_k} \\ &= \frac{a_1 m + a_2 m + \dots + a_k m}{a_1 + a_2 + \dots + a_k} = m \end{aligned}$$

分散は

$$\begin{aligned} \sigma^2(z) &= \sigma^2\left(\frac{a_1 x_1 + a_2 x_2 + \dots + a_k x_k}{a_1 + a_2 + \dots + a_k}\right) = \frac{\sigma^2(a_1 x_1 + a_2 x_2 + \dots + a_k x_k)}{(a_1 + a_2 + \dots + a_k)^2} \\ &= \frac{\sigma^2(a_1 x_1) + \sigma^2(a_2 x_2) + \dots + \sigma^2(a_k x_k)}{(a_1 + a_2 + \dots + a_k)^2} \end{aligned}$$

($\because x_1, x_2, \dots, x_k$ は独立だから)

$$= \frac{a_1^2 \sigma^2(x_1) + a_2^2 \sigma^2(x_2) + \dots + a_k^2 \sigma^2(x_k)}{(a_1 + a_2 + \dots + a_k)^2}$$

$$= \frac{a_1^2 \sigma_1^2 + a_2^2 \sigma_2^2 + \dots + a_k^2 \sigma_k^2}{(a_1 + a_2 + \dots + a_k)^2}$$

次に、今求めた分散 $\sigma^2(z)$ が、 $a_1 \sigma_1^2 = a_2 \sigma_2^2 = \dots = a_k \sigma_k^2$ なる a_1, a_2, \dots, a_k に対して最小となることを示そう。

それには、

$$\sigma^2(z) = \frac{a_1^2 \sigma_1^2 + a_2^2 \sigma_2^2 + \dots + a_k^2 \sigma_k^2}{(a_1 + a_2 + \dots + a_k)^2}$$

を、それぞれ a_1, a_2, \dots, a_k について偏微分した結果を 0 と置いて、

$$\frac{\partial}{\partial a_1} \sigma^2(z) = \frac{2\{a_1 \sigma_1^2 (a_1 + a_2 + \dots + a_k) - (a_1^2 \sigma_1^2 + \dots + a_k^2 \sigma_k^2)\}}{(a_1 + a_2 + \dots + a_k)^3} = 0$$

$$\frac{\partial}{\partial a_2} \sigma^2(z) = \frac{2\{a_2 \sigma_2^2 (a_1 + a_2 + \dots + a_k) - (a_1^2 \sigma_1^2 + \dots + a_k^2 \sigma_k^2)\}}{(a_1 + a_2 + \dots + a_k)^3} = 0$$

$$\frac{\partial}{\partial a_k} \sigma^2(z) = \frac{2\{a_k \sigma_k^2 (a_1 + a_2 + \dots + a_k) - (a_1^2 \sigma_1^2 + \dots + a_k^2 \sigma_k^2)\}}{(a_1 + a_2 + \dots + a_k)^3} = 0$$

ここに、 $a_1 + a_2 + \dots + a_k \neq 0$ であるから、上式より

$$a_1 \sigma_1^2 = a_2 \sigma_2^2 = \dots = a_k \sigma_k^2 = \frac{a_1^2 \sigma_1^2 + a_2^2 \sigma_2^2 + \dots + a_k^2 \sigma_k^2}{a_1 + a_2 + \dots + a_k}$$

のとき、 $\sigma^2(z)$ は最小になる。

2. 先ず X_1 と X_2 とがたがいに独立であることを証明する。

$$P\{X_1 = 0, X_2 = 0\} = P\{(X_1, X_2, X_3) = (0, 0, 0)\} + P\{(X_1, X_2, X_3) = (0, 0, 1)\} = \frac{1}{4} + 0 = \frac{1}{4}$$

全く同様に

$$P\{X_1 = 0, X_2 = 1\} = \frac{1}{4}, \quad P\{X_1 = 1, X_2 = 0\} = \frac{1}{4}, \quad P\{X_1 = 1, X_2 = 1\} = \frac{1}{4}$$

しかるに、

$$\begin{aligned}
P\{X_1=0\} &= P\{(X_1, X_2, X_3)=(0, 0, 0)\} + P\{(X_1, X_2, X_3)=(0, 0, 1)\} \\
&\quad + P\{(X_1, X_2, X_3)=(0, 1, 0)\} + P\{(X_1, X_2, X_3)=(0, 1, 1)\} \\
&= \frac{1}{4} + 0 + 0 + \frac{1}{4} = \frac{1}{2}
\end{aligned}$$

全く同様に

$$P\{X_1=1\} = \frac{1}{2}, \quad P\{X_2=0\} = \frac{1}{2}, \quad P\{X_2=1\} = \frac{1}{2}$$

故に

$$P\{X_1=i, X_2=k\} = P\{X_1=i\} P\{X_2=k\}, \quad i=1, 2, \quad k=1, 2$$

すなわち X_1 と X_2 とはたがいに独立である。

全く同様に X_2 と X_3 , X_3 と X_1 はそれぞれたがいに独立である。

次に, X_1, X_2, X_3 はたがいに独立でないことを証明する。

$$P\{X_1=0, X_2=0, X_3=0\} = P\{(X_1, X_2, X_3)=(0, 0, 0)\} = \frac{1}{8}$$

しかるに

$$P\{X_1=0\} P\{X_2=0\} P\{X_3=0\} = \left(\frac{1}{2}\right)^3 = \frac{1}{8}$$

故に

$$P\{X_1=0, X_2=0, X_3=0\} \neq P\{X_1=0\} P\{X_2=0\} P\{X_3=0\}$$

これは X_1, X_2, X_3 がたがいに独立でないことを示している。

3. t 月後 ($t \geq 2$) におけるねずみの数を $U(t)$ とすると題意により,

$$U(t) = U(t-1) + 6U(t-2)$$

$$U(0) = 2$$

$$U(1) = 2 + 6 \times 2 = 14$$

この定差方程式の特殊解は 3^t または $(-2)^t$ である。

$\therefore U(t) = P^t$ とおくと

$$P^t - P^{t-1} - 6P^{t-2} = 0$$

$$\therefore P^2 - P - 6 = 0$$

$$(P-3)(P+2) = 0$$

$$\therefore P = 3 \text{ or } -2$$

したがって一般解は、

$U(t) = C_1 \cdot 3^t + C_2(-2)^t$ である。初期条件から

$$U(0) = C_1 + C_2 = 2, \quad U(1) = 3C_1 - 2C_2 = 14$$

$$\therefore C_1 = \frac{18}{5}, \quad C_2 = -\frac{8}{5} \quad \therefore U(t) = \frac{18}{5} 3^t - \frac{8}{5}(-2)^t = \frac{2}{5}(3^{t+2} - (-2)^{t+2})$$

午 後 の 部

4. 確率密度関数を $f(x)$ とすれば

$$\begin{aligned} E(|X-c|) &= \int_{-\infty}^{\infty} |x-c| f(x) dx \\ &= \int_{-\infty}^c (c-x) f(x) dx + \int_c^{\infty} (x-c) f(x) dx \end{aligned}$$

また m_e は中央値であるから

$$\int_{-\infty}^{m_e} f(x) dx = \int_{m_e}^{\infty} f(x) dx = \frac{1}{2}$$

故に $c > m_e$ のとき

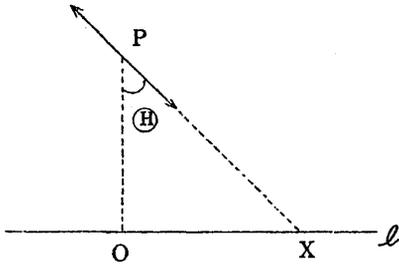
$$\begin{aligned} E(|X-c|) &= \int_{-\infty}^{m_e} (c-x) f(x) dx + \int_{m_e}^c (c-x) f(x) dx + \int_c^{\infty} (x-c) f(x) dx \\ &= \int_{-\infty}^{m_e} (m_e - x + c - m_e) f(x) dx + 2 \int_{m_e}^c (c-x) f(x) dx \\ &\quad + \int_{m_e}^{\infty} (x - m_e + m_e - c) f(x) dx \\ &= E(|X - m_e|) + 2 \int_{m_e}^c (c-x) f(x) dx \\ &\quad + (c - m_e) \left[\int_{-\infty}^{m_e} f(x) dx - \int_{m_e}^{\infty} f(x) dx \right] \end{aligned}$$

$$= E(|X - m_e|) + 2 \int_{m_e}^c (c-x) f(x) dx \geq E(|X - m_e|)$$

また、 $c < m_e$ のときも同様である。

従つて、 $c = m_e$ のときに最小となる。

5.



針の位置はPから ℓ に下した垂線POとのなす角 Θ によつて定まる。

Θ は $-\frac{\pi}{2}$ から $\frac{\pi}{2}$ までの範囲を動く値をとる確率変数であり、仮定によりこれは一様分布をしている。

ℓ 上の点XはOからの距離 $OX=x$ によつて定まる。ただしOの右側を正、左側を負とする。この場合、Xもまた距離 x の値をとる確率変数である。いま、 $OP=a$ とすれば、

$$X = a \tan \Theta$$

Θ は $(-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2})$ で一様分布をしているから、 $-\frac{\pi}{2} < \theta < \frac{\pi}{2}$ なる θ につき

$$P\left(-\frac{\pi}{2} < \Theta \leq \theta\right) = \frac{\theta + \frac{\pi}{2}}{\pi}$$

$$= P(-\infty < X \leq a \tan \theta)$$

すなわち、Xの分布関数を $F(x)$ とすれば、

$$F(a \tan \theta) = \left(\theta + \frac{\pi}{2}\right) / \pi$$

両辺を微分すれば

$$af(a \tan \theta) \sec^2 \theta = 1/\pi$$

が得られる。よつて $a \tan \theta = x$ とおけば

$$f(x) = \frac{1}{\pi} \cdot \frac{a}{a^2 + x^2}$$

となる。よつてXはコーシー分布に従っている。

次に平均値を求めるに、

$$\begin{aligned}\int_{-\infty}^{\infty} x f(x) dx &= \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{\pi} \cdot \frac{ax}{a^2+x^2} dx \\ &= \frac{a}{2\pi} \lim_{\alpha \rightarrow \infty, \beta \rightarrow -\infty} [\log(a^2+\alpha^2) - \log(a^2+\beta^2)]\end{aligned}$$

となり、これは不定である。従つて平均値は存在しない。

ただし、上の積分をコーシーの主値の意味でとるならば、すなわち

$$\int_{-\infty}^{\infty} x f(x) dx = \lim_{a \rightarrow \infty} \int_{-a}^a x f(x) dx$$

とするなら、この値は明かに0に等しい。