

[問]

昭和 49 年度 (問題)

午前 の 部

1. ある母集団の 100 個の独立な標本 x_i ($i = 1, \dots, 100$) について

$$\text{標本平均} \quad \frac{1}{100} \sum x_i = \bar{x} = 2.5$$

$$\text{標本分散} \quad \frac{1}{99} \sum (x_i - \bar{x})^2 = 2$$

が得られた。適当な近似法を用いて、母集団平均 μ の信頼度 95% の区間推定を行なえ。

(注) 確率変数 Z が標準正規分布 $N(0, 1)$ に従うとき $P(-2 \leq Z \leq 2) \doteq 0.95$

2. ある母集団の独立な標本値 X_1, \dots, X_n について、母集団平均 μ の推定量として線形推

定量

$$\bar{\theta} = \sum C_i X_i$$

を考える。すると、不偏な線形推定量の中で分散が最小のものは、標本平均

$$\sum \frac{X_i}{n}$$

であることを示せ。

3. V を 3 次元数ベクトル空間として

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & -1 \end{bmatrix}$$

とする。 $V' = \{x^A, x \in V\}$ とするとき

- (1) V' の次元を求めよ。
- (2) V' の正規直交基底を作れ。

[問]

午後の部

4. X_1, X_2 を独立な確率変数で、それぞれ平均 0, 分散 σ_1^2 , 平均 0, 分散 σ_2^2 の正規分布に従うものとする。

$$Y_1 = a_{11} X_1 + a_{12} X_2$$

$$Y_2 = a_{21} X_1 + a_{22} X_2$$

としたとき、 Y_1 と Y_2 が互いに独立であるための必要十分条件を示せ。

5. 同一バス停を通る A 社と B 社のバスがあるものとする。A 社のバスと B 社のバスの到着は独立で、その時間間隔は各々平均値 α^{-1} , β^{-1} の指数分布に従うものとする。

(1) 時間 t の間に到着する A 社のバス台数の分布を示せ。

(2) 時間 t の間に到着する A 社のバスと B 社のバスの合計台数 M の分布を示せ。

(注) 平均値 λ の指数分布の確率密度関数は $\frac{1}{\lambda} e^{-\frac{x}{\lambda}}$

昭和 49 年度 (解答)

午 前 の 部

1. 標本が充分大きいから、母集団分布が特に異常なものでなければ(具体的には 3 次の絶対モーメントがあまり大でなければ)標本平均の分布は正規分布で近似できる。母集団分散は標本分散で代用することにして

$$\bar{X} = \sum \frac{x_i}{100} \quad \mu_x = E(\bar{X}), \quad \sigma_x^2 = V(\bar{X})$$

とおけば

$$\mu_x = \mu, \quad \sigma_x^2 = \frac{\sigma}{100} \div \frac{2}{100}$$

μ, σ^2 は各々母平均, 母分散

から

$$P(\bar{X} - 2\sqrt{\frac{2}{100}} \leq \mu \leq \bar{X} + 2\sqrt{\frac{2}{100}}) = 0.95$$

したがって、 μ の 95% 信頼区間は近似的に

$$\begin{aligned} & [2.5 - 2 \times 0.14, 2.5 + 2 \times 0.14] \\ & = [2.22, 2.78] \end{aligned}$$

で与えられる。

2. μ を母集団平均, σ^2 を母集団分散とすると, $\bar{\theta} = \sum C_i X_i$ が不偏であるためには,

$$E(\bar{\theta}) = \sum E(C_i X_i) = \sum C_i \mu = \mu$$

$$\therefore \sum C_i = 1 \text{ でなければならない。}$$

次に

$$V(\bar{\theta}) = \sum V(C_i X_i) = \sum C_i^2 \sigma^2$$

$\sum C_i = 1$ の条件の下で $\sum C_i^2$ を最小にするのは $C_i = \frac{1}{n}$ である。

したがって 標本平均

$$\sum \frac{1}{n} X_i$$

が分散最小の線型不偏推定量である。

3. V の基底 $e_1 = (1, 0, 0)$
 $e_2 = (0, 1, 0)$
 $e_3 = (0, 0, 1)$

をとる。

$$e_1' = e_1 A = (1, 0, 0) \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & -1 \end{pmatrix} = (1, 1, 1)$$

$$e_2' = e_2 A = (0, 1, 0) \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & -1 \end{pmatrix} = (1, 1, 0)$$

$$e_3' = e_3 A = (0, 0, 1) \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & -1 \end{pmatrix} = (1, 1, -1)$$

とおくと, e_1', e_2', e_3' は V' を張るが, e_1' と e_2' は一次独立, e_1', e_2', e_3' の 3 つは

$$e_1' - 2e_2' + e_3' = (0, 0, 0)$$

だから一次独立ではない。したがって V' は 2 次元の V の部分空間となり, e_1', e_2' はその一組の基底となる。

正規直交基底を作るためには,

$$e_1'' = a e_1' + b e_2' \text{ とおけば}$$

$$e_1'' = (a+b, a+b, a)$$

だから $a=1, b=-1$ とおけば

$$e_1'' = (0, 0, 1) \text{ となり}$$

$$e_1'' \cdot e_2' = 0 \cdot 1 + 0 \cdot 1 + 1 \cdot 0 = 0$$

従って $e_1'' = (0, 0, 1)$

$$e_2'' = \frac{e_2'}{|e_2'|} = \frac{e_2'}{\sqrt{2}} = \left(\frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}}, 0 \right)$$

とおけば e_1'', e_2'' は V' の正規直交基底となる。

午後 の 部

4. X_1, X_2 の同時分布の確率密度函数 $f(x_1, x_2)$ は

$$f(x_1, x_2) = (2\pi\sigma_1\sigma_2)^{-1} \exp \frac{1}{2} \mathbf{X}(\sigma) //$$

ここに $\mathbf{X} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} \quad (\sigma) = \begin{pmatrix} \sigma_1^{-2} & 0 \\ 0 & \sigma_2^{-2} \end{pmatrix}$

$$\mathbf{Y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix} \quad \mathbf{A} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{pmatrix} \quad \text{とおくと}$$

もし $\det \mathbf{A} = 0$ なら Y_1 と Y_2 は独立であり得ないことは明か、

$\det \mathbf{A} \neq 0$ のとき

$$f(x_1, x_2) dx_1 dx_2 = (2\pi\sigma_1\sigma_2)^{-1} (\det \mathbf{A})^{-1} \exp \frac{1}{2} {}^t \mathbf{Y} \cdot {}^t \mathbf{A}^{-1}(\sigma) \mathbf{A}^{-1}(\sigma) \mathbf{A}^{-1} \cdot \mathbf{Y} dy_1 dy_2$$

$${}^t \mathbf{A}^{-1}(\sigma) \mathbf{A}^{-1} = \mathbf{D} \text{とおくと}$$

$$f(x_1, x_2) dx_1 dx_2 = \mathbf{K} \exp \frac{1}{2} (y_1, y_2) \begin{pmatrix} d_{11} & d_{12} \\ d_{21} & d_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix} dy_1 dy_2$$

の形となる (\mathbf{K} は定数)。

したがって Y_1, Y_2 の同時分布の確率密度函数を $f'(y_1, y_2)$ とおくと

$$\begin{aligned} f'(y_1, y_2) &= \mathbf{K} \exp \frac{1}{2} (y_1, y_2) \begin{pmatrix} d_{11} & d_{12} \\ d_{21} & d_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix} \\ &= \mathbf{K} \exp \frac{1}{2} (y_1^2 d_{11} + y_2^2 d_{22} + d_{12} y_1 y_2) \end{aligned}$$

から、 $d_{21} + d_{12} = 0$ が $f'(y_1, y_2) = f_1(y_1) f_2(y_2)$ (f_1, f_2 は各々 y_1, y_2 の周辺確率密度函数) の形に分離できるための条件となる。

したがって

$$\begin{aligned} {}^t \mathbf{A}^{-1}(\sigma) \mathbf{A}^{-1} &= \frac{1}{(\det \mathbf{A})^2} \begin{pmatrix} a_{22} & -a_{21} \\ -a_{12} & a_{11} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \sigma_1^{-2} & 0 \\ 0 & \sigma_2^{-2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_{22} & -a_{12} \\ -a_{21} & a_{11} \end{pmatrix} \\ &= \frac{1}{(\det \mathbf{A})^2} \begin{pmatrix} a_{22}^2 \sigma_1^{-2} + a_{21}^2 \sigma_2^{-2}, & -a_{22} a_{12} \sigma_1^{-2} - a_{21} a_{11} \sigma_2^{-2} \\ -a_{12} a_{22} \sigma_1^{-2} - a_{11} a_{21} \sigma_2^{-2}, & a_{12}^2 \sigma_1^{-2} + a_{11}^2 \sigma_2^{-2} \end{pmatrix} \end{aligned}$$

から, $a_{12} a_{22} \sigma_1^{-2} + a_{11} a_{21} \sigma_2^{-2} = 0$

故に, Y_1 と Y_2 が独立になるための必要十分条件は

(1) $\det A \neq 0$ すなわち $a_{11} a_{22} - a_{12} a_{21} \neq 0$

(2) $a_{12} a_{22} \sigma_1^{-2} + a_{11} a_{21} \sigma_2^{-2} = 0$

5. (1) $P(N_{t+\Delta t} = 0) = P(N_t = 0) e^{-\alpha \Delta t} + 0(\Delta t)$
 $P(N_{t+\Delta t} = n) = P(N_t = n) e^{-\alpha \Delta t} + P(N_t = n-1) (1 - e^{-\alpha \Delta t}) + 0(\Delta t)$

$\therefore \frac{d}{dt} P(N_t = 0) = -\alpha P(N_t = 0) \dots\dots\dots(a)$

$\frac{d}{dt} P(N_t = n) = \alpha P(N_t = n-1) - \alpha P(N_t = n) \dots\dots\dots(b)$

(a)の一般解は

$P(N_t = 0) = C e^{-\alpha t}$

$P(N_0 = 0) = 1$ から $C \cdot e^{-0} = 1$, 故に $C = 1$

(b)を解くために

$P(N_t = n) = e^{-\alpha t} u_n(t)$

とおき (b) に代入すれば

$u_n'(t) = \alpha u_{n-1}(t)$

$n > 0$ のとき $u_n(0) = P(N_0 = n) = 0$ だから

$u_n(t) = \alpha \int_0^t u_{n-1}(s) ds$

これから計算して

$u_n(t) = \frac{(\alpha t)^n}{n!}$

$\therefore P(N_t = n) = \frac{(\alpha t)^n e^{-\alpha t}}{n!}$

(2) 同様にしてB社のバスについては, 時間 t の間に到着する台数を N' とすれば

$P(N'_t = n) = \frac{(\beta t)^n e^{-\beta t}}{n!}$

従って, $P(M_t = n) = P(N_t + N'_t = n)$

$$= \sum_{k=0}^n \frac{(\alpha t)^k (\beta t)^{n-k}}{k!(n-k)!} e^{-(\alpha+\beta)t}$$

$$= \frac{(\alpha+\beta)^n t^n}{n!} e^{-(\alpha+\beta)t}$$