

[問]

昭和 43 年度 (問題)

午 前 の 部

1. 電球の寿命は指数分布に従うとし、その期待値  $\alpha^{-1}$  は未知であるとする。  $\alpha^{-1}$  を推定するために  $n$  個の電球を抽出し、寿命の短い順に  $r$  番目までの値

$$X_{(1)} < X_{(2)} < \cdots < X_{(r)}$$

を観測する。

$X_{(1)}, X_{(2)}, \dots, X_{(r)}$  の一次結合

$$U = \lambda_1 X_{(1)} + \lambda_2 X_{(2)} + \cdots + \lambda_r X_{(r)}$$

を  $\alpha^{-1}$  の推定量としたとき、

$$U = \left\{ X_{(1)} + X_{(2)} + \cdots + X_{(r)} \right\} \cdot \frac{1}{r} + X_{(r)} \cdot \frac{n-r}{r}$$

が、最良の不偏推定量で、  $\text{Var}(U) = \frac{1}{r} \cdot \alpha^{-2}$  であることを示せ。

Hint :

確率変数  $X_{(1)}, X_{(2)} - X_{(1)}, \dots, X_{(r)} - X_{(r-1)}$  は、互いに独立で

$X_{(k+1)} - X_{(k)}$  の密度関数は、  $(n-k) \alpha e^{-(n-k)\alpha t}$  で与えられるこ

とを利用せよ。

2. 平均値  $\lambda$  が未知なポアソン分布からの大きさ  $n$  の標本の値を  $x_1, \dots, x_n$  とするとき、

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

は  $\lambda$  の充足推定量である。証明せよ。

[問]

午後 の 部

3.  $h$ 水準の一因子実験の際の、平均値が等しいことの帰無仮設の検定において統計量

$$\frac{N-h}{h-1} \frac{\sum_i n_i (\bar{X}_i - \bar{X})^2}{\sum_i \sum_r (X_{ir} - \bar{X}_i)^2}$$

を用いる理由を説明せよ。

ただし、

$N$  : 総実験数

$h$  : 水準の数

$X_{ir}$  : 第  $i$  組第  $r$  番目の実験の確率変数

$$\bar{X}_i = \frac{1}{n_i} \sum_r X_{ir} \quad (n_i \text{ は第 } i \text{ 組の実験数})$$

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i,r} X_{ir}$$

4. 次の2問中、1問を選んで解け。

(i)  $x, y$  が次の条件を満足する範囲で、関数  $2x + 3y$  の最大値を求めよ。

$$x - 3y \leq 6 \quad (1)$$

$$2x + 4y \geq 8 \quad (2)$$

$$x - 3y \geq -6 \quad (3)$$

$$x \geq 0 \quad (4)$$

$$y \geq 0 \quad (5)$$

(ii) 一直線上のランダムウォークにおいて、 $Z$  (自然数) から出発した質点が夫々  $0$  および  $a$  (自然数) に達する確率を夫々  $g_z$  および  $1 - g_z$  とする。1回の試行で左または右に1移動する確率を夫々  $q$  または  $p$  ( $p+q=1, p \neq q$ ) とするとき、

$$g_0 = 1, \quad g_a = 0$$

の条件のもとに、 $g_z$  を解け。

昭和 43 年度 ( 解答 )

午 前 の 部

1.  $X_{(1)} = Y_1, X_{(2)} - X_{(1)} = Y_2, \dots, X_{(r)} - X_{(r-1)} = Y_r$  とおくと, Hint  
により,  $Y_1, Y_2, \dots, Y_r$  は互いに独立で,  $Y_k$  の密度関数は,

$$(n-k+1)\alpha e^{-(n-k+1)\alpha x} \text{ で与えられる。}$$

$$X_{(k)} = Y_1 + Y_2 + \dots + Y_k \text{ であるから}$$

$$U = \lambda_1 X_{(1)} + \dots + \lambda_r X_{(r)}$$

$$= \lambda_1 Y_1 + \lambda_2 (Y_1 + Y_2) + \dots + \lambda_r (Y_1 + Y_2 + \dots + Y_r)$$

$$= (\lambda_1 + \dots + \lambda_r) Y_1 + (\lambda_2 + \dots + \lambda_r) Y_2 + \dots + \lambda_r Y_r$$

$$E(U) = (\lambda_1 + \dots + \lambda_r) E(Y_1)$$

$$+ (\lambda_2 + \dots + \lambda_r) E(Y_2) + \dots + \lambda_r E(Y_r)$$

$$= (\lambda_1 + \dots + \lambda_r) \frac{1}{n\alpha} + (\lambda_2 + \dots + \lambda_r) \frac{1}{(n-1)\alpha} + \dots$$

$$+ \lambda_r \frac{1}{(n-r+1)\alpha}$$

U が不偏推定量であるためには

$$(\lambda_1 + \dots + \lambda_r) \frac{1}{n\alpha} + (\lambda_2 + \dots + \lambda_r) \frac{1}{(n-1)\alpha} + \dots$$

$$+ \lambda_r \frac{1}{(n-r+1)\alpha} = \frac{1}{\alpha}$$

したがって,

$$\frac{\lambda_1 + \dots + \lambda_r}{n} + \frac{\lambda_2 + \dots + \lambda_r}{n-1} + \dots + \frac{\lambda_r}{n-r+1} = 1 \quad \dots\dots\dots(1)$$

一方

$$\begin{aligned} \text{Var}(U) &= (\lambda_1 + \dots + \lambda_r)^2 \text{Var}(Y_1) \\ &\quad + (\lambda_2 + \dots + \lambda_r)^2 \text{Var}(Y_2) + \dots + \lambda_r^2 \text{Var}(Y_r) \\ &= (\lambda_1 + \dots + \lambda_r)^2 \frac{1}{n^2 \alpha^2} \\ &\quad + (\lambda_2 + \dots + \lambda_r)^2 \frac{1}{(n-1)^2 \alpha^2} + \dots + \frac{1}{(n-r+1)^2 \alpha^2} \\ &= \frac{1}{\alpha^2} \left\{ \left( \frac{\lambda_1 + \dots + \lambda_r}{n} \right)^2 + \left( \frac{\lambda_2 + \dots + \lambda_r}{n-1} \right)^2 + \dots \right. \\ &\quad \left. + \left( \frac{\lambda_r}{n-r+1} \right)^2 \right\} \end{aligned}$$

Uが最良の不偏推定量であるためには、(1)の条件の下で

$$\left( \frac{\lambda_1 + \dots + \lambda_r}{n} \right)^2 + \left( \frac{\lambda_2 + \dots + \lambda_r}{n-1} \right)^2 + \dots + \left( \frac{\lambda_r}{n-r+1} \right)^2 \quad \dots\dots\dots(2)$$

が、最小になるように  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_r$  を定めればよい。

一般に Schwarz の不等式により

$$(a_1 + \dots + a_r)^2 \leq r (a_1^2 + \dots + a_r^2)$$

がいえるから、 $a_1 + \dots + a_r = 1$  なるときは

$$a_1^2 + \dots + a_r^2 \geq \frac{1}{r}$$

等号は、 $a_1 = a_2 = \dots = a_r = \frac{1}{r}$  なるときに限る。なんとすれば Lagrange の

乗数法により  $a_1 + \dots + a_r = 1$  なる条件の下で,  $a_1^2 + \dots + a_r^2$  が極値をとる条件を求めてみると

$$F = a_1^2 + a_2^2 + \dots + a_r^2 + \lambda (a_1 + \dots + a_r - 1)$$

$$\frac{\partial F}{\partial a_i} = 2a_i + \lambda = 0 \quad \text{とおくと}$$

$$a_i = -\frac{\lambda}{2} \quad \text{すなわち} \quad a_1 = a_2 = \dots = a_r \quad \text{でなければならない。}$$

よって(1)なる条件の下で(2)が最小となるためには

$$\frac{\lambda_1 + \dots + \lambda_r}{n} = \frac{\lambda_2 + \dots + \lambda_r}{n-1} = \dots = \frac{\lambda_r}{n-r+1} = \frac{1}{r}$$

$$\lambda_1 + \dots + \lambda_r = \frac{n}{r}$$

$$\lambda_2 + \dots + \lambda_r = \frac{n-1}{r}$$

⋮

$$\lambda_r = \frac{n-r+1}{r}$$

これら  $r$  個の式から容易に

$$\lambda_1 = \lambda_2 = \dots = \lambda_{r-1} = \frac{1}{r}, \quad \lambda_r = \frac{n-r+1}{r}$$

であることがいえる。故に

$$U = (X_{(1)} + \dots + X_{(r)}) \frac{1}{r} + X_{(r)} \frac{n-r}{r} \quad \text{となる。}$$

(2)が最小値  $\frac{1}{r}$  をとるように  $\lambda_i$  を定めたから,

$$\text{Var}(U) = \frac{1}{r} \alpha^{-2} \quad \text{なることは明らかである。}$$

2. Poisson 分布の密度関数は  $f(X, \lambda) = e^{-\lambda} \frac{\lambda^X}{X!}$

で同時密度関数は

$$f(X_1, \lambda) \cdots f(X_n, \lambda) = e^{-n\lambda} \frac{\lambda^{x_1 + \cdots + x_n}}{X_1! \cdots X_n!} \quad \text{である。}$$

一方、 $n\bar{X}$  の密度関数は  $e^{-n\lambda} \frac{(n\lambda)^{n\bar{X}}}{(n\bar{X})!}$  である。

ここで、 $f(X_1, \lambda) \cdots f(X_n, \lambda)$

$$= e^{-n\lambda} \frac{(n\lambda)^{n\bar{X}}}{(n\bar{X})!} \cdot \frac{(n\bar{X})!}{n^{n\bar{X}} X_1! \cdots X_n!}$$

となる。ここで  $\frac{(n\bar{X})!}{n^{n\bar{X}} X_1! \cdots X_n!}$  は  $\lambda$  を含まない。

午後 の 部

$$3. \sum_r (X_{ir})^2 = \sum_r (X_{ir} - \bar{X}_i)^2 + n_i \bar{X}_i^2$$

この両辺を  $i$  につき和をとれば

$$\sum_i \sum_r X_{ir}^2 = \sum_i \sum_r (X_{ir} - \bar{X}_i)^2 + \sum_i n_i \bar{X}_i^2$$

また

$$\sum_i n_i \bar{X}_i^2 = \sum_i n_i (\bar{X}_i - \bar{X})^2 + N\bar{X}^2$$

であるから上に代入して

$$\sum_i \sum_r X_{ir}^2 = \sum_i \sum_r (X_{ir} - \bar{X}_i)^2 + \sum_i n_i (\bar{X}_i - \bar{X})^2 + N\bar{X}^2$$

が得られる。ここで  $E(\bar{X}_i) = \xi_i$ ,  $\sum_i n_i \xi_i / N = m$  であるから

$$(X_{ij} - \bar{X}_i) = (X_{ij} - \xi_i) - (\bar{X}_i - \xi_i) \text{ を使い}$$

$$\sum_i \sum_r (X_{ir} - \bar{X}_i)^2 = \sum_i \sum_r (X_{ir} - \xi_i)^2 - \sum_i n_i (\bar{X}_i - \xi_i)^2 \dots\dots\dots (1)$$

また、 $E(X_{ir} - \xi_i)^2 = \sigma^2$  で  $X_i$  の分散は  $\sigma^2/n_i$

となるから

$$\begin{aligned} & E\left(\sum_i \sum_r (X_{ir} - \bar{X}_i)^2\right) \\ &= E\left(\sum_i \sum_r (X_{ir} - \xi_i)^2\right) - E\left(\sum_i n_i (\bar{X}_i - \xi_i)^2\right) \\ &= N\sigma^2 - k\sigma^2 = (N-k)\sigma^2 \text{ が得られる。} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{他方 } & \sum_i n_i (\bar{X}_i - \bar{X})^2 \\ &= \sum_i n_i \left( (\bar{X}_i - m) - (\bar{X} - m) \right)^2 \\ &= \sum_i n_i (\bar{X}_i - m)^2 - N(\bar{X} - m)^2 \end{aligned}$$

であり、

$$(\bar{X}_i - m)^2 = (\bar{X}_i - \xi_i)^2 + (\xi_i - m)^2 + 2(\bar{X}_i - \xi_i)(\xi_i - m)$$

であるので

$$\begin{aligned} & E(\bar{X}_i - m)^2 \\ &= E(\bar{X}_i - \xi_i)^2 + (\xi_i - m)^2 + 2(\xi_i - m)E(\bar{X}_i - \xi_i) \\ &= \sigma^2/n_i + (\xi_i - m)^2 \text{ である。} \end{aligned}$$

したがって

$$\begin{aligned} E\left(\sum_i n_i (\bar{X}_i - \bar{X})^2\right) &= k\sigma^2 + \sum_i n_i (\xi_i - m)^2 - \sigma^2 \\ &= (k-1)\sigma^2 + \sum_i n_i (\xi_i - m)^2 \dots\dots\dots(2) \end{aligned}$$

となり、(1)より  $\sum_i \sum_r (X_{ir} - \bar{X}_i)^2$  は  $\xi_i$  に関する仮説の如何を問わず  $(N-k)\sigma^2$  の

不偏推定量であるが、(2)より

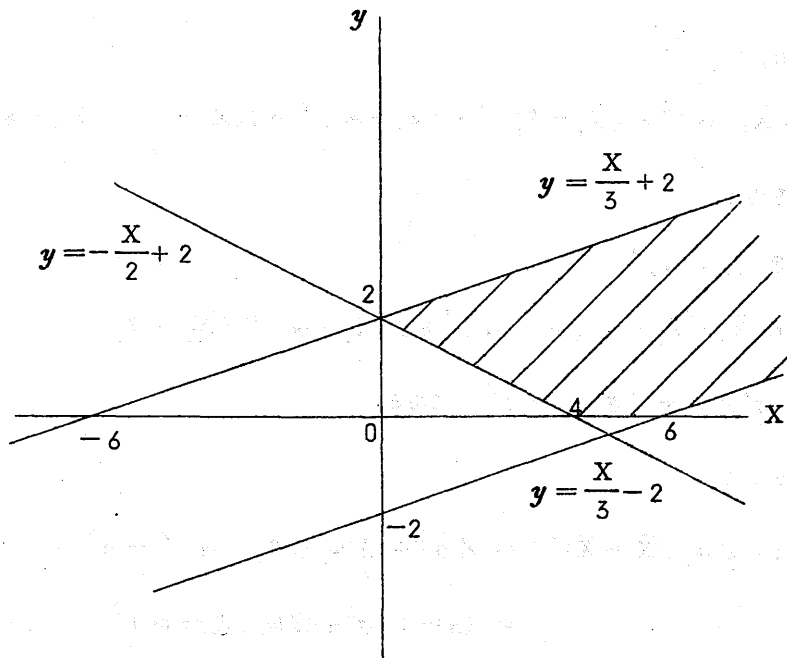
$\sum_i n_i (\bar{X}_i - \bar{X})^2$  は  $\xi_1 = \xi_2 = \dots = \xi_h$  なるときに限り  $(h-1)\sigma^2$  の不偏推定量となる。すなわち、仮説

$\xi_1 = \xi_2 = \dots = \xi_h = m$  が真でなければ、統計量

$$\frac{N-h}{h-1} \frac{\sum_i n_i (\bar{X}_i - \bar{X})^2}{\sum_{i,r} (X_{ir} - \bar{X}_i)^2}$$

は大きくなる。よってこの統計量を  $\xi_1 = \dots = \xi_h = m$  を検定するための統計量に選ぶ。

4. (i) 条件(1), (2), (3), (4) をみたす  $(x, y)$  の範囲は、図の斜線部分で  $2x+3y$  の値はこゝで無限大をとることができる。したがって最大値は無限大である。





4. (ii) 題意より,  $g_z = p \cdot g_{z+1} + g \cdot g_{z-1}$ , ( $0 < z < a$ ) ..... (1)

この差分方程式の特別解として

$$g_z = 1, \quad g_z = \left(\frac{g}{p}\right)^z$$

が得られる。よって

$$g_z = A \cdot 1 + B \left(\frac{g}{p}\right)^z$$

が(1)の形式的な解とする。条件(A)を満たすためには

$$A + B = 1, \quad A + B \left(\frac{g}{p}\right)^a = 0$$

故に,

$$B = \frac{p^a}{p^a - g^a}, \quad A = -\frac{g^a}{p^a - g^a}$$

$$\therefore g_z = \frac{p^a \left(\frac{g}{p}\right)^z - g^a}{p^a - g^a} = \frac{\left(\frac{g}{p}\right)^z - \left(\frac{g}{p}\right)^a}{1 - \left(\frac{g}{p}\right)^a} \dots\dots\dots (2)$$

逆に, (1)を満たす解が,  $g_z$  および  $g_z^*$  の二つあったとする。

条件(A)より

$$g_0 = 1 = g_0^*, \quad g_a = 0 = g_a^*$$

でなければならない。

そこで,  $r_z = g_z - g_z^*$  とおくと,

$$r_0 = 0, \quad r_a = 0$$

次に (1) より順次に,

$$\begin{aligned} p r_2 &= r_1 \\ p^2 r_3 &= r_1 (1 - p g) \\ \dots\dots\dots \end{aligned}$$

一般に,  $r_z = r_1 C_z$  ( $C_z$ : 定数)

故に,  $r_a = r_1 C_a = 0$  なることから, ( $C_z$  が 0 であるか否とに拘らず)

$$r_1 = 0 = r_2 = \dots = r_{a-1}$$

$$\therefore g_z = g_z^*$$

故に (2) が解である。