

## 数理 (23) 略解

### 数理 1

[1] 期待値と分散は定義により容易に求められる。一方,  $S_n = X_1 + \cdots + X_n$  より

$$E[S_n] = n\lambda, \quad V[S_n] = n\lambda$$

となる。

[2]  $a_i = n - i + 1$ 。

[3]  $E[W_n] = \frac{1}{2}n(n+1)\lambda$ ,  $V[W_n] = \frac{1}{6}n(n+1)(2n+1)\lambda$ 。

[4]  $\tilde{\lambda} = \frac{2}{n(n+1)}W_n$  は  $\lambda$  の不偏推定量となり, 分散は  $V[\tilde{\lambda}] = \frac{2(2n+1)}{3n(n+1)}\lambda$  となる。

[5] チェビシエフの不等式より, 任意の  $c > 0$  に対して

$$P(|\tilde{\lambda} - \lambda| \geq c) \leq \frac{V[\tilde{\lambda}]}{c^2} \rightarrow 0 \quad (n \rightarrow \infty)$$

となるので,  $\tilde{\lambda}$  は  $\lambda$  の一致推定量である。

[6] 漸近相対効率

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{V[\hat{\lambda}]}{V[\tilde{\lambda}]} = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{\lambda/n}{2(2n+1)\lambda/\{3n(n+1)\}} = \frac{3}{4}$$

である。

数理 2

[1]  $k = 1, 2, 3$  に対する確率密度関数はそれぞれ  $y \geq 0$  の範囲で

$$k = 1 : f_1(y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{\sqrt{y}} e^{-y/2}$$

$$k = 2 : f_2(y) = \frac{1}{2} e^{-y/2}$$

$$k = 3 : f_3(y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \sqrt{y} e^{-y/2}$$

であり、グラフは図 1 のようである。

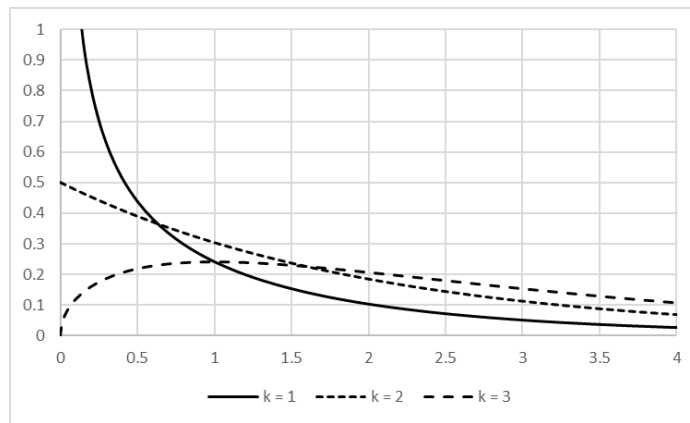


図 1 : カイ二乗分布の確率密度関数 ( $k = 1, 2, 3$ )

[2]  $(Z, Y_1)$  を

$$\begin{cases} S = Y_1 \\ X = Z / \sqrt{Y_1} \end{cases}$$

と変数変換すると同時確率密度関数は、 $f_{X,S}(x,s) = \frac{1}{2\pi} \exp[-(1+x^2)s/2]$  となるので、

これを  $s$  で積分して  $g(x) = \frac{1}{\pi(1+x^2)}$  を得る。

[3]  $h(w) = 1/\pi$  となる  $(-\pi/2 < w < \pi/2)$ 。これは区間  $(-\pi/2, \pi/2)$  上の一様分布である。

[4] 区間  $(0, 1)$  上の一様分布に従う乱数  $U_1, U_2, \dots$  を  $\pi(U_1 - 0.5), \pi(U_2 - 0.5), \dots$  とし、 $X_1 = \tan\{\pi(U_1 - 0.5)\}, X_2 = \tan\{\pi(U_2 - 0.5)\}, \dots$  とすればよい。

数理 3

[1]  $E[X] = 1/\lambda$ 。

[2]  $M_X(t) = \frac{\lambda}{\lambda - t} \quad (t < \lambda)$ 。

[3]  $E[X_w] = \frac{1}{\lambda - h} \quad (h < \lambda)$  より  $0 < h < \lambda$  に対して  $E[X_w] = \frac{1}{\lambda - h} > \frac{1}{\lambda} = E[X]$  を得る。

[4]  $X_w$  の  $r$  次モーメントは, 定義により  $E[X_w^r] = \frac{M_X^{(r)}(h)}{M_X(h)}$  となる。

[5]  $E[X_w] = \frac{M_X^{(1)}(h)}{M_X(h)}$  であり,  $\frac{d}{dh} \left( \frac{M_X^{(1)}(h)}{M_X(h)} \right) = V[X_w] \geq 0$  より,  $\frac{M_X^{(1)}(h)}{M_X(h)}$  は  $h$  に関して単調増加である。よって,  $h < 0$  のとき  $E[X_w] \leq E[X]$  が成り立ち,  $h > 0$  のときは  $E[X_w] \geq E[X]$  が成り立つ。

数理4

- [1] 積分計算により  $E[W] = k$  であり,  $k > 2$  として  $E[1/W] = 1/(k-2)$  となる。
- [2]  $W_1$  および  $W_2$  の各自由度は  $n-p$  および  $p$  である。また,  $W_1$  と  $W_2$  は互いに独立である。
- [3]  $E_{Z|Y}[\Delta(\mathbf{Z})|\mathbf{Y}] = \sigma^2(n+W_2)$  となる。
- [4]  $E\left[\frac{\Delta(\mathbf{Z}) - \Delta(\mathbf{Y})}{\hat{\sigma}^2}\right] = \frac{2n(p+1)}{n-p-2}$  となり,  $\lim_{n \rightarrow \infty} E\left[\frac{\Delta(\mathbf{Z}) - \Delta(\mathbf{Y})}{\hat{\sigma}^2}\right] = 2(p+1)$  を得る。

数理 5

[1] 各  $i$  に対し  $E[U_i] = \bar{z}$  より  $E[\bar{U}] = \bar{z}$  である。分散は、 $V[U_i] = \sigma_N^2$  および

$$\text{Cov}[U_i, U_j] = -\frac{\sigma_N^2}{N-1} \text{ より, } V[\bar{U}] = \frac{N-m}{N-1} \cdot \frac{\sigma_N^2}{m} \text{ を得る。}$$

[2]  $D = \bar{U} - \bar{V} = \frac{m+n}{n}(\bar{U} - \bar{z})$  および  $N\sigma_N^2 - (N-2)\tilde{S}^2 = \frac{mn}{m+n}D^2$  である。

[3]  $E[D] = \frac{m+n}{m}E[\bar{U} - \bar{z}] = 0$  であり、 $V[D] = \frac{N^2}{mn(N-1)}\sigma_N^2$  となる。

[4]  $\tilde{W}$  を変形すると  $\tilde{W} = \frac{\bar{U} - E[\bar{U}]}{\sqrt{V[\bar{U}]}}$  となるので、 $\tilde{W}$  は近似的に  $N(0, 1)$  に従う。

[5]  $\tilde{W} = \sqrt{\frac{N-1}{N-2+\tilde{T}^2}} \cdot \tilde{T}$  である。 $\tilde{W}$  は  $N(0, 1)$  に従うので、有意水準  $\alpha$  の場合の検定

の棄却域は、 $z_{\alpha/2}$  を  $N(0, 1)$  の上側  $100\alpha\%$  点として、

$$\alpha = P(|\tilde{W}| > z_{\alpha/2}) = P\left(|\tilde{T}| > \sqrt{\frac{N-2}{N-1-z_{\alpha/2}^2}} \cdot z_{\alpha/2}\right)$$

となる。 $z_{\alpha/2}$  の係数部分は  $N$  が大きいとき近似的に 1 であることから、 $\tilde{W}$  に基づく検定は  $T$  に基づく検定とほぼ同等である