

数理略解数理 1

[1] 期待値は  $E[X] = \frac{d}{dt} G_X(t)|_{t=1}$  と計算され,  $E[X(X-1)] = \frac{d^2}{dt^2} G_X(t)|_{t=1}$  より分散は

$$\underline{V[X] = E[X(X-1)] + E[X] - (E[X])^2}$$
 となる。

[2]  $G_X(t) = (pt + 1 - p)^n$ 。上問 [1] の計算により  $E[X] = np$ ,  $V[X] = np(1-p)$  を得る。

[3]  $G_X(t) = \sum_{k \leq r} t^k P(X=k) + \sum_{k > r} t^k P(X=k) \geq \sum_{k \leq r} t^k P(X=k)$  であり,  $G_X(t) \geq t^r P(X \leq r)$  より  
与式が導かれる。

[4]  $P(X \leq an) \leq (pt + 1 - p)^n t^{-an}$  の右辺の最小値を求める。 $f(t) = n\{\log(pt + 1 - p) - a \log t\}$  は

$$t_0 = \frac{(1-p)a}{p(1-a)} = \left(\frac{a}{1-a}\right) / \left(\frac{p}{1-p}\right)$$
 にて最小値を取り, これを不等式の右辺に代入して

$$\left(\frac{p}{a}\right)^{an} \left(\frac{1-p}{1-a}\right)^{(1-a)n}$$
 を得る。

数理 2

$$[1] \quad E[U] = \frac{2}{\lambda}$$

$$[2] \quad g(u) = \begin{cases} \lambda^2 u e^{-\lambda u} & (u > 0) \\ 0 & (u \leq 0) \end{cases}$$

$$[3] \quad E\left[\frac{1}{U}\right] = \lambda$$

[4]  $R(\alpha, \theta) = \alpha + \frac{2}{\alpha} - 2$  であり, これを最小にするのは  $\alpha = \sqrt{2}$  である。

### 数理 3

[1]  $X_1, \dots, X_n$  の同時確率密度関数

$$f(x_1, \dots, x_n) = \begin{cases} \frac{1}{\theta^n} & (x_1, \dots, x_n \leq \theta) \\ 0 & (\text{その他}) \end{cases}$$

の条件  $(x_1, \dots, x_n \leq \theta)$  は  $(y \leq \theta)$  と同値であるので、Fisher-Neyman の分解定理により、 $Y$  は  $\theta$  に関する十分統計量である。

[2]  $Y$  の累積分布関数  $G(y) = \left(\frac{y}{\theta}\right)^n$  を  $y$  で微分して  $g(y) = G'(y) = \frac{n}{\theta^n} y^{n-1}$  と求められる。

[3] 便宜上  $y = x_n$  とすると、 $f(x_1, \dots, x_{n-1}, y | y) = \frac{1}{y^{n-1}}$  となる。 $y = x_n$  となる確率が  $1/n$  であるとして  $f(x_1, \dots, x_{n-1}, y | y) = \frac{1}{n y^{n-1}}$  でもよい。

[4]  $E[Y] = \frac{n}{n+1}\theta$  であるので、 $\tilde{\theta} = \frac{n+1}{n}Y$  とすれば不偏性を持つ。

[5] 関数  $u(Y)$  の期待値が 0 であることより

$$E[u(Y)] = \int_0^\theta u(y) \frac{n}{\theta^n} y^{n-1} dy = 0 \Rightarrow \int_0^\theta u(y) y^{n-1} dy = 0$$

となる。これがすべての  $\theta$  で成り立つためには  $u(y) \equiv 0$  でなければならない。

[6]  $E[s(Y)] = \theta$  であるとする、

$$\underline{E[s(Y) - \tilde{\theta}] = E\left[s(Y) - \frac{n+1}{n}Y\right] = E[u(Y)] = 0}$$

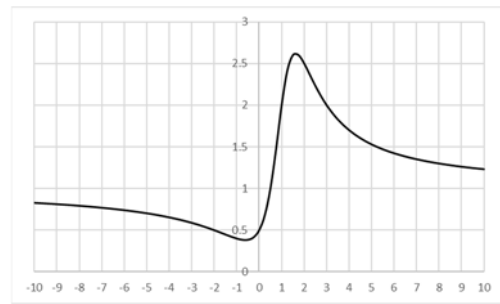
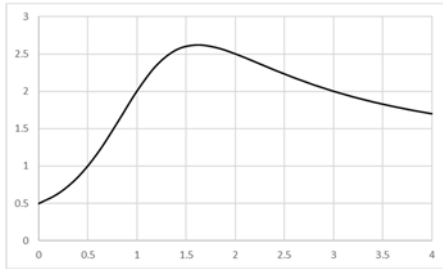
となるので、上問 [5] より  $s(Y) \equiv \tilde{\theta}$  が示される。

数理 4

[1]  $\alpha = \frac{1}{\pi} \left( \tan^{-1} 3 - \frac{\pi}{4} \right) = \frac{1.249}{3.1416} - \frac{1}{4} \approx 0.148$

[2]  $1 - \beta = P(1 < X < 3 | \theta = 1) = \frac{1}{\pi} (\tan^{-1} 2 - 0) = \frac{1.107}{3.1416} \approx 0.352$

[3] 尤度比は  $\lambda(x) = \frac{1+x^2}{1+(x-1)^2}$  で、 $\lambda(1) = \lambda(3) = 2$  となる。 $\lambda(x)$  のグラフは次のようである



※左図で正解である。参考のために範囲を広げた右図を示す。

[4] ネイマン・ピアソンの基本定理により、 $R = \{x : 1 < x < 3\}$  を棄却域にする検定が最強力検定となる。

数理 5

[1] 分布は  $\xi$  を中心に左右対称であり、不定積分は収束するので  $E[\mu] = \xi$  となる。分散は

積分計算により  $V[\mu] = \frac{2}{\lambda^2}$  と求められる。

[2]  $g(\mu | \mathbf{y}) \propto \frac{\lambda}{2(2\pi)^{n/2}} \exp \left[ -\frac{1}{2} \left\{ \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 + n(\mu - \bar{y})^2 \right\} - \lambda |\mu - \xi| \right]$

$$[3] \quad \hat{\mu} = \begin{cases} \max\left(\bar{y} - \frac{\lambda}{n}, \xi\right) & (\bar{y} > \xi) \\ \xi & (\bar{y} = \xi) \\ \min\left(\bar{y} + \frac{\lambda}{n}, \xi\right) & (\bar{y} < \xi) \end{cases}$$


---

- [4] 事後分布に基づく推定値は、最尤推定値  $\bar{y}$  に比べ事前分布の平均値  $\xi$  に近づく。 $\bar{y}$  がかなり  $\xi$  に近い場合には、 $\bar{y}$  の値によらず推定値が事前分布の平均値  $\xi$  となる。