

10 点 × 10 問.

期待値 μ , 分散 σ^2 となる正規分布を $N(\mu, \sigma^2)$ で表す.

独立な確率変数 $Z_1, \dots, Z_k \sim N(0, 1)$ の 2 乗和 $Z_1^2 + \dots + Z_k^2$ は自由度 k の χ^2 分布に従い, この分布を χ_k^2 で表す.

$Z \sim N(0, 1), U \sim \chi_m^2, Z, U$ は独立とする. $T = \frac{Z}{\sqrt{U/m}}$ は自由度 m の t 分布に従い, この分布を t_m で表す. また $t_{m, \alpha}$ を $P(T > t_{m, \alpha}) = \alpha$ となる点として定義する.

問題 1. 正規分布 $N(\mu, \sigma^2)$ に従う母集団から, 標本 X_1, \dots, X_n を無作為抽出する.

- (1) 標本平均 $\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_k$ はどんな分布をするか. またこの標本平均の期待値・分散を求めよ.
- (2) 不偏分散 $V^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{k=1}^n (X_k - \bar{X})^2$ が σ^2 の不偏推定量であることを示せ.
- (3) $(n-1)V^2/\sigma^2 \sim \chi_{n-1}^2$ であることから, V^2 の期待値を求めよ.
- (4) $T = \frac{\bar{X} - \mu}{V/c} \sim t_{n-1}$ となるような c を n の式で書け.
- (5) μ の 95% 信頼区間を, $n, \bar{X}, V, T_{m, \alpha}$ を使って表わせ.

解答. (1) $E[\bar{X}] = \mu, V[\bar{X}] = \frac{\sigma^2}{n}$ である. また正規分布の再帰性より \bar{X} も正規分布する.

(2)

$$\begin{aligned} E\left[\sum_{k=1}^n (X_k - \bar{X})^2\right] &= E\left[\sum_{k=1}^n ((X_k - \mu) - (\bar{X} - \mu))^2\right] \\ &= \sum_{k=1}^n E[(X_k - \mu)^2] - 2 \sum_{k=1}^n E[(X_k - \mu) \cdot \frac{X_k - \mu}{n}] + nE[(\bar{X} - \mu)^2] \\ &= n\sigma^2 - 2\sigma^2 + \sigma^2 = (n-1)\sigma^2 \end{aligned}$$

より $E[V^2] = \sigma^2$ である.

(3) 自由度 k の χ^2 分布の期待値は k であるから, $E[(n-1)V^2/\sigma^2] = n-1$ より, $E[V^2] = \sigma^2$.

(4) $\frac{\bar{X} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \sim N(0, 1), (n-1)V^2/\sigma^2 \sim \chi_{n-1}^2$ より, $T = \frac{\bar{X} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \times \frac{\sqrt{n-1}}{\sqrt{(n-1)V^2/\sigma^2}} \sim t_{n-1}$. すなわち $c = \sqrt{n}$.

(5) $\left| \frac{\bar{X} - \mu}{V/\sqrt{n}} \right| \leq t_{n-1, 0.025}$ を μ に関して解いて, 信頼区間は $\bar{X} \pm t_{n-1, 0.025} \frac{V}{\sqrt{n}}$.

□

X の同時確率関数 f もしくは同時確率密度関数 f において x を X に置き換えたものを $L(\theta|X) = \prod_{i=1}^n f(X_i|\theta)$ を尤度関数という. 尤度関数を最大とする $\hat{\theta}$ を最尤推定量という. 因子分解定理より, $f(x|\theta) = h(x)g(T(x)|\theta)$ と書けるなら, $T(X)$ は十分統計量である.

X の θ に対するフィッシャー情報量 $I(\theta)$ は, $I(\theta) = E\left[\left(\frac{d}{d\theta} \log f(X|\theta)\right)^2\right] = -E\left[\frac{d^2}{d\theta^2} \log f(X|\theta)\right]$ で計算できる. クラメル・ラオの不等式より, 不偏推定量 $\hat{\theta}$ の分散の下限は $\frac{1}{I(\theta)}$ である.

問題 2. X_1, \dots, X_n は独立で, $P(X_i = 1) = p \in (0, 1), P(X_i = 0) = 1 - p$ とする. $\hat{p} = \bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_k$ とする.

- (1) \hat{p} は p の不偏推定量であることを示せ.
- (2) \hat{p} は最尤推定量であることを示せ.

- (3) \hat{p} は十分統計量であることを示せ.
 (4) \hat{p} の分散はクラメール・ラオの下限と一致することを示せ.
 (5) \hat{p} は p の最良線形不偏推定量 (BLUE) であることを示せ.

解答. (1) $E[X_k] = p$ であるから, $E[\hat{p}] = \frac{1}{n} \cdot nE[X_1] = p$.

(2) $S = \sum_{k=1}^n X_k$ とおく.

$$L(p|X) = p^S(1-p)^{n-S}$$

より,

$$\log L(p|X) = S \log p + (n-S) \log(1-p)$$

を最大化すれば良い. 導関数 $\frac{S}{p} - \frac{n-S}{1-p} = 0$ より $(1-p)S = (n-S)p$, $p = \frac{S}{n}$ で最大値をとる. これは \hat{p} が最尤推定量であることを意味する.

(3) $s = \sum_{k=1}^n x_k$ とおくと, $f(x|p) = p^s(1-p)^{n-s}$ であり, 因子分解定理から S や \hat{p} が十分統計量であることが分かる.

(4)

$$\log f(X|p) = S \log p + (n-S) \log(1-p)$$

より

$$\begin{aligned} \frac{d}{dp} \log f(X|p) &= \frac{S}{p} - \frac{n-S}{1-p} \\ \frac{d^2}{dp^2} \log f(X|p) &= -\frac{S}{p^2} - \frac{n-S}{(1-p)^2} \end{aligned}$$

よって,

$$I(p) = \frac{np}{p^2} + \frac{n-np}{(1-p)^2} = \frac{n}{p} + \frac{n}{1-p} = \frac{n}{p(1-p)}$$

一方,

$$V[\hat{p}] = E[(\bar{X} - p)^2] = \frac{1}{n^2} \sum_{k=1}^n E[(X_k - p)^2] = \frac{p(1-p)}{n}$$

これは $\frac{1}{I(p)}$ である.

(5) \hat{p} は線形で, p の不偏推定で, 分散は最小となることから, BLUE である.

□