

수리통계 2 중간 시험 1 (10/12/2017)

[1] (15점 (a)5점 (b)10점)

확률밀도함수가

$$f(x; \alpha, \beta) = \beta \alpha^\beta x^{-\beta-1} I_{[\alpha, \infty)}(x)$$

로 주어지는 두 개의 모수를 갖는 파레토펙포 $\text{Pareto}(\alpha, \beta)$, $\alpha > 0, \beta > 0$ 모형에서의 랜덤포본 $X_1, \dots, X_n (n \geq 2)$ 을 이용한 모수 α, β 의 최대가능도 추정량을 구하여라.

(a) 모수 α, β 의 최대가능도 추정량 $\hat{\alpha}_n^{MLE}, \hat{\beta}_n^{MLE}$ 을 구하여라.

(b) 모수 β 에 대한 95% 신뢰구간으로서 다음의 구간을 사용할 수 있는 이유를 설명하여라.

$$\frac{\chi_{0.975}^2(2n-2)}{2n} \hat{\beta}_n^{MLE} \leq \beta \leq \frac{\chi_{0.025}^2(2n-2)}{2n} \hat{\beta}_n^{MLE}$$

[2] (15점 (a)5점 (b)10점)

공통의 평균을 갖는 두 정규분포 $N(\mu, \sigma_1^2), N(\mu, \sigma_2^2)$, $-\infty < \mu < +\infty, \sigma_1^2 > 0, \sigma_2^2 > 0$ 에서의 서로 독립인 두 랜덤포본 X_1, \dots, X_{n_1} 과 $Y_1, \dots, Y_{n_2} (n_1 \geq 2, n_2 \geq 2)$ 를 이용하여 공통인 평균 μ 와 각각의 분산 σ_1^2, σ_2^2 을 추정하고자 한다.

(a) 두 모분산 σ_1^2, σ_2^2 이 미지인 경우에 지수족의 성질을 이용하여 공통 평균 μ 의 최대가능도 추정량을 구할 수가 없다. 그 이유를 구체적으로 기술하여라.

(b) 두 모분산 σ_1^2, σ_2^2 의 비를 알고 있을 때, 즉

$$\sigma_2^2 = \sigma_1^2 / r \quad (r \text{은 주어진 값})$$

일 때 $\mu, \sigma_1^2, \sigma_2^2$ 의 최대가능도 추정량을 구하여라.

[3] (20점 (a)5점 (b)10점 (c)5점)

확률밀도함수가

$$f(x; \alpha, \beta) = \alpha \beta^{-\alpha} x^{\alpha-1} \exp(-x^\alpha / \beta^\alpha) I_{(0, +\infty)}(x)$$

인 와이불분포 $\text{Weibull}(\alpha, \beta)$, $\alpha > 0, \beta > 0$ 모형에서의 랜덤포본을 X_1, \dots, X_n 이라고 할 때 모수 α, β 의 최대가능도 추정량을 구하는 다음의 과정에 대하여 답하여라.

(a) $b = 1/\beta^\alpha$ 라고 하면 각각의 $\alpha > 0$ 에 대하여 로그가능도 $l(\alpha, b)$ 가

$$\hat{b}(\alpha) = 1/(\overline{x^\alpha}), \quad \overline{(x^\alpha)} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^\alpha$$

에서 최대가 되는 것을 밝혀라.

(b) $b = 1/\beta^\alpha$ 에 대하여 최대화된 로그가능도 $l(\alpha, \hat{b}(\alpha))$ 을 최대로 하는 $\hat{\alpha}$ 은 방정식

$$\frac{\partial}{\partial \alpha} l(\alpha, \hat{b}(\alpha)) = 0$$

의 근으로 주어지는 것을 밝혀라.

(c) α, β 의 최대가능도 추정량을 반복적인 방법으로 근사하는 방법을 설명하여라. 이에 답하는 과정에서, $Z \sim \text{Exp}(1)$ 일 때

$$E(\log Z) = -0.577, \text{Var}(\log Z) = 1.6449$$

임을 이용하여도 좋다.

[4] (20점)

확률밀도함수가

$$f(x; \mu, \sigma) = \frac{1}{\sigma} \frac{e^{(x-\mu)/\sigma}}{(1 + e^{(x-\mu)/\sigma})^2} I_{(-\infty, +\infty)}(x)$$

인 로지스틱분포 $L(\mu, \sigma), -\infty < \mu < +\infty, \sigma > 0$ 모형에서의 랜덤포본을 $X_1, \dots, X_n (n \geq 2)$ 이라고 할 때 모수 μ, σ 의 최대가능도 추정량을 구하는 과정을 설명하여라. (참고: $\eta_1 = 1/\sigma, \eta_2 = \mu/\sigma$ 를 이용)

[5] (15점 (a)5점 (b)10점)

모집단 상관계수 ρ 의 값이 $\rho_0 (-1 < \rho_0 < +1)$ 로 알려진 이변량 정규분포

$$N_2\left(\begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \rho_0 \sigma_1 \sigma_2 \\ \rho_0 \sigma_1 \sigma_2 & \sigma_2^2 \end{pmatrix}\right), -\infty < \mu_1 < +\infty, -\infty < \mu_2 < +\infty, \sigma_1^2 > 0, \sigma_2^2 > 0$$

에서의 랜덤포본 $(X_1, Y_1)', \dots, (X_n, Y_n)' (n > 2)$ 을 이용하여 $\mu_1, \mu_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2$ 의 최대가능도 추정량을 구하려고 할 때 다음에 답하여라.

(a) 이 경우에 지수족의 성질을 이용하여 최대가능도 추정량을 구할 수가 없다. 그 이유를 구체적으로 기술하여라.

(b) $\mu_1, \mu_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2$ 의 최대가능도추정량 $\hat{\mu}_1^0, \hat{\mu}_2^0, \hat{\sigma}_1^2, \hat{\sigma}_2^2$ 이 다음과 같이 주어지는 것을 밝혀라.

$$\hat{\mu}_1^0 = \bar{X}, \hat{\mu}_2^0 = \bar{Y}, \hat{\sigma}_i^2 = \frac{1 - \hat{\rho}_0}{1 - \rho_0^2} \hat{\sigma}_i^2 \quad (i = 1, 2)$$

여기에서

$$\hat{\sigma}_1^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2, \hat{\sigma}_2^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2$$

$$\hat{\rho} = \frac{\sum_1^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_1^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_1^n (Y_i - \bar{Y})^2}}$$

[6] (15점 (a)5점 (b)10점)

단순 선형회귀모형으로서 다음과 같은 모형을 가정하고 아래에 답하여라.

$$\begin{cases} Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + e_i, & x_1, \dots, x_n \text{은 주어진 수이고 모두 같지는 않다.} \\ e_i \sim N(0, \sigma^2/w_i), & i = 1, \dots, n (n > 2); e_1, \dots, e_n \text{은 서로 독립이고 } w_i > 0 \text{는 주어진 수} \\ \beta_0, \beta_1 \text{은 실수이고 } \sigma^2 > 0 \text{은 미지의 모수이다.} \end{cases}$$

(a) 이 모형에서 $\beta_0, \beta_1, \sigma^2$ 의 최대가능도 추정량이 다음과 같이 주어지는 것을 밝혀라.

$$\begin{aligned} \hat{\beta}_0^{MLE} &= \bar{Y}^w - \hat{\beta}_1^{MLE} \bar{x}^w, \quad \bar{x}^w = \sum_{i=1}^n w_i x_i / \sum_{i=1}^n w_i, \quad \bar{Y}^w = \sum_{i=1}^n w_i Y_i / \sum_{i=1}^n w_i \\ \hat{\beta}_1^{MLE} &= S_{xY}^w / S_{xx}^w, \quad S_{xY}^w = \sum_{i=1}^n w_i (x_i - \bar{x}^w)(Y_i - \bar{Y}^w), \quad S_{xx}^w = \sum_{i=1}^n w_i (x_i - \bar{x}^w)^2 \\ \hat{\sigma}^2^{MLE} &= \frac{1}{n} [S_{YY}^w - \frac{(S_{xY}^w)^2}{S_{xx}^w}], \quad S_{YY}^w = \sum_{i=1}^n w_i (Y_i - \bar{Y}^w)^2 \end{aligned}$$

(b) 이 모형에서 β_1 에 대한 95% 신뢰구간으로서 다음의 구간을 사용할 수 있는 이유를 설명하여라.

$$\begin{aligned} \hat{\beta}_1^{MLE} - t_{0.025}(n-2) \sqrt{\frac{n}{n-2} \hat{\sigma}^2^{MLE}} / \sqrt{S_{xx}^w} &\leq \beta_1 \leq \\ \hat{\beta}_1^{MLE} + t_{0.025}(n-2) \sqrt{\frac{n}{n-2} \hat{\sigma}^2^{MLE}} / \sqrt{S_{xx}^w} & \end{aligned}$$

수리통계 2 중간 시험 1. (10/10/2016)

PAGE 1/3

[1](20점 (a)10점 (b)10점)

확률밀도함수가

$$f(x;\theta) = \theta x^{-\theta-1} I_{[1,\infty)}(x)$$

로 주어지는 파레토분포 $\text{Pareto}(1,\theta)$, $\theta > 0$ 모형에서의 랜덤포본 X_1, \dots, X_n 을 이용하여

$$\eta = P_\theta(X_1 > a) \quad (a \text{는 주어진 값으로서 } a > 1)$$

에 대한 추론을 할 때 다음에 답하여라.

(a) η 의 최대가능도추정량 $\hat{\eta}_n$ 을 구하여라.

(b) 추정량 $\hat{\eta}_n$ 의 극한분포를 구하여라.

[2] (20점 (a)5점 (b)10점 (c)5점)

확률밀도함수가

$$f(x;\alpha) = \alpha x^{\alpha-1} \exp(-x^\alpha) I_{(0,+\infty)}(x)$$

인 와이불분포 $\text{Weibull}(\alpha,1)$, $\alpha > 0$ 모형에서의 랜덤포본 X_1, \dots, X_n 을 이용하여 α 를 추정하려고 한다.

(a) $\log X_1, \dots, \log X_n$ 을 이용한 α 의 적률이용추정량 $\hat{\alpha}_n^{MME}$ 을 구하고,

$$\sqrt{n}(\hat{\alpha}_n^{MME}/\alpha - 1)$$

의 극한분포를 구하여라. 이에 답하는 과정에서 다음을 이용하여라.

$Z \sim \text{Exp}(1)$ 일 때

$$E(\log Z) = -0.577, \text{Var}(\log Z) = 1.6449$$

(b) α 의 최대가능도추정량 $\hat{\alpha}_n^{MLE}$ 은 가능도방정식의 하나뿐인 근으로 주어지는 것을 밝히고, 이의 일단계 반복법에 의한 근사방법을 설명하여라.

(c) α 의 최대가능도추정량 $\hat{\alpha}_n^{MLE}$ 에 대하여

$$\sqrt{n}(\hat{\alpha}_n^{MLE}/\alpha - 1)$$

의 극한분포를 구하여라. 이에 답하는 과정에서 극한분포의 유도를 위한 조건은 모두 만족된다고 전제하고, 다음을 이용하여라. $Z \sim \text{Exp}(1)$ 일 때

$$E\{Z(\log Z)^2\} = 0.8236$$

[3] (20점)

확률밀도함수가

$$f(x; \mu, \sigma) = \frac{1}{\sigma} \frac{e^{(x-\mu)/\sigma}}{(1 + e^{(x-\mu)/\sigma})^2} I_{(-\infty, +\infty)}(x)$$

인 로지스틱분포 $L(\mu, \sigma), -\infty < \mu < +\infty, \sigma > 0$ 모형에서의 랜덤포본을 $X_1, \dots, X_n (n \geq 2)$ 이라고 할 때 모수 μ, σ 의 최대가능도 추정량을 구하는 과정을 설명하여라. (참고: $\eta_1 = 1/\sigma, \eta_2 = \mu/\sigma$ 를 이용)

[4] (20점 (a)10점 (b)10점)

모집단 상관계수 ρ 의 값이 $\rho_0 (-1 < \rho_0 < +1)$ 로 알려진 이변량 정규분포

$$N_2\left(\begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \rho_0 \sigma_1 \sigma_2 \\ \rho_0 \sigma_1 \sigma_2 & \sigma_2^2 \end{pmatrix}\right), -\infty < \mu_1 < +\infty, -\infty < \mu_2 < +\infty, \sigma_1^2 > 0, \sigma_2^2 > 0$$

에서의 랜덤포본 $(X_1, Y_1)', \dots, (X_n, Y_n)' (n > 2)$ 을 이용하여 $\mu_1, \mu_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2$ 의

최대가능도 추정량을 구하려고 할 때 다음에 답하여라.

(a) 이 경우에 지수족의 성질을 이용하여 최대가능도추정량을 구할 수가 없다. 그 이유를 구체적으로 기술하여라.

(b) $\mu_1, \mu_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2$ 의 최대가능도추정량 $\hat{\mu}_1^0, \hat{\mu}_2^0, \hat{\sigma}_1^{20}, \hat{\sigma}_2^{20}$ 이 다음과 같이 주어지는 것을 밝혀라.

$$\hat{\mu}_1^0 = \bar{X}, \hat{\mu}_2^0 = \bar{Y}, \hat{\sigma}_i^{20} = \frac{1 - \hat{\rho}_0}{1 - \rho_0^2} \hat{\sigma}_i^2 \quad (i = 1, 2)$$

여기에서

$$\hat{\sigma}_1^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2, \hat{\sigma}_2^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2$$

$$\hat{\rho} = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}}$$

[5] (20점 (a)10점 (b)10점)

로그선형회귀모형이라고 불리우는 다음과 같은 모형을 가정하고 아래에 답하여라.

$$\begin{cases} Y_{ij} \sim \text{Poisson}(\lambda_i), j = 1, \dots, n_i; i = 1, \dots, k; \lambda_i > 0, Y_{ij} \text{는 서로 독립} \\ \log(\lambda_i) = \beta_0 + \beta_1 x_i, \quad x_1, \dots, x_k \text{는 주어진 수이고 모두 같지는 않다.} \\ \beta_0, \beta_1 \text{은 실수} \end{cases}$$

(a) $y_{i\cdot} = y_{i1} + \dots + y_{in_i} (i = 1, \dots, k)$ 라고 할 때 가능도 방정식은

$$\begin{cases} \sum_{i=1}^k (y_{i\cdot} - n_i \lambda_i) = 0 \\ \sum_{i=1}^k x_i (y_{i\cdot} - n_i \lambda_i) = 0 \end{cases} \quad (\log \lambda_i = \beta_0 + \beta_1 x_i) (\beta_0, \beta_1 \text{은 실수})$$

로 주어지고, 가능도 방정식의 근이 있다면 그 근이 최대가능도추정값이 되는 것을 밝혀라.

(b) 표본 크기 $n_i (i = 1, \dots, k)$ 들이 충분히 클 때, 가능도방정식의 일단계 근사해가 다음과 같이 주어지는 것을 설명하여라.

$$\begin{aligned} \hat{\beta}^{(1)} &= \hat{\beta}^{(0)} + (X^t \hat{W}^{(0)} X)^{-1} X^t \hat{W}^{(0)} \left(\frac{y_{i\cdot} - n_i \hat{\lambda}_i^{(0)}}{n_i \hat{\lambda}_i^{(0)}} \right)_{1 \leq i \leq k} \\ &= (X^t \hat{W}^{(0)} X)^{-1} X^t \hat{W}^{(0)} \left\{ X \hat{\beta}^{(0)} + \left(\frac{y_{i\cdot} - n_i \hat{\lambda}_i^{(0)}}{n_i \hat{\lambda}_i^{(0)}} \right)_{1 \leq i \leq k} \right\} \\ &= (X^t \hat{W}^{(0)} X)^{-1} X^t \hat{W}^{(0)} z^{(0)} \end{aligned}$$

여기에서

$$\hat{\beta}^{(0)} = (\hat{\beta}_0^{(0)}, \hat{\beta}_1^{(0)})^t, X = (1, x), 1 = (1, \dots, 1)^t, x = (x_1, \dots, x_k)^t, \hat{W}^{(0)} = \text{diag}(\hat{w}_i^{(0)}), \hat{w}_i^{(0)} = n_i \hat{\lambda}_i^{(0)}$$

$$z_i^{(0)} = \hat{\beta}_0^{(0)} + \hat{\beta}_1^{(0)} x_i + \frac{y_{i\cdot} - n_i \hat{\lambda}_i^{(0)}}{n_i \hat{\lambda}_i^{(0)}} \quad (i = 1, \dots, k)$$

이고, 어깨 글자 (0)는 초기값을 나타낸다.

(참고) (b)로부터 일단계 근사해가

$$\hat{\beta}^{(1)} = \arg \min \left\{ (\hat{\beta}_0^{(0)}, \hat{\beta}_1^{(0)})^t; \sum_{i=1}^k \hat{w}_i^{(0)} (z_i^{(0)} - \hat{\beta}_0^{(0)} - \hat{\beta}_1^{(0)} x_i)^2 \right\}$$

의 풀인 가중최소제곱추정량으로 주어지는 것을 알 수 있고, 이러한 이유에서 (b)의 반복 방법을 Iteratively Reweighted Weighted Least Squares Estimation(IRWLSE)이라고 부른다.

수리통계 2 중간 시험 1 (15.10.01)

[1](20점 (a)10점 (b)10점)

확률밀도함수가

$$f(x;\theta) = \theta x^{-\theta-1} I_{[1,\infty)}(x)$$

로 주어지는 파레토분포 $\text{Pareto}(1,\theta)$, $\theta > 0$ 모형에서의 랜덤포본 X_1, \dots, X_n 을 이용하여 모수 θ 에 대한 추론을 할 때 다음에 답하여라.

(a) θ 의 최대가능도 추정량을 구하여라.

(b) 표본 크기 n 이 클 때 θ 에 대한 95% 근사신뢰구간을 구하여라.

[2](20점 (a)10점 (b)10점)

확률밀도함수가

$$f(x;\mu,\sigma) = \frac{1}{\sigma} e^{-\frac{x-\mu}{\sigma}} I_{[\mu,\infty)}(x)$$

로 주어지는 지수분포 $\text{Exp}(\mu,\sigma)$, $-\infty < \mu < +\infty, \sigma > 0$ 모형에서의 랜덤포본 X_1, \dots, X_n 을 이용하여

$$\eta = P_{\mu,\sigma}(X_1 > a) \quad (a \text{는 주어진 값})$$

에 대한 추론을 할 때 다음에 답하여라.

(a) η 의 최대가능도 추정량 $\hat{\eta}_n$ 을 구하여라.

(b) 표본 크기 n 이 클 때 추정량 $\hat{\eta}_n$ 의 극한분포를 구하여라.

[3] (20점 (a)7점 (b)7점 (c)6점)

공통의 평균을 갖는 두 정규분포 $N(\mu, \sigma_1^2), N(\mu, \sigma_2^2)$, $-\infty < \mu < +\infty, \sigma_1^2 > 0, \sigma_2^2 > 0$ 에서의 서로 독립인 두 랜덤포본 X_1, \dots, X_m 과 Y_1, \dots, Y_n 을 이용하여 공통 평균 μ 를 추정하고자 한다.

(a) 두 모분산 σ_1^2, σ_2^2 을 알고 있는 경우에 공통 평균 μ 의 최대가능도 추정량을 구하여라.

(b) 두 모분산 σ_1^2, σ_2^2 이 미지인 경우에 지수족의 성질을 이용하여 공통 평균 μ 의 최대가능도 추정량을 구할 수가 없다. 그 이유를 구체적으로 기술하여라.

(c) 두 모분산 σ_1^2, σ_2^2 이 미지인 경우에 공통 평균 μ 의 추정량을 제안하고, 표본크기 m, n 이 큰 경우에 근사추정 오차 한계를 제시하는 방법을 기술하여라. (여기에서 표본크기는 다음을 만족하며 무한히 커진다고 전제한다. $m \rightarrow +\infty, n \rightarrow +\infty$ 이며 $\frac{m}{m+n} \rightarrow \lambda$ ($0 < \lambda < 1$))

[4] (20점)

확률밀도함수가

$$f(x;\alpha,\beta) = \alpha \beta^{-\alpha} x^{\alpha-1} \exp(-x^\alpha/\beta^\alpha) I_{(0,+\infty)}(x)$$

인 와이불분포 $\text{Weibull}(\alpha,\beta)$, $\alpha > 0, \beta > 0$ 모형에서의 랜덤포본을 X_1, \dots, X_n 이라고 할 때

모수 α, β 의 최대가능도 추정량을 구하는 과정을 설명하여라.

(참고: $b = 1/\beta^\alpha$ 을 이용하고, $Z \sim \text{Exp}(1)$ 일 때 $\text{Var}(\log Z) = 1.6449$ 임을 이용하여라.)

[5] (20점 (a)10점 (b)10점)

오차항의 분산이 다를 수 있는 회귀모형

$$\begin{cases} Y_i = \beta_0 x_{i0} + \beta_1 x_{i1} + \cdots + \beta_p x_{ip} + e_i, & i = 1, \dots, n \ (n > p+1) \\ e_i \sim N(0, \sigma^2/w_i) \text{ independently } & (i = 1, \dots, n) \\ \beta = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p)^t \in R^{p+1}, & 0 < \sigma^2 < +\infty \end{cases}$$

에서 회귀계수의 추정량은 가중오차제곱합인

$$\sum_{i=1}^n w_i \{Y_i - (x_{i0}\beta_0 + x_{i1}\beta_1 + \cdots + x_{ip}\beta_p)\}^2$$

을 최소로 하는 가중최소제곱추정량(weighted least squares estimator)

$$\hat{\beta}^{WLSE} = (\hat{\beta}_0^{WLSE}, \dots, \hat{\beta}_p^{WLSE})^t = \arg \min_{\beta} \sum_{i=1}^n w_i \{Y_i - (x_{i0}\beta_0 + x_{i1}\beta_1 + \cdots + x_{ip}\beta_p)\}^2$$

을 사용하고, σ^2 의 추정량으로는

$$\hat{\sigma}^{2W} = \min_{\beta} \sum_{i=1}^n w_i \{Y_i - (x_{i0}\beta_0 + x_{i1}\beta_1 + \cdots + x_{ip}\beta_p)\}^2 / (n - p - 1)$$

을 사용한다. 여기에서 가중치 w_1, \dots, w_n 은 알고 있는 양수이고 설명변수의 행렬

$$X = \begin{pmatrix} x_{10} & x_{11} & \cdots & x_{1p} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{n0} & x_{n1} & \cdots & x_{np} \end{pmatrix}$$

의 계수(rank)는 $p+1$ 이라고 가정한다.

(a) 벡터와 행렬을 사용하여 가중최소제곱추정량이 다음과 같이 주어지는 것을 증명하여라.

$$\hat{\beta}^{WLSE} = (X^t W X)^{-1} X^t W Y$$

여기에서 W 는 가중치 w_1, \dots, w_n 을 대각 원소로 하는 대각행렬(diagonal matrix)이다.

(b) 다음의 표본분포가 성립하는 것을 증명하여라.

$$(n - p - 1) \hat{\sigma}^{2W} / \sigma^2 \sim \chi^2(n - p - 1)$$

