

1. If X and Y are independent exponential random variables with respective means $1/\lambda_1$ and $1/\lambda_2$.

- (a) Compute the distribution of $Z = \min(X, Y)$.
- (b) What is the conditional distribution of Z given that $Z = X$?
- (c) Consider the function $\lambda_X(t)$ defined as follows:

$$\exp \left[- \int_0^x \lambda_X(t) dt \right] = 1 - F_X(x), \quad (1)$$

where $F_X(x) = \Pr(X \leq x)$. The function $\lambda_X(t)$ is called the failure rate function of X . Show that the failure rate function of X is constant for $t > 0$.

- (d) Show that

$$\Pr(X < Y | Z = t) = \frac{\lambda_X(t)}{\lambda_X(t) + \lambda_Y(t)}, \quad (2)$$

where $\lambda_X(t)$ and $\lambda_Y(t)$ are the failure rate functions of X and Y .

Solution: Rate parameter로 표기하면 $X \sim \text{Exp}(\lambda_1)$, $Y \sim \text{Exp}(\lambda_2)$ 이다.

- (a) CDF부터 시작하면

$$\Pr(\min(X, Y) \leq z) = 1 - \Pr(X > z, Y > z) \quad (3)$$

$$= 1 - \Pr(X > z) \Pr(Y > z) \quad (4)$$

$$= 1 - \left(\int_z^\infty \lambda_1 e^{-\lambda_1 x} dx \int_z^\infty \lambda_2 e^{-\lambda_2 y} dy \right) \quad (5)$$

$$= 1 - e^{-\lambda_1 z} e^{-\lambda_2 z} \quad (6)$$

$$= 1 - e^{-(\lambda_1 + \lambda_2)z} \quad (7)$$

$$\frac{d}{dz} \Pr(\min(X, Y) \leq z) = (\lambda_1 + \lambda_2) e^{-(\lambda_1 + \lambda_2)z}, \quad z > 0 \quad (8)$$

그러므로 $Z \sim \text{Exp}(\lambda_1 + \lambda_2)$ 이다.

(b) 정의대로 계산하면 된다.

$$\Pr(Z \leq z | Z = X) = 1 - \Pr(Z \geq z | Z = X) \quad (9)$$

$$= 1 - \frac{\Pr(Z \geq z, X < Y)}{\Pr(X < Y)} \quad (10)$$

$$= 1 - \frac{\Pr(Z \leq X < Y)}{\Pr(X < Y)} \quad (11)$$

$$\Pr(X < Y) = \int_0^\infty \int_0^y \lambda_1 e^{-\lambda_1 x} \lambda_2 e^{-\lambda_2 y} dx dy \quad (12)$$

$$= \frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_2} \quad (13)$$

$$\Pr(Z \leq X < Y) = \int_z^\infty \int_z^y \lambda_1 e^{-\lambda_1 x} \lambda_2 e^{-\lambda_2 y} dx dy \quad (14)$$

$$= \frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_2} e^{-(\lambda_1 + \lambda_2)z} \quad (15)$$

$$\therefore \Pr(Z \leq z | Z = X) = 1 - e^{-(\lambda_1 + \lambda_2)z} \quad (16)$$

$$Z | Z = X \sim \text{Exp}(\lambda_1 + \lambda_2) \quad (17)$$

where $\text{Exp}(\lambda_1 + \lambda_2)$ denotes the exponential distribution whose mean is $(\lambda_1 + \lambda_2)^{-1}$.

(c) 위에서 풀어봤으면 알겠지만 $X \sim \text{Exp}(\lambda_1)$ 인 X 의 CDF는 $1 - e^{-\lambda_1 x}$, 고로 $1 - F_X(x) = e^{-\lambda_1 x}$ 이다. 즉, 미적분의 기본정리에 의해

$$\frac{d}{dx} \int_0^x \lambda_X(t) dt = \lambda_X(x) = \lambda_1 \quad (18)$$

로 상수가 나오게 된다.

(d) 이것도 그냥 정의대로 풀면 된다.

$$\Pr(X < Y | Z = t) = \frac{\Pr(X < Y, Z = t)}{\Pr(Z = t)} \quad (19)$$

$$= \frac{\Pr(X < Y, X = t)}{\Pr(Z = t)} \quad (20)$$

$$= \frac{\Pr(X = t, t < Y)}{\Pr(Z = t)} \quad (21)$$

$$= \frac{\Pr(X = t) \Pr(t < Y)}{\Pr(Z = t)}, \quad \text{적분은 스스로...} \quad (22)$$

$$= \frac{\lambda_1}{\lambda_1 + \lambda_2} \quad (23)$$

$$= \frac{\lambda_X(t)}{\lambda_X(t) + \lambda_Y(t)} \quad (24)$$

2. One observation is taken on a discrete random variable Y with a probability mass function $f(y|\theta) = \Pr(Y = y|\theta)$, where $\theta \in \{-1, 0, 1\}$. Find the maximum likelihood estimate (MLE) of θ .

Y	$\Pr(Y = y \theta = -1)$	$\Pr(Y = y \theta = 0)$	$\Pr(Y = y \theta = 1)$
1	1/3	1/4	0
2	1/3	1/4	0
3	0	1/4	1/4
4	1/6	1/4	1/2
5	1/6	0	1/4

Solution: 표까지 그려가면서 정성스럽게 쉬운 문제를 냈는데, 그냥 각 관측값마다 확률이 (정확하게는 *unnormalized likelihood function*이) 가장 큰 모수값을 선택해주면 된다. 그러니까

$$\hat{\theta}^{\text{MLE}} = \begin{cases} -1, & \text{if } Y = 1 \text{ or } Y = 2 \\ 0 \text{ or } 1, & \text{if } Y = 3 \\ 1, & \text{if } Y = 4 \text{ or } Y = 5 \end{cases} \quad (25)$$

3. X_1, X_2, \dots, X_{100} 이 포아송 분포 $\text{Poi}(\lambda)$ 로부터 추출한 랜덤 표본이라 하자. $H_0 : \lambda = \lambda_0$ vs $H_1 : \lambda = \lambda_1 (> \lambda_0)$ 에 대한 검정을 고려하자.

- (a) 균일최강력검정법(uniformly most powerful test)의 기각 영역을 구하시오.
 (b) (a)에서 구한 검정법의 검정력 함수(power function)를 구하시오.
 (c) 대립가설이 $H_1 : \lambda > \lambda_0$ 이라면 균일최강력검정법(uniformly most powerful test)이 존재하는지 보이시오.

Solution:

- (a) 가능도비를 구한다.

$$\frac{L_0}{L_1} = \frac{e^{-\lambda_0 n} \lambda_0^{X_1 + \dots + X_n}}{e^{-\lambda_1 n} \lambda_1^{X_1 + \dots + X_n}} \quad (26)$$

$$= e^{(\lambda_1 - \lambda_0)n} \left(\frac{\lambda_0}{\lambda_1} \right)^{X_1 + \dots + X_n} \leq k \quad (27)$$

일 때 귀무가설이 기각되는 것이 균일최강력검정법이다. $\lambda_1 > \lambda_0$ 이므로 λ_0 의 λ_1 에 대한 비는 1보다 작다. 따라서 기각영역은

$$\sum_{i=1}^n X_i \geq c \quad (28)$$

일 때이며 (본 문제에서는 $n = 100$), 상수 c 는 다음과 같이 구한다.

$$\Pr \left(\sum_{i=1}^n X_i \geq c \mid H_0 \right) = \alpha \quad (29)$$

여기서 $X_1 + \dots + X_n \sim \text{Poi}(n\lambda)$ 이므로 (29)는

$$\sum_{x=\lceil c \rceil}^{\infty} \frac{e^{-n\lambda_0} (n\lambda_0)^x}{x!} = \alpha \quad (30)$$

가 된다. 따라서 저 식을 만족하는 실수 c 를 찾아서 그것보다 모든 변수를 다 더한 값이 크면 귀무가설을 기각한다.

(b) 검정력 함수는 대립가설을 참으로 놓고 기각역의 확률을 구하는 것이므로

$$\beta(X_1, \dots, X_n) = \sum_{x=\lceil c \rceil}^{\infty} \frac{e^{-n\lambda_1} (n\lambda_1)^x}{x!} \quad (31)$$

이며 어차피 c 는 정수로 나올 것이므로 $\lceil c \rceil = c$ 가 될 것이다. 그리고 $n = 100$ 이다.

(c) 결국 위에서 사용한 대립가설의 정보는 $\lambda_1 > \lambda_0$ 뿐이므로 대립가설이 그에 따라 바뀌어도 결과는 변함이 없다. 고로 균일최강력검정은 존재하고 그 기각역 및 모든 결과는 위와 동일하다.

4. 단순선형회귀모형에 따르는 n 개의 자료

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \epsilon_i, \quad i = 1, \dots, n \quad (32)$$

들을 고려하자.

(a) 식 (1)을 행렬식

$$Y = \mathbf{X}\beta + \epsilon \quad (33)$$

으로 표현하고자 한다. 이 경우 Y, \mathbf{X}, β 및 ϵ 을 행렬 또는 벡터로 표현하시오. (5점)

(b) 모수 β 에 대한 최소제곱추정량(least squares estimator) $\hat{\beta}$ 을 행렬대수를 이용하여 정의하고, $\hat{\beta}$

이 정규방정식

$$\mathbf{X}'\mathbf{X}\hat{\beta} = \mathbf{X}'Y \quad (34)$$

을 만족함을 보이시오. (5점)

- (c) 행렬 \mathbf{X} 가 full rank일 충분조건을 쓰고 이 경우 최소제곱추정량을 구체적으로 구하시오. (5점)
- (d) 행렬 \mathbf{X} 가 full rank라는 가정 하에서 기울기 모수 β_1 에 대한 95% 신뢰구간을 제시하되 신뢰수준이 95%가 될 조건을 나열하시오. (5점)
- (e) 위에서 제시한 신뢰구간의 신뢰수준이 95%가 됨을 증명하시오. (5점)

Solution:

(a) 예년도 문제 참조.

(b) 이 문제는 두 가지 방법으로 풀 수 있다. 하나는 가장 편하게 벡터미분을 이용하는 것이다. 즉, 문제를 수치최적화 문제로 치환한 뒤 변수벡터에 대해 미분한 후 0으로 놓고 정리하는 식이다.

$$\hat{\beta} = \underset{\beta}{\operatorname{argmin}} (Y - \mathbf{X}\beta)'(Y - \mathbf{X}\beta) \quad (35)$$

$$\frac{d}{d\beta} (Y - \mathbf{X}\beta)'(Y - \mathbf{X}\beta) = -2\mathbf{X}'Y + 2\mathbf{X}'\mathbf{X}\beta = 0 \quad (36)$$

$$(\mathbf{X}'\mathbf{X})\hat{\beta} = \mathbf{X}'Y \quad (37)$$

따라서 최소제곱추정량은 이를 반드시 만족함을 알 수 있다. 다만 이 식이 반드시 성립하는지는 증명해야 한다. 이는 다음과 같이 증명한다. 행렬의 열공간(column space)는 $\mathbf{col}(\mathbf{X})$ 로 영공간(null space)는 $\mathbf{null}(\mathbf{X})$ 로 표현하기로 한다.

Lemma 1 For any $m \times n$ matrix A , $\mathbf{null}(A'A) = \mathbf{null}(A)$.

PROOF: 벡터 x 가 $\mathbf{null}(A)$ 에 있다고 하자. 즉, $Ax = 0$. 여기서 $A'Ax = 0$ 도 성립함은 쉽게 알 수 있다. 반대로 만약 $x \in \mathbf{null}(A'A)$ 라면 $A'Ax = 0$ 이다. 다시 여기에 x' 를 곱하면 $x'A'Ax = 0$ 는 변함이 없고 이는 다시 $(Ax)'(Ax) = 0$ 이 되어 Ax 벡터의 내적이 된다. 내적이 0이기 위해서는 $Ax = 0$ 이어야 하므로 $x \in \mathbf{null}(A)$. 따라서 $x \in \mathbf{null}(A'A) \iff x \in \mathbf{null}(A)$. QED

Lemma 2 For any $m \times n$ matrix A , $\mathbf{col}(A') = \mathbf{col}(A'A)$.

PROOF: 임의의 $x \in \mathbb{R}^n$ 벡터를 택하면 $A'Ax$ 는 $\mathbf{col}(A'A)$ 에 속한다. 이는 다시 $A'(Ax)$ 이므로 $\mathbf{col}(A')$ 에도 속한다. 따라서 $\mathbf{col}(A'A) \subset \mathbf{col}(A')$ 이다. 이제 열공간의 차원을 비교하면 되는데 우회적으로 앞서 lemma로 증명했던 영공간을 통해 $\mathbf{col}(A'A) = \mathbf{col}(A')$ 임을

보일 수 있다. 왜냐하면 $\text{null}(A'A) = \text{null}(A)$ 이고 $A'A$ 와 A 모두 열의 개수가 n 개로 동일하기 때문에 *rank-nullity theorem*에 의해 열공간의 차원 역시 동일함을 알 수 있다. 다시 *rank theorem*에 따라 $\text{col}(A')$ 의 차원과 $\text{col}(A)$ 의 차원이 동일하므로 $\text{col}(A'A)$ 의 차원과 $\text{col}(A')$ 의 차원이 같다. 따라서 $\text{col}(A'A) = \text{col}(A')$ 이다.

QED

이제 다시 돌아와서 $\mathbf{X}'\mathbf{X}\hat{\beta} = \mathbf{X}'Y$ 가 항상 성립하는가에 대한 질문에 답해보자. 분명 위에 따르면 $\mathbf{X}'Y \in \text{col}(\mathbf{X}')$ 이며 이는 곧 $\text{col}(\mathbf{X}'\mathbf{X})$ 이므로 언제나 성립함을 알 수 있다. 단, $\hat{\beta}$ 가 유일하게 결정되기 위해서는 $\mathbf{X}'\mathbf{X}$ 의 역행렬이 존재해야 하고 (일반적으로 행보다 열이 많은 \mathbf{X} 를 가정하므로) $\text{rank}(\mathbf{X}'\mathbf{X}) = \# \text{ of independent columns}$ 이기 때문에 \mathbf{X} 의 열이 모두 선형독립이어야 함을 알 수 있다.

(c) (b) 참조.

$$\hat{\beta} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}'Y \quad (38)$$

(d) $\hat{\beta} \sim \mathcal{N}(\beta, \sigma^2 (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1})$ 이므로 $\mathbf{C} = (\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}$ 라 놓으면 $\text{Var}(\hat{\beta}_1) = \sigma^2 \mathbf{C}_{22}$. 단순선형회귀의 경우

$$\mathbf{X}'\mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ x_1 & x_2 & \cdots & x_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & x_1 \\ 1 & x_2 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & x_n \end{bmatrix} \quad (39)$$

$$= \begin{bmatrix} n & \sum_{i=1}^n x_i \\ \sum_{i=1}^n x_i & \sum_{i=1}^n x_i^2 \end{bmatrix} \quad (40)$$

$$(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1} = \frac{1}{n \sum_{i=1}^n x_i^2 - (n\bar{x}_n)^2} \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^n x_i^2 & -\sum_{i=1}^n x_i \\ -\sum_{i=1}^n x_i & n \end{bmatrix} \quad (41)$$

여기서

$$n \sum_{i=1}^n x_i^2 - (n\bar{x}_n)^2 = n \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_n)^2 \quad (42)$$

따라서 $\mathbf{C}_{22} = 1 / \left(\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_n)^2 \right)$ 이므로 (σ^2 는 모르므로 비편향추정량인 S^2 로 대입한다.)

$$\text{Var}(\hat{\beta}_1) = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{(n-2) \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}_n)^2} \quad (43)$$

그러므로

$$\frac{\hat{\beta}_1 - \beta_1}{\sqrt{\text{Var}(\hat{\beta}_1)}} \sim t_{n-2} \quad (44)$$

를 이용하여

$$\Pr \left(-t_{n-2}(0.025) \leq \frac{\hat{\beta}_1 - \beta_1}{\sqrt{\text{Var}(\hat{\beta}_1)}} \leq t_{n-2}(0.025) \right) = 0.95 \quad (45)$$

$$\text{CI} : \hat{\beta}_1 - t_{n-2}(0.025) \sqrt{\text{Var}(\hat{\beta})} \leq \beta_1 \leq \hat{\beta}_1 + t_{n-2}(0.025) \sqrt{\text{Var}(\hat{\beta})} \quad (46)$$

(43)을 (46)에 대입한다. 이게 성립하려면 처음에 세웠던 모형이 맞아야 한다. 즉, 오차항이 정규분포를 따라야 하고 모두 같은 분산을 가져야 한다. 또한 \mathbf{X} 와 오차항은 독립이어야 한다.

(e) 뭘 증명하라는 건지 모르겠다. By construction, 신뢰수준은 95%이다.