

7.4 충분통계량과 완비통계량

7.4.1 충분통계량

X_1, X_2, \dots, X_n 을 $f(x; \theta)$ 로부터의 확률표본이라 할 때, 모수 θ 의 추론에 사용되는 통계량 $Y = u(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 는 n 개의 표본이 가지고 있는 θ 에 대한 모든 정보와 동일한 정보력을 가지되(sufficiency), 가능한 한 단순한 형태(minimal type)를 취하는 것이 바람직 할 것이다.

예를 들어, $B(1, \theta)$ 로부터의 n 개의 확률표본 X_1, X_2, \dots, X_n 에 기초하여 모수 θ 를 추정하고자 할 때, θ 에 대한 모든 정보는 n 개의 표본이 가지고 있다. 그러나 n 개의 표본 대신 $(X_{(1)}, X_{(2)}, \dots, X_{(n)})$ 또는 $\sum X_i$ 의 정보만으로도 모수 θ 에 대한 동일한 추론이 가능하다. 이는 통계량 $(X_{(1)}, X_{(2)}, \dots, X_{(n)})$ 또는 $\sum X_i$ 이 가지고 있는 모수 θ 에 대한 정보력의 충분성(sufficiency)에 기인한다고 말할 수 있으며, 그 가운데 보다 단순한 형태인 $\sum X_i$ 가 많이 사용된다고 할 수 있다.

정의 6 충분통계량

X_1, X_2, \dots, X_n 을 $f(x; \theta)$ 로부터의 확률표본이라 하자. 어떤 통계량 $Y = u(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 에 대해, $Y = y$ 일 때 $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ 의 조건부 분포 즉, $X|Y=y$ 의 분포가 θ 에 의존하지 않을 때, Y 를 θ 에 대한 충분통계량(Sufficient Statistic 또는 S.S.)이라 한다.

정의 7 충분통계량

X_1, X_2, \dots, X_n 이 $f(x; \theta)$ 로부터의 확률표본일 때, $Y = u(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 이 θ 에 대한 충분통계량이기 위한 필요충분조건은 임의의 통계량 T 에 대해 $Y = y$ 일 때 T 의 조건부 분포가 θ 에 의존하지 않는 것이다.

예제 1 X_1, X_2, \dots, X_n 이 $B(1, \theta)$ 로부터의 확률표본일 때, $Y = \sum X_i$ 는 모수 θ 에 대한 충분통계량임을 보여라.

풀이 $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ 이라 할 때, $X|Y=y$ 의 조건부 $p.d.f.$ 는

$$\begin{aligned}
& P(X_1 = x_1, X_2 = x_2, \dots, X_n = x_n | Y = y) \\
&= \frac{P\{X_1 = x_1, X_2 = x_2, \dots, X_n = x_n, Y = y\}}{P(Y = y)}, \quad Y \sim B(n, \theta) \\
&= \frac{\theta^{\sum x_i} (1 - \theta)^{n - \sum x_i}}{\binom{n}{y} \theta^y (1 - \theta)^{n - y}}, \quad \sum x_i = y \\
&= \frac{1}{\binom{n}{y}}
\end{aligned}$$

으로 주어지며, 이는 θ 에 의존하지 않으므로 $Y = \sum X_i$ 는 θ 에 대한 충분통계량이 된다. ■

Remarks 1. 가능도함수 $L(\theta)$ 에 기초한 모수 θ 에 대한 추론(예를 들어, MLE에 기초한 추론)은 충분통계량의 *p.d.f.*에 기초한 추론 결과와 동등하다.

2. [정의 6]을 이용하여 충분통계량임을 보이기 위해서는 Y 의 분포가 요구되며, 이는 매우 번거로운 일이다. 또한, [정의 6]이 충분통계량을 찾는 도구로 사용되지는 않는다.

Neyman-Fisher에 의한 다음의 정리는 충분통계량임을 보이거나 찾는 편리한 도구로 이용된다.

정리 1 분해정리 : Factorization Theorem

X_1, X_2, \dots, X_n 을 $f(x; \theta)$ 로부터의 확률표본이라 하자. 통계량 $Y = u(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 가 θ 에 대한 충분통계량이기 위한 필요충분조건은 결합확률밀도함수가 다음의 형태

$$f(x_1; \theta) f(x_2; \theta) \cdots f(x_n; \theta) = g[u(X_1, X_2, \dots, X_n); \theta] h(x_1, x_2, \dots, x_n)$$

로 분해되는 경우이다.

예제 2 X_1, X_2, \dots, X_n 을 $B(1, \theta)$ 로부터의 확률표본이라 할 때, $Y = \sum X_i$ 가 θ 에 대한 충분통계량임을 보여라.

풀이 결합확률밀도함수가

$$\begin{aligned} \prod_{i=1}^n f(x_i; \theta) &= \prod_{i=1}^n \theta^{x_i} (1-\theta)^{1-x_i} \\ &= \theta^{\sum x_i} (1-\theta)^{n-\sum x_i} \\ &= g(\sum x_i; \theta) h(x_1, x_2, \dots, x_n) \end{aligned}$$

이므로, 분해정리에 의해, $Y = \sum X_i$ 는 θ 에 대한 충분통계량이다. ■

예제 3 X_1, X_2, \dots, X_n 을 다음 분포로부터의 확률표본이라 하자.

$$f(x; \theta) = \begin{cases} e^{-(x-\theta)}, & x \geq \theta \quad (-\infty < \theta < \infty) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

이때, $Y = X_{(1)}$ 이 θ 에 대한 충분통계량임을 보여라.

풀이 결합확률밀도함수가

$$\begin{aligned} \prod_{i=1}^n f(x_i; \theta) &= \prod_{i=1}^n e^{-(x_i-\theta)} \cdot I_{(\theta, \infty)}(x_i) \\ &= e^{n\theta - \sum x_i} \cdot I_{(\theta, \infty)}(x_{(1)}) \\ &= e^{n\theta} \cdot I_{(\theta, \infty)}(x_{(1)}) e^{-\sum x_i} \\ &= g(x_{(1)}; \theta) h(x_1, \dots, x_n) \end{aligned}$$

이므로, 분해정리에 의해, $Y = X_{(1)}$ 은 θ 에 대한 충분통계량이다. ■

[정리 1]은 모수 θ 가 다차원인 경우에 다음과 같이 확장될 수 있다. 즉, 모수 $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k)$ 에 대해 통계량 $(Y_1, Y_2, \dots, Y_l)' = [u_1(X_1, X_2, \dots, X_n), \dots, u_l(X_1, X_2, \dots, X_n)]$ 이 모수 θ 에 대한 결합충분통계량(joint sufficient statistic 또는 joint S.S.)이 되기 위한 필요충분조건은 결합확률밀도함수가

$$\begin{aligned} & \prod_{i=1}^n f(x_i; \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k) \\ &= g[u_1(x_1, x_2, \dots, x_n), \dots, u_l(x_1, x_2, \dots, x_n); \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k] h(x_1, x_2, \dots, x_n) \end{aligned}$$

으로 표현되는 경우이다.

예제 4 X_1, X_2, \dots, X_n 이 다음의 분포

$$f(x; \theta_1, \theta_2) = \begin{cases} \frac{1}{\theta_2} \exp\left(-\frac{x-\theta_1}{\theta_2}\right), & x > \theta_1 \quad (-\infty < \theta_1 < \infty, \theta_2 > 0) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

로부터의 확률표본일 때, $Y = (X_{(1)}, \sum_{i=1}^n X_i)$ 가 $\theta = (\theta_1, \theta_2)$ 에 대한 결합충분통계량이 됨을 보여라.

풀이 결합확률밀도함수가

$$\begin{aligned} \prod_{i=1}^n f(x_i; \theta_1, \theta_2) &= \left(\frac{1}{\theta_2}\right)^n \exp\left[-\frac{\sum(x_i - \theta_1)}{\theta_2}\right] \cdot \prod_{i=1}^n I_{(x_i > \theta_1)} \\ &= \left(\frac{1}{\theta_2}\right)^n \exp\left[-\frac{\sum x_i - n\theta_1}{\theta_2}\right] \cdot I_{(x_{(1)} > \theta_1)} \\ &= g(x_{(1)}, \sum x_i; \theta_1, \theta_2) h(x_1, x_2, \dots, x_n) \end{aligned}$$

이므로, 분해정리에 의해, $Y = (X_{(1)}, \sum X_i)$ 는 $\theta = (\theta_1, \theta_2)$ 에 대한 결합충분

통계량이다. ■

예제 5 X_1, X_2, \dots, X_n 을 $U(\theta - \frac{1}{2}, \theta + \frac{1}{2})$ 로부터의 확률표본이라 할 때, $Y = (X_{(1)}, X_{(n)})$ 이 θ 에 대한 결합충분통계량임을 보여라.

풀이 결합확률밀도함수가

$$\begin{aligned} \prod_{i=1}^n f(x_i; \theta) &= \prod_{i=1}^n I_{\left(\theta - \frac{1}{2}, \theta + \frac{1}{2}\right)}(x_i) \\ &= I_{\left(\theta - \frac{1}{2} < x_{(1)}\right)} I_{\left(\theta + \frac{1}{2} > x_{(n)}\right)} \\ &= g(x_{(1)}, x_{(n)}; \theta) h(x_1, x_2, \dots, x_n) \end{aligned}$$

이므로, 분해정리에 의해, $Y = (X_{(1)}, X_{(n)})$ 는 θ 에 대한 결합충분통계량이다. ■

Remarks 1. 충분통계량의 일대일 함수는 역시 충분통계량이 된다.

2. 최대가능도추정량이 유일한(unique) 경우에는 반드시 충분통계량의 함수로 주어진다.

7.4.1 연습문제

- ① X_1, X_2, \dots, X_n 이 $U(0, \theta)$ 로부터의 확률표본일 때

$$Y = X_{(n)}$$

이 θ 에 대한 충분통계량임을 보여라.

- ② X_1, X_2, \dots, X_n 이 $\Gamma(\alpha, \beta)$ 로부터의 확률표본일 때

$$Y = \left(\prod_{i=1}^n X_i, \sum_{i=1}^n X_i \right)$$

가 $\theta = (\alpha, \beta)$ 에 대한 결합충분통계량임을 보여라.

- ③ X_1, X_2, \dots, X_n 이 $Uniform(\theta_1, \theta_2)$ 로부터의 확률표본일 때

$$Y = (X_{(1)}, X_{(n)})$$

이 $\theta = (\theta_1, \theta_2)$ 에 대한 결합충분통계량임을 보여라.

- ④ X_1, X_2, \dots, X_n 이 $N(\mu, \sigma^2)$ 으로부터의 확률표본일 때

$$Y = \left(\sum X_i, \sum X_i^2 \right)$$

이 $\theta = (\mu, \sigma^2)$ 에 대한 결합충분통계량임을 보여라.

- ⑤ X_1, X_2, \dots, X_n 이 임의의 분포 $f(x; \theta)$ 로부터의 확률표본일 때, 순서통계량

$$Y = (X_{(1)}, \dots, X_{(n)})$$

은 항상 모수 θ 에 대한 결합충분통계량이 됨을 보여라.

7.4.2 지수족과 완비충분통계량

이 절에서는 통계량의 분포모임(또는 분포족: family of distributions)이 가지는 성질인 완비성에 대해 소개하고, 분포모임의 일종인 지수족과 그의 특징에 대해 알아본다.

정의 8 완비성

통계량 Y 가 분포모임 $\{g(y;\theta); \theta \in \Theta\}$ 의 한 원소를 확률밀도함수로 가진다고 하자. 모든 $\theta \in \Theta$ 에 대해 다음의 조건

$$E_{\theta}[\varphi(Y)] = 0, \quad \varphi: \theta \text{에 무관한 함수}$$

이 모든 y 에 대해

$$\varphi(y) = 0 \quad (\text{또는 모든 } \theta \text{에 대해 } P_{\theta}\{\varphi(Y) = 0\} = 1)$$

임을 의미할 때, 위 분포족이 완비성(completeness)을 가진다고 한다.

표기법 이 절에서 사용되는 표기 " $=$ "는 모든 $\theta (\theta \in \Omega)$ 에 대해 등호가 성립함을 나타내는 것으로 한다.

Remarks 1. 통계량 Y 의 분포족이 완비성을 만족할 때, Y 를 완비통계량(Complete Statistic)이라 한다.

2. 완비성은 완비통계량의 함수로 이루어지는 불편추정량은 유일(unique)하게 존재한다는 사실을 보이는 도구로 이용된다.(7.5절의 [정리 5] 참고.)

정의 9 완비충분통계량

X_1, X_2, \dots, X_n 이 $f(x;\theta), \theta \in \Theta$ 로부터의 확률표본이라 하자. 통계량 $Y = u(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 가 θ 에 대한 충분통계량이며 동시에 완비통계량일 때, 통계량 Y 를 θ 에 대한 완비충분통계량(Complete Sufficient Statistic 또는 C.S.S.)이라 한다.

예제 1 X_1, X_2, \dots, X_n 을 모수공간이 $\Theta = \{\theta; 0 < \theta < 1\}$ 인 $B(1, \theta)$ 로부터의 확률표본이라 할 때, $Y = \sum X_i$ 가 θ 에 대한 완비통계량임을 보여라.

풀이 $Y = \sum X_i \sim B(n, \theta)$ 이므로 모든 $\theta (0 < \theta < 1)$ 에 대해

$$\begin{aligned}
 E_\theta[\varphi(Y)] &= 0, \quad \varphi: \theta \text{에 무관한 함수} \\
 &\Rightarrow \sum_{y=0}^n \varphi(y) \binom{n}{y} \theta^y (1-\theta)^{n-y} = 0 \\
 &\Rightarrow \sum_{y=0}^n \varphi(y) \binom{n}{y} \left(\frac{\theta}{1-\theta}\right)^y = 0 \\
 &\Rightarrow \sum_{y=0}^n \varphi(y) \binom{n}{y} \lambda^y = 0, \quad \lambda = \frac{\theta}{1-\theta} (> 0)
 \end{aligned}$$

이다. 위 사실은 모든 y 에 대해

$$\varphi(y) = 0, \quad y = 0, 1, \dots, n$$

임을 의미하므로, Y 의 분포모임 $\{B(n, \theta); 0 < \theta < 1\}$ 은 완비성을 만족하며, 따라서 $Y = \sum X_i$ 는 θ 에 대한 완비통계량이다. ■

예제 2 X_1, X_2, \dots, X_n 이 모수공간이 $\Theta = \{\mu; 0 < \mu < \infty\}$ 인 $Poisson(\mu)$ 로부터의 확률표본일 때, $Y = \sum X_i$ 가 μ 에 대한 완비통계량임을 보여라.

풀이 $Y = \sum X_i \sim Poisson(n\mu)$ 이므로, 모든 $\mu (\mu > 0)$ 에 대해

$$E_{\mu}[\varphi(Y)] \stackrel{\mu}{=} 0, \quad \varphi: \mu \text{에 무관한 함수}$$

$$\Leftrightarrow \sum_{y=0}^{\infty} \varphi(y) \frac{e^{-n\mu} (n\mu)^y}{y!} \stackrel{\mu}{=} 0$$

$$\Leftrightarrow \sum_{y=0}^{\infty} \varphi(y) \left(\frac{\mu^y}{y!}\right) \stackrel{\mu}{=} 0$$

이면 모든 y 에 대해

$$\varphi(y) \stackrel{y}{=} 0, \quad y = 0, 1, \dots$$

이므로 $Y = \sum X_i$ 는 θ 에 대한 완비통계량이다. ■

Remark 위의 (예제 1)과 (예제 2)에서 통계량 Y 는 모수에 대해 완비통계량이며 동시에 충분통계량이므로 완비충분통계량이라 말할 수 있다.

특히 통계량 Y 의 분포모임이 다음 [정의 5]에서 소개되는 지수족(Exponential Family)에 속하는 경우에는 모수 θ 에 대한 완비충분통계량을 손쉽게 구할 수 있다.

정의 10 지수족

분포모임 $\{f(x; \theta); \theta \in \Theta\}$ 이 지수족(exponential family)에 속한다는 것은 다음의 조건 (i)과 (ii)를 만족하는 경우이다.

$$(i) \quad f(x; \theta) = \exp \left\{ \sum_{j=1}^k c_j(\theta) T_j(x) + d(\theta) + S(x) \right\} I_A(x)$$

(ii) $A = \{x | f(x; \theta) > 0\}$ 가 θ 에 의존하지 않는다.

여기서 θ 는 스칼라(scalar) 또는 벡터(vector)일 수 있다.

정리 2 지수족과 완비충분통계량

(A) $\{f(x; \theta); \theta \in \Theta\}$ 가 지수족에 속하면 $Y = [T_1(X), T_2(X), \dots, T_k(X)]$ 는 θ 에 대한 완비충분통계량(C.S.S.)이 된다.

(B) X_1, X_2, \dots, X_n 이 지수족에 속하는 $f(x; \theta)$ 로부터의 확률표본일 때, $Y = \left[\sum_{i=1}^n T_1(X_i), \sum_{i=1}^n T_2(X_i), \dots, \sum_{i=1}^n T_k(X_i) \right]$ 는 θ 에 대한 완비충분통계량이 된다.

증명 위 정리는 충분성과 완비성을 차례로 보임으로서 쉽게 증명된다.

예제 3 X_1, X_2, \dots, X_n 이 $Poisson(\theta)$ 로부터의 확률표본일 때, θ 에 대한 완비충분통계량을 구하여라.

풀이 확률밀도함수가

$$\begin{aligned} f(x; \theta) &= \frac{e^{-\theta} \theta^x}{x!} \\ &= \exp(x \ln \theta - \theta - \ln x!) \cdot I_{\{0, 1, \dots\}}(x) \end{aligned}$$

으로 지수족에 포함되므로 [정리 2]에 의해 $Y = \sum X_i$ 가 θ 에 대한 완비충분통계량이다. ■

예제 4 X_1, X_2, \dots, X_n 이 $N(\mu, \sigma^2)$ 으로부터의 확률표본일 때, $\theta = (\mu, \sigma^2)$ 에 대한 완비충분통계량을 구하여라.

풀이 확률밀도함수가

$$\begin{aligned} f(x; \mu, \sigma^2) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} \exp\left[-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right] \\ &= \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}x^2 + \frac{\mu}{\sigma^2}x - \frac{\mu^2}{2\sigma^2} - \frac{1}{2} \ln(2\pi\sigma^2)\right] \cdot I_{(-\infty, \infty)}(x) \end{aligned}$$

으로 지수족에 포함되므로, [정리 2]에 의해 $Y = (\sum X_i^2, \sum X_i)$ 가 $\theta = (\mu, \sigma^2)$ 에 대한 완비층분통계량이다. ■

위의 예제에서 살펴본 포아송분포와 정규분포 외에도 지수족에 포함되는 분포로는 이항분포, 기하분포, 음이항분포, 감마분포, 이변량정규분포 등이 있으며, 지수족에 포함되지 않는 대표적인 분포로는 균일분포($U(0, \theta)$)와 와이블 분포($Weibull(\lambda, \alpha)$)가 있다.

예제 5 X_1, X_2, \dots, X_n 이 $U(0, \theta)$ 로부터의 확률표본일 때

- (a) 분포모임 $\{U(0, \theta); \theta > 0\}$ 이 지수족에 속하지 않음을 보여라.
- (b) $Y = X_{(n)}$ 이 θ 에 대한 완비층분통계량임을 보여라.

풀이 (a) $U(0, \theta)$ 의 확률밀도함수

$$f(x; \theta) = \frac{1}{\theta} I_{(0, \theta)}(x)$$

로부터, $A = \{x | 0 < x < \theta\}$ 가 모수 θ 에 의존하므로 지수족이라 할 수 없다.

(b) $Y = X_{(n)}$ 의 확률밀도함수는

$$f_Y(y) = n[F(y)]^{n-1}f(y) = \begin{cases} \frac{ny^{n-1}}{\theta^n}, & 0 < y < \theta \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

이다. 모든 θ 에 대해

$$E[\varphi(Y)] = 0, \quad \varphi: \theta \text{에 무관한 함수}$$

$$\Leftrightarrow \int_0^\theta \varphi(y) \frac{ny^{n-1}}{\theta^n} dy = 0$$

$$\begin{aligned} & \Rightarrow \int_0^\theta \varphi(y)y^{n-1} = 0 \\ & \Rightarrow \frac{d}{d\theta} \int_0^\theta \varphi(y)y^{n-1} = 0 \\ & \Rightarrow \varphi(\theta)\theta^{n-1} = 0 \\ & \Rightarrow \varphi(\theta) = 0 \end{aligned}$$

이다. 위 사실은 모든 $y(0 < y < \theta)$ 에 대해

$$\varphi(y) \stackrel{y}{=} 0$$

임을 의미한다. 따라서 $Y = X_{(n)}$ 은 완비통계량이며, 또한 충분통계량이므로 (7.4.1 연습문제 1번) 완비충분통계량이다. ■

예제 6 X_1, X_2, \dots, X_n 이 다음의 분포

$$f(x; \theta) = \begin{cases} e^{-(x-\theta)}, & x > \theta \quad (-\infty < \theta < \infty) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

로부터의 확률표본일 때, $Y = X_{(1)}$ 이 θ 에 대한 완비충분통계량임을 보여라.

풀이 분해정리를 이용하여 $Y = X_{(1)}$ 이 θ 에 대한 충분통계량임을 보인 바 있다. 완비성을 보이기 위해 Y 의 확률밀도함수를 구하면

$$f(y; \theta) = n[1 - F(y)]^{n-1}f(y) \\ = \begin{cases} ne^{-n(y-\theta)}, & \theta < y < \infty \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

이다. 모든 θ 에 대해

$$E_{\theta}[\varphi(Y)] = 0, \quad \varphi: \theta \text{에 무관한 함수} \\ \Rightarrow \int_{\theta}^{\infty} \varphi(y)ne^{-n(y-\theta)}dy = 0 \\ \Rightarrow \int_{\theta}^{\infty} \varphi(y)e^{-ny}dy = 0 \\ \Rightarrow \frac{d}{d\theta} \int_{\theta}^{\infty} \varphi(y)e^{-ny}dy = 0 \\ \Rightarrow \varphi(\theta)e^{-n\theta} = 0 \\ \Rightarrow \varphi(\theta) = 0$$

이다. 위 사실은 모든 $y(\theta < y < \infty)$ 에 대해

$$\varphi(y) = 0$$

임을 의미한다. 따라서 $Y = X_{(1)}$ 은 θ 에 대한 완비충분통계량이다. ■

다음의 (예제 7)은 분포모임이 완비성을 만족하지 않음을 보이는 방법을 보여준다. Z 의 분포모임이 완비성을 만족하지 않음을 보이기 위해서는 모든 θ 에 대해 $E\varphi(Z) = 0$ 이라는 사실이 모든 z 에 대해 $\varphi(z) = 0$ 이 됨을 의미하지는 않음을 보이

면 된다. 이는 모든 θ 에 대해 $E\varphi(Z) = 0$ 이 되는 영(0) 아닌 함수 $\varphi(z)$ 가 존재함을 보이는 것으로 충분하다. 즉, 0에 대한 영(0) 아닌 불편추정량(U.E.)을 찾기만 하면 되는 것이다.

예제 7 $Z \sim U(0, \theta)$ 일 때, 분포족 $\{U(0, \theta); 1 < \theta < \infty\}$ 이 완비성을 만족하지 않음을 보여라.

풀이 다음 함수

$$\varphi(z) = \begin{cases} \frac{1}{2} - z, & 0 < z < 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

를 생각하면, 모든 $\theta(1 < \theta < \infty)$ 에 대해 $E\varphi(Z) = 0$ 을 만족하나 $z = 1/2$ 에서만 $\varphi(z) = 0$ 이 됨을 알 수 있다. 즉, $\varphi(z)$ 가 0에 대한 영(0) 아닌 불편추정량이므로, 위 분포족은 완비성을 만족하지 않는다. ■

Remark (예제 7)에서 알 수 있듯이 완비성은 모수 공간에 따라 달라질 수 있음에 유의하기 바란다(연습문제 2번과 비교해 볼 것).

7.4.2 연습문제

- ① $X \sim \mathcal{E}(\frac{1}{\theta})$ 일 때, 분포족 $\{\mathcal{E}(\frac{1}{\theta}); 0 < \theta < \infty\}$ 이 완비성을 만족하는 것을 보여라.
- ② $Z \sim U(0, \theta)$ 일 때, 분포족 $\{U(0, \theta); 0 < \theta < \infty\}$ 이 완비성을 만족함을 보여라.
- ③ X_1, X_2, \dots, X_n 이 다음 각 분포로부터의 확률표본이라 할 때, 모수에 대한 완비충분 통계량을 구하여라.

- (a) 이항분포 $B(n, \theta)$
- (b) 감마분포 $\Gamma(\alpha, \beta)$
- (c) 기하분포 $G(p)$
- (d) 이변량정규분포 $BVN(\mu_1, \mu_2, \sigma_1^2, \sigma_2^2, \rho)$

- ④ $f(x; \theta_1, \theta_2) = \frac{\theta_1}{\theta_2} x^{\theta_1 - 1} \exp\left(-\frac{1}{\theta_2} x^{\theta_1}\right)$ 일 때, 분포족 $\{f(x; \theta_1, \theta_2); \theta_1 > 0, \theta_2 > 0\}$ 은 지수족에 속하지 않음을 보여라.