

<서식6>

2022년도 하반기 외국어 및 종합시험 답안지

학과별	과정별	시험 과 목 명	수험번호	성 명	감독위원확인
통계	박사	응용통계학	5250	황성운	

1. $X \sim \text{Exp}(\lambda) \Rightarrow f(x) = \lambda e^{-\lambda x}, x > 0$

(1) $X_1, X_2, \dots, X_n \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} \text{Exp}(\lambda)$

$$L(\lambda) = \prod_{i=1}^n f(x_i | \lambda) = \lambda^n \cdot \exp(-\lambda \sum_{i=1}^n x_i)$$

$$l(\lambda) = \log L(\lambda) = n \cdot \log \lambda - \lambda \cdot \sum_{i=1}^n x_i$$

$$\frac{\partial l(\lambda)}{\partial \lambda} = \frac{n}{\lambda} - \sum_{i=1}^n x_i = 0 \Rightarrow \hat{\lambda}_n^{\text{MLE}} = \frac{n}{\sum_{i=1}^n X_i} = \frac{1}{\bar{X}}$$

(2) $\hat{\lambda}_n^{\text{MLE}}$ 와 다른 추정량에는 적률추정량이 있다. 이는 다음과 같다.

$$E(X) = \int_0^{\infty} \lambda x e^{-\lambda x} dx = \left[-x e^{-\lambda x} \right]_0^{\infty} + \int_0^{\infty} e^{-\lambda x} dx = \left[-\frac{1}{\lambda} e^{-\lambda x} \right]_0^{\infty} = \frac{1}{\lambda}$$

$$\frac{\partial}{\partial \lambda} \left(-\frac{1}{\lambda} e^{-\lambda x} \right) = \frac{1}{\lambda^2} e^{-\lambda x} \Rightarrow E(X) = \bar{X} \Rightarrow \frac{1}{\hat{\lambda}_n^{\text{MME}}} = \bar{X} \therefore \hat{\lambda}_n^{\text{MME}} = \frac{1}{\bar{X}}$$

일반적으로 최대가능도추정량 MLE는 표본의 크기가 증가할수록

추정하고자 하는 모수(여기에서는 λ)의 참값에 가까워지는 특징이 있다.

이러한 성질로 인하여 적률추정량 MME 보다는 최대가능도추정량 MLE가

더 많이 선호된다. 본 문제의 경우는 MLE와 MME가 동일한 특수한 경우이다.

<서식7>

<서식B>

2022년도 하반기 외국어 및 종합시험 답안지

학과별	과정별	시험 과 목 명	수험번호	성 명	감독위원확인
통계	박사	응용통계학	5250	황성원	

(3) $E(\frac{1}{X}) = ? \Rightarrow \text{Delta method}$

$$f(x) = \frac{1}{x} \quad f'(x) = -\frac{1}{x^2}$$

$$E[g(Y)] \approx g(\mu_Y) + \frac{g'(\mu_Y)}{2} \sigma_Y^2$$

여기에서 $Y = \bar{X}$ 라고 가정하면 $g(Y) = \frac{1}{Y}$ 이라고 둘 수 있고 $\mu_Y = \frac{1}{\lambda}$, $\sigma_Y^2 = \frac{1}{\lambda^2}$ 이다. 따라서 $g'(Y) = -\frac{2}{Y^2}$ 임을 이용하면

$$E(\hat{\lambda}_{MLE}) = E(\frac{1}{\bar{X}}) \approx \lambda + \frac{2}{\lambda^2} \cdot \frac{1}{\lambda^2} = 2\lambda \text{ 이다.}$$

(4) Markov's Inequality 를 이용하면 $E[u(X) \geq c] \leq \frac{E[u(X)]}{c} \quad (c > 0)$

$$P[|\hat{\lambda}_n - \lambda| \geq t] \leq \frac{E[(\hat{\lambda}_n - \lambda)^2]}{t^2} \text{ 이다. 여기서}$$

$$E[(\hat{\lambda}_n - \lambda)^2] = E[(\hat{\lambda}_n - E(\hat{\lambda}_n)) + (E(\hat{\lambda}_n) - \lambda)]^2 = \text{Var}(\hat{\lambda}_n) + [\text{Bias}(\hat{\lambda}_n)]^2 \text{ 이다.}$$

따라서 $[\text{Bias}(\hat{\lambda}_n)]^2 = [E(\hat{\lambda}_n) - \lambda]^2 \approx \lambda^2$ 이고Delta method 에 의하여 ($g'(Y) = -\frac{1}{Y^2}$ 임을 적용)

$$\text{Var}[g(Y)] \approx \{g'(\mu_Y)\}^2 \sigma_Y^2 \text{ 임을 이용하면}$$

$$\text{Var}(\hat{\lambda}_n) \approx \text{Var}(\frac{1}{\bar{X}}) \approx \left(-\frac{1}{\lambda^2}\right)^2 \cdot \frac{1}{\lambda^2} = \lambda^2 \text{ 이다.}$$

따라서 $\hat{\lambda}_n$ 의 분산과 편향이 모두 0에 수렴하지 않으므로 $\hat{\lambda}_n$ 은 일치확률량이 아니다.

<서식7>

<서식6>

2022년도 하반기 외국어 및 종합시험 답안지

학과별	과정별	시험 과 목 명	수험번호	성 명	감독위원확인
통계	박사	응용통계학	5250	황성운	

(5) $\sqrt{n}(\hat{\lambda}_{MLE} - \lambda) \xrightarrow{d} N(0, \frac{1}{I(\lambda)})$ $\lambda e^{-\lambda x} \quad \frac{1}{x} - \lambda \quad x^2 - \lambda^2$

$$I(\lambda) = -E\left[\frac{d^2}{d\lambda^2} \log f(x|\lambda)\right] = -E\left[\frac{d^2}{d\lambda^2} (\log \lambda - \lambda X)\right]$$

$$= -E\left[-\frac{1}{\lambda^2}\right] = \frac{1}{\lambda^2} \Rightarrow \therefore \sqrt{n}(\hat{\lambda}_{MLE} - \lambda) \xrightarrow{d} N(0, \lambda^2)$$

(6) LRT Test $H_0: \lambda=1$ vs $H_1: \lambda \neq 1$

$L(\lambda) = \prod_{i=1}^n f(x_i|\lambda) = \lambda^n \cdot \exp(-\lambda \cdot \sum_{i=1}^n x_i)$ $-n\bar{x} + n$

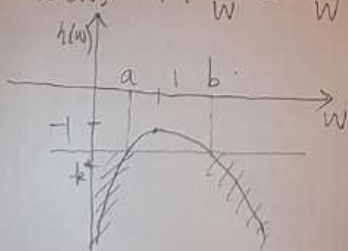
$\Rightarrow \Lambda = \frac{L(\Omega_0)}{L(\Omega)} = \frac{1^n \cdot \exp(-1 \cdot \sum_{i=1}^n x_i)}{(\frac{1}{\bar{x}})^n \cdot \exp(-\frac{1}{\bar{x}} \cdot n\bar{x})} = (\bar{x})^n \cdot \exp[n(1-\bar{x})] \leq k$

$n \cdot \log(\bar{x}) + n(1-\bar{x}) \leq \log k \Rightarrow \text{put } \bar{x} = W (> 0)$ $(1 - \frac{1}{W})^n$

$\Rightarrow n \cdot (\log W - W + 1) \leq \log k \Rightarrow (\log W) - W \leq k^*$ $M_X(t) = E(e^{tx})$

여기에서 $h(w) = -w + \log w$ 라고 하면 $h(w)$

$h'(w) = -1 + \frac{1}{w} = \frac{1-w}{w} = 0 \Rightarrow w=1$ 에서 기울기가 달라진다.



따라서 $\bar{X} \sim \text{Gamma}(n, \frac{1}{n\lambda})$ 임을 적용하여

유의수준 α 에 대하여 다음과 같이
기각역을 정의할 수 있다.

$P(\bar{X} < a \text{ \& } \bar{X} > b) = \alpha$

$P(W < a \text{ \& } W > b) = \alpha$

단, $a < b$ 이고 $\bar{X} \sim \Gamma(n, \frac{1}{n\lambda})$ 이며

위와 같은 식을 만족하는 a 와 b 를
찾으면 된다.

<서식7>

<서식B>

p4

2022년도 하반기 외국어 및 종합시험 답안지

학과별	과정별	시험 과 목 명	수험번호	성 명	감독위원확인
통계	박사	응용통계학	5250	황성훈	

2. $X_1, X_2, \dots, X_n \Rightarrow$ 숙면이 일어날 때까지의 대기 시간 \Rightarrow 지수분포로 표현.

$f(x) = \lambda e^{-\lambda x}, x > 0$ 평균을 구할 때는 이걸 사용한다.

$X_1, \dots, X_n \stackrel{i.i.d}{\sim} \text{Exp}(\lambda)$

λ 에 대한 MLE는 문제 1의 (1)을 통해서 $\hat{\lambda}^{MLE} = \frac{1}{\bar{X}}$ 임을 유도하였으므로

만약 n 명의 참가자 중 숙면까지의 시간이 60 미만인 경우가 $m (\leq n)$ 명이라면

$$\hat{\lambda}^{MLE} = \frac{1}{\frac{dm + 60(n-m)}{n}} = \frac{n}{dm + 60(n-m)}$$
로 표현할 수 있다.

<서식7>