

최대우도검정

정의

- 양측검정

1. $H_0 : \theta = \theta_0$ VS $H_1 : \theta \neq \theta_0$ 에 대해서

1) 우도함수와 로그우도함수는 각각

(1) $L(\theta) = \prod_{i=1}^n f(X; \theta)$

(2) $l(\theta) = \sum_{i=1}^n \log f(X; \theta)$

2) 이 때, $\hat{\theta}$ 를 θ 의 mle 추정량이라고 하고, $\lim_{n \rightarrow \infty} [P_{\theta_0}\{L(\theta_0, X) > L(\theta, X)\}] = 1$ 이므로,

(1) $\Lambda = \frac{L(\theta_0, x)}{L(\theta, x)} \leq 1$ 을 정의할 수 있다.

(2) 이 때, $(1-\alpha) = P_{\theta_0}[\Lambda \leq c]$ 로 가설검정을 수행하는 것을 우도비 검정이라고 한다.

정의

• $x^2(a)$ 를 따르는 $-2\log\Lambda$

1. 로그우도 $l(\theta)$ 를 θ_0 에 대해 2차 테일러 전개를 하면

$$1) \quad l(\hat{\theta}) = l(\theta_0) + (\hat{\theta} - \theta_0)l'(\theta_0) + \frac{1}{2}l''(\theta_n^*)(\hat{\theta} - \theta_0)^2$$

(1)이 때, $-\frac{1}{n}l''(\theta_n^*) \rightarrow I(\theta_0)$ 이고

(2) $\frac{1}{\sqrt{n}}l'(\theta_0) = \sqrt{n}(\hat{\theta} - \theta_0)I(\theta_0) + R_n$ 이므로

$$(3) \quad l(\hat{\theta}) = l(\theta_0) + (\hat{\theta} - \theta_0)l'(\theta_0) + \frac{1}{2}l''(\theta_n^*) = l(\theta_0) + n(\hat{\theta} - \theta_0)^2I(\theta_0) - \frac{1}{2}n(\hat{\theta} - \theta_0)^2I(\theta_0)$$

$$(4) \quad \text{위 식을 이항해서 정리하면 } l(\hat{\theta}) - l(\theta_0) = \frac{1}{2}n(\hat{\theta} - \theta_0)^2I(\theta_0)$$

정의

• $\chi^2(1)$ 를 따르는 $-2\log\Lambda$

1. 로그우도 $l(\theta)$ 를 θ_0 에 대해 2차 테일러 전개를 하면

2) 한편 $\log(\Lambda)$ 를 구하면

$$(1) -2\log\left[\frac{L(\hat{\theta},x)}{L(\theta_0,x)}\right] = 2[l(\hat{\theta})-l(\theta_0)] = n(\hat{\theta}-\theta_0)^2 I(\theta_0) = \{\sqrt{nI(\theta_0)}(\hat{\theta}-\theta_0)\}^2$$

(2) 이 때, $\sqrt{n}(\hat{\theta}-\theta_0) \rightarrow N\left(0, \frac{1}{I(\theta_0)}\right)$ 이고,

(3) $\sqrt{nI(\theta_0)}(\hat{\theta}-\theta_0)$ 는 $M(\sqrt{I(\theta_0)}t) = e^{\frac{1}{2I(\theta_0)}I(\theta_0)t^2} = e^{\frac{1}{2}t^2} = N(0,1)$ 이므로

(4) $\{N(0,1)\}^2 \sim \chi^2(1)$ 을 따른다.

정의

- 왈드형 검정

1. $-2\log\Lambda$ 에 대한 증명을 하면서 한가지 통찰을 얻었다.

(1) $\sqrt{nI(\theta_0)}(\hat{\theta} - \theta_0)$ 는 $M(\sqrt{I(\theta_0)}t) = e^{\frac{1}{2I(\theta_0)}I(\theta_0)t^2} = e^{\frac{1}{2}t^2} = N(0,1)$ 이므로

(2) $\{N(0,1)\}^2 \sim \chi^2(1)$ 을 따른다.

2. 이 때, $I(\hat{\theta}) \xrightarrow{p} I(\theta_0)$ 이므로, 이를 이용하면

1) $\{\sqrt{nI(\hat{\theta})}(\hat{\theta} - \theta_0)\}^2 \sim \chi^2(1)$

정의

- 스코어형 검정

1. 스코어 벡터를 활용하여 $\chi^2(1)$ 로 수렴하는 방법

1) 이 때, 스코어 벡터는 다음과 같다.

$$(1) S(\theta) = \left[\frac{\partial \log f(x_1; \theta)}{\partial \theta}, \dots, \frac{\partial \log f(x_i; \theta)}{\partial \theta} \right]$$

(2) 즉, 각 확률표본들의 스코어 함수들로 이루어진 벡터를 의미한다.

2) 로그우도의 미분 $l'(\theta_0) = \sum_{i=1}^n \frac{\partial \log f(x_i; \theta)}{\partial \theta}$ 이므로

(1) 이 때 스코어 검정은 $\frac{l'(\theta_0)}{\sqrt{nI(\theta_0)}} \sim \chi^2(1)$ 가 된다.

(2) 즉, 로그우도의 미분을 피셔정보로 나눈 비율은

예제

- 베타분포에 대한 우도비 검정

1. X_1, \dots, X_n 을 $\beta(0,1)$ 을 따르는 X 에서 추출한 iid라고 하자.

1) 다음을 검정한다.

(1) $H_0 : \theta = 1$ VS $H_1 : \theta \neq 1$

1) 이 때, 우도 함수는

(1) $\prod_{i=1}^n \theta^{-1} \exp(-\theta) \exp(\log n - 1) = \theta^{-n} \exp(-\theta) \exp(n(\log n - 1))$ 이다.

(2) 이 때, θ 에 대한 베타분포의 mle 추정량은 $\hat{\theta} = -\frac{n}{\sum \log X_i}$ 이므로, 이를 대입하면

2) 우도비 검정 통계량은

$$(1) \Lambda = \frac{L(\theta_0=1, x)}{L(\hat{\theta}, x)} = \frac{1}{\frac{\hat{\theta}}{n}^{-n} \exp(-\frac{\hat{\theta}}{n}) \exp(n(\log n - 1))} = \frac{1}{-\sum \log X_i^{-n} \exp(-\sum \log X_i) \exp(n(\log n - 1))}$$

예제

- 베타분포에 대한 우도비 검정

2. $-2\log(\Lambda)$ 를 구하면

$$1) \quad -2\log\left(-\sum \log X_i^n \exp(\sum \log X_i) \exp(-n(\log n - 1))\right) \\ = 2(\sum \log X_i - n\log(-\sum \log X_i) - n + n\log n)$$

3. 왈드형 검정은

$$1) \quad \left[\sqrt{\frac{n}{\hat{\theta}^2}} (\hat{\theta} - 1) \right]^2 = n \left\{ 1 - \frac{1}{\hat{\theta}} \right\}^2$$

4. 스코어형 검정은

$$1) \quad l'(1) = \sum \log X_i + n \text{ 이므로}$$

$$2) \quad \left\{ \frac{\sum \log X_i + n}{\sqrt{n}} \right\}^2 \text{ 이다.}$$

예제

- 지수분포에 대한 우도비 검정

1. X_1, \dots, X_n 을 $\theta > 0$ 일 때 공통 pdf $f(x) = \theta^{-1} \exp(-\frac{x}{\theta})$ 를 갖는 iid라고 하자.

1) 이 때, 우도 함수는

(1) $\prod_{i=1}^n \theta^{-1} \exp(-\frac{X_i}{\theta}) = \theta^{-n} \exp(-\frac{n}{\theta} \bar{x})$ 이다.

2) 우도비 검정 통계량은

$$(1) \Lambda = \frac{L(\hat{\theta}, x)}{L(\theta_0, x)} = \frac{\hat{\theta}^{-n} \exp(-\frac{n}{\hat{\theta}} \bar{x})}{\theta_0^{-n} \exp(-\frac{n}{\theta_0} \bar{x})}$$

(2) 이 때, θ 에 대한 지수분포의 mle 추정량은 \bar{x} 이므로, 이를 대입하면

$$= \frac{\bar{x}^{-n} \exp(-\frac{n}{\bar{x}} \bar{x})}{\theta_0^{-n} \exp(-\frac{n}{\theta_0} \bar{x})} = \left(\frac{\bar{x}}{\theta_0}\right)^{-n} \exp\left(n\left(\frac{\bar{x}}{\theta_0} - 1\right)\right)$$