

통계적추론

통계적 추정의 원리

한국방송통신대학교 통계 데이터괴학과 이 긍희 교수

학습내용

- 1 통계적 추정의 원리를 이해한다.
- 충분통계량을 이해한다.
- 이해한다.
- ④ 균일최소분산불편 추정량을 이해한다.

01

통계적 추정의 원리의 이해

통계적 추정의 구조

- 통계학 학파
 - 빈도론자(Frequentist)
 - 베이즈주의자(Bayesian)

1

통계적 추정의 구조

- 통계적 실험: $E = (\chi, \Omega, p)$
 - *χ* : 표본공간(sample space)
 - Ω: 모수공간(parameter space)
 - p: 확률분포함수 $p = f(x|\theta)$, $x \in \chi$, $\theta \in \Omega$
 - 통계적 추정 : (E, *x*)로부터 *θ*를 추정

통계적 추정의 구조

- 통계적 추정의 기본원리
 - 충분성 원리(Sufficiency Principle)
 - 불변성 원리(Invariance Principle)
 - 조건부 원리(Conditionality Principle)
 - 가능도 원리(Likelihood Principle)
 - → 빈도론자(*Frequentist*)와 베이즈주의자 (*Bayesian*)

공통으로 인정하는 원리 : 충분성 원리

🛾 통계적 추정의 기본원리

- 충분성 원리
 - $E = (\chi, \Omega, p) : \theta \in \Omega$ 의 정보 얻기 위해 $x \in \chi$ 얻는 실험
 - 통계량 $T(x): \theta$ 의 충분 통계량
 - $\rightarrow x$ 와 T(x) 가 포함하고 있는 θ 의 정보는 동일
 - 충분통계량 $T(x) = T(y) \rightarrow (E, x), (E, y)$ 의 θ 정보량 동일, 추론 동일

2 통계적 추정의 기본원리

- 불변성 원리
 - $E = (\chi, \Omega, p)$ 와 $E' = (\chi', \Omega, p')$ 사이 $p(\mathbf{x}|\theta) = p'(g(\mathbf{x})|\theta)$ 관계의 1-1 함수 g 존재
 - (E, x),(E', g(x))의 θ 정보량 동일, 추론 동일

2 통계적 추정의 기본원리

- 조건부 원리
 - $E_1 = (\chi_1, \Omega_1, p_1)$ 와 $E_2 = (\chi_2, \Omega_2, p_2)$ 의 혼합실험 $E = (\chi, \Omega, p)$ 의 관측값 $\mathbf{x} = (i, \mathbf{x}_i)$
 - $(E, x), (E_i, x_i)$ 의 θ 정보량 동일, 추론 동일

통계적 추정의 기본원리

- 가능도 함수: $L(\theta|\mathbf{x}) = f(\mathbf{x}|\theta)$
 - $X = (X_1, X_1, \dots, X_n), X = x$ 를 관측
 - $f(x|\theta)$: θ 고정, $L(\theta|x)$: θ 의 함수
 - $L(\theta_1|\mathbf{x}) > L(\theta_2|\mathbf{x}) \rightarrow \theta_1$ 가 θ_2 보다 그럴 듯

|통계적 추정의 기본원리

- 가능도 원리
 - $E = (\chi, \Omega, p)$ 와 $E' = (\chi', \Omega, p')$ 의 (E, x), (E', x')의 가능도함수 $L(\theta|x), L'(\theta|x')$ 가 비례관계 $\to (E, x), (E', x')$ 의 θ 정보량 동일, 추론 동일

02

충분성

충분성의 정의

- 충분성의 정의
 - 표본 $X = (X_1, X_2, \dots, X_n)$ 의 정보
 - 모수의 정보 포함 부분/불포함 부분 구분
 - 표본을 통계량으로 축약
 - 통계량이 정보는 손실되나 모수의 정보는 잃지 않을 경우
 - →충분통계량

충분성의 정의

- 충분성의 예
 - $X_1, X_2 \sim N(\mu, 1)$ 독립
 - $(X_1 + X_2, X_1 X_2)$ 로 변환
 - $-X_1 + X_2 \sim N(2\mu, 2), X_1 X_2 \sim N(0, 2)$
 - $\rightarrow X_1 + X_2, (X_1, X_2)$: μ 에 대한 정보가 동일
 - $X_1 + X_2$ 는 (X_1, X_2) 의 μ 에 대한 정보를 잃지 않고 축약
 - $\rightarrow X_1 + X_2$ 는 μ 의 충분통계량

- 충분통계량
 - 추정량 T가 주어졌을 때 $(X_1, X_2, ..., X_n)$ 의 조건부 분포가 θ 에 의존하지 않을 때 T를 충분통계량이라고 함
 - $\rightarrow (X_1, X_2, ..., X_n)$ 의 θ 정보를 T로 축약

$$P(X_1 = x_1, X_2 = x_2, \dots, X_n = x_n | T = t)$$

$$= k(x_1, \dots, x_n)$$

 $X_1, X_2, \cdots, X_n \sim Ber(\theta)$ 의 확률표본일 때 $T = \sum_{i=1}^{n} X_i$ 가 θ 의 충분통계량인가?

 $X_1, X_2, \cdots, X_n \sim Ber(\theta)$ 의 확률표본일 때 $T = \sum_{i=1}^{n} X_i$ 가 θ 의 충분통계량인가?

 $X_1, X_2, \cdots, X_n \sim Poisson(\lambda)$ 의 확률표본일 때 $T = \sum_{i=1}^{n} X_i$ 가 λ 의 충분통계량인가?

 $X_1, X_2, \cdots, X_n \sim Poisson(\lambda)$ 의 확률표본일 때 $T = \sum_{i=1}^{n} X_i$ 가 λ 의 충분통계량인가?

- 피셔-네이만 인수분해정리
 - 확률표본 $\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ 의 결합확률밀도함수가 아래와 같이 분해되면 $T(\mathbf{X})$ 는 θ 의 충분통계량

$$f_{X_1,\dots,X_n}(x_1,\dots,x_n|\theta) = g(T(x_1,\dots,x_n)|\theta)h(x_1,\dots,x_n)$$

 $h: \theta$ 를 포함하지 않은 음이 아닌 함수

g: 음이 아닌 함수 T를 통해서만 X_1, X_2, \cdots, X_n 에 의존

- 피셔-네이만 인수분해정리
 - T(X)는 θ 의 충분통계량 $\Leftrightarrow f(x_1, \dots, x_n | \theta) = g(T(x_1, \dots, x_n) | \theta) h(x_1, \dots, x_n)$

- 피셔-네이만 인수분해정리
 - T(X)는 θ 의 충분통계량 $\Leftrightarrow f(x_1, \dots, x_n | \theta) = g(T(x_1, \dots, x_n) | \theta) h(x_1, \dots, x_n)$

- 피셔-네이만 인수분해정리
 - T(X)는 θ 의 충분통계량 $\Leftrightarrow f(x_1, \dots, x_n | \theta) = g(T(x_1, \dots, x_n) | \theta) h(x_1, \dots, x_n)$

 $X_1, X_2, \dots, X_n \sim N(\theta, \sigma^2)$ 의 확률표본, σ^2 는 기지, θ 의 충분통계량은?

 $X_1, X_2, \dots, X_n \sim N(\theta, \sigma^2)$ 의 확률표본, σ^2 는 기지, θ 의 충분통계량은?

- ★분통계량의 특성
 - 충분통계량은 유일하지 않고, 다양하게 존재
 - 충분통계량의 1 1 함수도 충분통계량:

$$\left(\sum_{i=1}^{n} X_i, \sum_{i=1}^{n} X_i^2\right)$$
 충분통계량

$$\rightarrow (\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} X_i, S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n} (X_i - \bar{X})^2)$$
도 충분통계량

최소충분통계량

- 좋은 충분통계량은?
 - 충분통계량 다양 : 원자료, 순서통계량 등
 - 최소충분통계량(Minimal Sufficient Statistics): 모수의 모든 정보를 포함하면서 자료 축약을 최대화할 수 있는 통계량

· 최소충분통계량

- 최소충분통계량 정리
 - $f(x|\theta)$ 가 X의 확률밀도함수, 다음을 만족하면 T(X)는 θ 의 최소충분통계량
 - 두 표본점 x,y에 대해 $f(x|\theta)/f(y|\theta)$ 가 θ 에 대해 상수 $\Leftrightarrow T(x)=T(y)$

최소충분통계량

 $X_1, X_2, \cdots, X_n \sim Poisson(\lambda)$ 의 확률표본, λ 의 최소 충분통계량은?

최소충분통계량

 $X_1, X_2, \cdots, X_n \sim Poisson(\lambda)$ 의 확률표본, λ 의 최소 충분통계량은?

보조통계량

- 보조(Ancillary) 통계량
 - 보조통계량 : 통계량의 분포가 모수에 의존하지 않는 통계량
 - 보조통계량은 모수의 정보를 포함하지 않음
 - 최소충분통계량은 보조통계량과 독립적

보조통계량

 $X_1, X_2 \sim N(\mu, 1)$ 의 확률표본. $X_1 + X_2$ 가 μ 의 최소충분 통계량이고, $X_1 - X_2$ 가 μ 의 보조통계량임을 보이시

보조통계량

 $X_1, X_2 \sim N(\mu, 1)$ 의 확률표본. $X_1 + X_2$ 가 μ 의 최소충분 통계량이고, $X_1 - X_2$ 가 μ 의 보조통계량임을 보이시

03

지수족과

완비성

1

지수족

- 지수족의 정의
 - 확률밀도함수 집합 $\{f(x;\theta): \theta \in \Omega\}$ 이 다음 형태일 때지수족(exponential family)이라 함 $f(x;\theta) = \exp\{Q(\theta)K(x) + S(x) + C(\theta)\}I_A(x)$
 - 지수족 : 정규분포, 감마분포, 포아송분포 등

지수족

 $N(0,\sigma^2)$ 이 지수족임을 보이시오.

완비통계량

- 완비통계량의 정의
 - $E(g(T(X)|\theta) = 0 \Rightarrow P(g(T(X)) = 0) = 1$ $\rightarrow T(X)$ 는 완비(Complete)통계량
 - 완비충분통계량 : 충분통계량이면서 완비통계량

완비통계량

 $X \sim B(n,p)$ 일 때, X가 완비통계량임을 보이시오.

완비통계량

 $X \sim B(n,p)$ 일 때, X가 완비통계량임을 보이시오.

- 지수족의 완비충분통계량
 - $X_1, \dots, X_n \sim f(x; \theta) \leftarrow$ 지수족의 원소 $f(x;\theta) = \exp\{Q(\theta)K(x) + S(x) + C(\theta)\}I_A(x)$ $\Rightarrow Y = \sum_{i=1}^{n} K(X_i)$: 완비충분통계량

 $(0,\sigma^2)$ 의 확률표본일 때 σ^2 의 완비충분통계량을 구하시오.

- 완비충분통계량의 성질
 - 완비충분통계량은 최소충분통계량
 - 완비충분통계량의 1-1 함수도 완비충분통계량

| 완비충분통계량

- Basu의 정리
 - T(X)가 완비충분통계량 ⇒ T(X)는 모든 보조통계량에 독립적
 - Basu의 정리를 통해 두 통계량의 결합확률분포 파악 없이 두 통계량의 독립성을 파악

예 $X_1, X_2 \sim N(\mu, 1)$ 의 확률표본. $X_1 + X_2$ 와 $X_1 - X_2$ 가 독립임을 보이시오.



- 균일최소분산불편 추정량의 정의
 - 평균제곱오차를 갖는 추정함수의 집합 내에서 불편추정량 으로 한정하여 구한 최적의 추정량
 - → 균일최소분산불편 추정량(UMVUE;

Uniformly Minimum Variance Unbiased Estimator)

- 균일최소분산불편 추정량의 정의
 - $X_1, X_2, \dots, X_n : f(x|\theta)$ 의 확률표본, $\tau(\theta)$ 의 균일최소분산 불편 추정량 $T^* = t^*(X)$
 - 불편성 : $E(T^*) = \tau(\theta)$
 - 최소분산성 : $\tau(\theta)$ 에 대한 어떤 불편추정량 T에 대해

$$Var_{\theta}(T^*) \leq Var_{\theta}(T)$$

- 라오-블랙웰(Rao-Blackwell) 정리
 - $X_1, X_2, \dots, X_n : f(x|\theta)$ 의 확률표본 $S: \theta$ 의 충분통계량, $T: \theta$ 의 불편추정량, $T^* = E[T|S]$ 는 다음이 성립하는 균일최소분산불편 추정량
 - ① T^* : 충분통계량 S의 함수
 - ② *T**:불편추정량
 - ③ 모든 θ 에 대해 $Var(T^*) \leq Var(T)$

예 $X_1, X_2, \dots, X_n \sim Poisson(\lambda)$ 의 확률표본.

λ의 균일최소분산불편 추정량을 구하시오.

예 $X_1, X_2, \dots, X_n \sim Poisson(\lambda)$ 의 확률표본.

λ의 균일최소분산불편 추정량을 구하시오.

- 레만-쉐페(Lehmann-Scheffe) 정리
 - $X_1, X_2, \cdots, X_n : f(x|\theta)$ 의 확률표본
 - $T_1: \theta$ 의 완비충분통계량, $T_2: \theta$ 의 불편추정량 $\Rightarrow \rho(T_1) = E(T_2|T_1): \theta$ 의 균일최소분산불편 추정량

예 $X_1, X_2, \cdots, X_n \sim Ber(\theta)$ 의 확률표본.

 θ 의 균일최소분산불편 추정량을 구하시오.

 $X_1, X_2, \cdots, X_n \sim N(\theta, \sigma^2)$ 의 확률표본, σ^2 기지. θ 의 균일최소분산불편 추정량을 구하시오.

| 크래머-라오 하한

- 크래머-라오 하한
 - $\hat{\theta}$ 는 θ 의 불편추정량일 때 하한

$$Var(\widehat{\theta}) \ge \frac{1}{nVar(\frac{\partial}{\partial \theta}logf(X_1;\theta))} = \frac{1}{nI(\theta)}$$

- 어떤 불편추정량의 분산이 크래머-라오 하한과 일치
 - → 균일 최소분산 불편추정량

정리하기

- □ 통계량 T가 주어졌을 때 $(X_1, X_2, ..., X_n)$ 의 조건부 분포가 모수 θ 에 의존하지 않을 때 T를 θ 의 충분통계량이라 한다.
- □ 확률밀도함수 집합 $\{f(x;\theta); \theta \in \Omega\}$ 가 다음 형태일 때 지수족이라 부른다.

$$f(x;\theta) = \exp\{Q(\theta)K(x) + S(x) + C(\theta)\}I_A(x)$$

절리하기

□ 모든 θ 에 대해 T(X)의 함수 g에 대해 다음이 성립할 때 T(X)를 완비통계량이라 한다.

$$E(g(T(X)|\theta) = 0 \Rightarrow P(g(T(X)) = 0) = 1$$

□ 균일최소분산불편 추정량은 불편추정량 중에서 분산이 가장 작은 추정량이다. 12 ₃

다음시간안내

가설검정 1