

# Matematisk Statistik

15. Forelæsning 23.03.2019

Ute Hahn

Hypotesetests i klassisk statistik

- ▶ Styrkefunktion
- ▶ Forsøgsplanlægning
- ▶ Interpretation af testresultater;  
 $p$ -værdier, konfidensintervaller og signifikanstests
- ▶ Likelihood ratio tests, og Neyman-Pearson lemma

- ▶  $p$ -værdi er sandsynligheden for et mindst så ekstremt resultat, givet  $H_0$  er sand.
- ▶ statistisk signifikans vs praktisk betydning: er alt som er signifikant også betydningsfuld? og eller omvendt?
- ▶ Et „ikke signifikant“ resultat betyder *ikke* at „ $H_0$  er sandt“.
- ▶ Mange „fisker“ efter signifikante sammenhæng – hvad er konsekvenserne?

**Situation:** To konkurrerende modeller, beskrevet ved en nul- og alternativhypotese i en parametrisk model  $X_i \sim F(\cdot; \theta)$ :

$$H_0 : \theta = \theta_0 \quad \text{versus} \quad H_A : \theta = \theta_A.$$

**Formål:** Test skal afgøre, hvilken model der passer bedst til en given stikprøve.

Test til simple hypoteser i en parametrisk model  $X_i \sim F(\cdot; \theta)$ :

$$H_0 : \theta = \theta_0 \quad \text{versus} \quad H_A : \theta = \theta_A. \quad (8.3)$$

Husk **likelihood**:

$$L(\theta \mid x_1, \dots, x_n) = f(x_1, \dots, x_n \mid \theta)$$

Neyman og Pearson foreslog, at bruge teststørrelse  $Q$  givet ved

$$T(x_1, \dots, x_n) = \frac{L(\theta_0 \mid x_1, \dots, x_n)}{L(\theta_A \mid x_1, \dots, x_n)} = \frac{\prod_{i=1}^n f(x_i; \theta_0)}{\prod_{i=1}^n f(x_i; \theta_A)}. \quad (8.4)$$

Typisk bliver

$$\frac{f(X; \theta_0)}{f(X; \theta_A)} = \begin{cases} \text{stor, under } H_0: & X \sim F(\cdot; \theta_0) \\ \text{lille, under } H_A: & X \sim F(\cdot; \theta_A) \end{cases} \quad \Rightarrow \text{forkast } H_0 \text{ for når } Q \text{ er lille.}$$

**Model:**  $X_i \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} \text{Exp}(\lambda)$ , dvs. tæthedsfunktion  $f(x; \lambda) = \lambda e^{-\lambda x}$ .

**Hypoteser:**

$$H_0: \lambda = \lambda_0 \quad \text{versus} \quad H_A: \lambda = \lambda_A.$$

**Stikprøve:**  $x_1, \dots, x_n$ .

(i bogen:  $\lambda_0 = 8$ ,  $\lambda_A = 10$ ,  $n = 9$ )

**Likelihood ratio:**

$$\begin{aligned} Q(x_1, \dots, x_n) &= \frac{\prod_{i=1}^n f(x_i; \lambda_0)}{\prod_{i=1}^n f(x_i; \lambda_A)} = \frac{\prod_{i=1}^n \lambda_0 \exp(-x_i \lambda_0)}{\prod_{i=1}^n \lambda_A \exp(-x_i \lambda_A)} \\ &= \frac{\lambda_0^n \exp(-\lambda_0 \sum_{i=1}^n x_i)}{\lambda_A^n \exp(-\lambda_A \sum_{i=1}^n x_i)} \\ &= \left( \frac{\lambda_0}{\lambda_A} \right)^n \exp\left( -(\lambda_0 - \lambda_A) \sum_{i=1}^n x_i \right). \end{aligned}$$

## Eksempel 8.20 fortsat: Fra likelihood ratio til teststørrelse til test

---

Husk: vi forkaster ved små værdier af  $Q$ .

👉 Find et **kritisk område**  $(-\infty, C]$  til  $Q$  således, at

$$P(Q(X_1, \dots, X_n) < C_Q \mid X_1, \dots, X_n \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} \text{Exp}(\lambda_0)) \stackrel{!}{\leq} \alpha$$

Likelihood ratio  $Q$  har her formen

$$Q(x_1, \dots, x_n) = \left( \frac{\lambda_0}{\lambda_A} \right)^n \exp \left( -(\lambda_0 - \lambda_A) \sum_{i=1}^n x_i \right).$$

👉 om  $Q$  bliver lille, afhænger af summen  $x. = \sum_{i=1}^n x_i$  og fortegnet af  $(\lambda_0 - \lambda_A)$ .

$$Q(\mathbf{x}) \text{ bliver lille, når } x. \text{ er } \begin{cases} \text{lille,} & \text{hvis } \lambda_0 > \lambda_A \\ \text{stor,} & \text{hvis } \lambda_0 < \lambda_A \end{cases}$$

👉 Brug  $X. = \sum_{i=1}^n x_i$  som teststørrelse.

Fra  $X_i \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} \text{Exp}(\lambda_0) = \Gamma(1, \lambda_0)$  følger  $X. = \sum_{i=0}^n X_i \sim \Gamma(n, \lambda_0)$ , se Theorem B.9.4, side 499.

Ved eksemplet i bogen,  $\lambda_0 = 8, \lambda_A = 10, n = 9$ :

Da  $\lambda_A > \lambda_0$  forkastes  $H_0$  når  $x.$  er mindre end  $\alpha$ -fraktilen af  $\Gamma(9, 8)$ -fordelingen.

## Theorem 8.6.1 (The Neyman-Pearson Lemma)

Blandt alle mulige tests med samme signifikansniveau  $\alpha$  i en fordelingsfamilie  $\{F(.,\theta)\}$ , af to simple hypoteser

$$H_0 : \theta = \theta_0 \quad \text{versus} \quad H_A : \theta = \theta_A$$

er LR-testen givet ved

$$Q = \frac{L(\theta_0)}{L(\theta_A)}; \quad \text{forkast } H_0 \text{ når } Q < c$$

den med den **mindste sandsynlighed for type 2 fejl**.

**Bemærk:**

- ▶ En test opfattes som en regel, hvorefter udfald af stikprøven  $X_1, \dots, X_n$  udmøntes i en beslutning for enten  $H_0$  eller  $H_A$ .
- ▶ Der findes flere ækvivalente tests, fx fører teststørrelsen  $Q$  i eksempel 8.20 til de samme resultater som teststørrelsen  $X$ .



**Definition 8.5**

En **simpel hypotese** fastlægger fordelingen under  $H_0$  entydigt. En hypotese der **ikke** er **simpel** kaldes for **sammensat**.

I parametriske modeller tager simple hypoteser formen  $H_0 : \theta = \theta_0$ .

**Eksempler:**

- ▶ i **Poisson modellen**  $\text{Poisson}(\lambda)$  er  $H_0 : \lambda = 2$  en **simpel hypotese**, og både  $H_1 : \lambda \in \{2, 2.5\}$  eller  $H_2 : \lambda > 2$  eller  $H_3 : \lambda \neq 2$  er **sammensat**.
- ▶ i **normalmodellen med kendt varians**  $N(\mu, \sigma_0^2)$  er  $H_0 : \mu = 4$  en **simpel hypotese**.
- ▶ i **normalmodellen med ukendt varians**  $N(\mu, \sigma^2)$ , er  $H_0 : \mu = 4$  en **sammensat hypotese**, fordi fordelingen ikke er helt fastlagt ved  $\mu$ .

Betragt en model med parameter  $\theta \in \Theta$  og likelihoodfunktion  $L$ .

**Definition 8.6:** LR-test for hypoteserne

$$H_0 : \theta \in \Theta_0 \quad \text{versus} \quad H_A : \theta \in \Theta_A$$

er givet ved

$$Q(\mathbf{x}) = \frac{\sup_{\theta \in \Theta_0} L(\theta | \mathbf{x})}{\sup_{\theta \in \Theta_A} L(\theta | \mathbf{x})}, \quad \text{forkast } H_0 \text{ når } Q(\mathbf{x}) < c,$$

hvor  $c > 0$  vælges således at sandsynligheden for en type 1 fejl er maksimalt  $\alpha$ .

**Bemærk:**

- ▶  $\sup_{\theta \in \Theta} L(\theta | \mathbf{x}) = L(\hat{\theta})$ , hvor  $\hat{\theta}$  er maksimum-likelihood estimatoren til  $\theta$  i det **fulde model**.
- ▶  $\sup_{\theta \in \Theta_0} L(\theta | \mathbf{x}) = L(\hat{\theta}_0)$ , hvor  $\hat{\theta}_0$  er maksimum-likelihood estimatoren til  $\theta$  i det **reducerede model**.

## Model

$$X_i \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} N(\mu, \sigma_0^2), \quad i = 1, \dots, n, \quad \mu \in \Theta = \mathbb{R}.$$

## Likelihood funktion

$$L(\mu) = \left( \frac{1}{2\pi\sigma_0^2} \right)^{\frac{n}{2}} \exp \left( -\frac{1}{2\sigma_0^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \right).$$

## Log likelihood funktion

$$\ln L(\mu) = -\frac{n}{2} \ln(2\pi\sigma_0^2) - \frac{1}{2\sigma_0^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2.$$

## Likelihood ligningen

$$0 = \frac{\partial \ln L(\mu)}{\partial \mu} = \frac{1}{\sigma_0^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu).$$

## Maksimum likelihood estimat

$$\hat{\mu} = \bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i.$$

## LR-test i eksempel 8.23

---

Model med  $\sigma_0^2 = 1$

$$X_i \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} N(\mu, 1), \quad i = 1, \dots, n, \quad \mu \in \Theta = \mathbb{R}$$

Hypoteser

$$H_0 : \mu = \mu_0 \quad \text{versus} \quad H_A : \mu < \mu_0.$$

Teststørrelse

$$Q(\mathbf{x}) = \frac{\max_{\mu \in \Theta_0} L(\mu | \mathbf{x})}{\max_{\mu \in \Theta} L(\mu | \mathbf{x})} = \frac{L(\mu_0 | \mathbf{x})}{\max_{\mu < \mu_0} L(\mu | \mathbf{x})} = \begin{cases} \frac{L(\mu_0)}{L(\bar{x})}, & \bar{x} < \mu_0 \\ 1, & \bar{x} \geq \mu_0. \end{cases}$$

$$\begin{aligned} \frac{L(\mu_0)}{L(\bar{X})} &= \frac{\exp(-1/2 \sum_{i=1}^n (X_i - \mu_0)^2)}{\exp(-1/2 \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2)} \\ &= \exp \left[ \frac{1}{2} \left( - \sum_{i=1}^n (X_i - \mu_0)^2 + \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \right) \right] = \exp \left( -\frac{n}{2} (\bar{X} - \mu_0)^2 \right). \end{aligned}$$

Teststørrelsen bliver lille = ekstrem, når  $(\bar{X} - \mu_0)^2$  bliver stor.

## Tosided LR-test i normalfordeling med kendt varians

---

### Model

$$X_i \stackrel{\text{i.i.d.}}{\sim} N(\mu, \sigma_0^2), \quad i = 1, \dots, n, \quad \mu \in \Theta = \mathbb{R}.$$

### Hypoteser

$$H_0 : \mu = \mu_0 \quad \text{versus} \quad H_A : \mu \neq \mu_0.$$

### Teststørrelse

$$\begin{aligned} Q(\mathbf{X}) &= \frac{\exp(-1/(2\sigma_0^2) \sum_{i=1}^n (X_i - \mu_0)^2)}{\exp(-1/(2\sigma_0^2) \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2)} \\ &= \exp \left[ \frac{1}{2\sigma_0^2} \left( - \sum_{i=1}^n (X_i - \mu_0)^2 + \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \right) \right] \\ &= \exp \left( - \frac{n}{2\sigma_0^2} (\bar{X} - \mu_0)^2 \right). \end{aligned}$$

„-2 log LR-Teststørrelse“ eller „-2 ln Q“:

$$-2 \ln Q(\mathbf{X}) = \frac{(\bar{X} - \mu_0)^2}{\sigma_0^2/n} \sim \chi_1^2, \quad \text{fordi} \quad \frac{\bar{X} - \mu_0}{\sqrt{\sigma_0^2/n}} \sim N(0, 1)$$