

P1

Πχ) Έστω  $X_1, \dots, X_n$  2.δ. από  $N(\theta, 1)$ . ΝΒΟ  
 δίνοντας ύπαρξη Ο.Ι.Ε. για

$H_0: \theta = \theta_0$  νικω  $\theta \neq \theta_0$  σε 2.6.6 ει.

Έστω  $\theta_1 \neq \theta_0$  και  $k > 0$ . Από λ.Ν-Π έχουμε:

$$\frac{L(\theta_0)}{L(\theta_1)} \leq k \Leftrightarrow \frac{(2\pi)^{-n/2} \exp\left\{-\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \theta_0)^2}{2}\right\}}{(2\pi)^{-n/2} \exp\left\{-\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \theta_1)^2}{2}\right\}} \leq k$$

$$\Leftrightarrow \exp\left\{-\frac{\sum X_i^2}{2} - \frac{n\theta_0^2}{2} + \theta_0 \sum X_i + \frac{\sum X_i^2}{2} + \frac{n\theta_1^2}{2} - \theta_1 \sum X_i\right\} \leq k$$

$$\Leftrightarrow -(\theta_1 - \theta_0) \cdot \sum_{i=1}^n X_i + \frac{n}{2} (\theta_1^2 - \theta_0^2) \leq \log k \Leftrightarrow$$

$$\Leftrightarrow (\theta_1 - \theta_0) \cdot \sum_{i=1}^n X_i \geq \frac{n}{2} (\theta_1^2 - \theta_0^2) - \log k \dots \textcircled{*}$$

i) Αν  $\theta_1 > \theta_0$ :  $\sum_{i=1}^n X_i \geq \frac{n}{2} (\theta_1 + \theta_0) - \frac{\log k}{\theta_1 - \theta_0} = C_1$

$$\Rightarrow \frac{\sum X_i - \theta_0}{1/\sqrt{n}} \geq \frac{C_1 - \theta_0}{1/\sqrt{n}} \dots$$

ii) Αν  $\theta_1 < \theta_0$ :  $\sum_{i=1}^n X_i \leq \frac{n}{2} (\theta_1 + \theta_0) - \frac{\log k}{\theta_1 - \theta_0} = C_2$

$$\text{ii) Αν } \theta_1 < \theta_0 : \sum_{i=1}^n X_i \leq \frac{\sqrt{n}}{2}(\theta_1 + \theta_0) - \frac{\sum_{i=1}^n X_i}{\theta_1 - \theta_0} = C_2$$

$$\Rightarrow \frac{\sum X_i - \theta_0}{1/\sqrt{n}} \leq \frac{C_2 - \theta_0}{1/\sqrt{n}}$$

Συνεπώς, η (i) καθορίζει I.K.N. για το

πρόβλημα:  $H_0: \theta = \theta_0 \leq H_1: \theta = \theta_1, \theta_1 > \theta_0$

Όμοια, η (ii) καθορίζει I.K.N. για πρόβλημα

$H_0: \theta = \theta_0 \geq H_1: \theta = \theta_1, \theta_1 < \theta_0$ .

Όπως, βέβαια και οπότε, δεν υπάρχει O.I.E.

για  $H_1: \theta \neq \theta_0$ .

## ΣΥΝΘΕΤΗ ΚΑΙ ΣΥΝΘΕΤΗ

Το A.N-P δεν μπορεί να χρησιμοποιηθεί για συνδεδεμένες αναλογίες, όταν έχουμε συνδυασμό ανεξάρτητων ή  $L(\theta \in \Theta_0)$  δεν έχει καθορισμένο νόημα, και έτσι δεν μπορεί να οριστεί το ratio των πιθανοφάνειών.

Αντίθετα, χαρακτηρίζεται το generalized likelihood ratio test (Generalized likelihood ratio test).

Έστω:  $H_0: \theta \in \Theta_0$  και  $H_1: \theta \in \Theta_1$

i) Χαρακτηρίζεται ως best invariant unbiased των πιθανοφάνειών κάτω από τις  $H_0$  ή  $H_1$

$$L_0 = \sup_{\theta \in \Theta_0} L(\theta) \quad \text{ή} \quad L_0 = L(\theta_0) \quad \text{αν} \quad \text{η } H_0 \text{ είναι αληθινή.}$$

$$\underline{\underline{L_1}} = \sup_{\theta \in \Theta_1} L(\theta)$$

ii) Συνταξιοφόρο το παιχνίδιο  $\theta_0$  ή  $\theta_1$ .

$$\frac{L_0}{L_1}$$

\* Σημ. μεταξύ συνταξιοφόρο το  $\theta_0$ .

$$\frac{L_0}{L} = \frac{\sup_{\theta \in \Theta_0} L(\theta)}{\sup_{\theta \in \Theta_0 \cup \Theta_1} L(\theta)}$$

iii)  $\frac{L_0}{L} = \frac{L(\theta_0)}{\sup_{\theta \in \Theta_0 \cup \Theta_1} L(\theta)}$  αν η  $\theta_0$  κερδίζει.

Η κ.ν.  $G$  ως ελάχιστο ποσοστό κερδών ως προς:

βα  $k > 0$  : i)  $\frac{L_0}{L} \leq k$  αν  $(x_1, \dots, x_n) \in G$

ii)  $\frac{L_0}{L} > k$  αν  $(x_1, \dots, x_n) \in G^c$

iii)  $\Pr[(x_1, \dots, x_n) \in G | H] = \alpha$ .

\* Οι ελάχιστοι κερδοφόροι το Γ.Α.Π. κερδοφόροι να μην κερδίζουν και σε  $S$ -διαστήματα παρατηρήσεων.

Γ. Α. Π. και σε S-διατάξεις αναπαράστασης

## ΠΑΡΑΧΗΡΗΣΗ

i) Οι έλεγχοι που προκύπτουν από το Γ.Α.Π.

δίνονται αναπαράσταση Ο.Ι.Ε.

ii) Όταν έχουμε περιπτώσεις από μια αναπαράσταση

δίνονται ανάλογα ποσότητες για να δούμε πως

αλλάζει. Π.χ. αν  $N(\mu, \sigma^2)$  η  $H_0: \mu = \mu_0$

δίνονται ως  $\sigma^2$ -γνωστό ενώ είναι άγνωστο

ως  $\sigma^2$ -άγνωστο.

iii) Όταν  $\Theta = \Theta_0 \cup \Theta_1$

$$\text{with: } L = \sup_{\theta \in \Theta_0 \cup \Theta_1} L(\theta) = \sup_{\theta \in \Theta} L(\theta) = L(\hat{\theta}).$$

από  $\hat{\theta}$  είναι η Ε.Μ.Π.

P3.

Δευτέρα, 20 Δεκεμβρίου 2021 2:12 μμ

Επιζητούμε για το μέτρο  $\mu$  των παρατηρηθέντων  
 όταν το  $\sigma^2$  είναι γνωστό.

Εξάγετε  $x_1, x_2, \dots, x_n$  από  $N(\mu, \sigma^2)$   
 $H_0: \mu = \mu_0$  έναντι  $H_1: \mu \neq \mu_0$ .

Εξάγετε:

$$L_0 = L(\mu_0) = (2\pi\sigma^2)^{-n/2} \cdot \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \cdot \sum_{i=1}^n (x_i - \mu_0)^2\right\}$$

λύση:

$$L = \sup_{\mu \in \mathbb{R}} L(\mu) = L(\hat{\mu}) = L(\bar{x}) =$$

$$= (2\pi\sigma^2)^{-n/2} \cdot \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2\right\}.$$

Απόρ. του  $H_0$  ως:

$$\frac{L_0}{L} \leq k \Leftrightarrow \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} \left[ \sum_{i=1}^n (x_i - \mu_0)^2 - \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right]\right\} \leq k$$

$$\Leftrightarrow -\frac{1}{2\sigma^2} \left[ \sum x_i^2 + n\mu_0^2 - 2\mu_0 \sum x_i - \sum x_i^2 - n\bar{x}^2 + 2\bar{x} \sum x_i \right] \leq \log k$$

$\xrightarrow{\quad} n\bar{x}$

$$\Leftrightarrow V(\mu_0 - \bar{X}) - 2 \sum X_i (\mu_0 - \bar{X}) \geq -2\sigma \log k$$

$\hookrightarrow (\mu_0 - \bar{X}) \cdot (\mu_0 + \bar{X})$

$$\Leftrightarrow (\mu_0 - \bar{X}) \cdot (\sqrt{\mu_0 + \sqrt{X}} - 2\sqrt{X}) \geq -2\sigma^2 \log k \Leftrightarrow$$

$$\Leftrightarrow V(\mu_0 - \bar{X})^2 \geq -2\sigma^2 \log k$$

$$\Leftrightarrow (\mu_0 - \bar{X})^2 \geq -\frac{2\sigma^2}{V} \log k = C$$

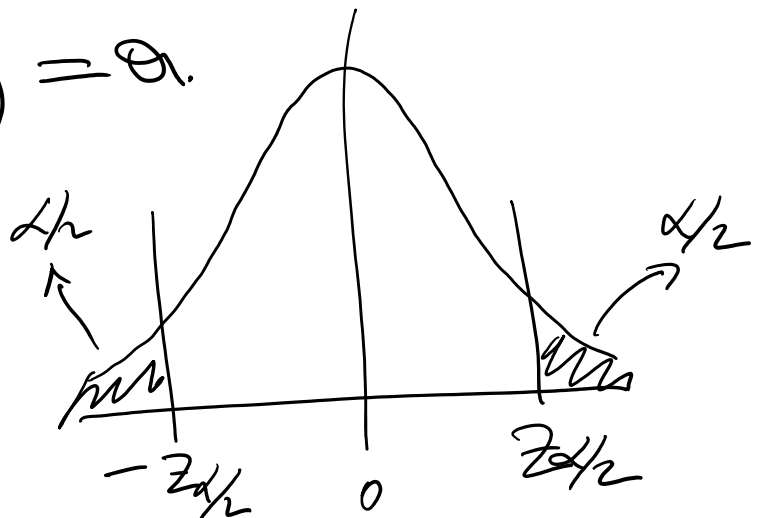
da  $|\bar{X} - \mu_0| \geq C^*$ , also:  $C^* = \sqrt{-\frac{2\sigma^2 \log k}{V}}$ .

Fix so  $C^*$  größer:

$$P(C|H_0) = \alpha \Leftrightarrow P(|\bar{X} - \mu_0| \geq C^* | H_0) = \alpha$$

$$\Leftrightarrow P\left(\frac{|\bar{X} - \mu_0|}{\sigma/\sqrt{n}} \geq \frac{C^*}{\sigma/\sqrt{n}}\right) = \alpha \Rightarrow$$

$$\Leftrightarrow P(|Z| \geq \frac{C^*}{\sigma/\sqrt{n}}) = \alpha.$$



Ergebnis, analog zum H0.  $\in \text{z.B.} \alpha$ .

$$\Leftrightarrow \left| \frac{\bar{X} - \mu_0}{\sigma/\sqrt{n}} \right| = |z| \geq z_{\alpha/2}$$

Apd:  $\frac{c}{\sigma/\sqrt{n}} = z_{\alpha/2} \Rightarrow c = z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$ .

oder  $|\bar{X} - \mu_0| \geq z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$ .

apd:  $\bar{X} - \mu_0 \geq z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \Rightarrow \bar{X} \geq \mu_0 + z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$

$\approx \bar{X} - \mu_0 \leq -z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \Rightarrow \bar{X} \leq \mu_0 - z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$

⊛  $\sigma^2$ -äquivalenz.

Ergebnis: H0:  $\mu = \mu_0$  gegen H1:  $\mu \neq \mu_0$ .

apd äquivalenz wenn  $\sigma$  bekannt

Ansatz:

$$L_0 = \sup_{\sigma \in (0, \infty)} L(\mu_0, \sigma^2) = L\left(\mu_0, \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu_0)^2\right).$$

$$L = \sup_{\mu, \sigma^2} L(\mu, \sigma^2) = L\left(\bar{X}, \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2\right).$$