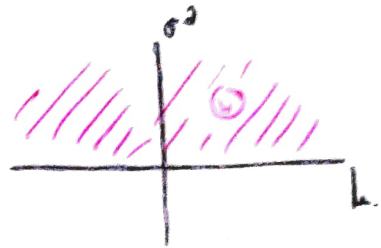


Τεστ Πληθούς Μεγίστων Πιθανοφανείων (ΤΠΜΠ)

Έστω ε.δ. X_1, \dots, X_n από $f(x; \theta)$, $\theta \in \Theta \subseteq \mathbb{R}^r$ ενδιαφέρει ο έλεγχος $H_0: \theta \in \Theta_0$ έναντι της $H_a: \theta \in \Theta_a$, $\Theta_0, \Theta_a \subseteq \Theta$.

Π.χ $X_1, \dots, X_n \sim N(\mu, \sigma^2)$, μ, σ^2 : άγνωστες.

$\Theta = \{(\mu, \sigma^2) : \mu \in \mathbb{R}, \sigma^2 > 0\}$

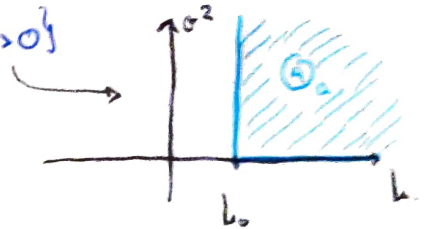
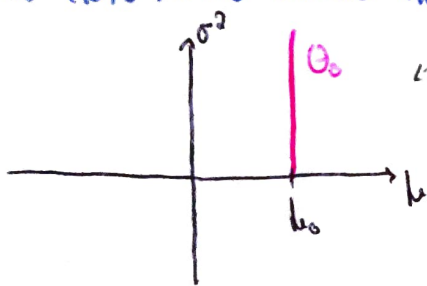


$H_0: \mu = \mu_0$ (ho γνωστό) έναντι $H_a: \mu > \mu_0$.



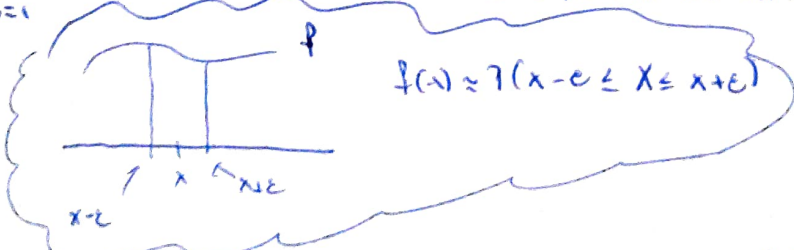
$H_0: (\mu, \sigma^2) \in \Theta_0$ έναντι $H_a: (\mu, \sigma^2) \in \Theta_a$, όπου $\Theta_0 = \{(\mu, \sigma^2) : \mu = \mu_0, \sigma^2 > 0\}$

$\Theta_a = \{(\mu, \sigma^2) : \mu > \mu_0, \sigma^2 > 0\}$



Θεωρούμε την πιθανοφάνεια $L(\theta) = \prod_{i=1}^n f_{X_i}(x_i; \theta)$. Λαμβάνοντας υπόψη ότι

$\prod_{i=1}^n f_{X_i}(x_i; \theta) \approx P_\theta(x_1 - \epsilon \leq X_1 \leq x_1 + \epsilon, \dots, x_n - \epsilon \leq X_n \leq x_n + \epsilon) \rightarrow$ η πιθανότητα πραγματοποίησης του ε.δ.



Θέμα 1:

Ορίστε τον λόγο:

$$\lambda = \frac{\sup_{\theta \in \Theta_0} L(\theta)}{\sup_{\theta \in \Theta} L(\theta)} = \frac{L(\hat{\theta}_0)}{L(\hat{\theta})}$$

$\hat{\theta}_0$ ο ΕΜΠ της θ , για $\theta \in \Theta_0$
 ή $\hat{\theta}_0$ ο ΕΜΠ της θ υπό την H_0
 (λαμβάνοντας υπόψη την H_0)
 $\hat{\theta}$ ο ΕΜΠ της θ , στο πλήρη παρατηρημένο χώρο Θ .

• Προσπαθήστε να εντάξετε το λ ως συνάρτηση μιας βασικής συνάρτησης με γνωστή μορφή όταν ισχύει η H_0

Βήμα 2: Μορφή κ-π: Άλλωθεν: Για ποιοι τιμές του λ απορ. η H_0 ?

Μικρές τιμές του λ συνήθως βε απορριψη της H_0 . Επομένως, η μορφή της κ-π είναι: $\lambda \leq k$, \forall βεβαιότα κ.

Βήμα 3: Υπολογισμός κ.σ. κ: Πάινει από την επίλυση $\alpha = P(\text{απορ. } H_0 | H_0 \text{ αληθ.}) = P(\lambda \leq k | H_0 \text{ αληθ.})$.

Παράδειγμα (1-επε ως εφαρμογή του ΓΠΜΠ)

Έστω σ.δ. X_1, \dots, X_n από $N(\mu, \sigma^2)$, μ, σ^2 άγνωστος. Να παραβιναίσει επε για τον έλεγχο της: $H_0: \mu = \mu_0$, μ_0 γνωστό, εναντι $H_1: \mu \neq \mu_0$.

(Δεν μπορού να εφαρμόσω Neyman-Pearson γιατί παρόλο που έχω από την προ-επε η διαμόρφωση είναι άγνωστη!)

Ξενιμάτε με τον λόγο:
$$\lambda = \frac{\sup_{\mu_0} L(\mu, \sigma^2)}{\sup_{\mu, \sigma^2} L(\mu, \sigma^2)} = \frac{\sup_{\mu = \mu_0, \sigma^2} L(\mu, \sigma^2)}{\sup_{\mu, \sigma^2} L(\mu, \sigma^2)} = \frac{\sup_{\sigma^2} L(\mu_0, \sigma^2)}{\sup_{\mu, \sigma^2} L(\mu, \sigma^2)}$$

$$= \frac{L(\mu_0, \hat{\sigma}_0^2)}{L(\hat{\mu}, \hat{\sigma}^2)}$$
 , όπου $\hat{\sigma}_0^2$ ο ΕΜΠ της σ^2 υπό την H_0 , δηλ. για $\mu = \mu_0$, ενώ $\hat{\mu}, \hat{\sigma}^2$ οι ΕΜΠ των μ, σ^2 .

όπου $L(\mu, \sigma^2) = \frac{1}{(\sigma\sqrt{2\pi})^n} e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}$

Ο ΕΜΠ της μ βρέθηκε να είναι $\hat{\mu} = \bar{x}$, ενώ, ο ΕΜΠ της σ^2 βρέθηκε να είναι από προηγ. βελ. $\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$

Άρα, $L(\hat{\mu}, \hat{\sigma}^2) = \frac{1}{(\hat{\sigma}\sqrt{2\pi})^n} \exp\left\{-\frac{1}{2\hat{\sigma}^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2\right\} = \frac{1}{(\hat{\sigma}\sqrt{2\pi})^n} \exp\left\{-\frac{n}{2\hat{\sigma}^2} s(x_i - \bar{x})^2\right\}$

$$\Rightarrow L(\hat{\mu}, \hat{\sigma}^2) = \frac{1}{(\hat{\sigma}\sqrt{2\pi})^n} e^{-n/a} \quad (1)$$

Εύρεση $\hat{\sigma}_0^2$: Παίρνουμε τις υπόψη εν μ_0 η $L(\mu_0, \sigma^2) = \frac{1}{(\sigma\sqrt{2\pi})^n} e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu_0)^2}$

Άρα, το $\hat{\sigma}_0^2$ θα προκύψει από μεγιστοποίηση της $L(\mu_0, \sigma^2)$

$$\frac{\partial}{\partial \sigma^2} \log L(\mu_0, \sigma^2) = 0 \Rightarrow \dots \Rightarrow \sigma^2 = \frac{1}{n} \sum (x_i - \mu_0)^2 \quad \text{Άρα } \boxed{\hat{\sigma}_0^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu_0)^2}$$

Επιμέτρηση $L(\mu_0, \hat{\sigma}_0^2) = \frac{1}{(\hat{\sigma}_0^2 \sqrt{2\pi})^n} e^{-\frac{1}{2\hat{\sigma}_0^2} \sum (x_i - \mu_0)^2} = \frac{1}{(\hat{\sigma}_0 \sqrt{2\pi})^n} e^{-\frac{n}{2\hat{\sigma}_0^2} \sum (x_i - \mu_0)^2}$

$$= \frac{1}{(\hat{\sigma}_0 \sqrt{2\pi})^n} e^{-n/\lambda}$$

Άρα $\boxed{L(\mu_0, \hat{\sigma}_0^2) = \frac{1}{(\hat{\sigma}_0 \sqrt{2\pi})^n} e^{-n/\lambda}} \quad (2)$

Από (1), (2) : $\lambda = \frac{\frac{1}{(\hat{\sigma}_0 \sqrt{2\pi})^n} e^{-n/\lambda}}{\frac{1}{(\hat{\sigma}_0 \sqrt{2\pi})^n} e^{-n/\lambda}} = \left(\frac{\hat{\sigma}_0}{\hat{\sigma}_0}\right)^n = \left(\frac{\hat{\sigma}_0^2}{\hat{\sigma}_0^2}\right)^{n/2} = \left(\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu_0)^2}\right)^{n/2}$

Άρα, $\lambda = \left(\frac{\sum (x_i - \bar{x})^2}{\sum (x_i - \mu_0)^2}\right)^{n/2}$

$$\begin{aligned} \sum (x_i - \mu_0)^2 &= \sum (x_i - \bar{x} + \bar{x} - \mu_0)^2 = \sum (x_i - \bar{x})^2 + 2 \sum (x_i - \bar{x})(\bar{x} - \mu_0) + \sum (\bar{x} - \mu_0)^2 = \\ &= \sum (x_i - \bar{x})^2 + 2(\bar{x} - \mu_0)(\sum x_i - n\bar{x}) + n(\bar{x} - \mu_0)^2 = \\ &= \sum (x_i - \bar{x})^2 + 2(\bar{x} - \mu_0)(n\bar{x} - n\bar{x}) + n(\bar{x} - \mu_0)^2 = \sum (x_i - \bar{x})^2 + n(\bar{x} - \mu_0)^2 \end{aligned}$$

Άρα: $\lambda = \left(\frac{\sum (x_i - \bar{x})^2}{\sum (x_i - \bar{x})^2 + n(\bar{x} - \mu_0)^2}\right)^{n/2} = \left(\frac{1}{1 + \frac{n(\bar{x} - \mu_0)^2}{\sum (x_i - \bar{x})^2}}\right)^{n/2} =$

$$= \left(\frac{1}{1 + \frac{n(\bar{x} - \mu_0)^2}{(n-1)S^2}}\right)^{n/2} = \left(\frac{1}{1 + \frac{1}{n-1} t^2}\right)^{n/2}, \text{ όπου } t^2 = \left(\frac{\bar{x} - \mu_0}{S/\sqrt{n}}\right)^2$$

Βήμα 2: $k \cdot \pi \quad \lambda \leq k \Rightarrow \left(\frac{\lambda}{\lambda + \frac{1}{n-1} t^2} \right)^{n/2} \leq k \Rightarrow \frac{\lambda}{\lambda + \frac{1}{n-1} t^2} \leq k^{2/n} \Rightarrow$
 $\Rightarrow \lambda + \frac{1}{n-1} t^2 \geq k^{2/n} \Rightarrow \frac{1}{n-1} t^2 \geq k^{2/n} - \lambda \Rightarrow t^2 \geq (n-1) (k^{2/n} - \lambda)$
 $\Rightarrow |t| \geq \left((n-1) (k^{2/n} - \lambda) \right)^{1/2} = k' \quad \underline{\text{Άρα } k \cdot \pi: |t| \geq k'}$

Βήμα 3: ώρεον cov in σ. k' : Πάσσα: απο: $\alpha = P(\text{Απορ } H_0 | H_0 \text{ αληθ.}) =$
 $= P(|t| \geq k' | \bar{x} \sim N(\mu_0, \sigma^2/n) \text{ ή } t = \frac{\bar{x} - \mu_0}{s/\sqrt{n}} \sim t_{n-1}) = P(|t_{n-1}| \geq k') =$
 $= P(t_{n-1} \geq k') = P(t_{n-1} \geq k' \text{ ή } t_{n-1} \leq -k') = 2P(t_{n-1} \geq k') \Rightarrow$
 $\Rightarrow P(t_{n-1} \geq k') = \frac{\alpha}{2} \Rightarrow \boxed{k' = t_{n-1, \alpha/2}}$

Για τον έλεγχο αυτών η 2στ είναι: $t = \frac{\bar{x} - \mu_0}{s/\sqrt{n}}$ με παρανομία t_{n-1} , υπό την H_0 και $n \cdot \pi$ κερδίας α , $|t| \geq t_{n-1, \alpha/2}$.

