

Έλεγχος Στατιστικών Υποθέσεων

- Πώς αποφασίζω αν ένα νόμισμα είναι δίκαιο;
- Υπόθεση που εκδικάζεται (Μηδενική Υπόθεση):
 - Το νόμισμα είναι δίκαιο
- Αντίπαλη Υπόθεση (Εναλλακτική Υπόθεση)
 1. Το νόμισμα δεν είναι δίκαιο.
 2. Το νόμισμα έχει πιο πολλά γράμματα.
 3. Το νόμισμα έχει πιο πολλές κορώνες.

Για να ελέγξω κατά πόσο το νόμισμα είναι δίκαιο, ρίχνω το νόμισμα n φορές.

$$X_i = \begin{cases} 1, & \Gamma \\ 0, & \text{Κ} \end{cases}$$

$$P(\Gamma) = P(X_i = 1) = p, \quad p \in [0,1]$$

$$H_0: p = \frac{1}{2}$$

$$H_1: p \neq \frac{1}{2}$$

Οι υποθέσεις διαμερίζουν τον παραμετρικό χώρο σε δύο σύνολα.

Η από κοινού των X_1, \dots, X_n είναι:

$$\prod_{i=1}^n P(X_i = x_i) = \prod_{i=1}^n p^{x_i} (1-p)^{1-x_i} = p^{\sum_{i=1}^n x_i} (1-p)^{n-\sum_{i=1}^n x_i} = \begin{cases} (\frac{1}{2})^n & : H_0 \\ p^{\sum_{i=1}^n x_i} (1-p)^{n-\sum_{i=1}^n x_i} & : H_1 \end{cases}$$

Παράδειγμα

Έστω, $n=6$,

$$H_0: p = \frac{1}{2}$$

$$H_1: p \neq \frac{1}{2}$$

Η πληροφορία για την p είναι στην $T = \sum_{i=1}^n X_i$, λόγω επάρκειας,

$$H_0: T \sim \text{Bin}(6, \frac{1}{2})$$

$$H_1: T \sim \text{Bin}(6, \frac{3}{4})$$

$$P(T = t | H_0) = \binom{6}{t} \left(\frac{1}{2}\right)^t \left(\frac{1}{2}\right)^{6-t}$$

$$P(T = t | H_1) = \binom{6}{t} \left(\frac{3}{4}\right)^t \left(\frac{1}{4}\right)^{6-t}$$

T	$p = \frac{1}{2}$	$p = \frac{3}{4}$
0	0,0156	0,0002
1	0,0938	0,0044
2	0,2344	0,0330
3	0,3125	0,1318
4	0,2344	0,2966
5	0,0938	0,3560
6	0,0156	0,1780

} πιο πιθανό
το νόμισμα
να είναι
δίκαιο

Όταν το $T=0,1,2,3 \Rightarrow H_0$

Όταν το $T=4,5,6 \Rightarrow H_1$

περιοχή
απόρριψης της H_0
ή κρίσιμη περιοχή

Πιθανότητες Λάθους

Σφάλμα Τύπου I = $P(\text{απορρίπτω την } H_0 | H_0 \text{ αληθής})$

$$= P(T=4, 5, 6 | p=\frac{1}{2}) = 0.2344+0.0938+0.0156 = 0.348$$

Σφάλμα Τύπου II = $P(\text{απορρίπτω την } H_1 | H_1 \text{ αληθής})$

$$= P(T=0, 1, 2, 3 | p=\frac{3}{4}) = 0.1694$$

X_1, \dots, X_n τ.δ $\sim f(x, \theta)$

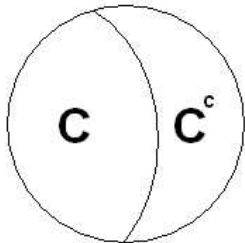
Μηδενική Υπόθεση

$$H_0 : \theta = \theta_0$$

Εναλλακτική Υπόθεση

$$H_1 : \theta = \theta_1 \quad (\theta \neq \theta_0) \quad \underline{\text{απλή}} \text{ υπόθεση}$$

$$\theta \neq \theta_0 \quad \underline{\text{σύνθετη}} \text{ υπόθεση}$$



C: κρίσιμη περιοχή

$$\tilde{X} = (X_1, \dots, X_n) \in C \Rightarrow \text{απορρίπτω την } H_0$$

$$\tilde{X} = (X_1, \dots, X_n) \notin C \Rightarrow \text{δεν απορρίπτω την } H_0$$

Ελεγκοσυνάρτηση

$$\phi(X_1, \dots, X_n) = \begin{cases} 1 & , (X_1, \dots, X_n) \in C \\ 0 & , \text{αλλιως} \end{cases}$$

		ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΟΣ		
		H_0/H_1	H_0	H_1
ΠΡΑΓΜΑΤΙΚΟΤΗΤΑ	H_0		✓	Σφάλμα τύπου I
	H_1		Σφάλμα τύπου II	✓

→ $\alpha = P(\tilde{X} \in C | H_0 \text{ αληθής})$

↓
 $\beta = P(\tilde{X} \in C^c | H_1 \text{ αληθής})$

$\gamma = 1 - \beta = P(\tilde{X} \in C | H_1 \text{ αληθής}) =$ ισχύς της ελεγκοσυνάρτησης.

Απλή προς Απλή: Αναζητούμε ισχυρότατη ελεγκοσυνάρτηση δηλαδή εκείνη τη συνάρτηση που έχει τη μεγαλύτερη ισχύ ανάμεσα σε όλες που έχουν επίπεδο σημαντικότητας α .

Απλή προς Σύνθετη: Αναζητούμε την ομοιομόρφως ισχυρότατη ελεγκοσυνάρτηση.

Λήμμα Neyman – Pearson:

(απλή προς απλή υπόθεση)

$H_0 : \theta = \theta_0$ προς

$H_1 : \theta = \theta_1$

Όταν ισχύει η H_0 , $L_0 = \prod_{i=1}^n f(x_i, \theta_0)$

Όταν ισχύει η H_1 , $L_1 = \prod_{i=1}^n f(x_i, \theta_1)$

Αν υπάρχει κρίσιμη περιοχή C , επιπέδου σημαντικότητας α και σταθερά k ,

$\frac{L_0}{L_1} \leq k$ όταν $\tilde{x} \in C$ εξαρτάται από το επαρκές στατιστικό

$\frac{L_0}{L_1} > k$ όταν $\tilde{x} \notin C$,

τότε η C είναι η πλέον ισχυρή περιοχή απόρριψης της H_0

$$\phi(\tilde{x}) = \begin{cases} 1 & , \quad L_0/L_1 \leq k \\ 0 & , \quad L_0/L_1 > k \end{cases}$$

Απόδειξη:

Έστω D οποιαδήποτε άλλη κρίσιμη περιοχή επιπέδου σημαντικότητας α .

Θα δείξουμε ότι η ισχύς της περιοχής C,

ισχύς (C) \geq ισχύς (D).

$$\begin{aligned} \text{ισχύς (C)} = \gamma(C) &= 1 - P(\tilde{x} \notin C | H_1) \\ &= P(\tilde{x} \in C | H_1) \\ &= \int_C \dots \int L_1 dx_1 \dots dx_n \end{aligned}$$

Θέλω να δείξω ότι

$$\gamma(C) \geq \gamma(D)$$

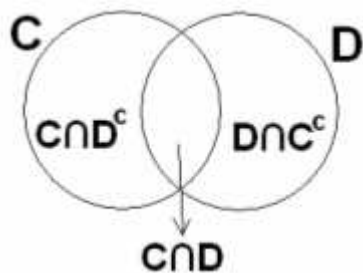
$$\Leftrightarrow \int_C \dots \int L_1 dx_1 \dots dx_n \geq \int_D \dots \int L_1 dx_1 \dots dx_n$$

$$\text{επίπεδο σημαντικότητας} = \alpha = \alpha(C) = P(\tilde{x} \in C | H_0)$$

$$= \int_C \dots \int L_0 dx_1 \dots dx_n = \int_D \dots \int L_0 dx_1 \dots dx_n \quad (*)$$



επειδή τα δύο επίπεδα σημαντικότητας είναι τα ίδια



$$\int_C \dots \int L_0 = \int_{C \cap D^c} \dots \int L_0 + \int_{C \cap D} \dots \int L_0$$

$$C = (C \cap D^c) \cup (C \cap D)$$

$$\int_D \dots \int L_0 = \int_{D \cap C^c} \dots \int L_0 + \int_{C \cap D} \dots \int L_0$$

$$D = (D \cap C^c) \cup (C \cap D)$$

Λόγω της (*)

$$\int_{C \cap D^c} \dots \int L_0 = \int_{D \cap C^c} \dots \int L_0 \quad (**)$$

Παρατηρώ ότι,

$$\frac{L_0}{L_1} \leq k, \quad x \in C \Rightarrow L_1 \geq \frac{L_0}{k}, \quad x \in C$$

$$\text{Θεωρώ } \int_{C \cap D^c} L_1 \geq \int_{C \cap D^c} \frac{L_0}{k} \stackrel{(**)}{=} \int_{D \cap C^c} \frac{L_0}{k} > \int_{D \cap C^c} L_1$$

Αν προσθέσω $\int_{D \cap C} L_1$ και στα δύο μέρη της ανισότητας, τότε το ζητούμενο αποδεικνύεται.

$$\gamma(C) \geq \gamma(D) \Leftrightarrow \int_C L_1 \geq \int_D L_1$$

Παράδειγμα:

$$X_1, \dots, X_n \sim N(\mu, \sigma^2)$$

σ^2 γνωστό

α επίπεδο σημαντικότητας

$$H_0: \mu = \mu_0$$

$$H_1: \mu = \mu_1 \quad (\mu_1 > \mu_0)$$

$$\text{Όταν ισχύει η } H_0, \quad L_0 = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(X_i - \mu_0)^2} = \left(\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \right)^n e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (X_i - \mu_0)^2}$$

$$\text{Όταν ισχύει η } H_1, \quad L_1 = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(X_i - \mu_1)^2} = \left(\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \right)^n e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (X_i - \mu_1)^2}$$

$$\text{Απορρίπτω την } H_0 \text{ αν } \frac{L_0}{L_1} \leq k$$

$$\Rightarrow e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \left\{ \sum_{i=1}^n (X_i - \mu_0)^2 - \sum_{i=1}^n (X_i - \mu_1)^2 \right\}} \leq k$$

$$\Rightarrow \sum_{i=1}^n (X_i - \mu_1)^2 - \sum_{i=1}^n (X_i - \mu_0)^2 \leq 2\sigma^2 \log k$$

$$\Rightarrow \sum_{i=1}^n X_i - 2\mu_1 \sum_{i=1}^n X_i + n\mu_1^2 - \sum_{i=1}^n X_i^2 + 2\mu_0 \sum_{i=1}^n X_i - n\mu_0^2 \leq 2\sigma^2 \log k$$

$$\Rightarrow 2(\mu_0 - \mu_1) \sum_{i=1}^n X_i + n(\mu_1^2 - \mu_0^2) \leq 2\sigma^2 \log k$$

$$\Rightarrow 2(\mu_0 - \mu_1) \sum_{i=1}^n X_i \leq 2\sigma^2 \log k - n(\mu_1^2 - \mu_0^2)$$

$$\Rightarrow \bar{X} \geq c$$

$$\alpha = P(\text{απορρίπτω την } H_0 / H_0 \text{ αληθής}) = P\left(\bar{X} \geq c / X_1, \dots, X_n \square N(\mu_0, \sigma^2)\right) =$$

$$= P\left(\frac{\bar{X} - \mu_0}{\sigma/\sqrt{n}} \geq \frac{c - \mu_0}{\sigma/\sqrt{n}}\right), \quad \text{όπου } c = \mu_0 + z_\alpha \frac{\sigma}{\sqrt{n}}.$$

Σφάλμα τύπου II: $P(\text{μη απόρριψης της } H_0 / H_1 \text{ αληθής}) =$

$$= P\left(\bar{X} < \mu_0 + z_\alpha \frac{\sigma}{\sqrt{n}} / X_1, \dots, X_n \square N(\mu_1, \sigma^2)\right)$$

$$= P\left(\frac{\bar{X} - \mu_1}{\sigma/\sqrt{n}} < \frac{\mu_0 - \mu_1}{\sigma/\sqrt{n}} + z_\alpha\right)$$

$$= \Phi\left(\frac{\mu_0 - \mu_1}{\sigma/\sqrt{n}} + z_\alpha\right)$$

$$\text{Ισχύς του ελέγχου} = 1 - \Phi\left(\frac{\mu_0 - \mu_1}{\sigma/\sqrt{n}} + z_\alpha\right) = \begin{cases} 1 - \Phi(z_\alpha) = \alpha, & \mu_0 \approx \mu_1 \\ 1 - \Phi(-\infty) = 1, & \mu_0 \ll \mu_1 \end{cases}$$

Παράδειγμα:

$$X_1, \dots, X_n \square N(\mu, \sigma^2),$$

σ^2 γνωστό,

α επίπεδο σημαντικότητας

$$H_0 : \mu = \mu_0$$

$$H_1 : \mu > \mu_0$$

Αντί να θεωρήσω αυτόν τον έλεγχο, θεωρώ τον προηγούμενο:

$$H_0 : \mu = \mu_0$$

$$H_1 : \mu = \mu_1 \quad (\mu_1 > \mu_0)$$

$$\text{Απορρίπτουμε αν } \bar{X} \geq \mu_0 + z_\alpha \frac{\sigma}{\sqrt{n}}.$$

Με τον Neyman-Pearson αν μια συνθήκη τη θεωρήσω ως απλή και παρατηρήσω ότι η κρίσιμη περιοχή δεν εξαρτάται από την εναλλακτική, τότε έχω ομοιομόρφως ισχυρότατο έλεγχο.

$$H_0 : \mu = \mu_0$$

$$H_1 : \mu < \mu_0$$

$$\text{Κρίσιμη περιοχή: } \bar{X} \leq \mu_0 - z_\alpha \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$$

$$H_0 : \mu = \mu_0$$

$$H_1 : \mu \neq \mu_0$$

$$\text{Κρίσιμη περιοχή: } \bar{X} \leq \mu_0 - z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \quad \text{ή} \quad \bar{X} \geq \mu_0 + z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}.$$

Παράδειγμα:

$$X \sim E(\theta)$$

$$f(x, \theta) = \theta e^{-\theta x}, \quad x > 0$$

$$H_0 : \theta = \theta_0 \quad \text{προς}$$

$$H_1 : \theta = \theta_1 \quad (\theta_1 > \theta_0)$$

α επίπεδο σημαντικότητας

Από το θεώρημα Neyman-Pearson,

$$\frac{L_0}{L_1} \leq k$$

$$\Leftrightarrow \frac{\theta_0 e^{-\theta_0 x}}{\theta_1 e^{-\theta_1 x}} \leq k \Leftrightarrow \frac{\theta_0}{\theta_1} e^{-(\theta_0 - \theta_1)x} \leq k \Leftrightarrow -(\theta_0 - \theta_1)x \leq \log\left(\frac{\theta_1}{\theta_0} k\right) \Rightarrow x \leq k^*, \quad \text{όπου}$$

$$k^* = \frac{1}{\theta_0 - \theta_1} \log\left(\frac{\theta_1}{\theta_0} k\right).$$

Για να υπολογίσω την k^* ,

$$\alpha = P(\text{απορρίπτω την } H_0 \mid H_0 \text{ αληθής}) = P(x \leq k^* \mid \theta = \theta_0) = 1 - e^{-\theta_0 k^*}$$

$$\text{Λύνοντας ως προς } k^*, \quad k^* = -\frac{1}{\theta_0} \log(1 - \alpha).$$

Αρα ο ισχυρότατος έλεγχος επιπέδου σημαντικότητας α για τον παρακάτω έλεγχο

$$\text{δίνεται από το } x \leq -\frac{1}{\theta_0} \log(1 - \alpha).$$

Επειδή η κρίσιμη περιοχή δεν εξαρτάται από το θ_1 , η παραπάνω ελεγχοσυνάρτηση είναι ομοιομώρφος ισχυρότατος έλεγχος για $H_0 : \theta = \theta_0$ προς $H_1 : \theta = \theta_1$.

ισχύς = P(απορρίπτω την H_0 | H_1 αληθής)

$$= P\left(x \leq -\frac{1}{\theta_0} \log(1-\alpha) / \theta = \theta_1\right)$$

$$= 1 - e^{-\frac{1}{\theta_0} \log(1-\alpha) \theta_1}, \quad \theta_1 > \theta_0$$

η ισχύς είναι συνάρτηση μιάς παραμέτρου.

Παράδειγμα:

$X_1, \dots, X_n \square Bernoulli(p)$

$$H_0: p = \frac{2}{10} \quad \text{προς}$$

$$H_1: p = \frac{4}{10}$$

α επίπεδο σημαντικότητας

Από το λήμμα Neyman-Pearson,

$$\frac{L_0}{L_1} \leq k$$

$$\Leftrightarrow \frac{\prod_{i=1}^n \left(\frac{2}{10}\right)^{x_i} \left(\frac{8}{10}\right)^{1-x_i}}{\prod_{i=1}^n \left(\frac{4}{10}\right)^{x_i} \left(\frac{6}{10}\right)^{1-x_i}} \leq k \Rightarrow \frac{\left(\frac{2}{10}\right)^{\sum_{i=1}^n x_i} \left(\frac{8}{10}\right)^{n-\sum_{i=1}^n x_i}}{\left(\frac{4}{10}\right)^{\sum_{i=1}^n x_i} \left(\frac{6}{10}\right)^{n-\sum_{i=1}^n x_i}} \leq k$$

$$\Rightarrow \left(\frac{4}{3}\right)^n \left(\frac{3}{8}\right)^T \leq k \Rightarrow \left(\frac{3}{8}\right)^T \leq k \left(\frac{3}{4}\right)^n \Rightarrow T \log\left(\frac{3}{8}\right) \leq \log\left(k \left(\frac{3}{4}\right)^n\right) \Rightarrow T \geq \frac{\log\left(k \left(\frac{3}{4}\right)^n\right)}{\log\left(\frac{3}{8}\right)} = k^*$$

αφού $\log\left(\frac{3}{8}\right) < 0$.

$$a = P(T \geq k^* | H_0) = P\left(T \geq k^* \mid p = \frac{2}{10}\right)$$

$$T \square Bin\left(n, \frac{2}{10}\right)$$

$$a = 0.05, \quad n = 10,$$

$$k^* = 4, \quad P(T \geq 4) = P(T > 4) + P(T = 4) = 0.0328 + 0.0881 = 0.1209$$

$$k^* = 5, \quad P(T \geq 5) = P(T > 4) = 0.0328$$

$$0.0328 + \delta(0.0881) = 0.05 \Rightarrow \delta = 0.195$$

Ορίζω $z = \begin{cases} 1, & \text{με πιθανότητα } \delta \\ 0, & \text{αλλιως} \end{cases}$

Ονομάζεται τυχαίοποιημένος έλεγχος και εφαρμόζεται συνήθως για διακριτές κατανομές, στις οποίες δεν μπορούμε να υπολογίσουμε ακριβώς το επίπεδο σημαντικότητας.

Ελεγχουσυνάρτηση:

$$\phi(x) = \begin{cases} 1, & T > 4 \\ \delta, & T = 4 \\ 0, & \text{αλλιως} \end{cases}$$

$$E(\phi(x)) = \alpha.$$

Θεώρημα:

Για την εκθετική οικογένεια κατανομών,

$$H_0 : \theta \leq \theta_0$$

$$H_1 : \theta > \theta_0$$

ή

$$H_0 : \theta > \theta_0$$

$$H_1 : \theta \leq \theta_0$$

τότε υπάρχουν ομοιομόρφως ισχυρότατοι ελέγχοι.

Μονότονο Πηλίκo Πιθανοφάνειας

$$X_1, \dots, X_n \square f(x, \theta)$$

T μια στατιστική συνάρτηση.

Λέμε ότι η οικογένεια κατανομών $f(x, \theta)$

έχει την ιδιότητα του μονότονου πηλίκου πιθανοφάνειας ως προς την T, αν και μονον αν

για $\theta_1 < \theta_2$, $\frac{L(\underline{x}/\theta_2)}{L(\underline{x}/\theta_1)}$ είναι αύξουσα συνάρτηση του T.

Παράδειγμα:

$X_1, \dots, X_n \square Bernoulli(p)$

$T = \sum_{i=1}^n X_i$, είναι επαρκής για το p .

Έστω $\rho_1 < \rho_2$,

$$\frac{L(\rho_2 | \underline{x})}{L(\rho_1 | \underline{x})} = \frac{\prod_{i=1}^n \rho_2^{x_i} (1-\rho_2)^{1-x_i}}{\prod_{i=1}^n \rho_1^{x_i} (1-\rho_1)^{1-x_i}} = \frac{\rho_2^T (1-\rho_2)^{n-T}}{\rho_1^T (1-\rho_1)^{n-T}} = \left(\frac{(1-\rho_1)\rho_2}{(1-\rho_2)\rho_1} \right)^T \left(\frac{1-\rho_2}{1-\rho_1} \right)^n,$$

$$\rho_1 < \rho_2 \Rightarrow \frac{\rho_1}{\rho_2} < 1 \Rightarrow \frac{1-\rho_1}{1-\rho_2} > 1 \Rightarrow \frac{(1-\rho_1)\rho_2}{(1-\rho_2)\rho_1} > 1$$

και άρα η οικογένεια $Bernoulli(p)$ έχει την ιδιότητα του μονότονου πηλίκου πιθανοφάνειας.

Θεώρημα:

$X_1, \dots, X_n \tau.\delta \square f(\chi, \theta)$

Αν $H_0: \theta = \theta_0$ προς

$$H_1: \theta > \theta_0$$

Έστω ότι η f έχει την ιδιότητα του μονότονου πηλίκου πιθανοφάνειας ως προς T .

Τότε η περιοχή $T > c$, επιπέδου σημαντικότητας α , δίνει ομοιομόρφως ισχυρότατο έλεγχο.

Η σταθερά c δίνεται απο την $\alpha = P(T \leq c | \theta = \theta_0)$.

Αν $H_0: \theta = \theta_0$ ($\theta \geq \theta_0$)

$$H_1: \theta < \theta_0$$

$$\Rightarrow T \leq c$$

και $a = P(T \leq c | \theta = \theta_0)$

Αν $H_0: \theta = \theta_0$

$$H_1: \theta \neq \theta_0$$

Δεν υπάρχει ομοιομόρφως ισχυρότατος έλεγχος.

Απόδειξη:

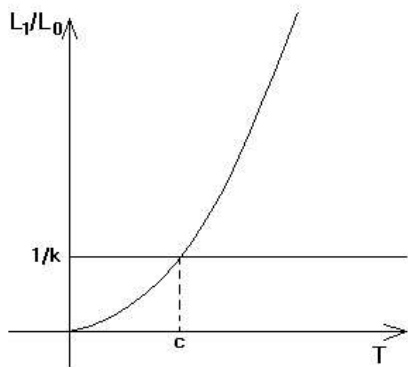
Έστω, $H_0: \theta = \theta_0$ προς

$$H_1: \theta = \theta_1 \quad (\theta_1 > \theta_0)$$

Για απλοποίηση ελέγχω απλή προς απλή.

Απορρίπτω, αν

$$\frac{L(\theta_0)}{L(\theta_1)} = \frac{L_0}{L_1} \leq \kappa \Leftrightarrow \frac{L_1}{L_0} \geq \frac{1}{\kappa} \Rightarrow T \geq c$$



$\alpha = P(T \geq c | \theta = \theta_0)$ το οποίο είναι ανεξάρτητο του θ_1

Η κρίσιμη περιοχή δίνεται για $T \geq c$ και δίνει ομοιομόρφως ισχυρότατο έλεγχο.

Παράδειγμα:

$$X_1, \dots, X_n \sim P_0(\lambda)$$

$$H_0 : \lambda \geq 1$$

$$H_1 : \lambda < 1$$

θεωρώ:

$$\lambda_1 < \lambda_2, \quad T = \sum_{i=1}^n x_i$$

$$\frac{L(\lambda_2)}{L(\lambda_1)} = \frac{\prod_{i=1}^n \frac{e^{-\lambda_2} \lambda_2^{x_i}}{x_i!}}{\prod_{i=1}^n \frac{e^{-\lambda_1} \lambda_1^{x_i}}{x_i!}} = e^{n(\lambda_1 - \lambda_2)} \left(\frac{\lambda_2}{\lambda_1} \right)^{\sum_{i=1}^n x_i} .$$

Παρατηρούμε ότι η $\frac{L(\lambda_2)}{L(\lambda_1)}$, είναι αύξουσα ως

προς $\sum_{i=1}^n x_i$. Άρα απορρίπτω αν $\sum_{i=1}^n x_i < c$.

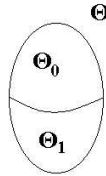
$$a = P\left(\sum_{i=1}^n x_i < c | \lambda = 1\right).$$

Μέθοδος Ελεγχουσυνάρτηση Πηλίκου Πιθανοφάνειας.

$X_1, \dots, X_n \square f(x, \theta)$ τυχαίο δείγμα.

$H_0: \theta \in \Theta_0$ προς

$H_1: \theta \in \Theta_1$



$$L(\theta | \underline{x}) = \prod_{i=1}^n f(x_i, \theta).$$

Πηλίκo πιθανοφάνειας: $\lambda = \frac{\sup_{\theta \in \Theta_0} L(\underline{x} | \theta)}{\sup_{\theta \in \Theta} L(\underline{x} | \theta)}$

Μικρές τιμές του $\lambda \Rightarrow$ απορρίπτουμε την H_0 .

Κρίσιμη περιοχή: $\lambda \leq c$.

$$\alpha = P(\lambda \leq c | H_0 \text{ αληθής})$$

Θεώρημα Wald:

Έστω r περιορισμοί που θέτει η H_0 .

$$\text{Τότε } -2 \log \lambda \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{D} \chi_r^2.$$

Παρατήρηση:

Αν $H_0: \theta = \theta_0$ προς

$H_1: \theta \neq \theta_0$, έχουμε ένα περιορισμό.

Μεθοδολογία:

1. Βρίσκουμε εκτιμητήρια μέγιστης πιθανοφάνειας $\hat{\theta}$ του θ .
2. Βρίσκουμε εκτιμητήρια μέγιστης πιθανοφάνειας $\hat{\theta}$ του θ δεδομένου ότι ισχύει η H_0 .

3. Υπολογίζουμε, $\lambda = \frac{L(\hat{\theta} | \underline{x})}{L(\hat{\theta} | \underline{x})}$.

4. Αναζητούμε T τέτοια ώστε λ συνάρτηση του T .

Παράδειγμα:

$$X_1, \dots, X_n \sim N(\mu, \sigma^2),$$

σ^2 γνωστό, α επίπεδο σημαντικότητας

$$H_0 : \mu = \mu_0$$

$$H_1 : \mu \neq \mu_0$$

$$L(\mu | \underline{x}) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(x_i - \mu)^2} = \left(\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \right)^n e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}$$

$$H_0 : \hat{\mu} = \text{E.M.Π. όταν ισχύει η } H_0, \hat{\mu} = \mu_0$$

$$H_1 : \hat{\mu} = \bar{X}$$

$$\lambda = \frac{\sup_{\mu=\mu_0} L(\mu | \underline{x})}{\sup_{\mu \in R} L(\mu | \underline{x})} = \frac{\left(\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \right)^n e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu_0)^2}}{\left(\frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \right)^n e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2}} = e^{-\frac{1}{2\sigma^2} \left[\sum_{i=1}^n (x_i - \mu_0)^2 - \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2 \right]}$$

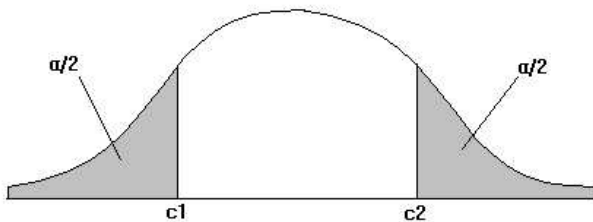
$$\sum_{i=1}^n (x_i - \mu_0)^2 - \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2 =$$

$$= \sum_{i=1}^n x_i^2 - 2\mu_0 \sum_{i=1}^n x_i + n\mu_0^2 - \sum_{i=1}^n x_i^2 + 2\bar{X} \sum_{i=1}^n x_i - n\bar{X}^2 = -2n\mu_0\bar{X} + n\mu_0^2 + 2n\bar{X}^2 - n\bar{X}^2 = n(\bar{X} - \mu_0)^2$$

$$\lambda = e^{-\frac{1}{2\sigma^2} n(\bar{X} - \mu_0)^2} = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{\bar{X} - \mu_0}{\sigma/\sqrt{n}} \right)^2} = e^{-\frac{1}{2} z^2}$$

$$\text{Απορρίπτουμε όταν } \lambda \leq c \Leftrightarrow e^{-\frac{1}{2} z^2} \leq c \Rightarrow z^2 \geq c^* \Rightarrow z \leq c_1 \quad \text{ή} \quad z \geq c_2$$

$$\Rightarrow -2 \log \lambda = z^2 \sim \chi_1^2$$



Παράδειγμα:

$X_1, \dots, X_n \sim N(\mu, \sigma^2)$, σ^2 άγνωστο, α επίπεδο σημαντικότητας

$$H_0 : \mu = \mu_0$$

$$H_1 : \mu \neq \mu_0$$

Όταν ισχύει η H_0 ,

$$\hat{\mu} = \mu_0$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \mu_0)^2$$

Γενικά για όλο τον παραμετρικό χώρο:

$$\hat{\mu} = \bar{X}$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$$

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

$$\frac{\hat{\sigma}^2}{\hat{\hat{\sigma}}^2} = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{\sum_{i=1}^n (X_i - \mu_0)^2} =$$

$$= \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{\sum_{i=1}^n (X_i - \mu_0 + \bar{X} - \bar{X})^2} =$$

$$= \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 + 2(\bar{X} - \mu_0) \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}) + n(\bar{X} - \mu_0)^2} =$$

$$= \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 + n(\bar{X} - \mu_0)^2} = \frac{1}{1 + \frac{n(\bar{X} - \mu_0)^2}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}} = \frac{1}{1 + \frac{t^2}{n-1}}$$
$$(n-1) \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{(n-1)}$$

Θέτω,

$$t = \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu_0)}{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{n-1}}} = \frac{\bar{X} - \mu_0}{s/\sqrt{n}}$$

$$\text{Άρα } \lambda = \left(\frac{1}{1 + \frac{t^2}{n-1}} \right)^{n/2} \leq k \Rightarrow t^2 \geq c \Leftrightarrow t \geq c_1 \quad \text{ή} \quad t \leq -c_1.$$

Απορρίπτω αν $t \leq -t_{n-1, \alpha/2}$ ή $t \geq t_{n-1, \alpha/2}$ (Gosset 1904)

Εφαρμογή:

$$H_0 : \mu = 5,2$$

$$H_1 : \mu > 5,2$$

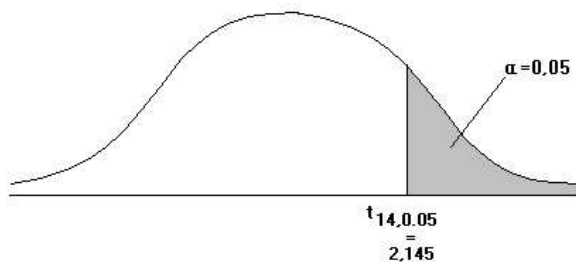
$$n = 15$$

$$\bar{X} = 5,4$$

$$\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 = 2,5$$

$$\alpha = 0,05$$

$$t = \frac{\bar{X} - \mu_0}{s/\sqrt{n}} = \frac{5,4 - 5,2}{\sqrt{\frac{2,5}{14/15}}} = 1,833$$



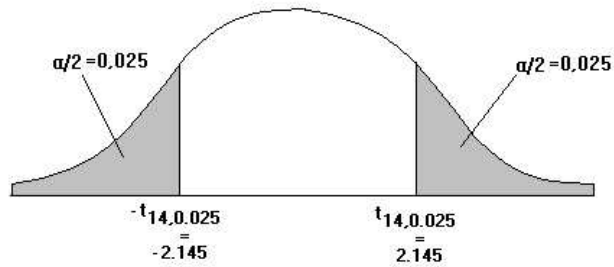
Άρα απορρίπτω την H_0 (γιατί $1,833 > 1,761$).

Εφαρμογή:

$$H_0 : \mu = 5,2$$

$$H_1 : \mu \neq 5,2$$

$$t = 1,833$$



Δεν απορρίπτω την H_0 (γιατί $1,833 < 2,145$).

Μονόπλευρος Έλεγχος

$P(t_{14} \geq 1,833) = 0.044 < 0.05$ γι' αυτό απορρίπτω την H_0 στην εφαρμογή 1 και αφού απορρίπτω με 4,4% επίπεδο σημαντικότητας, απορρίπτω και με 5%.

$p\text{-value} = 0.044$, είναι το ελάχιστο επίπεδο σημαντικότητας για το οποίο απορρίπτω την μηδενική υπόθεση.

Δίπλευρος Έλεγχος

$$P(|t_{14}| \geq 1,833) = P(t_{14} \leq -1,833) + P(t_{14} \geq 1,833) = 0.044 + 0.044 = 0.088 = p\text{-value}$$

το ελάχιστο επίπεδο σημαντικότητας για το οποίο θα απορρίψω την μηδενική υπόθεση είναι 8,8% , άρα για 5% δεν απορρίπτω.

Ένας έλεγχος ονομάζεται στατιστικά σημαντικός αν $p\text{-value} < 0.05$ ή 0.01

Με επίπεδο σημαντικότητας α , αν

$p\text{-value} < \alpha \Rightarrow$ απορρίπτω την H_0

$p\text{-value} > \alpha \Rightarrow$ δεν απορρίπτω την H_0

Παράδειγμα:

$$X_1, \dots, X_n \quad \tau.δ. \square N(\mu, \sigma^2),$$

μ άγνωστο,

α επίπεδο σημαντικότητας

$$H_0 : \sigma^2 = \sigma_0^2$$

$$H_1 : \sigma^2 = \sigma_1^2$$

Όταν ισχύει η H_0 ,

$$\hat{\mu} = \bar{X}$$

$$\hat{\sigma}^2 = \sigma_0^2$$

Για όλο τον παραμετρικό χώρο,

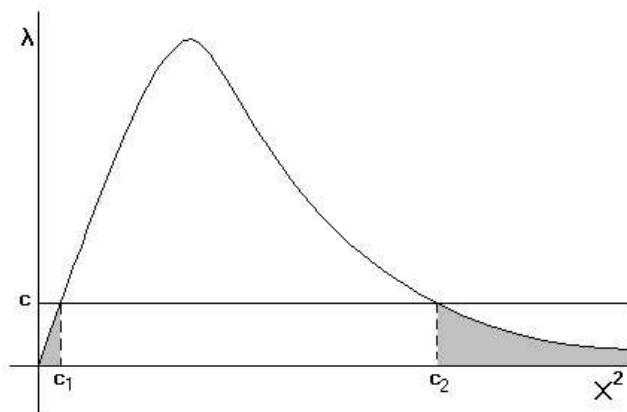
$$\hat{\mu} = \bar{X}$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$$

$$\lambda = \frac{\left(\frac{1}{\sigma_0 \sqrt{2\pi}} \right)^n e^{-\frac{1}{2\sigma_0^2} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}}{\left(\frac{1}{\hat{\sigma} \sqrt{2\pi}} \right)^n e^{-\frac{1}{2\hat{\sigma}^2} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}} = \left(\frac{\hat{\sigma}^2}{\sigma_0^2} \right)^{n/2} \frac{e^{-\frac{1}{2\sigma_0^2} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}}{e^{-n/2}} = \left(\frac{1}{n} X^2 \right)^{n/2} e^{-\frac{1}{2} X^2} e^{n/2}$$

όπου,

$$X^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{\sigma_0^2} = \frac{(n-1)S^2}{\sigma^2}$$



Απορρίπτω την H_0 αν $X^2 \leq c_1$ ή $X^2 \geq c_2$

Όπου,

$$c_1 = X^2_{n-1, 1-\alpha/2}$$

$$c_2 = X^2_{n-1, \alpha/2}$$

Παράδειγμα:

$$X_1, \dots, X_{n_1} \sim N(\mu_1, \sigma^2)$$

$$Y_1, \dots, Y_{n_2} \sim N(\mu_2, \sigma^2)$$

σ^2 άγνωστο.

$$H_0 : \mu_1 = \mu_2$$

$$H_1 : \mu_1 \neq \mu_2$$

$$T = \frac{\bar{X} - \bar{Y}}{S_p \sqrt{1/n_1 + 1/n_2}} \sim t_{n_1+n_2-2}$$

όπου,

$$S_p^2 = \frac{(n_1-1)S_x^2 + (n_2-1)S_y^2}{n_1+n_2-2}.$$

Όταν ισχύει η H_0 ,

$$\hat{\mu} = \frac{\sum_{i=1}^n X_i + \sum_{i=1}^n Y_i}{n_1+n_2} = \frac{n_1\bar{X} + n_2\bar{Y}}{n_1+n_2}$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n_1+n_2} \left[\sum_{i=1}^n (X_i - \hat{\mu})^2 + \sum_{j=1}^n (Y_j - \hat{\mu})^2 \right]$$

Για όλο τον παραμετρικό χώρο,

$$\hat{\mu}_1 = \bar{X}$$

$$\hat{\mu}_2 = \bar{Y}$$

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n_1+n_2} \left[\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 + \sum_{j=1}^n (Y_j - \bar{Y})^2 \right]$$

$$\frac{1}{n_1+n_2} \sum_{i=1}^n (X_i - \hat{\mu})^2 = \frac{1}{n_1+n_2} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 + \frac{n_1}{n_1+n_2} (\bar{X} - \hat{\mu})^2$$

$$\frac{1}{n_1+n_2} \sum_{j=1}^n (Y_j - \hat{\mu})^2 = \frac{1}{n_1+n_2} \sum_{j=1}^n (Y_j - \bar{Y})^2 + \frac{n_2}{n_1+n_2} (\bar{Y} - \hat{\mu})^2$$

Κρίσιμη περιοχή:

$$|T| \geq t_{n_1+n_2-2, \alpha/2}$$

Παράδειγμα:

$$X_1, \dots, X_{n_1} \sim N(\mu_1, \sigma^2)$$

$$Y_1, \dots, Y_{n_2} \sim N(\mu_2, \sigma^2)$$

$$H_0 : \sigma_1^2 = \sigma_2^2$$

$$H_1 : \sigma_1^2 \neq \sigma_2^2$$

Αποδεικνύεται ότι το F-test είναι έλεγχος πηλίκου πιθανοφάνειας $F = \frac{S_x^2}{S_y^2}$

Κρίσιμη περιοχή:

$$F \leq F_{n_1, n_2, 1-\alpha/2} \quad \text{ή} \quad F \geq F_{n_1, n_2, \alpha/2}$$

Για τον μονόπλευρο έλεγχο, έχω μόνο το ένα μέλος.

Όταν ισχύει η H_0 ,

$$\hat{\mu}_1 = \bar{X}$$

$$\hat{\mu}_2 = \bar{Y}$$

$$\hat{\sigma}_1^2 = \hat{\sigma}_2^2 = \frac{1}{n_1 + n_2} \left[\sum_{i=1}^{n_1} (X_i - \bar{X})^2 + \sum_{j=1}^{n_2} (Y_j - \bar{Y})^2 \right]$$

Για όλο τον παραμετρικό χώρο,

$$\hat{\mu}_1 = \bar{X}$$

$$\hat{\mu}_2 = \bar{Y}$$

$$\hat{\sigma}_1^2 = \frac{1}{n_1} \sum_{i=1}^{n_1} (X_i - \bar{X})^2$$

$$\hat{\sigma}_2^2 = \frac{1}{n_2} \sum_{j=1}^{n_2} (Y_j - \bar{Y})^2$$

Παράδειγμα:

(X_i, Y_i) διδιαστατη κανονικη

$$D_i = X_i - Y_i$$

$$\hat{\mu}_x - \hat{\mu}_y = \bar{D}, \quad S_D^2$$

$$H_0 : \mu_D = 0$$

$$H_1 : \mu_D \neq 0$$

$$t = \frac{\bar{D}}{S_D / \sqrt{n}} \sim t_{n-1}$$

Απορρίπτω την H_0 , όταν $|t| \geq t_{n-1, \alpha/2}$.

Αν $H_1: \mu_D > 0$, απορρίπτω την H_0 για $t \geq t_{n-1, \alpha}$

$$X_1, \dots, X_{n_1} \square P_0(\lambda_1)$$

$$Y_1, \dots, Y_{n_2} \square P_0(\lambda_2)$$

$$X \perp Y$$

$$H_0: \lambda_1 = \lambda_2$$

$$H_0: \lambda_1 \neq \lambda_2$$

$$n_1, n_2 \rightarrow +\infty$$

$$\lambda = \frac{\sup_{\theta \in \theta_0} L(\theta / \underline{X}, \underline{Y})}{\sup_{\theta \in \Theta} L(\theta / \underline{X}, \underline{Y})}$$

$$L(\theta / \underline{X}, \underline{Y}) = L(\lambda_1, \lambda_2 / \underline{X}, \underline{Y}) = \prod_{i=1}^{n_1} \frac{e^{-\lambda_1} \lambda_1^{X_i}}{X_i!} \prod_{j=1}^{n_2} \frac{e^{-\lambda_2} \lambda_2^{Y_j}}{Y_j!} = \frac{e^{-n_1 \lambda_1 - n_2 \lambda_2} \lambda_1^{\sum_{i=1}^{n_1} X_i} \lambda_2^{\sum_{j=1}^{n_2} Y_j}}{\prod_{i=1}^{n_1} X_i! \prod_{j=1}^{n_2} Y_j!}$$

Όταν ισχύει η H_0 , $\hat{\lambda}_1 = \hat{\lambda}_2 = \lambda$

$$\begin{aligned} \text{Για όλο τον παραμετρικό χώρο,} \quad \hat{\lambda}_1 &= \bar{X} \\ \hat{\lambda}_2 &= \bar{Y} \end{aligned}$$

Θεωρώντας τη λογαριθμική συνάρτηση πιθανοφάνειας, αφού όταν ισχύει η H_0 ,

$$L(\lambda_1, \lambda_2 | \underline{X}, \underline{Y}) = \frac{e^{-(n_1+n_2)\lambda} \lambda^{\sum_{j=1}^{n_2} Y_j + \sum_{i=1}^{n_1} X_i}}{\prod_{i=1}^{n_1} X_i! \prod_{j=1}^{n_2} Y_j!},$$

$$\log L(\lambda_1, \lambda_2 | \underline{X}, \underline{Y}) = -(n_1 + n_2) \log \lambda + \left(\sum_{i=1}^{n_1} X_i + \sum_{j=1}^{n_2} Y_j \right) \log \lambda,$$

$$\frac{d \log L(\lambda_1, \lambda_2 | \underline{X}, \underline{Y})}{d\lambda} = 0 \Rightarrow -(n_1 + n_2) + \left(\sum_{i=1}^{n_1} X_i + \sum_{j=1}^{n_2} Y_j \right) \frac{1}{\lambda} = 0 \Rightarrow \hat{\lambda} = \frac{\sum_{i=1}^{n_1} X_i + \sum_{j=1}^{n_2} Y_j}{n_1 + n_2} = \frac{n_1 \bar{X} + n_2 \bar{Y}}{n_1 + n_2}$$

Άρα,

$$\lambda = \frac{e^{-(n_1 \bar{X} + n_2 \bar{Y})} (n_1 \bar{X} + n_2 \bar{Y})^{n_1 \bar{X} + n_2 \bar{Y}}}{e^{-(n_1 \bar{X} + n_2 \bar{Y})} \bar{X}^{n_1 \bar{X}} \bar{Y}^{n_2 \bar{Y}} (n_1 + n_2)^{n_1 \bar{X} + n_2 \bar{Y}}}$$

$$-2 \log \lambda = -2 \left[(n_1 \bar{X} + n_2 \bar{Y}) \log \left(\frac{n_1 \bar{X} + n_2 \bar{Y}}{n_1 + n_2} \right) - n_1 \bar{X} \log \bar{X} - n_2 \bar{Y} \log \bar{Y} \right] \square X_1^2$$

Υπολογίζω από τα δεδομένα το $-2 \log \lambda$.

Απορρίπτω την H_0 , αν $-2\log \lambda < X_{1,1-\alpha/2}^2$ ή $-2\log \lambda > X_{1,\alpha/2}^2$.

Για τους περιορισμούς στο θεώρημα του Wald, $r = \dim \theta - \dim \theta_0 = 2 - 1 = 1$

Ασυμπτωτικοί Ελέγχοι υποθέσεων

$X \square Bin(n, p)$

$H_0 : p = p_0$

$H_1 : p \neq p_0$

$n \rightarrow +\infty$

$$Z = \frac{X - np_0}{\sqrt{np_0(1-p_0)}}$$

Απορρίπτω την H_0 , αν $|Z| > z_{\alpha/2}$.

Γενικά,

Έστω $X_1, \dots, X_n \square f(x, \theta)$ τυχαίο δείγμα

$\hat{\theta} = \text{Ε.Μ.Π}$

$$\sqrt{n}(\hat{\theta} - \theta) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{D} N\left(0, \frac{1}{I(\theta)}\right) = N(0, \sigma^2(\theta))$$

Άρα,

$$\frac{\hat{\theta} - \theta}{\sigma(\theta)\sqrt{n}} \square N(0,1)$$

Απορρίπτω, αν $|Z| > z_{\alpha/2}$

$$\text{Για την διωνυμική, } \hat{p} = \frac{X}{n}, \quad Z = \frac{\frac{X}{n} - p_0}{\sqrt{\frac{p_0(1-p_0)}{n}}} = \frac{X - np_0}{\sqrt{np_0(1-p_0)}}$$

Σημείωση:

$$\frac{X - np}{\sqrt{np(1-p)}} \xrightarrow{D} N(0,1).$$

Αν $0,25 < p < 0,75$ έχουμε καλή προσέγγιση.

Διαφορετικά θέλω n πολύ μεγάλο.

Ελέγχοι Ποσοστών για δύο δείγματα.

$$X \sim \text{Bin}(n_1, p_1)$$

$$Y \sim \text{Bin}(n_2, p_2)$$

$$X \perp Y$$

$$H_0 : p_1 = p_2$$

$$H_1 : p_1 \neq p_2$$

$$n_1, n_2 \rightarrow +\infty$$

$$\hat{p}_1 = \frac{X}{n_1} \stackrel{\text{ασυμπτωτικά}}{\sim} N\left(p_1, \frac{p_1(1-p_1)}{n_1}\right)$$

$$\hat{p}_2 = \frac{Y}{n_2} \stackrel{\text{ασυμπτωτικά}}{\sim} N\left(p_2, \frac{p_2(1-p_2)}{n_2}\right)$$

$$\hat{p}_1 - \hat{p}_2 \sim N\left(p_1 - p_2, \frac{p_1(1-p_1)}{n_1} + \frac{p_2(1-p_2)}{n_2}\right)$$

Μπορούμε να θεωρήσουμε,

$$\frac{\hat{p}_1 - \hat{p}_2 - (p_1 - p_2)}{\sqrt{\frac{p_1(1-p_1)}{n_1} + \frac{p_2(1-p_2)}{n_2}}} \stackrel{\text{οταν ισχυει}}{=} \stackrel{\eta_{H_0}}{=} \frac{\hat{p}_1 - \hat{p}_2}{\sqrt{p(1-p)\left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}\right)}}$$

Όταν ισχύει η H_0 για να βρώ την Ε.Μ.Π:

$$L(p) = \binom{n_1}{X} p^X (1-p)^{n_1-X} \binom{n_2}{Y} p^Y (1-p)^{n_2-Y},$$

$$l(p) = (X+Y) \log p + (n_1+n_2 - (X+Y)) \log(1-p) + k$$

$$S(p) = \frac{X+Y}{p} - \frac{(n_1+n_2 - (X+Y))}{1-p}$$

$$S(p) = 0 \Rightarrow \hat{p} = \frac{X+Y}{n_1+n_2}$$

$$Z = \frac{\hat{p}_1 - \hat{p}_2}{\hat{p}(1-p)\left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}\right)}, \quad |Z| > z_{\alpha/2}$$

Εφαρμογή:

$$X = 6, \quad n_1 = 100, \quad Y = 5, \quad n_2 = 80, \quad a = 0,01$$

$$H_0 : p_1 = p_2$$

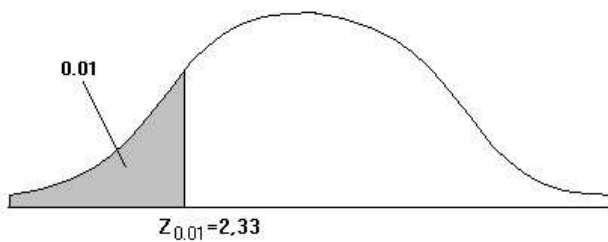
$$H_1 : p_1 < p_2$$

$$\hat{p}_1 = \frac{X}{n_1} = \frac{6}{100}$$

$$\hat{p}_2 = \frac{Y}{n_2} = \frac{5}{80}$$

$$\hat{p} = \frac{X+Y}{n_1+n_2} = \frac{11}{180}$$

$$Z = \frac{\frac{6}{100} - \frac{5}{80}}{\sqrt{\frac{11}{180} \left(1 - \frac{11}{180}\right) \left(\frac{1}{100} + \frac{1}{80}\right)}} = -0,379$$



Άρα δεν απορρίπτω την H_0 .

Ισοδυναμία μεταξύ Διαστημάτων Εμπιστοσύνης και Ελέγχου Υποθέσεων

$X_1, \dots, X_n \square f(x, \theta)$ τυχαίο δείγμα

Θεωρώ διάστημα εμπιστοσύνης για το θ

$A(\underline{X})$ με βαθμό εμπιστοσύνης $1 - \alpha$.

Δηλ. $P(\theta \in A(\underline{X})) = 1 - \alpha$

Έστω ϕ ελεγχοσυνάρτηση για τη μηδενική υπόθεση

$H_0 : \theta = \theta_0$ προς

$H_1 : \theta \neq \theta_0$

Περιοχή απόρριψης της H_0 είναι το $A^c(\underline{X})$.

$P(\text{απορρίπτω την } H_0 | H_0 \text{ αληθής}) = P(\theta \in A^c(\underline{X}) | \theta = \theta_0) = \alpha$

δηλαδή η περιοχή αποδοχής μίας ελεγχοσυνάρτησης επιπέδου σημαντικότητας α , για

$H_0 : \theta = \theta_0$ προς

$H_1 : \theta \neq \theta_0$

αποτελεί διάστημα εμπιστοσύνης για το θ , με βαθμό εμπιστοσύνης $1 - \alpha$.

Παράδειγμα:

$X_1, \dots, X_n \square N(\mu, \sigma^2)$, σ^2 γνωστό, α επίπεδο σημαντικότητας

$H_0 : \mu = \mu_0$

$H_1 : \mu \neq \mu_0$

$$Z = \frac{\sqrt{n}(\bar{X} - \mu_0)}{\sigma},$$

Απορρίπτω την H_0 αν $|Z| > z_{\alpha/2}$

Άρα η περιοχή αποδοχής είναι

$$|Z| \leq z_{\alpha/2} \Rightarrow \left| \frac{\bar{X} - \mu_0}{\sigma / \sqrt{n}} \right| \leq z_{\alpha/2} \Rightarrow -z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \leq \bar{X} - \mu \leq z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \Rightarrow \bar{X} - z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \leq \mu \leq \bar{X} + z_{\alpha/2} \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$$

Δέλτα Μέθοδος

$\{X_n\}$ ακολουθία τ.μ

$$X_n \xrightarrow{D} N(\mu, \sigma^2)$$

g παραγωγίσιμη $\Rightarrow g(X_n) \xrightarrow{D} ?$

Από την ανάπτυξη κατά Taylor,

$$g(X_n) \approx g(\mu) + (X_n - \mu)g'(\mu) + \dots$$

$$g(X_n) \xrightarrow{D} g(\mu) + g'(\mu)N(0, \sigma^2) = N(g(\mu), (g'(\mu))^2 \sigma^2)$$

Παράδειγμα:

$X_1, \dots, X_n \square f(x, \theta) = \theta e^{-\theta x}$ τυχαίο δείγμα

$$\hat{\theta} = \frac{1}{\bar{X}}$$

$$\sqrt{n} \left(\frac{1}{\bar{X}} - \theta \right) \xrightarrow{D} N(0, \theta^2)$$

$$\frac{1}{\bar{X}} \underset{\text{ασυμπτωτικά}}{\sim} N \left(\theta, \frac{\theta^2}{n} \right)$$

$$g(X) = \frac{1}{X}, \quad g'(X) = -\frac{1}{X^2}.$$

$$\text{Από την δέλτα μέθοδο, } \bar{X} \underset{\text{ασυμπτωτικά}}{\sim} N \left(\frac{1}{\theta}, \frac{\theta^2}{n \theta^4} \right) \Rightarrow \sqrt{n} \left(\bar{X} - \frac{1}{\theta} \right) \xrightarrow{D} N \left(0, \frac{1}{\theta^2} \right).$$

Μπορούμε έτσι να βρούμε ασυμπτωτικά Δ.Ε. για το $\frac{1}{\theta}$.

Από την κατανομή του $\frac{1}{\bar{X}} = \text{Ε.Μ.Π}$, βρίσκουμε την κατανομή του \bar{X}

Παράδειγμα:

$$\bar{X}^3 \square N \left(\frac{1}{\theta^3}, \frac{\theta^2}{n \theta^8} \right) = N \left(\frac{1}{\theta^3}, \frac{9}{n \theta^6} \right).$$

$$g(X) = \frac{1}{X^3}.$$

$$g(\theta) = \frac{1}{\theta^3}, \quad g'(\theta) = -\frac{3}{\theta^4}, \quad (g'(\theta))^2 = \frac{9}{\theta^8}$$