

Υποθέσεις για τα σφάλματα  $\underline{\varepsilon}$

1)  $E(\underline{\varepsilon}) = \underline{0}$

2)  $\text{Var}(\underline{\varepsilon}) = \sigma^2 \mathbf{I}_n$

3)  $\underline{\varepsilon} \sim N_n(0, \sigma^2 \mathbf{I}_n)$

1)  $E(\underline{y}) = \mathbf{X}\underline{\beta}$

2)  $\text{Var}(\underline{y}) = \sigma^2 \mathbf{I}_n$

3)  $\underline{y} \sim N_n(\mathbf{X}\underline{\beta}, \sigma^2 \mathbf{I}_n)$

ΣΥΝΕΠΕΙΕΣ

Ποσοδiciστατη κανονική κατανομή

Η τ.μ  $W$  έχει ποσοδiciστατη κανονική κατανομή αν ~~είναι~~

$$f_W(w) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{1}{2\sigma^2}(w-\mu)^2}$$

Το τ.δ  $\underline{w}$  έχει την  $n$ -δiciστατη κανονική κατανομή και θα

επιβodiφω  $\underline{w} = \begin{pmatrix} w_1 \\ \vdots \\ w_n \end{pmatrix} \sim N_n(\mu = E(\underline{w}) = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \vdots \\ \mu_n \end{pmatrix}, \Sigma = \text{Var}(\underline{w}) = \begin{pmatrix} \sigma_{11} & \dots & \sigma_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{n1} & \dots & \sigma_{nn} \end{pmatrix})$

αν η σ.φ.η (ή από κοινού κατανομή των  $W_1, \dots, W_n$ ) είναι

$$f_{\underline{w}}(\underline{w}) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\Sigma|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}(\underline{w}-\underline{\mu})^T \Sigma^{-1}(\underline{w}-\underline{\mu})}$$

όπου  $\sigma_{ii} = \text{Var}(W_i) = \sigma_i^2$ ,  $\sigma_{ij} = \text{Cov}(W_i, W_j)$ ,  $\underline{w} \in \mathbb{R}^n$

Για να οριχεται πρέπει  $\Sigma > 0$  (θετικά ορισμένος)

### Ιδιότητες της $Nu(\mu, \Sigma)$

1) Αν  $W = \begin{pmatrix} w_1 \\ \vdots \\ w_n \end{pmatrix} \sim Nu(\mu, \Sigma)$  τότε  $w_i \sim N(\mu_i, \sigma_{ii} = \sigma_i^2)$   $i=1, \dots, n$

(Το αντίστροφο δεν ισχύει πάντα. Ισχύει μόνο αν οι  $w_i$  είναι  
αυτορρέουσες διευθετη  $Cov(w_i, w_j) = 0$ )

### 2) Αναλλοιωτο της $Nu(\mu, \Sigma)$

Αν  $W \sim Nu(\mu, \Sigma)$  και  $A$  ένας  $q \times n$  πίνακας τότε

$$AW \sim Nq(A\mu, A\Sigma A') \quad (\text{ή } AW + b \sim Nq(A\mu + b, A\Sigma A') \quad b \in \mathbb{R}^q)$$

### Ιδιότητες των Ε.Ε.Τ $\hat{\beta}$

1) Οι Ε.Ε.Τ.  $\hat{\beta} \sim N_{p+1}(\beta, \sigma^2(X^T X)^{-1})$

#### Απόδειξη

Δείξαμε ότι  $E(\hat{\beta}) = \beta$  και  $Var(\hat{\beta}) = \sigma^2(X^T X)^{-1}$

Άρα έδο  $\hat{\beta} \sim N_{p+1}$

Πράγματι  $\hat{\beta} = \underbrace{(X^T X)^{-1} X^T}_{A \rightarrow (p+1) \times n} Y$

Άρα το  $\hat{\beta}$  έχει  $(p+1)$ -διάστατη κατανομή ως γραμμικός μετασχηματισμός του  $Y$  και επειδή  $Y \sim Nu$  από την  $z$  υπόθεση για τα εφάλματα.



2) ΟΙ ΕΕΤ  $\hat{\beta}$  είναι ΑΟΕΔ

**ΘΕΩΡΗΜΑ** Gauss-Markov

ΟΙ ΕΕΤ  $\hat{\beta}$  έχουν τη μικρότερη διακύμανση μεταξύ όλων των αμερόληπτων εκτιμητών της παραμέτρου  $\beta$  που είναι γραμμικές βωαρτίσεις των εφάρτυμένων μεταβλητών  $y_1, \dots, y_n$ .

(Απόδειξη Αναλυτική και Παραδείνεται.)

3) ΟΙ Ε.Ε.Τ  $\hat{\beta}$  συντίθονται με τον ΕΜΠ της παραμέτρου  $\beta$

Περαιτέρω ο ΕΜΠ της  $\sigma^2$  είναι  $\hat{\sigma}^2 = \frac{SS_{res}}{u} = \frac{n-p-1}{n} MS_{res}$

ΕΕΤ  $\rightarrow$  ελαχιστοποίηση του  $S = \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \varepsilon^T \varepsilon = (y - X\beta)^T (y - X\beta) \quad (1)$

$L =$  Από κοινού κατανομή δεδομένων = Από κοινού κατανομή  $y =$

$$= \rho_{\tilde{y}}(y) = \frac{y \sim N_n(X\beta, \sigma^2 I_n)}{(2\pi)^{n/2} |\sigma^2 I_n|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2} (y - X\beta)^T (\sigma^2 I_n)^{-1} (y - X\beta)} =$$

$$\frac{|aA| = a^n |A|}{(2\pi)^{n/2} (\sigma^2)^{n/2} |I_n|} e^{-\frac{1}{2} (y - X\beta)^T \frac{1}{\sigma^2} I_n^{-1} (y - X\beta)} \Rightarrow$$

$$\Rightarrow L = L(\beta, \sigma^2) = \frac{1}{(2n\sigma^2)^{n/2}} e^{-\frac{1}{2\sigma^2} (y - X\beta)^T (y - X\beta)}$$

$$\log L = -\frac{n}{2} \log 2n - \frac{n}{2} \log \sigma^2 - \frac{1}{2\sigma^2} (y - X\beta)^T (y - X\beta)$$

• Για την εύρεση των ~~ελαχίστων~~ Ε.Μ.Π του  $\beta$  μεγιστοποιώ ως προς  $\beta$  το  $\log L$  ή μεγιστοποιώ ως προς  $\beta$  το

$$-\frac{1}{2\sigma^2} (y - X\beta)^T (y - X\beta) \text{ ή ελαχιστοποιώ ως προς } \hat{\beta} \text{ το}$$

$$\frac{1}{2} (y - X\hat{\beta})^T (y - X\hat{\beta}) \quad (2)$$

Από (1), (2) προκύπτει ότι  $EET \equiv EMT$

• Ο Ε.Μ.Π της  $\sigma^2$  προκύπτει από μεγιστοποίηση ως προς  $\sigma^2$  του  $\log L$  ή του  $-\frac{n}{2} \log |\sigma^2| - \frac{1}{2\sigma^2} (y - X\hat{\beta})^T (y - X\hat{\beta})$  ή

του  $-\frac{n}{2} \log \sigma^2 - \frac{1}{2\sigma^2} SS_{res}$  το οποίο μεγιστοποιείται για  $\boxed{\hat{\sigma}^2 = \frac{SS_{res}}{n}}$

4)  $\frac{SS_{res}}{\sigma^2} \sim \chi_{n-p-1}^2$

Η απόδειξη απαιτεί γίνει θεωρία παρατηρήσεων τριγωνικών μορφών

5) Ο,  $EET \hat{\beta}$  είναι ανεξάρτητα του  $SS_{res}$  ή του  $SS_{res}$

Η απόδειξη ομοίως με πριν.

6) Για τον έλεγχο της  $\beta_i = \beta_i^*$  ( $\beta_i^*$  γνωστό)  $i=1, \dots, p$

δημοιοποιείται η  $T$   $t_i = \frac{\hat{\beta}_i - \beta_i^*}{\sqrt{MS_{res}} \sqrt{C_{i+2, i+2}}}$



με  $t_i \sim t_{n-p-1}$  υπό την  $H_0$  και κ.η.  $|t_i| \geq t_{n-p-1, \frac{\alpha}{2}}$   $i=1, \dots, p$   
όπου  $c_{i+2, i+2}$  το  $(i+1)$ -διαγώνιο στοιχείο του πίνακα  $(X^T X)^{-1}$

Παρατήρηση

~~παρατήρηση~~

Έχει ενδιαφέρον πρακτικό η περίπτωση  $\beta_i^* = 0$  γιατί αν δεν μπορούμε να απορρίψουμε την  $H_0: \beta_i^* = 0$  σημαίνει ότι η αντίστοιχη ανεξάρτητη μεταβλητή  $x_i, i=1, \dots, p$  δεν συνδέεται γραμμικά με την  $Y$ .

Επειδή  $\hat{\beta} \sim N_{p+1}(\beta, \sigma^2 (X^T X)^{-1})$   $\hat{\beta} = \begin{pmatrix} \hat{\beta}_0 \\ \hat{\beta}_1 \\ \vdots \\ \hat{\beta}_p \end{pmatrix}$

εάνθε συνιστώσα έχει μονοδιάστατη κανονική  $A_p$

$\hat{\beta}_i \sim N(\beta_i, \sigma^2 c_{i+2, i+2}), i=1, \dots, p$  και υπό την  $H_0: \beta_i = \beta_i^*$

$\hat{\beta}_i \sim N(\beta_i^*, \sigma^2 c_{i+2, i+2}), i=1, \dots, p \Rightarrow$

Υπό την  $H_0: \beta_i = \beta_i^*$   $\frac{\hat{\beta}_i - \beta_i^*}{\sigma \sqrt{c_{i+2, i+2}}} \sim N(0, 1)$

θεωρώντας  $\frac{\hat{\beta}_i - \beta_i^*}{\sigma \sqrt{c_{i+2, i+2}}} \sim \frac{N(0, 1)}{\sqrt{\chi^2_{n-p-1} / (n-p-1)}} \equiv t_{n-p-1}$

$\Rightarrow \frac{\hat{\beta}_i - \beta_i^*}{\sqrt{MS_{res} c_{i+2, i+2}}} = t_i$

Άρα καταλήγουμε ότι υπό  $H_0: \beta_i = \beta_i^*$   $t_i = \frac{\hat{\beta}_i - \beta_i^*}{\sqrt{MS_{reg}} \sqrt{C_{i+2, i+2}}} \sim t_{n-p-1}$

Η μορφή της κ.η είναι η ίδια με τις τιμές του  $t_i$  δηλ  $|t_i| > c$

~~α~~  $\alpha = P(\text{Απόρ } H_0 / H_0 \text{ αληθ.}) \Rightarrow \dots \Rightarrow c = t_{n-p-1, \frac{\alpha}{2}}$

7) Για τον έλεγχο της  $H_0: \beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_p = 0$  (δυνατότητα του ελέγχου ύπαρξης του μοντέλου της π.γ.π) χρησιμοποιούμε ως

Σ.Σ.Τ. της  $F = \frac{MS_{reg}}{MS_{res}} \sim F_{p, n-p-1}$  υπό την  $H_0$

και κ.η. μεγέθους  $\alpha$   $F \geq F_{p, n-p-1, \alpha}$

### Γενική γραμμική υπόθεση

Θεωρούμε το μοντέλο π.γ.π  $\underline{y} = X\underline{\beta} + \underline{\varepsilon}$   $\varepsilon \sim N_n(0, \sigma^2 I_n)$

με του όρο γενική γραμμική υπόθεση εννοούμε  $H_0: A\underline{\beta} = \underline{\zeta}$  όπου

$A$  ένας  $q \times (p+1)$  πίνακας γνωστός και  $\underline{\zeta}$  ένα  $q$ -διάστατο διάνυσμα γνωστό

Ερώτημα: Γιατί μια τόσο γενική ~~α~~  $H_0$ ?

Γιατί μπορεί να εφαρμοστεί για καταστάσεις  $A$  και  $\underline{\zeta}$  ώστε να εκφράσει γενικές υποθέσεις



## Παράδειγμα

(4)

1. Έστω  $A = I_{p+1}$  και  $\zeta = \underline{0}$  τότε  $H_0: A\underline{\beta} = \underline{\zeta} \Leftrightarrow H_0: \beta_i = 0 \quad \forall i$

2. Έστω  $A = I_{p+1}$  και  $\zeta \neq \underline{0}$  τότε  $H_0: A\underline{\beta} = \underline{\zeta} \Leftrightarrow H_0: \beta_i = \beta_i^*$

όπου  $\beta_i^*$  το  $i$ -στόιχείο του  $\zeta$

3.  $H_0: A\underline{\beta} = \underline{\zeta} \Leftrightarrow H_0: \underline{b}_{\omega} = \underline{\zeta}$  όπου  $\underline{b}_{\omega}$  ένα υπό-διάνυσμα από

ωνοιοτήτες του  $\underline{\beta}$  π.χ  $\underline{b}_{\omega} = \begin{pmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \end{pmatrix}$

$$\text{Τότε } A = \begin{pmatrix} 0 & 1 & & 0 \\ & & \ddots & \\ 0 & & & 0 \end{pmatrix} \quad \underline{\zeta} = \begin{pmatrix} \zeta_1 \\ \zeta_2 \\ \vdots \\ \zeta_p \end{pmatrix}$$

$H_0: A\underline{\beta} = \underline{\zeta} \Leftrightarrow H_0: \beta_1 = \beta_2 = 0$   $\left( \begin{array}{l} \text{πρακτική αξία} \\ \text{Αν των δεξιών οι } \chi_1, \chi_2 \\ \text{δεν συνδέονται γραμμικά} \\ \text{με τα } \nu \end{array} \right)$

## Περιγραφή Τεστ.

Για την κατασκευή του τεστ θεωρώ το πλήρες μοντέλο (Π.Μ)

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 \chi_{i1} + \beta_2 \chi_{i2} + \dots + \beta_p \chi_{ip} + \varepsilon_i, \quad i=1, \dots, n$$

και  $H_0$  μοντέλο (Η.Μ). Διακρίνω το μοντέλο το οποίο προκύπτει

από το Π.Μ υπό των  $H_0: A\underline{\beta} = \underline{\zeta}$

$$\text{π.χ } A = \begin{pmatrix} 0 & 1 & & 0 \\ & & \ddots & \\ 0 & & & 0 \end{pmatrix}, \quad \underline{\zeta} = \begin{pmatrix} \zeta_1 \\ \zeta_2 \\ \vdots \\ \zeta_p \end{pmatrix}$$

$$\text{Τότε } H_0: A\underline{\beta} = \underline{\zeta} \Leftrightarrow \left( \begin{array}{ccc|c} 0 & 1 & & \zeta_1 \\ & & \ddots & \vdots \\ 0 & & & \zeta_p \end{array} \right) \Rightarrow \beta_1 = \beta_2 = 0$$

Άρα το  $H_0: \mu = \gamma_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_p x_{ip} + \epsilon_i$ ,  $i=1, \dots, n$

Έστω  $\hat{\beta}$  οι ΕΕΤ του  $\mu$  και έστω  $\hat{\beta}_{H_0}$  οι ΕΕΤ του  $H_0$

Τότε  $\hat{y} = X\hat{\beta}$  και  $\hat{y}_{H_0} = X\hat{\beta}_{H_0}$  αντίστοιχα.

$$\begin{aligned} \text{Μπορώ να βρω το } SS_{res}(\mu) &\stackrel{op}{=} (y - \hat{y})^T (y - \hat{y}) \\ \text{" " } SS_{res}(H_0) &\stackrel{op}{=} (y - \hat{y}_{H_0})^T (y - \hat{y}_{H_0}) \end{aligned}$$

Θεωρώ την διαφορά  $SS_{res}(H_0) - SS_{res}(\mu)$

- Αν η διαφορά είναι μικρή  $\Rightarrow SS_{res}(H_0) \approx SS_{res}(\mu) \Rightarrow$
- $\Rightarrow$  Το  $H_0$  περιγράφεται ανεξάρτητα με το καλύτερο μοντέλο  $\Rightarrow$
- $\Rightarrow$  Δεν μπορώ να απορρίψω  $H_0: A\beta = c$

→ Άρα μεγάλη τιμή της διαφοράς οδηγεί σε απορρίψη της  $H_0$

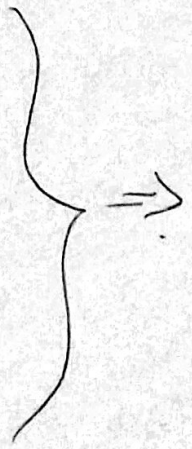
Αλγεβρική αποδεικνύεται ότι:  ~~$SS_{res}(H_0) - SS_{res}(\mu) = \dots$~~

$$SS_{res}(H_0) - SS_{res}(\mu) = (A\hat{\beta} - c)^T [A(X^T X)^{-1} A^T]^{-1} (A\hat{\beta} - c)$$

Στατιστική αποδεικνύεται

$$\frac{SS_{res}(H_0) - SS_{res}(\mu)}{s^2} \sim \chi^2_q \text{ υπό την } H_0: A\beta = c$$

$$H \quad \frac{SS_{res}(\mu)}{s^2} \sim \chi^2_{n-p-1}$$





(5)

Θεωρώ  $F = \frac{\left( \frac{SS_{res}(H_0|U) - SS_{res}(U)}{q} \right)}{\left( \frac{SS(U)}{n-p-1} \right)}$  =

$$= \frac{(n-p-1) (SS_{res}(H_0|U) - SS_{res}(U))}{q SS_{res}(U)} \Rightarrow$$

$$\Rightarrow F = \frac{(n-p-1) (A\hat{\beta} - \xi)^T [A(X^T X)^{-1} A^T]^{-1} (A\hat{\beta} - \xi)}{q SS_{res}}$$

όπου  $SS_{res} = SS_{res}(U)$

Προφανώς  $F \sim F_{q, n-p-1}$  υπό την  $H_0$

Σημειώσεις

Για τον έλεγχο της γενικής γραμμικής υπόθεσης  $H_0: A\beta = \xi$

η  $\chi^2$  είναι  $F = \frac{(n-p-1) (A\hat{\beta} - \xi)^T [A(X^T X)^{-1} A^T]^{-1} (A\hat{\beta} - \xi)}{q SS_{res}}$

με κατανομή των  $F_{q, n-p-1}$  υπό  $H_0$  και κ.η.  $\phi \in \epsilon.6$  α

των  $F \geq F_{q, n-p-1, \alpha}$ .