

Μάθημα 6ο

Γενική γραμμική υπόθεση

ΜΟΝΤΕΛΟ Π.Γ.Π: $\underline{Y} = X\underline{\beta} + \underline{\varepsilon}$, $\underline{\varepsilon} \sim N_n(0, \sigma^2 I_n)$

Γενική γραμμική υπόθεση: $H_0: A\underline{\beta} = \underline{\zeta}$ όπου A είναι $q \times (p+1)$ με $\text{rank}(A) = q$
 $\underline{\zeta}$ είναι $q \times 1$ διάνυσμα

Πρακτικό ενδιαφέρον που έχει η $H_0: A\underline{\beta} = \underline{\zeta}$

ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ:

α) Έστω $A = I_{p+1}$ και $\underline{\zeta} = \underline{0}_{p+1}$. Τότε $H_0: A \cdot \underline{\beta} = \underline{\zeta} \Leftrightarrow H_0: \underline{\beta} = \underline{0}$

β) Έστω $A = I_{p+1}$ και $\underline{\zeta} = \underline{\beta}^*$ ($\underline{\beta}^*$ γνωστό). Τότε $H_0: A \cdot \underline{\beta} = \underline{\zeta} \Leftrightarrow H_0: \underline{\beta} = \underline{\beta}^*$

γ) Έστω $A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$

Έστω $\underline{\zeta} = \underline{0}$ από τις συνιστώσες του $\underline{\beta}$

Τότε $H_0: A \cdot \underline{\beta} = \underline{\zeta} \Leftrightarrow H_0: \underline{\beta}_m = \underline{0}$ όπου $\underline{\beta}$ περιέχει κάποιες από τις συνιστώσες του

Βήματα για κατασκευή τεστ για έλεγχο H_0 :

Ονομάζουμε Πλήρες Μοντέλο το $\underline{Y} = X\underline{\beta} + \underline{\varepsilon}$, ή

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \beta_3 X_{i3} + \dots + \beta_p X_{ip} + \varepsilon_i, \quad i = 1, \dots, n$$

Ονομάζουμε H_0 -Μοντέλο (H_0M) το μοντέλο που προκύπτει από το ΠΜ αν λάβω υπόψη μου τους περιορισμούς που θέτει στα β_i ή ΓΓΥ, $H_0: A\underline{\beta} = \underline{\zeta}$

ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ: Έστω $A = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}$, $\underline{\zeta} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix}$

Τότε $A \cdot \underline{\beta} = \underline{\zeta} \Leftrightarrow \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \beta_2 \\ \beta_3 \\ \beta_p \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \end{pmatrix} \Leftrightarrow \begin{cases} \beta_0 = 0 \\ \beta_1 = 0 \\ \beta_2 = 0 \end{cases}$, Άρα (H_0M) θα είναι:

(H_0M) $Y_i = \beta_3 X_{i3} + \dots + \beta_p X_{ip}$

Έστω $\hat{\beta}$ οι ΕΕΤ της β στο ΠΜ.

Έστω $\hat{\beta}_{H_0}$ οι ΕΕΤ της β στο H_0M .

Τα εμπιρική μοντέλα θα είναι $\hat{Y} = X\hat{\beta}$ και $\hat{Y}_{H_0} = X\hat{\beta}_{H_0}$ ενώ τα αντίστοιχα αθροίσματα τετραγώνων που αφείλονται στα υπόλοιπα.

$$SS_{res}(\Pi M) \stackrel{op}{=} (Y - \hat{Y})' (Y - \hat{Y})$$

$$SS_{res}(H_0M) \stackrel{op}{=} (Y - \hat{Y}_{H_0})' (Y - \hat{Y}_{H_0})$$

Αν $SS_{res}(\Pi M) \approx SS_{res}(H_0M)$ τότε η $H_0: A\beta = \zeta$ δεν μπορεί να απορριφθεί.
Άρα ένα τεστ για τον έλεγχο της $H_0: A\beta = \zeta$ πρέπει να στηριχτεί στη διαφορά $SS_{res}(\Pi M) - SS_{res}(H_0M)$, και αν η διαφορά έχει μεγάλη τιμή, απορρίπτουμε $H_0: A\beta = \zeta$.

Τεχνικά: Αποδεικνύεται:

$$i) SS_{res}(H_0M) - SS_{res}(\Pi M) = (A\hat{\beta} - \zeta)' [A(X'X)^{-1}A']^{-1} (A\hat{\beta} - \zeta)$$

$$ii) \frac{SS_{res}(H_0M) - SS_{res}(\Pi M)}{\sigma^2} \sim \chi^2_q$$

Επιπλέον, γνωρίζουμε ότι $\frac{SS_{res}(\Pi M)}{\sigma^2} \sim \chi^2_{n-p-1}$

Επίσης, $\hat{\beta}$, $SS_{res}(\Pi M)$ ανεξάρτητα.

Α $SS_{res}(H_0M) - SS_{res}(\Pi M)$ είναι συνάρτηση του $\hat{\beta}$

$\Rightarrow SS_{res}(H_0M) - SS_{res}(\Pi M)$ ανεξ. $SS_{res}(\Pi M)$

Θεωρώ τη στατιστική συνάρτηση: $F = \frac{[SS_{res}(H_0M) - SS_{res}(\Pi M)]/q}{SS_{res}(\Pi M)/(n-p-1)}$

$$\Rightarrow F = \frac{[SS_{res}(H_0M) - SS_{res}(\Pi M)]/\sigma^2 q}{SS_{res}(\Pi M)/\sigma^2 (n-p-1)}$$

$$\Rightarrow F \stackrel{d}{=} \frac{\chi^2_q/q}{\chi^2_{n-p-1}/(n-p-1)} \stackrel{avef.}{=} F_{q, n-p-1} \text{ υπό } H_0: A\beta = \zeta$$

Μεγάλες τιμές του F συνηγορούν σε απόρριψη της $H_0: A\beta = \zeta$

Συγκεντρωτικά: Για τον έλεγχο της ΓΚΥ $H_0: A\beta = \xi$ Αντί η στατιστική συνάρτηση τεστ είναι $F = \frac{(n-p-1)(A\hat{\beta} - \xi)' [A(X'X)^{-1}A']^{-1} (A\hat{\beta} - \xi)}{qSSres(n, M)}$

με κατανομή $F_{q, n-p-1}$ υπό την $H_0: A\beta = \xi$ και κρίσιμη περιοχή $F > F_{q, n-p-1, \alpha}$.

Ανάλυση υπολοίπων

Υπόλοιπα: Βοηθούν στο να ελεγχθεί η ικανοποίηση των υποθέσεων για τα σφάλματα μοντέλου.

Θεωρητικές ιδιότητες υπολοίπων

$$\left. \begin{array}{l} \text{Μοντέλο: } \underline{y} = X\underline{\beta} + \underline{\varepsilon} \Rightarrow \underline{\varepsilon} = \underline{y} - X\underline{\beta} \\ \text{Υπόλοιπα: } \underline{e} = \underline{y} - \hat{\underline{y}} \xrightarrow{\hat{\underline{y}} = X\hat{\underline{\beta}}} \underline{e} = \underline{y} - X\hat{\underline{\beta}} \end{array} \right\} \Rightarrow$$

Τα υπόλοιπα \underline{e} είναι επιμνές των σφαλμάτων $\underline{\varepsilon}$

ΙΔΙΟΤΗΤΕΣ ΤΩΝ ΥΠΟΛΟΙΠΩΝ

ΙΔΙΟΤΗΤΑ 1: Τα υπόλοιπα είναι γραμμικές συναρτήσεις των παρατηρήσεων \underline{y} ως των σφαλμάτων $\underline{\varepsilon}$.

ΑΠΟΔΕΙΞΗ: Πράγματι: $\underline{e} = \underline{y} - \hat{\underline{y}} = \underline{y} - X\hat{\underline{\beta}} = \underline{y} - X(X'X)^{-1}X'\underline{y} \Rightarrow$

$$\Rightarrow \underline{e} = (\underline{I}_n - \underbrace{X(X'X)^{-1}X'}_P)\underline{y} \Rightarrow$$

$$\Rightarrow \underline{e} = (\underline{I}_n - P)\underline{y} \text{ όπου } P = X(X'X)^{-1}X'$$

ΠΑΡΑΤΗΡΗΣΗ: Ο P είναι $\left\{ \begin{array}{l} \text{(i) Συμμετρικός} \rightarrow P' = P \\ \text{(ii) Ταυτοδύναμος} \rightarrow P^2 = P \cdot P = P \end{array} \right.$

$$\text{(i) } P' = (X(X'X)^{-1}X')' = (X')'((X'X)^{-1})'X' = X(X'X)^{-1} = P.$$

$$\text{(ii) } P^2 = (X(X'X)^{-1}X')(X(X'X)^{-1}X') = X(X'X)^{-1}X'X(X'X)^{-1}X' = X(X'X)^{-1}X' = P.$$

$$\underline{e} = (\underline{I}_n - P)\underline{y} \Rightarrow \underline{e} = (\underline{I}_n - P)(X\underline{\beta} + \underline{\varepsilon}) = (\underline{I}_n - P)\underline{\varepsilon} + (\underline{I}_n - P)X\underline{\beta} \Rightarrow$$

$$\underline{e} = (I_n - P)\underline{\xi} + X\underline{\beta} - P X \underline{\beta} = (I_n - P)\underline{\xi} + X\underline{\beta} - X(X'X)^{-1}X'X\underline{\beta}$$

$$\underline{e} = (I_n - P)\underline{\xi} + X\underline{\beta} - X\underline{\beta} \Rightarrow \underline{e} = (I_n - P)\underline{\xi}$$

ΙΔΙΟΤΗΤΑ 2: Αν οι υποθέσεις για τα σφάλματα ικανοποιούνται ($\underline{\xi} \sim N_n(0, \sigma^2 I_n)$) τότε $\underline{e} \sim N_n(0, (I_n - P)\sigma^2)$, όπου $P = X(X'X)^{-1}X'$

Επιπλέον $e_i \sim N(0, \sigma^2(1 - \rho_{ii}))$ όπου ρ_{ij} το (i, j) -στοιχείο του πίνακα P

ΑΠΟΔΕΙΞΗ:

Γνωρίζουμε ότι αν $W \sim N_n(\mu, \Sigma)$ και αν A ένας $m \times n$ πίνακας τότε:

$$\begin{matrix} b_+ \\ \downarrow \\ \downarrow \\ m \times n \end{matrix} \quad \begin{matrix} b_+ \\ \downarrow \\ \downarrow \\ n \times 1 \end{matrix} \\ A W \sim N_m(A\mu, A\Sigma A')$$

$$\begin{matrix} \downarrow \\ \downarrow \\ m \times n \\ \downarrow \\ m \times 1 \end{matrix}$$

Επειδή τα $\underline{e} = (I_n - P)\underline{\xi}$ είναι γραμμική συνάρτηση των $\underline{\xi} \sim N_n(0, \sigma^2 I_n)$, τα \underline{e} έχουν n -διάστατη κανονική

Άρα, αρμεί να βρεθεί $E(\underline{e})$ και ο $\text{Var}(\underline{e})$.

$$E(\underline{e}) = E((I_n - P)\underline{\xi}) = (I_n - P)E(\underline{\xi}) = (I_n - P)\underline{0} = \underline{0}$$

$$\begin{aligned} \text{Var}(\underline{e}) &= \text{Var}((I_n - P)\underline{\xi}) = (I_n - P)\text{Var}(\underline{\xi}) \cdot (I_n - P)' = (I_n - P)(\sigma^2 I_n)(I_n - P)' = \\ &= \sigma^2 (I_n - P)(I_n - P)' = \sigma^2 (I_n - P - P + P^2) = \sigma^2 (I_n - P) \end{aligned}$$

Επιπλέον αφού $\underline{e} \sim N_n(0, \sigma^2(I_n - P))$, κάθε $e_i \sim N(0, \sigma^2(1 - \rho_{ii}))$ το i -δισχωνίο στο ιχείο του

$$\text{οπότε: } \text{Var}(\underline{e}) = \sigma^2 \begin{pmatrix} 1 - \rho_{11} & -\rho_{12} & \dots & -\rho_{1n} \\ -\rho_{21} & 1 - \rho_{22} & & -\rho_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -\rho_{n1} & -\rho_{n2} & & 1 - \rho_{nn} \end{pmatrix} \quad \parallel \parallel \parallel \\ N(0, \sigma^2(1 - \rho_{ii})) \quad \forall i = 1, \dots, n$$

Επίσης, $\text{Cov}(e_i, e_j) = -\sigma^2 \rho_{ij}$ όπου ρ_{ij} το (i, j) στοιχείο του P .

ΙΔΙΟΤΗΤΑ 3 Τα e_i, \hat{Y}_i ασυσχέτιστα ή γενικότερα $\text{Cov}(\underline{e}, \hat{Y}) = 0$

ΑΠΟΔΕΙΞΗ: $Cov(\underline{e}, \hat{\underline{y}}) = Cov((I_n - P)\underline{y}, X\hat{\underline{\beta}}) = Cov((I_n - P)\underline{y}, X(X'X)^{-1}X'\underline{y}) = \mathbf{0}$
 $= Cov((I_n - P)\underline{y}, P\underline{y}) \stackrel{Cov(A\underline{W}, B\underline{W}) = AVar(W)B'}{=} (I_n - P)Var(\underline{y})P' =$

$= (I_n - P)(\sigma^2 \cdot I_n)P = \sigma^2 (I_n - P)P = \sigma^2 (P - P^2) = \sigma^2(P - P) =$
 $= \sigma^2 \cdot \mathbf{0} = \mathbf{0}$ (μηδενικός πίνακας)

ΙΔΙΟΤΗΤΑ 4: Μαθηματικοποιημένα υπόλοιπα ή Studentized υπόλοιπα.

$t_i = \frac{e_i}{\hat{\sigma}\sqrt{1-p_{ii}}} = \frac{e_i}{\sqrt{MS_{res}(1-p_{ii})}}$, $i=1, \dots, n$ και p_{ii} το (i,i) -στοιχείο του P

Ιδιότητα των: $t_i \sim t_{n-p-1}$, $\forall i=1, \dots, n$

είναι τα υπόλοιπα απαλλαγμένα από τη διακύμανση σ^2

ΑΠΟΔΕΙΞΗ:

$t_i = \frac{e_i}{\hat{\sigma}\sqrt{1-p_{ii}}} = \frac{e_i}{\sqrt{MS_{res}}\sqrt{1-p_{ii}}}$, $i=1, \dots, n$

Αποδείξαμε ότι $e_i \sim N(0, \sigma^2(1-p_{ii})) \Rightarrow$
 $\Rightarrow \frac{e_i}{\sigma\sqrt{1-p_{ii}}} \sim N(0, 1)$, $\forall i=1, \dots, n$

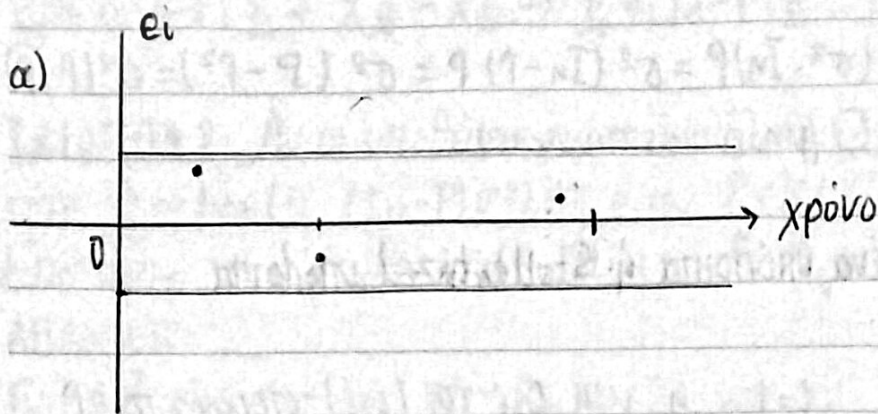
Γνωρίζω $\frac{SS_{res}}{\sigma^2} \sim \chi_{n-p-1}^2$. Επηρεάζουν, $\hat{\underline{\beta}}$, SS_{res} ανεξάρτητα } \rightarrow SS_{res}, e_i ανεξάρτητα
 ενώ, $\underline{e} = \underline{y} - X\hat{\underline{\beta}}$

Θεωρώ: $\frac{e_i}{\sigma\sqrt{1-p_{ii}}} = \frac{e_i}{\sigma\sqrt{1-p_{ii}}} = \frac{e_i}{\frac{\sqrt{SS_{res}}}{\sigma} \sqrt{1-p_{ii}}} = \frac{e_i}{\sqrt{MS_{res}}\sqrt{1-p_{ii}}} \stackrel{op.}{=} t_i$

Άρα, $\forall i=1, \dots, n$ $t_i = \frac{e_i}{\sqrt{\left(\frac{SS_{res}}{\sigma^2}\right)/(n-p-1)}} = \frac{N(0,1)}{\sqrt{\frac{\chi_{n-p-1}^2}{n-p-1}}} \sim t_{n-p-1}$

e_i ανεξ. SS_{res} γιατί τα $\hat{\underline{\beta}}$ ανεξ. SS_{res} και $\underline{e} = \underline{y} - \hat{\underline{y}} = \underline{y} - X\hat{\underline{\beta}}$

I) Έλεγχος Ασυσχέτιτου των σφαλμάτων
 $(\text{Cov}(e_i, e_j) = 0, i, j = 1, \dots, n, i \neq j)$

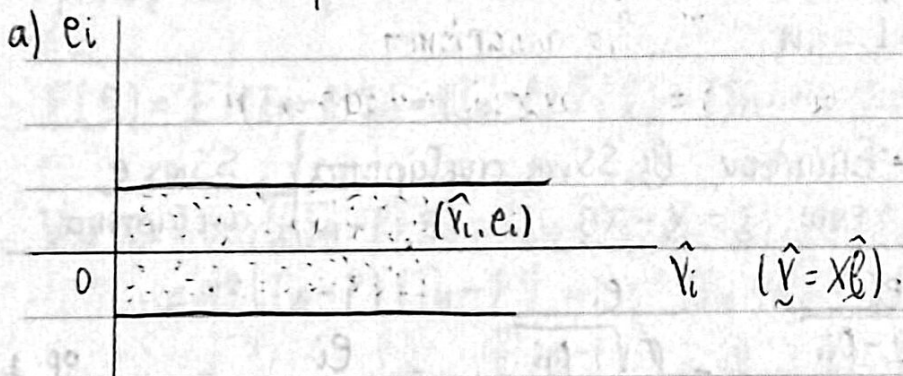


Αν τα σημεία είναι τυχαία κατανομημένα σε μια J ωμή γύρω από το 0 (εφόσον $E(e_i) = 0$) τότε έχουμε ισχυρή ένδειξη ότι τα σφάλματα είναι ασυσχέτητα

β) Μη παραμετρίο τεστ των ροών

γ) Τεστ Darbin-Watson

II) Έλεγχος σταθερής διακύμανσης
 $(\text{Var}(e_i) = \sigma^2, i = 1, \dots, n)$



Αν τα $(\hat{Y}_i, e_i), i = 1, \dots, n$, κατανοούνται τυχαία σε μια J ωμή γύρω από το 0 τότε υπάρχει ισχυρή ένδειξη ότι η υπόθεση της σταθερής διακύμανσης ικανοποιείται

Γιατί; Επειδή αποδείξαμε ότι $\text{Cov}(e, \hat{Y}) = 0$

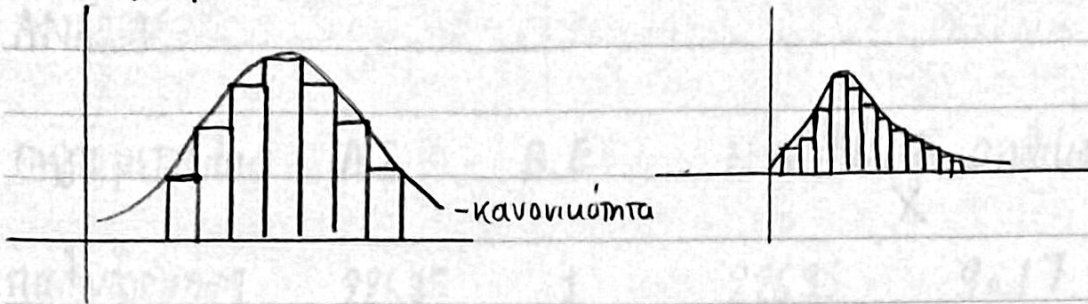
β) Τεστ Levene

III Έλεγχος Κανονικότητας των σφαλμάτων

$$(e_i \sim N(0, \sigma^2), i=1, \dots, n)$$

Αρμεί να ελεγχώ την κανονικότητα των e_1, \dots, e_n

α) Ιστόγραμμα συχνοτήτων



β) Kolmogorov-Smirnov

γ) Shapiro-Wilk

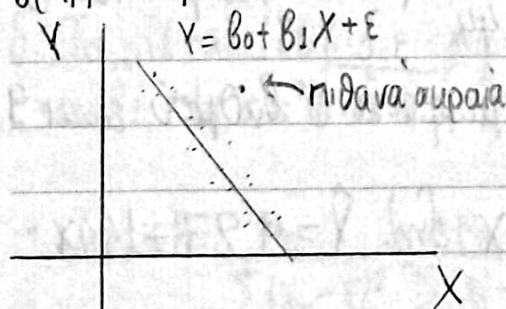
Ακραίες ή Επηρεάζουσες Παρατηρήσεις

Γενικά στη στατιστική: Ακραίες παρατηρήσεις είναι ευείνες που διαφοροποιούνται σημαντικά από τις υπόλοιπες.

π.χ. 2, 3, 5, 7, 4, 0, -1, 2, ..., (20) → πιθανή αιτιατή παρατήρηση

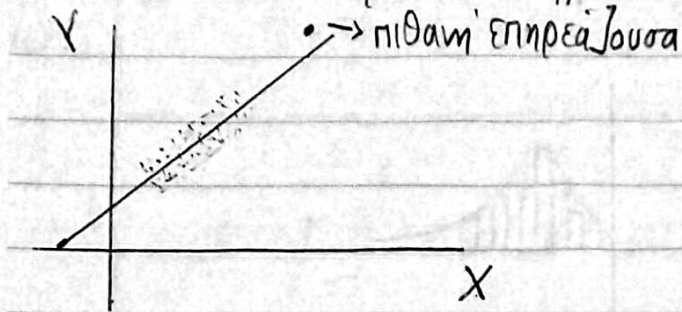
Ο μέσος όρος \bar{X} επηρεάζεται σημαντικά από μια αιτιατή παρατήρηση, επιδέξουμε να δουλέψουμε με διάμεσο M

Ειδικότερα στα γραμμικά μοντέλα: Ακραίες παρατηρήσεις είναι ευείνες που απέχουν σημαντικά από τις υπόλοιπες. Είναι ευείνες που δεν προσαρμόζονται σε κάποιο γραμμικό μοντέλο στο οποίο προσαρμόζονται οι υπόλοιπες



Έχουν αναπτυχθεί τεχνικές για να ελεγχεται αν μια παρατήρηση είναι ή όχι αιτιατή. Στα γραμμικά μοντέλα, αν $|e_i|$ είναι μεγάλη, τότε η αντίστοιχη παρατήρηση είναι πιθανά αιτιατή

Επηρεάζουσες παρατηρήσεις: είναι χυλιὰ παρατηρήσεις που απεχσών από τις άλλες, που μπορεί να προσαρμόζονται στο μοντέλο που προσαρμόζονται οι υπόλοιπες αλλά επηρεάζουν σημαντικά τους επιτημητές.



Για την ανίχνευση επηρεάζουσών: Τεστ που βασίζεται στην απόσταση Cook (έλεγχος)

ΑΣΚΗΣΗ 3:

Θερμοκρασία	-5	-4	1	2	5
Απόδοση	1	5	9	13	18

a.

$X = \text{Θερμοκρασία} \leftarrow \text{Ανεξάρτητη}$

$Y = \text{Απόδοση} \leftarrow \text{Εξαρτημένη}$

Μοντέλο $\rightarrow Y = \beta_0 + \beta_1 X + \epsilon$
 ή $Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \epsilon_i, i = 1, \dots, n$

\swarrow \searrow
 Ε.Ε.Τ

Μετά από πράξεις

$\hat{\beta}_1 = \frac{\sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sum (X_i - \bar{X})^2} = 1.44$ \rightarrow ερμηνεία ΕΕΤ.

$\hat{\beta}_0 = \bar{Y} - \hat{\beta}_1 \bar{X} = 9.27$ \rightarrow η αναμενόμενη απόδοση σε μοναδιαία μεταβολή της θερμοκρασίας είναι 1.44.

\rightarrow η αναμενόμενη απόδοση για θερμοκρασία 0° βαθμοί είναι 9.27

και άρα το επιτημημένο μοντέλο είναι: $\hat{Y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X$ δηλ. $\hat{Y} = 9.27 + 1.44X$

επιτημημένου μοντέλου: Μπορώ να δίνω τιμές στο X και να προβλέπω το Y . Χρησιμοποιώ το επιτημημένο μοντέλο για προβλέψεις για τιμές του X υοντά στο \hat{X} .

θεωρώ ότι οι υποθέσεις για τα σφάλματα ικανοποιούνται.

β. Ανάλυση, αρχικό

ΑΝΑΛΥΣΗ

πηγή μεταβολής Α.Τ. Β.Ε. Μ.Σ. F-πηλίκο

παραμόρφωση
(μοντέλο) 226.95 1 226.95 96.17

Υπόλοιπα 21.23 2.36

Ολική 248.18 10

Εφόσον $SS_{reg} \gg SS_{res}$ ή $MS_{reg} \gg MS_{res}$ Απορρ. H_0
δηλ. το μοντέλο δείχνει να 'στέμει' άρα δεν μπορεί να δεχτώ ότι το $\beta_1 = 0$

γ. Στατιστικός Test έλεγχου $H_0: \beta_1 = 0$

t-test

F-test · το οποίο και έχω από τον πίνακα ανάλυσης αφού $F\text{-πηλίκο} = 96.17 > F_{1,} = 5.12$

\Rightarrow Απορρ. H_0

δ. Το $(1-\alpha) 100\%$ δ.ε. για την β_1

$$\bullet (\hat{\beta}_1 - t_{\alpha, 0.25} \sqrt{\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_1)}, \hat{\beta}_1 + t_{\alpha, 0.25} \sqrt{\widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_1)}) = (1.11, 1.77)$$

$$\bullet \widehat{\text{Var}}(\hat{\beta}_1) = \frac{MS_{res}}{\sum (x_i - \bar{x})^2} = \frac{MS_{res}}{\sum (x_i - \bar{x})^2}$$

↳ αναμενόμενη απόδοση μοναδιαίας μεταβολ. θερμοκρασίας.

ΑΣΚΗΣΗ 4: $Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \epsilon_i$, $i = 1, \dots, n$

a) $r_{X,Y}^2 = R^2$

β) $r_{X,\hat{Y}}^2 = R^2 = r_{X,Y}^2$

ΛΥΣΗ:

$$\begin{aligned} \text{α) } R^2 &= \frac{SS_{\text{res}}}{SS_{\text{tot}}} = \frac{\sum (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}{\sum (Y_i - \bar{Y})^2} = \frac{\sum (\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_i - \bar{Y})^2}{\sum (Y_i - \bar{Y})^2} = \frac{\sum (\bar{Y} - \hat{\beta}_1 \bar{X} + \hat{\beta}_1 X_i - \bar{Y})^2}{\sum (Y_i - \bar{Y})^2} \\ &= \frac{\hat{\beta}_1^2 \sum (X_i - \bar{X})^2}{\sum (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (1) \end{aligned}$$

Αλλά: $\hat{\beta}_1 = \frac{\sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sum (X_i - \bar{X})^2}$ και $r_{X,Y} = \frac{\sum (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum (X_i - \bar{X})^2} \sqrt{\sum (Y_i - \bar{Y})^2}}$

Οπότε $\hat{\beta}_1 = \left[\frac{\sum (Y_i - \bar{Y})^2}{\sum (X_i - \bar{X})^2} \right]^{1/2} \cdot r_{X,Y} \quad (2)$

οπότε άμεσα πλέον βγαίνει το συμπέρασμα

β) • $r_{Y,\hat{Y}} \stackrel{\text{οπ.}}{=} \frac{\sum (Y_i - \bar{Y})(\hat{Y}_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum (Y_i - \bar{Y})^2} \sqrt{\sum (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2}} \quad (1)$

• $\bar{\hat{Y}} = \frac{1}{n} \sum \hat{Y}_i = \frac{1}{n} \sum (\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_i) = \frac{1}{n} \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 \bar{X} = \bar{Y} - \hat{\beta}_1 \bar{X} + \hat{\beta}_1 \bar{X} = \bar{Y} \quad (2)$

$$r_{X,\hat{Y}}^2 = \frac{[\sum (Y_i - \bar{Y})(\hat{Y}_i - \bar{Y})]^2}{\sum (Y_i - \bar{Y})^2 \sum (\hat{Y}_i - \bar{Y})^2} = \frac{[\sum (Y_i - \bar{Y})(Y_i - \bar{Y})]^2}{\sum (Y_i - \bar{Y})^2 \hat{\beta}_1^2 \sum (X_i - \bar{X})^2} \quad (3)$$

$$[\sum (Y_i - \bar{Y})(\hat{Y}_i - \bar{Y})]^2 \stackrel{(2)}{=} [\sum (Y_i - \bar{Y})(\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 X_i - \bar{Y})]^2 = [\sum (Y_i - \bar{Y})(\hat{\beta}_1 (X_i - \bar{X}))]^2 = \hat{\beta}_1^2 [\sum (Y_i - \bar{Y})(X_i - \bar{X})]^2$$

Τελικά $r_{X,\hat{Y}}^2 = \frac{\hat{\beta}_1^2 [\sum (Y_i - \bar{Y})(X_i - \bar{X})]^2}{\sum (Y_i - \bar{Y})^2 \hat{\beta}_1^2 \sum (X_i - \bar{X})^2} = \frac{\sum (Y_i - \bar{Y})(X_i - \bar{X})}{\sqrt{\sum (Y_i - \bar{Y})^2} \sqrt{\sum (X_i - \bar{X})^2}} \stackrel{(α)}{=} R^2$