

13/4/2016

Ανάληξη Γραμμική Παλινδρόμηση

$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \varepsilon_i, \quad i=1, 2, \dots, n$

$\varepsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$ τυχαία ανεξάρτητα ομογενή τυφ.

$E(Y_i) = \beta_0 + \beta_1 x_i$: άγνωστη συνάρτηση παλινδρόμησης

$\varepsilon_i = Y_i - E(Y_i)$

$Y_i \sim N(E(Y_i), \sigma^2)$

$s^2 = \frac{1}{n-2} \sum_{i=1}^n e_i^2 = \frac{1}{n-2} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$

$\hat{Y}_i = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_i$

$\frac{(n-2)s^2}{\sigma^2} \sim \chi^2_{n-2}$

$(\hat{\varepsilon}_i =) e_i = Y_i - \hat{Y}_i, \quad \sum_{i=1}^n e_i = 0, \quad \sum_{i=1}^n e_i x_i = 0$

$\min \sum_{i=1}^n e_i^2 \rightarrow \begin{cases} \hat{\beta}_0 = \bar{Y} - \hat{\beta}_1 \bar{X} \\ \hat{\beta}_1 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \end{cases}, \quad \hat{\beta}_0 \sim N\left(\beta_0, \sigma^2 \left[\frac{1}{n} + \frac{\bar{x}^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \right]\right)$
 $\hat{\beta}_1 \sim N\left(\beta_1, \frac{\sigma^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}\right)$

$(1-\alpha)100\% \Delta.E$ για $\beta_1: \hat{\beta}_1 \pm t_{\frac{\alpha}{2}, n-2} \frac{s}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}}$
 $H_0: \beta_1 = 0, \quad H_a: \beta_1 \neq 0$

$B_1 = \frac{\hat{\beta}_1 - \beta_1}{s \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}} \sim t_{n-2}$ όταν H_0 ισχύει

κρίση με τη βοήθεια $|B_1| \geq t_{\alpha/2, n-2}$

Σ_{20} κατά Σ_{10} με EBO

$\hat{\beta}_1 = 42.6$ km $t_{\alpha/2, n-2} = 2.306$ για $\alpha = 0.05$ και $n = 10$

$\hat{\beta}_1 = 2, \quad \hat{\beta}_0 = 10, \quad \hat{Y}_i = 10 + 2x_i$

Η Ανάλυση της Διασποράς

$$y_i - \bar{y} = \underbrace{y_i - \hat{y}_i}_{\text{residual}} + \underbrace{\hat{y}_i - \bar{y}}_{\text{regression}} \Rightarrow$$

$$\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 + \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2 + 2 \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)(\hat{y}_i - \bar{y})$$

$\underbrace{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}_{\text{total sum of squares (SS}_{\text{tot}})}$
 $\underbrace{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}_{\text{residual sum of squares (SS}_{\text{res}})}$
 $\underbrace{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}_{\text{regression sum of squares (SS}_{\text{reg}})}$

obs: n

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)(\hat{y}_i - \bar{y}) &= \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i)(\beta_0 + \beta_1 x_i - \bar{y}) = \\ &= \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_0 + \beta_1 \bar{x}_0 - \beta_1 x_i)(\bar{y} - \beta_1 \bar{x} + \beta_1 x_i - \bar{y}) = \\ &= \sum_{i=1}^n [(y_i - \bar{y}) - \beta_1 (x_i - \bar{x})] \beta_1 (x_i - \bar{x}) = \\ &= \beta_1 \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) - (\beta_1)^2 \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 = \\ &= \beta_1 \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 = 0 \end{aligned}$$

Also $\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 + \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2 \Rightarrow$

$$SS_{\text{tot}} = SS_{\text{res}} + SS_{\text{reg}}$$

$$\beta_1 \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) = (\beta_1)^2 \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$$

$$R^2 = \frac{SS_{reg}}{SS_{tot}} \quad \text{• συντελεστής προσδιορισμού}$$

(Θέτουμε $R^2 \rightarrow 1$)

Για το SS_{tot} έχουμε $n-1$ βαθμούς ελευθερίας
 γιατί έχουμε n όρους και $\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}) = 0$

Για το SS_{res} έχουμε $n-2$ γιατί έχουμε n όρους και
 $\sum_{i=1}^n e_i = 0$, $\sum_{i=1}^n e_i x_i = 0$

Για το SS_{reg} έχουμε 1 βαθμό ελευθερίας γιατί

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2 &= \sum_{i=1}^n (\hat{\beta}_0 - \hat{\beta}_1 x_i - \bar{y})^2 = \sum_{i=1}^n (\bar{y} - \hat{\beta}_1 \bar{x} + \hat{\beta}_1 x_i - \bar{y})^2 = \\ &= (\hat{\beta}_1)^2 \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \quad (x_i \text{ οχι τυχαίες μεταβλητές}) \end{aligned}$$

Ανάλυση Διακύμανσης (ΑΝΑΛΙΑ)

Προβλεπόμενη Μεταβλητή	Απόκριση	Βαθμοί Ελευθερίας	Μέσο Τετραγωνικό	f-test
Προβλεπόμενη	$SS_{reg} = \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2 = (\hat{\beta}_1)^2 \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$	1	$MS_{reg} = \frac{SS_{reg}}{1} = SS_{reg}$	$F = \frac{MS_{reg}}{MS_{res}}$ <small>η/α/α</small> <small>reg/res</small> \rightarrow $F_{1, n-2}$

Ολική Μεταβλητότητα

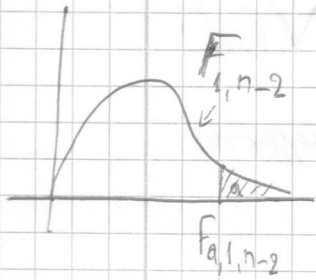
$$SS_{tot} = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \quad n-1 \quad \left(MS_{tot} = \frac{SS_{tot}}{n-1} \right)$$

Υπόλοιπο μεταβλητότητας (ανήκουν ανόμνη) προβλεπόμενη

$$SS_{res} = \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad n-2 \quad MS_{res} = \frac{SS_{res}}{n-2} = s^2$$

$$F = \frac{MS_{reg}}{MS_{res}} = \frac{\frac{SS_{reg}}{1}}{\frac{SS_{reg}}{n-2}} = \frac{\frac{SS_{reg}/1}{\sigma^2}}{\frac{SS_{reg}/(n-2)}{\sigma^2}} = \frac{X^2}{\frac{X^2}{n-2}} = F_{1, n-2} \quad \text{da } \beta_1 = 0$$

Kritischen Wert $F \geq F_{\alpha, 1, n-2}$ ja kritische α



$$\frac{SS_{reg}}{\sigma^2} = \frac{(\hat{\beta}_1)^2 \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{\sigma^2} \sim \chi_1^2 \quad \text{ja } \beta_1 = 0$$

oder: $\hat{\beta}_1 \sim N(\beta_1, \sigma^2 / \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2) \Rightarrow$

$$\frac{\hat{\beta}_1 - \beta_1}{\sigma / \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}} \sim N(0, 1) \Rightarrow \frac{(\hat{\beta}_1 - \beta_1)^2 \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{\sigma^2} \sim \chi_1^2$$

$$E\left((\hat{\beta}_1)^2 \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2\right) \stackrel{E(aX) = aE(X)}{=} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 E\left((\hat{\beta}_1)^2\right) \quad \text{Var } X = E(X^2) - (E(X))^2$$

n Grad Frei (f) \Rightarrow $\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$

$$= \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \left[\text{Var}(\hat{\beta}_1) + (E(\hat{\beta}_1))^2 \right] =$$

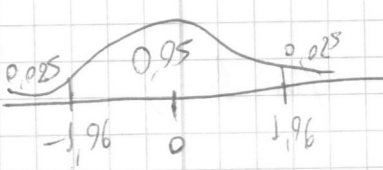
$$= \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \left(\frac{\sigma^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} + \beta_1^2 \right) =$$

$$= \sigma^2 + \beta_1^2 \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$$

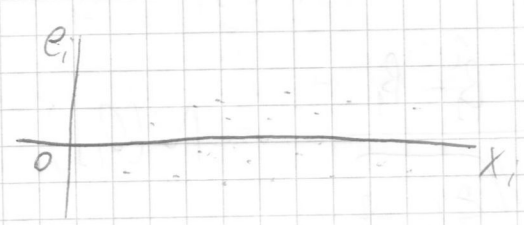
Έλεγχος Υποθέσεων του Μοντέλου

(αλλά και) Αλλάξον Υποδοιτών

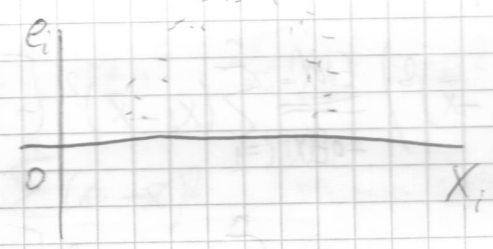
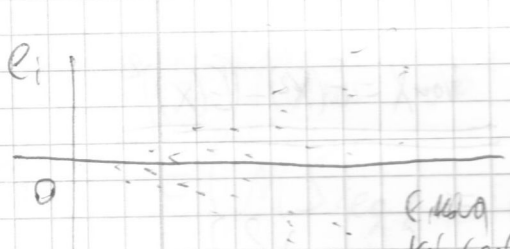
αλλά και $\epsilon_i = Y_i - E(Y_i)$, $\epsilon_i \sim N(0, \sigma^2)$, $\frac{\epsilon_i}{\sigma} \sim N(0, 1)$
 $e_i = Y_i - \hat{Y}_i$, $\frac{e_i}{s} = \frac{e_i}{\sqrt{MS_{res}}} \sim N(0, 1)$



95% του $\frac{e_i}{\sqrt{MS_{res}}}$ σε $[-2, 2]$
 (*) υποθέτουμε

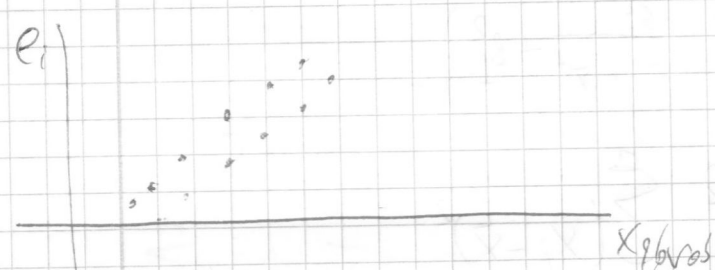


Υποθέτουμε $\sqrt{\sigma^2}$ και υποθέτουμε της διακύμανσης



Επειδή η παρατήρησης

επειδή η παρατήρησης (αυτήν κλειστά κλειστά) είναι 6 μόλις από 60000



(πχ για το συνολικό της ΕΒΟ)

Χρειάζεται να υποθέσουμε κιάδες παραμέτρους για να μπορεί υπολογιστεί ο χρέος

(εμς) Παράδειγμα 1 Λογαριθμικός Μετασχηματισμός

$Y = \gamma_0 \gamma_1^X + \epsilon$, $E(\epsilon) = 1$, $Var(\epsilon) = \sigma^2$

$\log_{10} Y = \log_{10} \gamma_0 + X \log_{10} \gamma_1 + \epsilon'$

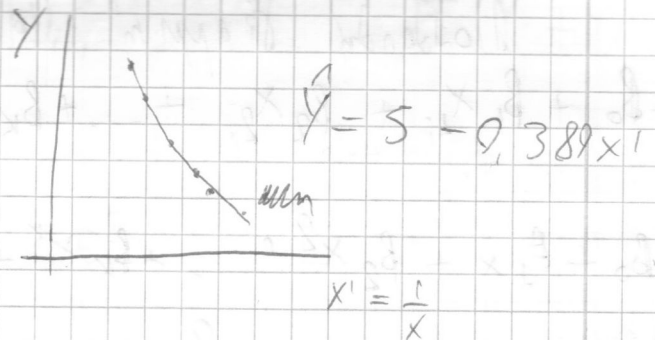
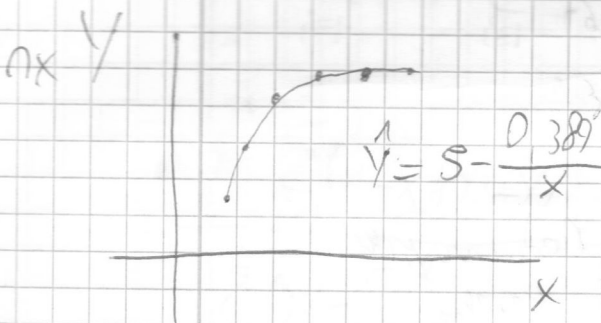
$\uparrow \qquad \qquad \uparrow \qquad \qquad \uparrow$
 $Y' = \beta_0 + X \beta_1 + \epsilon'$

$(X, Y) \rightarrow (X, \log_{10} Y = Y')$

Παράδειγμα 2 Αντίστροφος Μετασχηματισμός

$Y = \beta_0 + \frac{\beta_1}{X} + \epsilon$, $(X, Y) \rightarrow (X' = \frac{1}{X}, Y)$

$Y = \beta_0 + \beta_1 X' + \epsilon$



14/4/2016

$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \epsilon_i$ $E(Y_i) = \beta_0 + x_i \beta_1$ $\hat{Y}_i = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_i$

$H_0: \beta_1 = 0$ $V H_0: \beta_1 \neq 0$

$t = \frac{\hat{\beta}_1 - \beta_1}{S \sqrt{\frac{1}{n} \sum (x_i - \bar{x})^2}}$ (with t_{n-2} from H_0 always)

$|t| \geq t_{\frac{\alpha}{2}, n-2}$

$S^2 = \frac{1}{n-2} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$

Contoh 5.7 ~~192~~ 192

X	130	148	154	162	158	152	144	138	164
Y	34	42	45	46	49	43	46	36	50

$\hat{\beta}_1 = 0,436$ ii) $\hat{\beta}_0 = -21,939$

$\hat{Y}_0 = -21,939 + 0,436x_0$

iii) ja $x_0 = 115$, $\hat{Y}_0 \pm t_{\alpha/2, n-2} \sqrt{\frac{1}{n} + \frac{(x_0 - \bar{x})^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}}$ \Rightarrow

95% ~~192~~ $[24,976, 34,360]$

Prosedur	Angka	Derajat	MS	F
Measurabilitas	Terhadap Waktu	Kecepatan	Kecepatan	- 2067
Mendobol	195,634	1	195,634	$F = 34,049 > F_{0,05}(1,8) = 5,32$ ditolak H_0
Yudisita	45,966	8	5,746	
dan Measurabilitas	241,600	9		

52 ~~192~~ 192

$Y_i = \beta_0 + \beta_1(x_i - \bar{x}) + \epsilon_i$, $i=1, 2, \dots, n$ $\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1 =$

min $\sum_{i=1}^n \epsilon_i^2 = \sum_{i=1}^n (Y_i - \beta_0 - \beta_1(x_i - \bar{x}))^2 = Q(\beta_0, \beta_1) \Rightarrow$

$\frac{dQ}{d\beta_0} = -2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \beta_0 - \beta_1(x_i - \bar{x})) = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^n Y_i = n\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) = n\hat{\beta}_0$
 $\Rightarrow \hat{\beta}_0 = \bar{Y}$

$\frac{dQ}{d\beta_1} = -2 \sum_{i=1}^n (\beta_0 - \beta_1(x_i - \bar{x}))(x_i - \bar{x}) = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})Y_i = \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2$

$$\beta_1 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) y_i}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})}$$