

ΣΤΑΤΙΣΤΙΚΗ

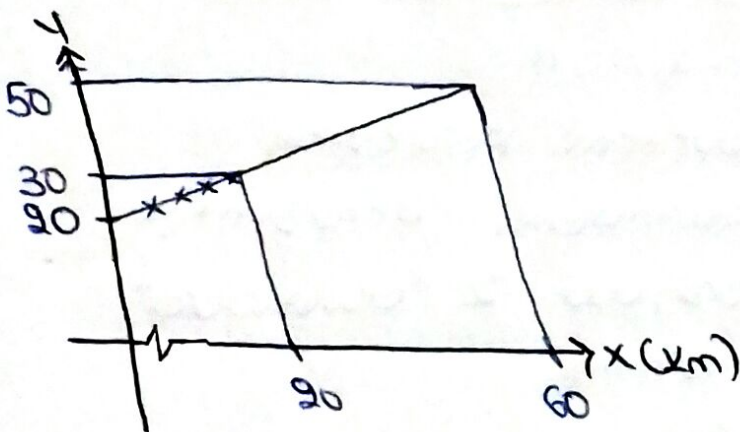
Διάλεξη 14^η

25/04/2018

Ανάλυση παλινδρόμησης (Regression Analysis) / Γραμμική παλινδρόμηση (Linear Regression)

■ Διερεύνηση στατιστικής σχέσης μεταξύ μεταβλητών (σποδοτικών) και σωστού προβλέψιμης.

$y = f(x)$, x = ανεξάρτητη μεταβλητή
 y = εξαρτημένη μεταβλητή

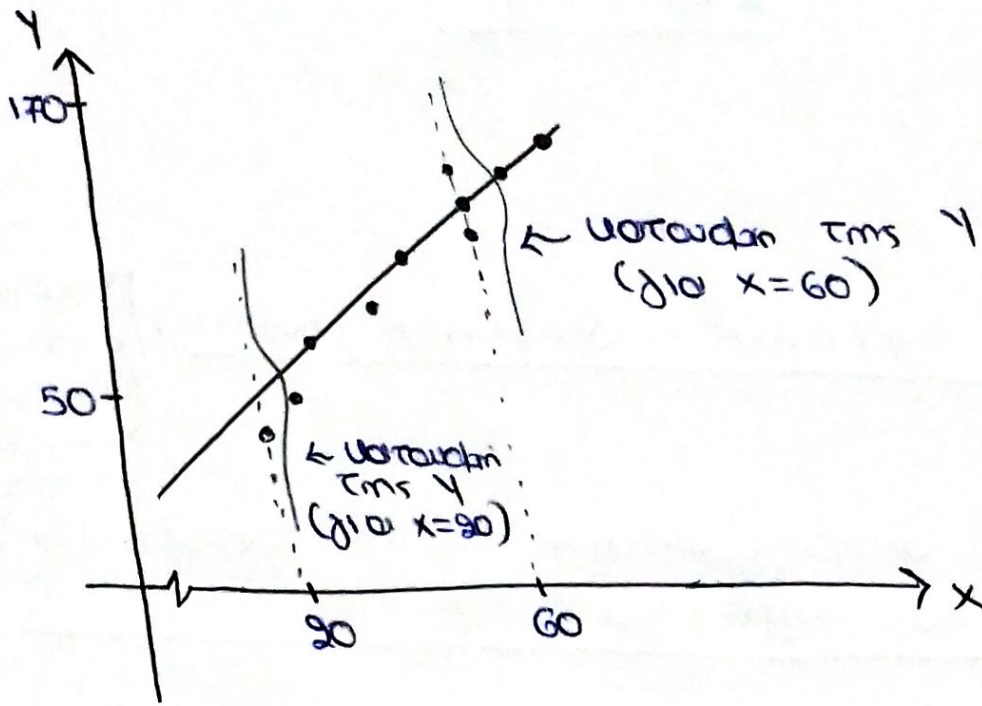


Ενδεικτική αυτοκινητάκι (€)

Παράδειγμα 5.9

<u>Κιλικία (i)</u>	<u>Μεγεθ. τιμής (x)</u>	<u>Σεβ. εξάρτησ (y)</u>
1	30	73
2	20	50
3	60	128
4	80	170
5	40	87
6	50	106
7	60	135
8	30	69
9	70	148
10	60	139

Διεργασία Αποτίμησης (κ' Στοιχείων) Σελ. 6ms



Απλή γραμμική παλινδρόμηση (παραρτ 5.2) :

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \epsilon_i \quad i = 1, \dots, n$$

X_i : τιμές τms ανεξάρτητης μεταβλητής

Y_i : τιμές τms εξαρτημένης μεταβλητής

ϵ_i : τυχαία σφάλματα, ονομάζονται "αδυσχευμένα" τυχαία βεταίματα.

$$E(\epsilon_i) = 0, \quad \text{Var}(\epsilon_i) = \sigma^2 \quad (\forall x)$$

Τα β_0 και β_1 είναι άγνωστες παλινδρόμησης (παραρτ 5.2)

$$E(Y_i) = \beta_0 + \beta_1 X_i \quad \text{και} \quad \text{Var}(Y_i) = \sigma^2 \quad (\forall x)$$

η άγνωστη μέση είναι αυτή, διότι τα β_0 και β_1 είναι άγνωστα

Με βάση τα πώς ορίζεται τα παραρτ 5.2
επιπλέον: $\epsilon_i = Y_i - E(Y_i) = Y_i - \beta_0 - \beta_1 X_i$
(οι οποίες είναι άγνωστες ποσότητες)



$$E(Y_i) = \beta_0 + \beta_1(x) \quad (= \text{Άγνωστη άωστημένη παλινδρόμηση})$$

Επιλογήν παραμέτρων (β₀, β₁) με την μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων.

▶ $\sum_{i=1}^n \epsilon_i^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i)^2 = Q(\beta_0, \beta_1)$

▶ $\frac{\partial Q}{\partial \beta_1} = -2 \sum_{i=1}^n (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) (=0) \Rightarrow \sum_{i=1}^n y_i = n \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n x_i$ (1)

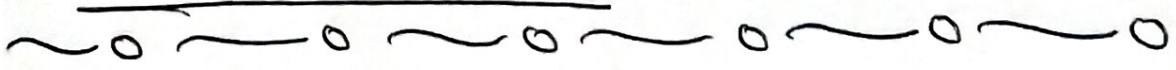
▶ $\frac{\partial Q}{\partial \beta_0} = -2 \sum_{i=1}^n x_i (y_i - \beta_0 - \beta_1 x_i) (=0) \Rightarrow \sum_{i=1}^n x_i y_i = \hat{\beta}_0 \sum_{i=1}^n x_i + \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n x_i^2$ (2)

Οι ελαχίστες (1) $\Rightarrow \sum_{i=1}^n y_i = n \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n x_i$

και (2) $\Rightarrow \sum_{i=1}^n x_i y_i = \hat{\beta}_0 \sum_{i=1}^n x_i + \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n x_i^2$

αναπαράσταση

Κανονικές Ελαχίστες!



(1) $\Rightarrow \hat{\beta}_0 = \bar{y} - \hat{\beta}_1 \bar{x}$

(2) $\Rightarrow \sum_{i=1}^n x_i y_i = [\bar{y} - \hat{\beta}_1 \bar{x}] \sum_{i=1}^n x_i + \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^n x_i^2$

$= \frac{\sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n y_i}{n} + \hat{\beta}_1 \left[\sum_{i=1}^n x_i^2 - \frac{(\sum_{i=1}^n x_i)^2}{n} \right] \Rightarrow$

$\Rightarrow \hat{\beta}_1 = \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i - \frac{\sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n y_i}{n}}{\sum_{i=1}^n x_i^2 - \frac{(\sum_{i=1}^n x_i)^2}{n}}$

Agg

$$\hat{\beta}_0 = \bar{y} - \hat{\beta}_1 \bar{x}$$

Uoi

$$\hat{\beta}_1 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n y_i}{\sum_{i=1}^n x_i^2 - \frac{(\sum_{i=1}^n x_i)^2}{n}}$$

$$A = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 Q}{\partial \beta_0^2} = 2n & \frac{\partial^2 Q}{\partial \beta_0 \partial \beta_1} = 2 \sum x_i \\ \frac{\partial^2 Q}{\partial \beta_0 \partial \beta_1} = 2 \sum x_i & \frac{\partial^2 Q}{\partial \beta_1^2} = 2 \sum x_i^2 \end{pmatrix}$$

$$\sim |A| = 4n \sum x_i^2 - 4(\sum x_i)^2 = 4n \sum (x_i - \bar{x})^2 > 0.$$

Exw $\hat{y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 \cdot x$ Uoi $x = x_0 \rightarrow \hat{y}_0 = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 \cdot x_0$

Ue β_0 e β_1 tal $\hat{y} = 10 + 2.0 \cdot x$

Uoi $x_0 = 5.5 \rightarrow \hat{y}_0 = 10 + 2.0 \cdot 5.5 = 19.0$ uer \hat{y}_0

$e_i = y_i - \hat{y}_i =$ uer e_i (residuals)