

## ΜΕΣΗ ΤΙΜΗ ή ΜΑΘΗΜΑΤΙΚΗ ΕΠΙΠΕΔΑ

30/10/2019

μπορεί να είναι σύνθετη είτε  
μονομελής είτε διμελής

Έστω  $\underline{x} = (x_1, \dots, x_n)$   $n$ -διάστατο τ.δ. με β.π. ή β.π.π. Έστω  $f_{\underline{x}}(\underline{x})$ . Επικεντρώνομαι εστω  $h(\underline{x})$  μια συνάρτηση του τ.δ.  $\underline{x}$ .

Η μέση τιμή  $E(h(\underline{x}))$  δίνεται από την σχέση:

$$E(h(\underline{x})) = \begin{cases} \int_{\mathcal{X}} \dots \int_{\mathcal{X}_n} h(\underline{x}) f_{\underline{x}}(\underline{x}) d\mathcal{X}_1 \dots d\mathcal{X}_n, & \underline{x} \text{ συνεχής τ.δ.} \\ \sum_{\mathcal{X}_1} \dots \sum_{\mathcal{X}_n} h(\underline{x}) f_{\underline{x}}(\underline{x}), & \underline{x} \text{ διακριτός τ.δ.} \end{cases}$$

με την προϋπόθεση ότι το άθροισμα και το ολοκλήρωμα συγκλίνει απόλυτα.

## ΣΥΝΔΙΑΚΥΜΑΝΣΗ (Covariance) δύο τ.μ. X και Y

Έστω X και Y δύο τ.μ. με  $\mu_X = E(X)$  και  $\mu_Y = E(Y)$ .

Τότε η ποσότητα:

$$\text{Cov}(X, Y) = E[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]$$

και δείχνει τη συνδιασπορά, συρρεταβλητικότητα, συνδιακύμανση.

$$\text{Θ.δ.ο. } \text{Cov}(X, Y) = E(XY) - E(X)E(Y)$$

Απόδειξη

$$\text{Cov}(X, Y) = E[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)] = E[XY - \mu_Y X - \mu_X Y + \mu_X \mu_Y] =$$

$$= E(XY) - E(\mu_X Y) - E(\mu_Y X) + \mu_X \mu_Y$$

$$= E(XY) - \mu_X E(Y) - \mu_Y E(X) + \mu_X \mu_Y = E(XY) - \mu_Y E(X)$$

$$= E(XY) - E(Y)E(X)$$

$$Cov(X, Y) = \begin{cases} \iint (x - \mu_x)(y - \mu_y) f_{xy}(x, y) dx dy, & X, Y \text{ συνεχής τ.μ.} \\ \sum \sum (x - \mu_x)(y - \mu_y) f_{xy}(x, y) & \end{cases}$$

$$E(XY) = \begin{cases} \iint xy f_{xy}(x, y) dx dy & (XY) \text{ συνεχής} \\ \sum \sum xy f_{xy}(x, y) & (XY) \text{ διακριτό} \end{cases}$$

### • ΕΡΜΗΝΕΙΑ ΣΥΝΔΙΑΚΥΜΑΝΣΗΣ

Η συνδιακύμανση είναι ένα μέτρο της συσχετιστικότητας των  $X$  και  $Y$ . Θα είναι θετική όταν οι ποσότητες  $X - \mu_x$  και  $Y - \mu_y$  τείνουν να έχουν το ίδιο πρόσημο με μεγάλη πιθανότητα, ενώ θα είναι αρνητική όταν τείνουν να έχουν αντίθετο πρόσημο με μεγάλη πιθανότητα.

Η συνδιακύμανση δύο τ.μ.  $X$  και  $Y$  έχει πάντα μέτρησης το γινόμενο των 2 μονάδων μέτρησης της κάθε μιας οντάδης είναι αναλλοίωτη από μονάδες μέτρησης.

### • ΟΡΙΣΜΟΣ: Συντελεστής (Correlation) δύο τ.μ. $X, Y$

Ο συντελεστής συσχέτισης δύο τ.μ.  $X$  και  $Y$  συμβολίζεται με  $\rho_{XY}$  ή  $\rho(X, Y)$  ή ακόμα  $\rho$  και ορίζεται από τη σχέση:

$$\rho_{XY} = \frac{Cov(X, Y)}{\sqrt{Var(X)} \sqrt{Var(Y)}} \quad \text{υπό όρους ορίστος.}$$

## • ΙΔΙΟΤΗΤΕΣ ΣΥΝΔΙΑΚΥΜΑΡΤΗΣ

$$1) \text{Cov}(X, X) = E(XX) - E(X)E(X) = E(X^2) - [E(X)]^2 = \text{Var}(X)$$

$$2) \text{Cov}(X, Y) = \text{Cov}(Y, X)$$

3) Για οποιαδήποτε δύο τ.μ.  $X$  και  $Y$  ισχύει ότι:

$$\text{Var}(aX + bY) = a^2 \text{Var}(X) + b^2 \text{Var}(Y) + 2ab \text{Cov}(X, Y)$$

### Απόδειξη

$$\text{Var}(aX + bY) = E[(aX + bY)^2] - [E(aX + bY)]^2$$

$$= E[a^2X^2 + 2abXY + b^2Y^2] - [aE(X) + bE(Y)]^2$$

$$= a^2E(X^2) + 2abE(XY) + b^2E(Y^2) - a^2[E(X)]^2 - b^2[E(Y)]^2 - 2abE(X)E(Y)$$

$$= a^2[E(X^2) - [E(X)]^2] + b^2[E(Y^2) - [E(Y)]^2] + 2ab[E(XY) - E(X)E(Y)]$$

$$= a^2 \text{Var}(X) + b^2 \text{Var}(Y) + 2ab \text{Cov}(X, Y)$$

### ΠΟΡΙΣΜΑ

• Αν  $a=b=1$  τότε:

$$\text{Var}(X+Y) = \text{Var}(X) + \text{Var}(Y) + 2\text{Cov}(X, Y)$$

• Αν  $a=1$ ,  $b=-1$  τότε:

$$\text{Var}(X-Y) = \text{Var}(X) + \text{Var}(Y) - 2\text{Cov}(X, Y)$$

4) Αν  $X, Y$  δύο τ.π. και  $a, b, \gamma, \delta \in \mathbb{R}$  τότε:

$$\text{Cov}(aX+b, \gamma Y+\delta) = a\gamma \text{Cov}(X, Y)$$

Απόδειξη

$$\text{Cov}(aX+b, \gamma Y+\delta) = E[(aX+b)(\gamma Y+\delta)] - E(aX+b)E(\gamma Y+\delta) =$$

$$= E[a\gamma XY + a\delta X + b\gamma Y + b\delta] - (aE(X)+b)(\gamma E(Y)+\delta) =$$

$$= a\gamma E(XY) + a\delta E(X) + b\gamma E(Y) + b\delta - a\gamma E(X)E(Y) - a\delta E(X) - b\gamma E(Y) - b\delta =$$

$$= a\gamma [E(XY) - E(X)E(Y)] = a\gamma \text{Cov}(X, Y)$$

5)  $\text{Cov}(X+Y, Z) = \text{Cov}(X, Z) + \text{Cov}(Y, Z)$

6) Έστω  $X_1, \dots, X_n$  τ.π. και  $Y_1, \dots, Y_m$  τ.π.  
 $a_1, \dots, a_n \in \mathbb{R}$        $b_1, \dots, b_m \in \mathbb{R}$

$$\text{Cov}\left(\sum_{i=1}^n a_i X_i, \sum_{j=1}^m b_j Y_j\right) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m \text{Cov}(X_i, Y_j) \cdot a_i b_j$$

• Πο τ.π. Ισοτήτων : Ιδιότητες

1) Ο συντελεστής συσχέτισης  $\rho_{XY}$  λαμβάνει τιμές στο διάστημα  $[-1, 1]$ .

Απόδειξη

Έστω  $X, Y$  δύο τ.π. Θάβδ  $-1 \leq \rho_{XY} \leq 1$ .

1<sup>ος</sup> Τρόπος

$$\Theta \epsilon \omega \rho \omega \text{ τ.π. } \frac{X}{\sigma_X} \pm \frac{Y}{\sigma_Y}$$

Tote  $\text{Var}\left(\frac{X}{G_x} \pm \frac{Y}{G_y}\right) \geq 0$

Opus  $\text{Var}\left(\frac{X}{G_x} + \frac{Y}{G_y}\right) \stackrel{(*)}{=} \frac{1}{G_x^2} \text{Var}(X) + \frac{1}{G_y^2} \text{Var}(Y) + 2 \frac{1}{G_x} \cdot \frac{1}{G_y} \text{Cov}(X, Y)$

$= 2 + 2 \frac{\text{Cov}(X, Y)}{G_x \cdot G_y} = 2 + 2 \rho_{XY} = 2(1 + \rho_{XY}) \geq 0 \quad ||$

$\text{Var}\left(\frac{X}{G_x} - \frac{Y}{G_y}\right) \stackrel{(*)}{=} \frac{1}{G_x^2} \text{Var}(X) + \frac{1}{G_y^2} \text{Var}(Y) - 2 \frac{1}{G_x} \cdot \frac{1}{G_y} \text{Cov}(X, Y)$

$= 2 - 2 \frac{\text{Cov}(X, Y)}{G_x \cdot G_y} = 2(1 - \rho_{XY}) \geq 0 \quad (2)$

Ans (1)  $1 + \rho_{XY} \geq 0 \Rightarrow \rho_{XY} \geq -1 \quad \left. \begin{array}{l} \\ \\ \end{array} \right\} \Rightarrow -1 \leq \rho_{XY} \leq 1$

Ans (2)  $1 - \rho_{XY} \geq 0 \Rightarrow \rho_{XY} \leq 1$

(\*) Formel für eine  $\text{Var}(\alpha X + \beta Y) = \alpha^2 \text{Var}(X) + \beta^2 \text{Var}(Y) \pm 2\alpha\beta \text{Cov}(X, Y)$

2<sup>os</sup> = Trinos

0 2<sup>os</sup> trinos anseits xpnbl, wonei im arigoina Cauchy-Schwarz  
gju r.p.

Estw  $X, Y$  duo r.p.  $\mu \in E(X^2), E(Y^2) < \infty$

Tote  $(E(XY))^2 \leq E(X^2)E(Y^2)$

Anseits arigoinas

Opus in  $\Delta$   $0 \leq h(t) = E((tX + Y)^2) =$

$= t^2 E(X^2) + 2t E(XY) + E(Y^2) \rightarrow$  naria 0eino  
trinos

$\Rightarrow \Delta < 0 \Rightarrow 4(E(XY))^2 - 4E(X^2)E(Y^2) < 0 \Rightarrow (E(XY))^2 \leq E(X^2)E(Y^2)$

Από ανώτερη και ανώτερη ανάλυση τα 20 είναι ανώτερα  
 Εξίσωση του Cauchy-Schwarz για  $X - \mu_X$  και  $Y - \mu_Y$

$$\text{Είδη: } [E[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]]^2 \leq E[(X - \mu_X)^2] E[(Y - \mu_Y)^2]$$

$$\Rightarrow \text{Cov}^2(X, Y) \leq \text{Var}(X) \text{Var}(Y)$$

$$\Rightarrow \frac{\text{Cov}^2(X, Y)}{\text{Var}(X) \text{Var}(Y)} \leq 1 \Rightarrow \rho_{XY}^2 \leq 1$$

9) α) Αν  $\rho_{XY} = 1$  τότε  $\exists$  σταθερές  $a, b \in \mathbb{R}$  με  $a > 0$  έτσι ώστε  
 $Y = aX + b$  να ισχύει.

β) Αν  $\rho_{XY} = -1$  τότε  $\exists a, b \in \mathbb{R}$  με  $a < 0$  έτσι ώστε  $Y = aX + b$   
 να ισχύει.

### Απόδειξη 1ος Τρόπος

$$\text{i) } (\Rightarrow) \text{ Αν } \rho_{XY} = 1 \text{ τότε } \text{Var}\left(\frac{X}{\sigma_X} - \frac{Y}{\sigma_Y}\right) = 0 \Rightarrow \frac{X}{\sigma_X} - \frac{Y}{\sigma_Y} = C \Rightarrow$$

$$\Rightarrow \frac{X}{\sigma_X} - C = \frac{Y}{\sigma_Y} \Rightarrow Y = \frac{\sigma_Y}{\sigma_X} X - C \quad \text{όπου } a = \frac{\sigma_Y}{\sigma_X} > 0, b = -C$$

( $\Leftarrow$ ) Έστω  $Y = aX + b$  τότε:

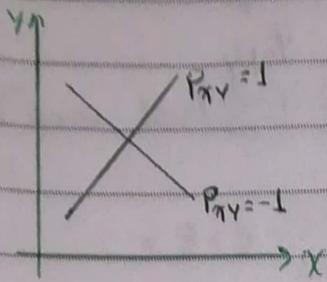
$$\rho_{XY} = \frac{\text{Cov}(X, aX + b)}{\sqrt{\text{Var}(X)} \sqrt{\text{Var}(aX + b)}} = \frac{a \text{Cov}(X, X)}{\sqrt{\text{Var}(X)} \sqrt{a^2 \text{Var}(X)}} = 1$$

$$\text{ii) } (\Rightarrow) \text{ Αν } \rho_{XY} = -1 \text{ τότε } \text{Var}\left(\frac{X}{\sigma_X} + \frac{Y}{\sigma_Y}\right) = 0 \Rightarrow \frac{X}{\sigma_X} + \frac{Y}{\sigma_Y} = C \Rightarrow$$

$$\Rightarrow \frac{Y}{\sigma_Y} = C - \frac{X}{\sigma_X} \Rightarrow Y = C - \frac{\sigma_Y}{\sigma_X} X \quad \text{όπου } a = -\frac{\sigma_Y}{\sigma_X} < 0, b = C$$

$$(\Leftarrow) Y = aX + b \text{ τότε: } \rho_{XY} = \frac{\text{Cov}(X, aX + b)}{\sqrt{\text{Var}(X)} \sqrt{\text{Var}(aX + b)}} = \frac{a \text{Cov}(X, X)}{\sqrt{\text{Var}(X)} \sqrt{a^2 \text{Var}(X)}} =$$

$$= \frac{a \text{Var}(X)}{|a| \text{Var}(X)} = -\frac{a}{a} = -1$$



0 correlations correlations ετερογεία σε οι 2 μεταβλητές αυξάνονται γραμμικά!!!  
 Αν π.χ.  $\rho = 0$  αυτό δεν σημαίνει ότι δεν αυξάνονται με το ίδιο οι μεταβλητές αλλά ότι δεν αυξάνονται γραμμικά.

2ος Πρόβλημα

$$\rho^2 \leq 1$$

Αυτό σημαίνει ότι όταν  $\rho_{xy} = 1$  ή  $\rho_{xy} = -1$  η ανισότητα C-5 γίνεται με ισότητα

$$\text{Αρα } \exists t_0 \text{ τ.ω } h(t_0) = 0 \Rightarrow E[(t_0 X + Y)^2] = 0$$

$$\text{Αρα } P(t_0 X + Y = 0) = 1$$

• Ποτεζ:

Έστω  $\underline{x}$  τ.δ.  $\underline{x} = (x_1, \dots, x_n)$ . Η από κοινού συν. πυκνότητα  $k = (k_1, k_2, \dots, k_n)$  ορίζεται ως η σχέση:

$$E(x_1^{k_1} x_2^{k_2} \dots x_n^{k_n}) = \mu_{k_1, k_2, \dots, k_n}$$

Επίσης η πυκνότητα  $k$  τ.δ.ς περι τη μέση τιμή:

$$E[(x_1 - \mu_1)^{k_1} (x_2 - \mu_2)^{k_2} \dots (x_n - \mu_n)^{k_n}] = \lambda_{k_1, k_2, \dots, k_n}$$

• Χαρακτηριστικά (Βασικά) Πολυδιαστάσιων τ.π. και κοινωπών

Έστω δομένη η-διάστατη τ.δ.  $\underline{x}$

$$E(\underline{x}) = \underline{\mu} = \begin{pmatrix} E(x_1) \\ \vdots \\ E(x_n) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mu_1 \\ \vdots \\ \mu_n \end{pmatrix}$$

↓  
 διάνυσμα n x 1

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \text{Var}(X_1) & \text{Cov}(X_1, X_2) & \dots & \text{Cov}(X_1, X_n) \\ \text{Cov}(X_2, X_1) & \text{Var}(X_2) & \dots & \text{Cov}(X_2, X_n) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \text{Cov}(X_n, X_1) & \text{Cov}(X_n, X_2) & \dots & \text{Var}(X_n) \end{pmatrix} \quad \text{Στοιχία στοιχία Var}$$

Συμμετρικός πίνακας. Αρνητικοί Πίνακας Διασποράσεων - Γενε-  
κωποιέων

Εύρος από τον πίνακα αυτόν υπάρχει και ο πίνακας συσχέτισης:

$$R = \begin{pmatrix} 1 & \rho_{X_1 X_2} & \dots & \rho_{X_1 X_n} \\ \rho_{X_2 X_1} & 1 & \dots & \rho_{X_2 X_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{X_n X_1} & \rho_{X_n X_2} & \dots & 1 \end{pmatrix} \quad \text{Συμμετρικός}$$

### ΠΑΡΑΤΗΡΗΣΗ

Από τον πίνακα  $\Sigma$  μπορούμε να βρούμε εύκολα να βρούμε τον πίνακα  $R$ .

### ΘΕΩΡΗΜΑ

Εάν  $(X, Y)$  διασποράση τ.μ. τότε με την υπόθεση ότι οι μέγες τιμές υπάρχουν ισχύει:

$$E_{XY}[h(X, Y)] = E_X[E_{Y|X}(h(X, Y) | X)]$$

Απόδειξη

Για συνεχή τ.μ.

$$m(x) = E(h(X, Y) | x) = \int h(x, y) f_{Y|X} dy$$

$$E(m(x)) = \int m(x) \cdot f_X(x) dx = \iint h(x, y) \underbrace{f_{Y|X}}_h f_X(x) dx dy$$

αυτό δίνει τον άνω νόμο και η  
απόδειξη τελειώνει.

• ΘΕΩΡΗΜΑ

Έστω  $(X, Y)$  δισδιάστωμα τυ.

$$\text{Var}(X) = V(X) = E[V(X|Y)] + V[E(X|Y)]$$

Απόδειξη

$$E[V(X|Y)] = E[E(X^2|Y) - (E(X|Y))^2] = E[E(X^2|Y)] - E[(E(X|Y))^2] \quad (1)$$

$$V(E(X|Y)) = E[(E(X|Y))^2] - [E(E(X|Y))]^2 = E[(E(X|Y))^2] - (E(Y))^2 \quad (2)$$

Προσθέτω την (1) και την (2) και έχω το αποτέλεσμα