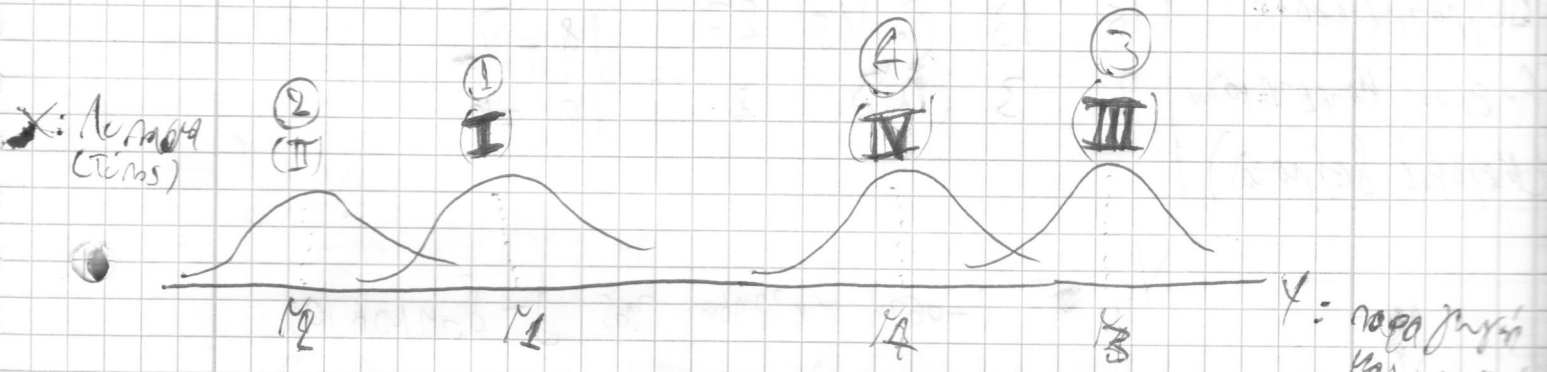
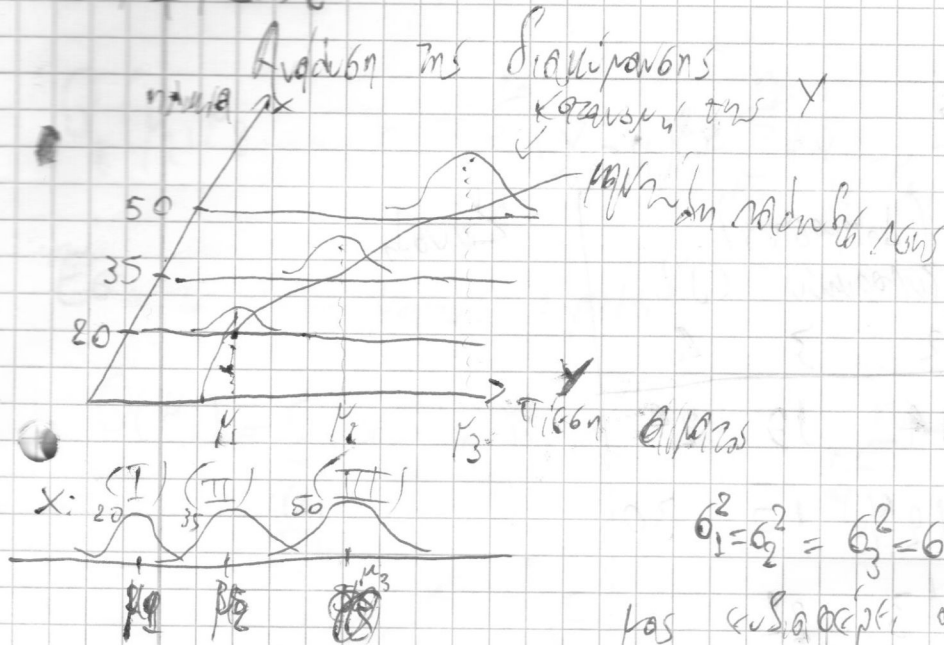


$$\beta_1 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})y_i}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$$

20/1/2016



$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \mu_3 = \mu_4 \quad \vee \quad H_0: \sigma_1 = \sigma_2 = \sigma_3 = \sigma_4$

$\alpha = 0.05$   $H_{01}: \mu_1 = \mu_2, \mu_3 = \mu_4$   $H_{02}: \mu_4 = \mu_3$   $H_{03}: \sigma_1 = \sigma_2 = \sigma_3 = \sigma_4$

$t = 2.567$  από βιβλίο

$\binom{4}{2} = 6$  σφαιρικές

$$\alpha' = P(\text{απορρ. } H_0 \text{ όταν } H_0 \text{ αληθής}) = P(\text{ταυτοποίηση μία από τις } H_{01}, H_{02}, H_{03} \mid \text{επιλογή από τις } H_0) =$$

$$= P(\text{ταυτοποίηση μία κορυφή σε έστ. δείγμα με } p = P(\text{ταυτοποίηση}) =$$

$$= 1 - P(\text{καμία κορυφή σε έστ. δείγμα με } p = 0) =$$

$$= 1 - \binom{6}{0} a^0 (1-a)^6 = 0.265 \quad \text{για } a = 0.05$$

Στην ανάλυση της διαφοράς η ομογένεια είναι:

αυξημένα ποσοστά = αναπόφραση

διαφέρει ως προς αυξημένα ποσοστά = αντίθετα ως αναπόφραση

μικρότερο ποσοστό αναπόφραση = καθαρότερο

Προσέγγιση

Η ομάδα ζυγαριών ABEZ

(Δείγματα Νερά)	(Σαμπλόνια)				Σύνολο
	τύπος	ζυγαριών	(j)		
Καθαρότητα ζυγαριών (i)	1	2	3	4	
1	18	14	19	24	
2	18	12	17	30	
3		13	21		
Σύνολο:	30	39	57	54	100 = N
Δείγματα νερά:	15	13	19	27	18 = $\bar{y}$
Αριθμός ζυγαριών	2	3	3	2	10 = n
(Μέγιστο δείγμα)					

$Y_{ij}$  = i-οστό μέτρο ως j-σάμπλόνια

$$Y_{ij} = \mu_j + \epsilon_{ij} \quad \begin{matrix} i=1, 2, \dots, n \\ j=1, 2, \dots, r \end{matrix}$$

r Σαμπλόνια

$$n = \sum_{j=1}^r n_j$$

Τυχαία βλάβη:  $\epsilon_{ij} = Y_{ij} - \mu_j \sim N(0, \sigma^2)$   
(Ανεξάρτητες τυ)

(Ανεξάρτητες τυ)  $Y_{ij} \sim N(\mu_j, \sigma^2)$

$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_r$   $\vee H_a: \text{οχι όλα τα } \mu_j \text{ ίσα μεταξύ τους}$

Επιλογή των παραμέτρων (με τη μέθοδο των ελαχίστων τετραγώνων)

$$Q(\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_r) = \sum_{j=1}^r \sum_{i=1}^{n_j} \varepsilon_{ij}^2 = \sum_{j=1}^r \sum_{i=1}^{n_j} (y_{ij} - \mu_j)^2 \Rightarrow \hat{\mu}_j$$

$$Q(\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_r) = \sum_{i=1}^{n_1} (y_{i1} - \mu_1)^2 + \sum_{i=1}^{n_2} (y_{i2} - \mu_2)^2 + \dots + \sum_{i=1}^{n_r} (y_{ir} - \mu_r)^2$$

Εστω το  $j$ -οστό μέλος αεραία:

$$Q(\mu_j) = \sum_{i=1}^{n_j} (y_{ij} - \mu_j)^2 \rightsquigarrow \frac{dQ}{d\mu_j} = -2 \sum_{i=1}^{n_j} (y_{ij} - \hat{\mu}_j) = 0 \rightsquigarrow$$

$$n_j \hat{\mu}_j = \sum_{i=1}^{n_j} y_{ij} \rightsquigarrow \hat{\mu}_j = \frac{\sum_{i=1}^{n_j} y_{ij}}{n_j}$$

$$Y_{\cdot j} = \sum_{i=1}^{n_j} y_{ij}, \quad j=1, 2, \dots, r$$

$$\bar{y}_{\cdot j} = \frac{Y_{\cdot j}}{n_j} \quad \text{μέση όρος για } j\text{-ομάδα}$$

$$Y_{\cdot\cdot} = \sum_{j=1}^r \sum_{i=1}^{n_j} y_{ij}, \quad \bar{Y}_{\cdot\cdot} = \frac{Y_{\cdot\cdot}}{n}$$

$$\hat{\mu}_j = \frac{Y_{\cdot j}}{n_j} = \bar{y}_{\cdot j}$$

$$\min Q(\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_r) = \sum_{j=1}^r \sum_{i=1}^{n_j} \varepsilon_{ij}^2 \Rightarrow \hat{\mu}_j = \bar{y}_{\cdot j}$$

$$(\hat{\varepsilon}_{ij}) \varepsilon_{ij} = y_{ij} - \hat{\mu}_j = y_{ij} - \bar{y}_{\cdot j}$$

Υπόλοιπα

$$\sum_{i=1}^{n_j} (y_{ij} - \bar{y}_{\cdot j}) = 0$$

21/4/2016

Il est évident que l'ajustement

$$SS_{\text{tot}} = \sum_{j=1}^r \sum_{i=1}^{n_j} (Y_{ij} - \bar{Y}_{..})^2$$

est la somme des carrés des écarts entre les observations et la moyenne globale

$$Y_{ij} - \bar{Y}_{..} = \underbrace{\bar{Y}_{.j} - \bar{Y}_{..}}_{\text{effet de traitement}} + \underbrace{Y_{ij} - \bar{Y}_{.j}}_{\text{erreur}} \Rightarrow$$

$$\sum_{j=1}^r \sum_{i=1}^{n_j} (Y_{ij} - \bar{Y}_{..})^2 = \sum_{j=1}^r \sum_{i=1}^{n_j} (\bar{Y}_{.j} - \bar{Y}_{..})^2 + \sum_{j=1}^r \sum_{i=1}^{n_j} (Y_{ij} - \bar{Y}_{.j})^2 + 2 \sum_{j=1}^r \sum_{i=1}^{n_j} (\bar{Y}_{.j} - \bar{Y}_{..})(Y_{ij} - \bar{Y}_{.j})$$

$$= \sum_{j=1}^r \sum_{i=1}^{n_j} (\bar{Y}_{.j} - \bar{Y}_{..})^2 + \sum_{j=1}^r \sum_{i=1}^{n_j} (Y_{ij} - \bar{Y}_{.j})^2 + 2 \sum_{j=1}^r (\bar{Y}_{.j} - \bar{Y}_{..}) \sum_{i=1}^{n_j} (Y_{ij} - \bar{Y}_{.j})$$

$$= 2 \sum_{j=1}^r (\bar{Y}_{.j} - \bar{Y}_{..}) \underbrace{\sum_{i=1}^{n_j} (Y_{ij} - \bar{Y}_{.j})}_{=0}$$

$$\Rightarrow \sum_{j=1}^r \sum_{i=1}^{n_j} (Y_{ij} - \bar{Y}_{..})^2 = \sum_{j=1}^r \sum_{i=1}^{n_j} (\bar{Y}_{.j} - \bar{Y}_{..})^2 + \sum_{j=1}^r \sum_{i=1}^{n_j} (Y_{ij} - \bar{Y}_{.j})^2$$

||  
SS<sub>tot</sub>  
total

||  
SS<sub>tre</sub>  
treatment

||  
SS<sub>reg</sub>  
residual

n-1  
degrés de liberté

= r-1  
degrés de liberté

+ n-r  
degrés de liberté

$$\sum_{j=1}^r \sum_{i=1}^{n_j} (Y_{ij} - \bar{Y}_{..}) = 0$$

$$\sum_{j=1}^r n_j (\bar{Y}_{.j} - \bar{Y}_{..}) = 0$$

$$\sum_{i=1}^{n_j} (Y_{ij} - \bar{Y}_{.j}) = 0 \quad \forall j=1, 2, \dots, r$$



$$SS_{\text{tre}} = \sum_{j=1}^r \sum_{i=1}^{n_j} (Y_{ij} - \bar{Y}_{.j})^2 = \sum_{j=1}^r n_j (\bar{Y}_{.j} - \bar{Y}_{..})^2 = \sum_{j=1}^r \frac{Y_{.j}^2}{n_j} - \frac{Y_{..}^2}{n}$$

$$SS_{\text{tot}} = \sum_{j=1}^r \sum_{i=1}^{n_j} (Y_{ij} - \bar{Y}_{..})^2 = \sum_{j=1}^r \sum_{i=1}^{n_j} Y_{ij}^2 - \frac{Y_{..}^2}{n}$$

$$SS_{\text{reg}} = \sum_{j=1}^r \sum_{i=1}^{n_j} (Y_{ij} - \bar{Y}_{.j})^2 = \sum_{j=1}^r \sum_{i=1}^{n_j} Y_{ij}^2 - \sum_{j=1}^r \frac{Y_{.j}^2}{n_j}$$

### ANALISA

Modelo de variáveis	Modelo de regressão	Grupos de observações	Méda de observações	F-test
Comparação de parâmetros de variáveis	$SS_{\text{tre}} = \sum_{j=1}^r n_j (\bar{Y}_{.j} - \bar{Y}_{..})^2$	$r-1$	$MS_{\text{tre}} = \frac{SS_{\text{tre}}}{r-1}$	$F = \frac{MS_{\text{tre}}}{MS_{\text{reg}}}$
Variação de variáveis	$SS_{\text{reg}} = \sum_{j=1}^r \sum_{i=1}^{n_j} (Y_{ij} - \bar{Y}_{.j})^2 = SS_{\text{tot}} - SS_{\text{tre}}$	$n-r$	$MS_{\text{reg}} = \frac{SS_{\text{reg}}}{n-r}$	$F \sim F_{r-1, n-r}$ na região crítica
Modelo de regressão	$SS_{\text{tot}} = \sum_{j=1}^r \sum_{i=1}^{n_j} (Y_{ij} - \bar{Y}_{..})^2$	$n-1$		$F \geq F_{\alpha, r-1, n-r}$

Exo realizado no ABEZ

258	3	86	$F = \frac{86}{7,67} = 11,2 > 4,76 = F_{0,05,3,6}$ $\Rightarrow$ não se rejeita $H_0$
46	6	7,67	
304	9		

Aufgabe 6.1.

$$E(MS_{\text{fre}}) = \sigma^2 + \frac{1}{n-r} \sum_{j=1}^r n_j (\mu_j - \mu)^2 \quad \text{denn } \mu = \frac{\sum_{j=1}^r n_j \mu_j}{n}$$

$$E(MS_{\text{reg}}) = E\left[\frac{1}{n-r} \sum_{j=1}^r \sum_{i=1}^{n_j} (y_{ij} - \bar{y}_{.j})^2\right] = E\left[\frac{1}{n-r} \sum_{j=1}^r (n_j - 1) \underbrace{\frac{1}{n_j - 1} \sum_{i=1}^{n_j} (y_{ij} - \bar{y}_{.j})^2}_{= s_j^2}\right]$$

$$= \frac{1}{n-r} \sum_{j=1}^r (n_j - 1) E(s_j^2) \stackrel{\substack{\sum_{j=1}^r n_j = n \\ \sum_{j=1}^r (n_j - 1) = n - r}}{=} \frac{1}{n-r} (n-r) \sigma^2 = \sigma^2$$

$$\frac{SS_{\text{fre}}}{\sigma^2} \sim \chi_{r-1}^2$$

$\sigma^2$  und  $\mu_0$  bekannt

$$\frac{SS_{\text{reg}}}{\sigma^2} \sim \chi_{n-r}^2$$

$$\Rightarrow \frac{MS_{\text{fre}}}{MS_{\text{reg}}} \sim F_{r-1, n-r}$$

Analyse in  $H_0$ :

$$\bar{y}_{.j} \sim N\left(\mu_j, \frac{\sigma^2}{n_j}\right) \rightarrow$$

$$\frac{\bar{y}_{.j} - \mu_j}{\sqrt{MS_{\text{reg}}/n_j}} \sim t_{n-r}$$

$$H_0: \mu_u - \mu_v = 0 \quad \vee \quad H_0: \mu_u - \mu_v \neq 0$$

$$\frac{\bar{Y}_{ou} - \bar{Y}_{ov} - (\mu_u - \mu_v)}{\sqrt{MS_{reg} \left( \frac{1}{n_u} + \frac{1}{n_v} \right)}} \sim t_{n-r}$$

$$(1-\alpha)100\% \text{ DE } \mu_u - \mu_v = \bar{Y}_{ou} - \bar{Y}_{ov} \pm t_{\alpha/2, n-r} \sqrt{MS_{reg} \left( \frac{1}{n_u} + \frac{1}{n_v} \right)}$$

Esso para ser mais ABREZ MAS CUIDADO  $H_0: \mu_3 - \mu_4 = 0$   $H_a: \mu_3 - \mu_4 \neq 0$

$$u=3, v=4, n_3=3, n_4=2, \bar{Y}_{.3}=19, \bar{Y}_{.4}=27$$

$$MS_{reg} = 7,67$$

$$t = \frac{19 - 27}{\sqrt{7,67 \left( \frac{1}{3} + \frac{1}{2} \right)}} = -3,164$$

Rejeita  $H_0$  se  $|t| \geq t_{\alpha/2, n-r} = t_{0,025, 6} = 2,447$

Logo, rejeita-se  $H_0$