

27/10/2021

Ασκησης

2.1

Classification, $G \in \{1, 2, \dots, k\}$

$$G = k \iff T = t_k = (0, 0, \dots, \overset{k}{1}, \dots, 0)$$

<u>$k=3$</u>	<u>G</u>	<u>T</u>
	1	$(1, 0, 0) t_1$
	2	$(0, 1, 0) t_2$
	3	$(0, 0, 1) t_3$
	⋮	
	1	$(1, 0, 0) t_1$
		$(1, 0, 0) t_1$

Εσω σου χρησιμοποιούμε
μια μέθοδο πρόβλεψης
που ⁽¹⁾ προβλέπει το T
μέσω διανύσματος $\hat{y} = (y_1, \dots, y_k)$
z.w. $\sum_{k=1}^k y_k = 1 \quad \hat{y}_k \geq 0.$

2

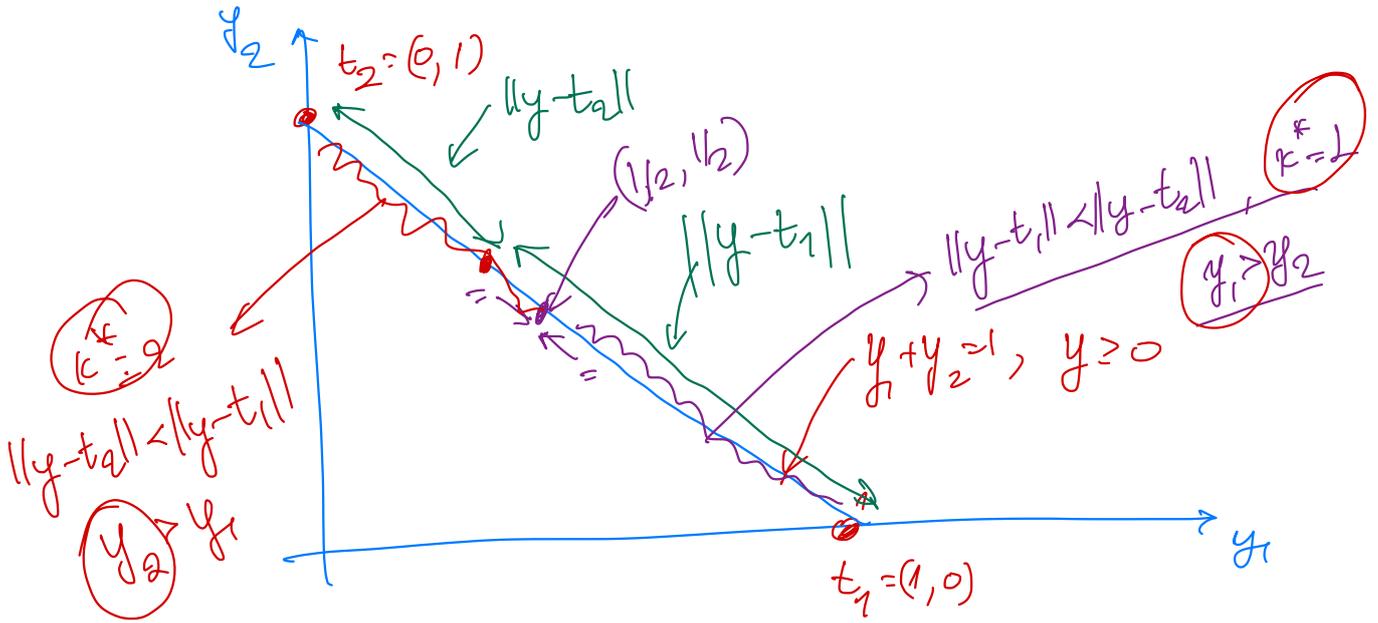
Πρόβλεψη του $T(G)$:

$$\min_{k=1, \dots, K} \|\hat{y} - t_k\| = \|\hat{y} - t_{k^*}\|_p$$

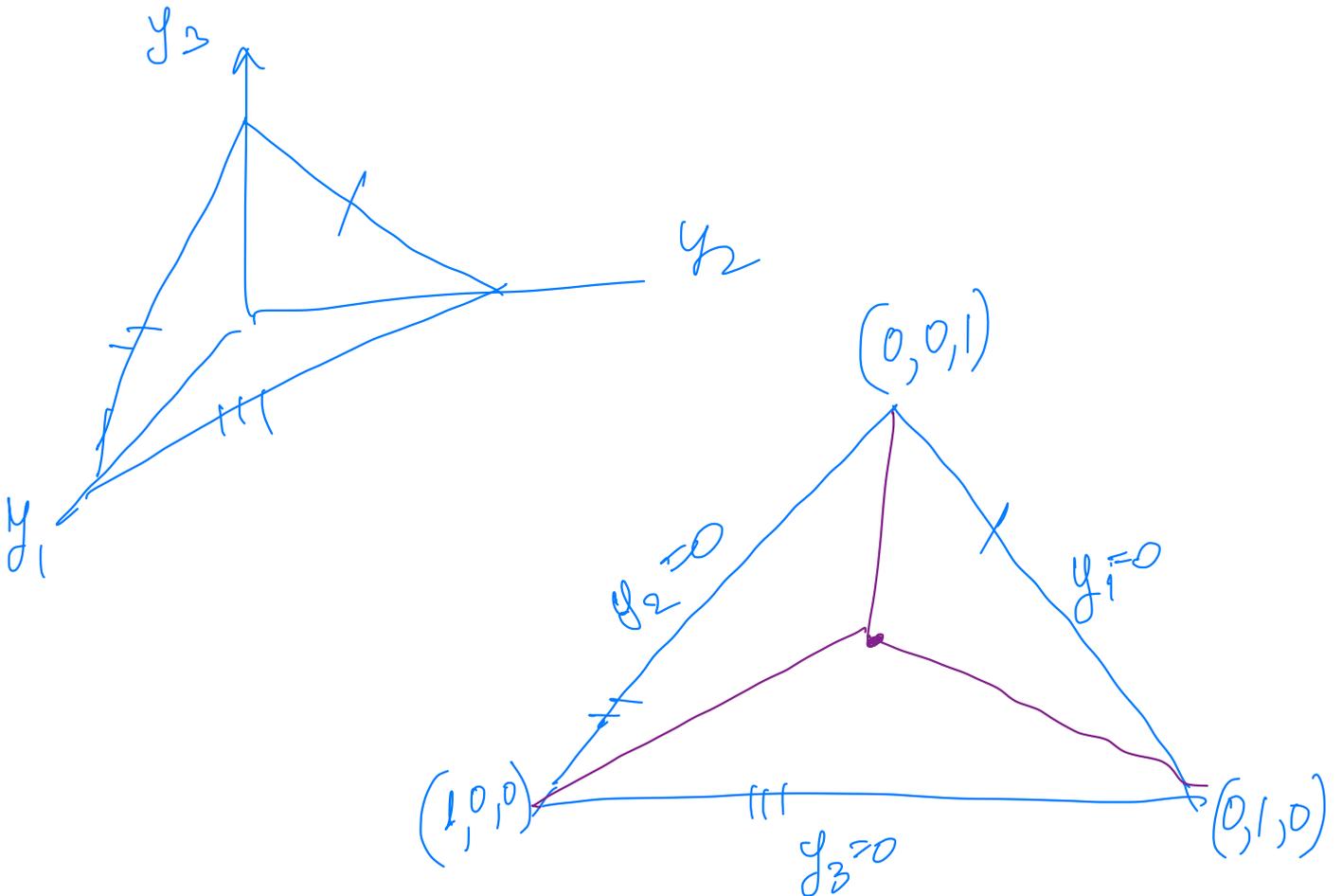
Να δ.ο. σου το βέλτιστο k^* μπορεί να
βρεθεί από $\max \hat{y}_k$

Παράδειγμα $k=2$, $\| \cdot \|_2$

$t_1 = (1, 0)$, $t_2 = (0, 1)$, $y \geq 0$ $y_1 + y_2 = 1$



α) $k=3$ $\{y_1 + y_2 + y_3 = 1, y_i \geq 0\}$



Απόδειξη για γκριό k

Επιχείρημα αντιστάθμισης

Έστω y κ' ένα $l = 1, \dots, k$ ζέλωμα

$$\text{ώστε } \hat{y}_l < \max_k \hat{y}_k = \hat{y}_{k^*}$$

Πρέπει να δ.ο.

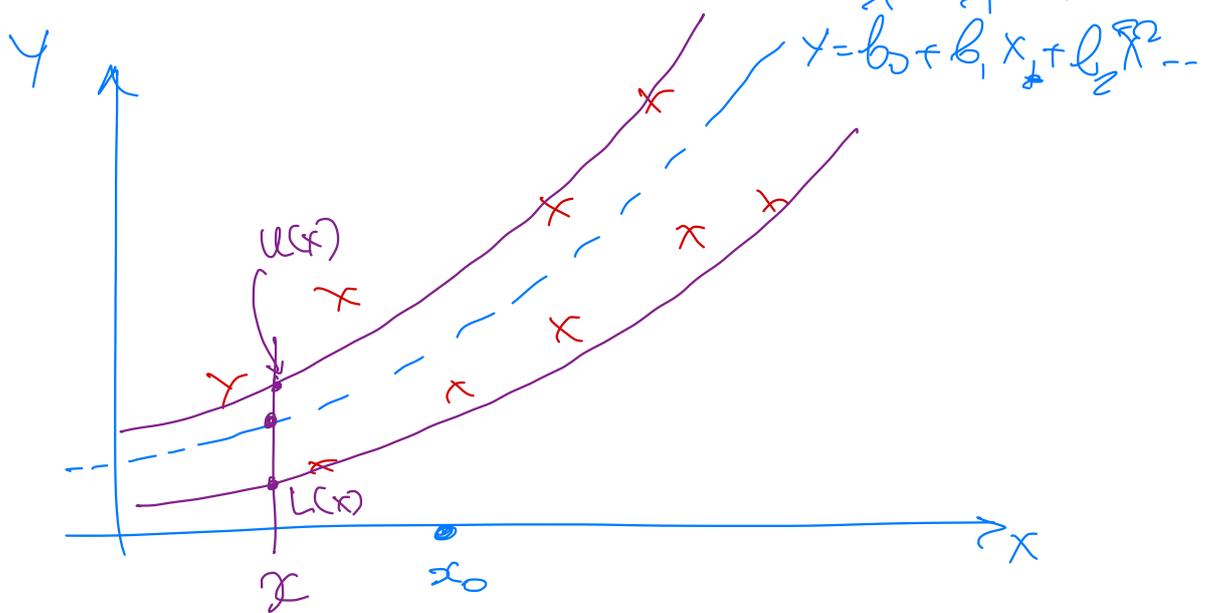
$$\|\hat{y} - t_l\| > \|\hat{y} - t_{k^*}\|$$

Εκφράσεις για $\|\hat{y} - t_k\|_p := \left(\sum_{i=1}^k \|\hat{y} - t_{ki}\|^p \right)^{1/p}$

3.2 $X, Y \in \mathbb{R}^N$

$$f(X_j) = \hat{Y}_j = b_0 + b_1 X_j + b_2 X_j^2 + b_3 X_j^3$$

Zürn Empirischen Daten x_0 zo $\hat{Y}_j \sim X_j$



$$(L(x), u(x)) = 95\% \Delta E. \text{ für } x_0 \quad \boxed{E(Y|X=x)}$$

Erwartung Av $x_0 = \text{fixed}$

Kosten. ΔE für zo $f(x_0) = b_0 + b_1 x_0 + b_2 x_0^2 + b_3 x_0^3$

Προσδιορίστε ΔE για b_j $\frac{(1-\alpha) \cdot 100\%}{n-p-1}$

$$\Delta E: b_j \in \left(\hat{b}_j \pm t_{\alpha/2, n-p-1} \cdot \frac{\hat{\sigma}_{\hat{b}_j}}{\hat{b}_j} \right)$$

$1^{\text{η}}$ μέθοδος

Προσδιορίζεται $\hat{b} \sim \mathcal{N}(b, (X^T X)^{-1} \sigma^2)$

υποψ. ΔE για τον $\frac{a^T b}{\sqrt{a^T (X^T X)^{-1} a}}$, a^T : πρώτος διάνυσμα.

(\hat{b} πρόβλεψη για $a = (1, x_0, x_0^2, x_0^3)$)

$$\frac{a^T \hat{b}}{\sqrt{a^T (X^T X)^{-1} a}} \sim \mathcal{N}\left(\frac{a^T b}{\sqrt{a^T (X^T X)^{-1} a}}, \frac{h}{n-p-1} \sigma^2\right) \leftarrow \text{(ανόρθωση)}$$

$$X \sim \mathcal{N}(\mu, \Sigma), \quad Y = AX,$$

$$\left[Y \sim \mathcal{N}(A\mu, A\Sigma A^T) \right]$$

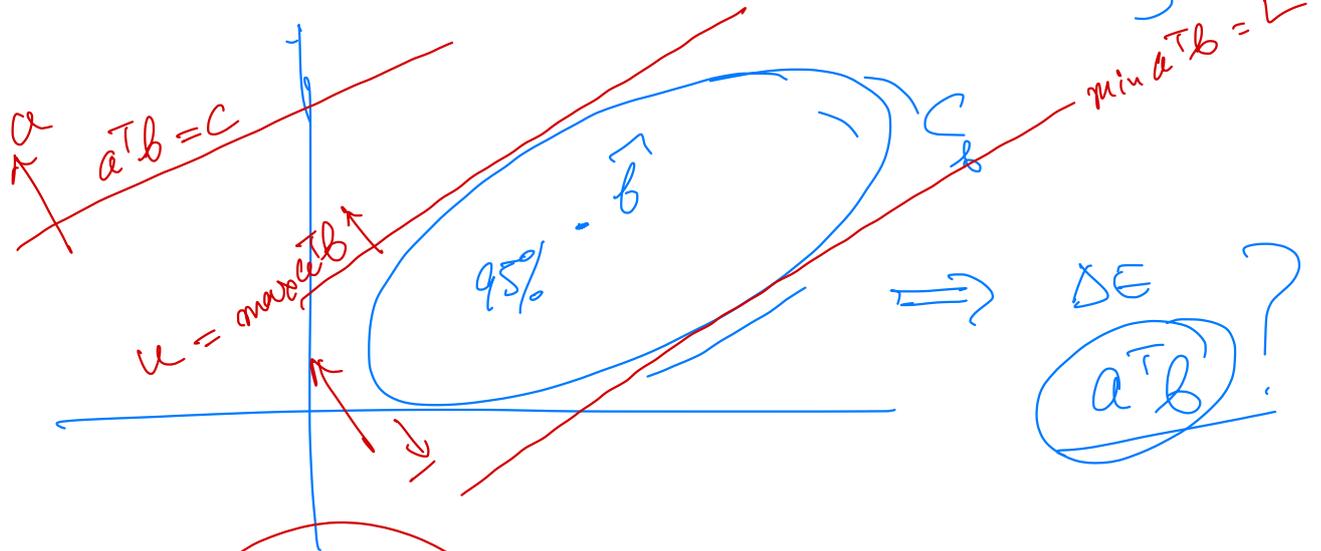
$$\hat{\sigma}^2 = \text{MSE} = \frac{\text{RSS}}{n-p-1}$$

$$\Rightarrow \frac{a^T \hat{b} - a^T b}{\hat{\sigma} \sqrt{h}} \sim t_{n-p-1} \Rightarrow \dots \Delta E$$

2^η μέθοδος

Από κορυφή δ.ε του b
(επιβεβαιώ)

$$C_b = \left\{ b : (\hat{b} - b)^T X^T X (\hat{b} - b) \leq h_1 \right\}$$



$$\left. \begin{aligned} \max \{ a^T b : b \in C \} &= u \\ \min \{ a^T b : b \in C \} &= L \end{aligned} \right\}$$

$$a^T b \in [u, L]$$

$$\underline{P(\text{κορυφή}) \geq 95\%}$$

$$\forall b \in C \Rightarrow L \leq a^T b \leq u$$

$$L, u = ?$$

$$\max a^T b : (\hat{b} - b)^T X^T X (\hat{b} - b) \leq h_1$$

Lagrangean ----- $\nabla_b = 0 \Rightarrow b^*$