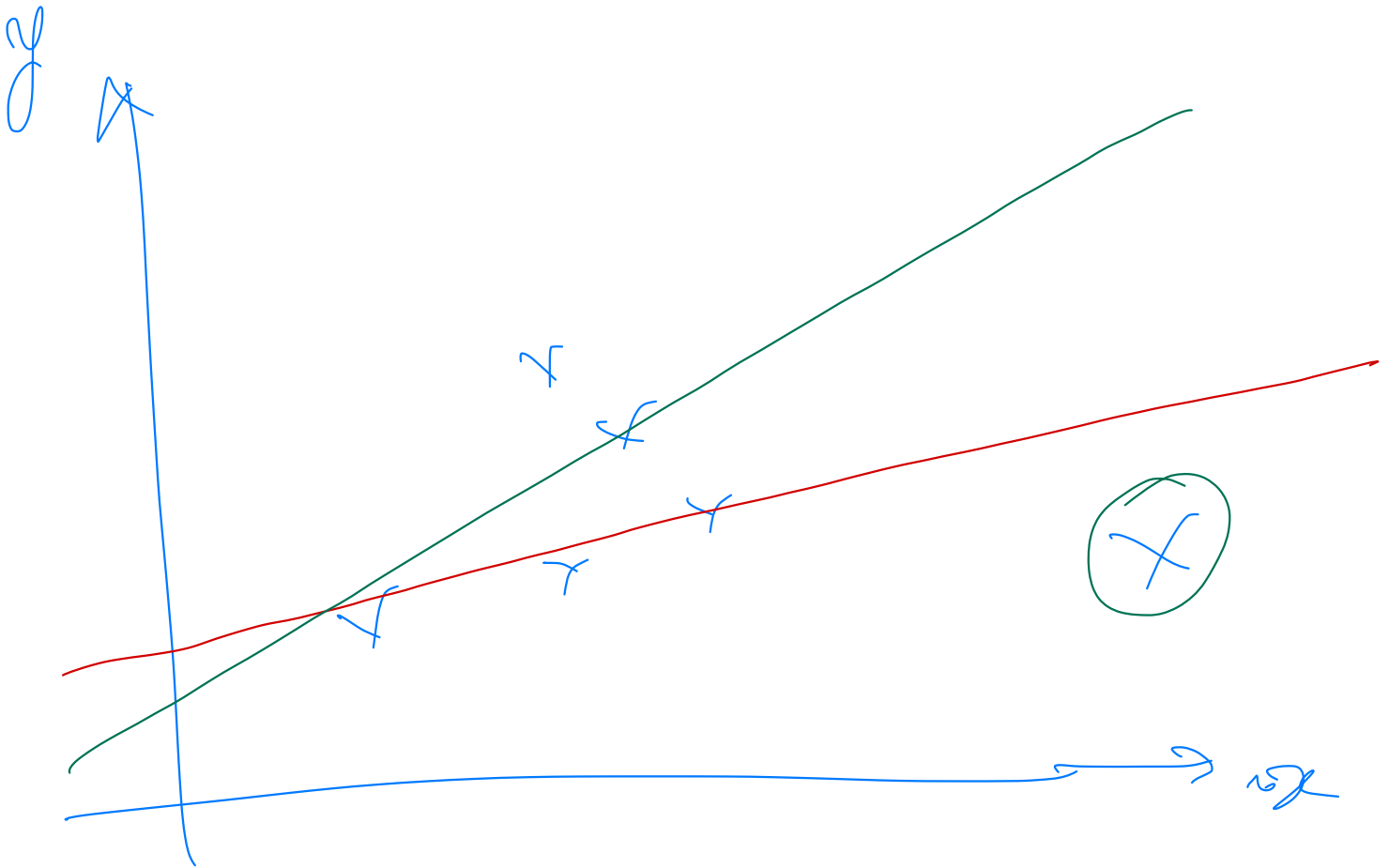


29/9/2021



Παλινδρομία

k-NN

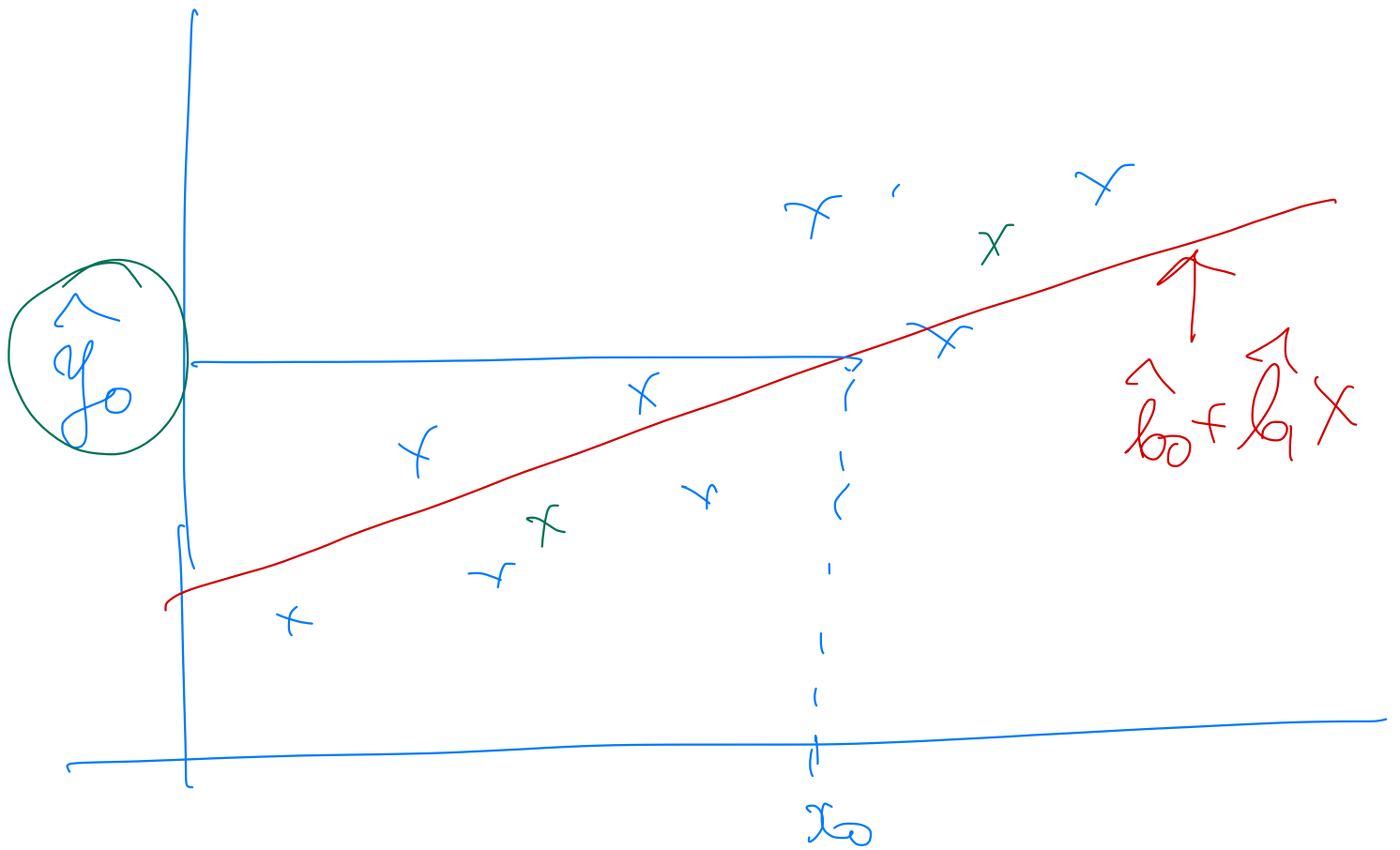
Υπολογιστικά

Υπολογιστικά

Global

More info

Local

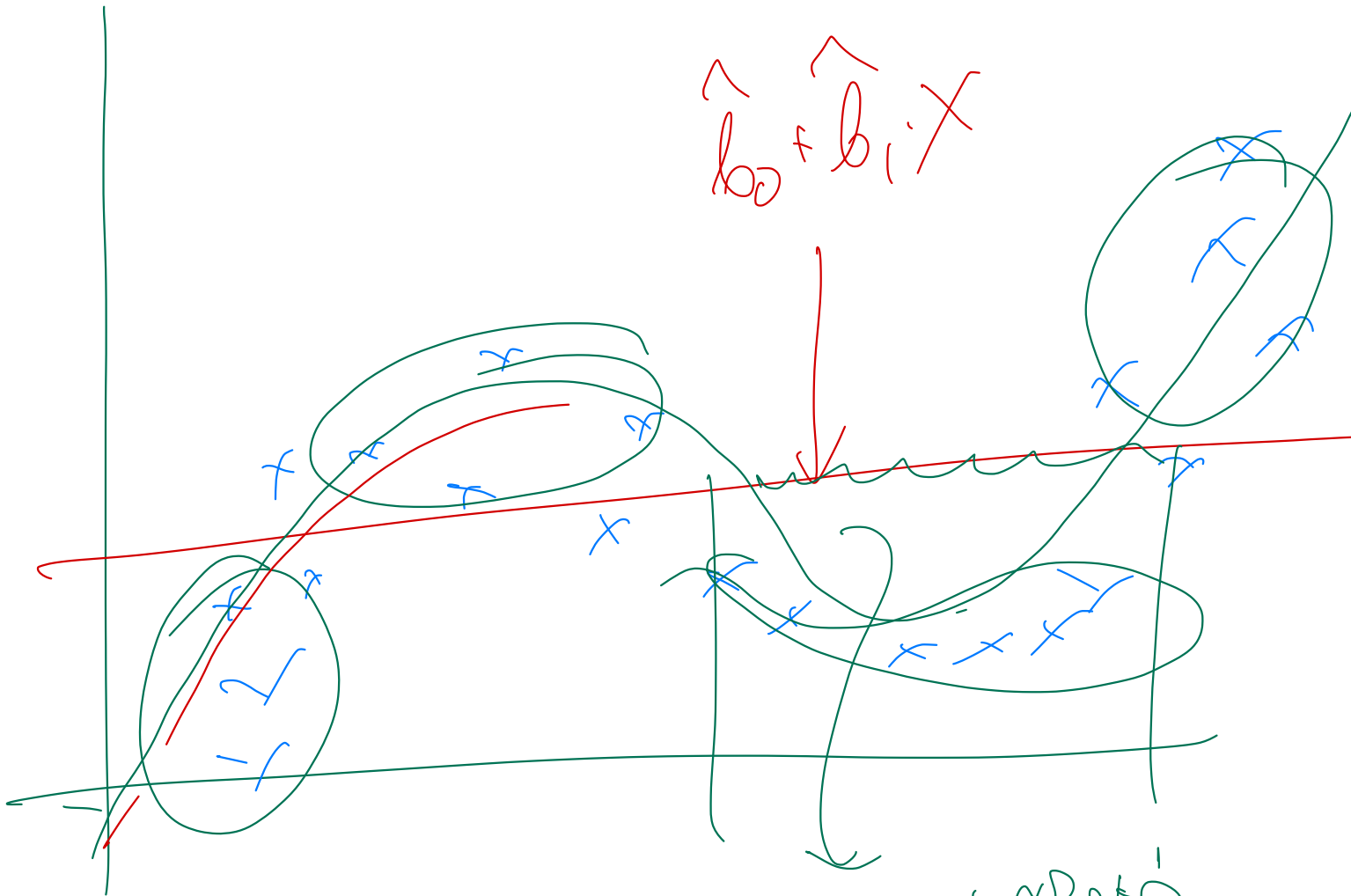


①

$$Y = b_0 + b_1 X$$

$$\hat{y}_0 = \hat{b}_0 + \hat{b}_1 \cdot x_0$$

μεγάλη διασπορά στις προβλέψεις



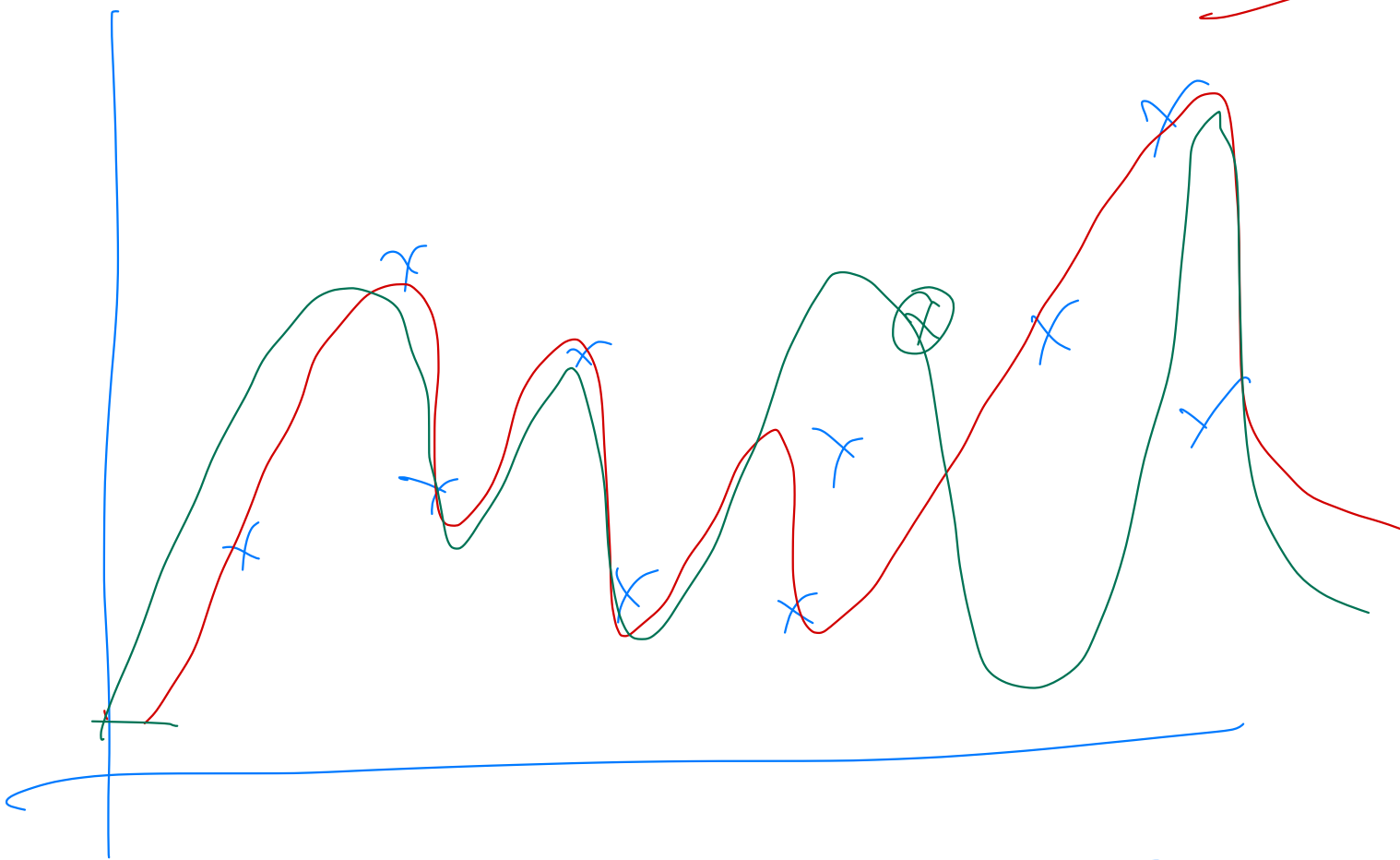
$$\hat{b}_0 + \hat{b}_1 X$$

μεγάλο bias  
μικρή variance

συναρτητικό  
σφάλμα  
(bias)

$$(2) Y = b_0 + b_1 X + b_2 X^2 + b_3 X^3$$

$n > 20$

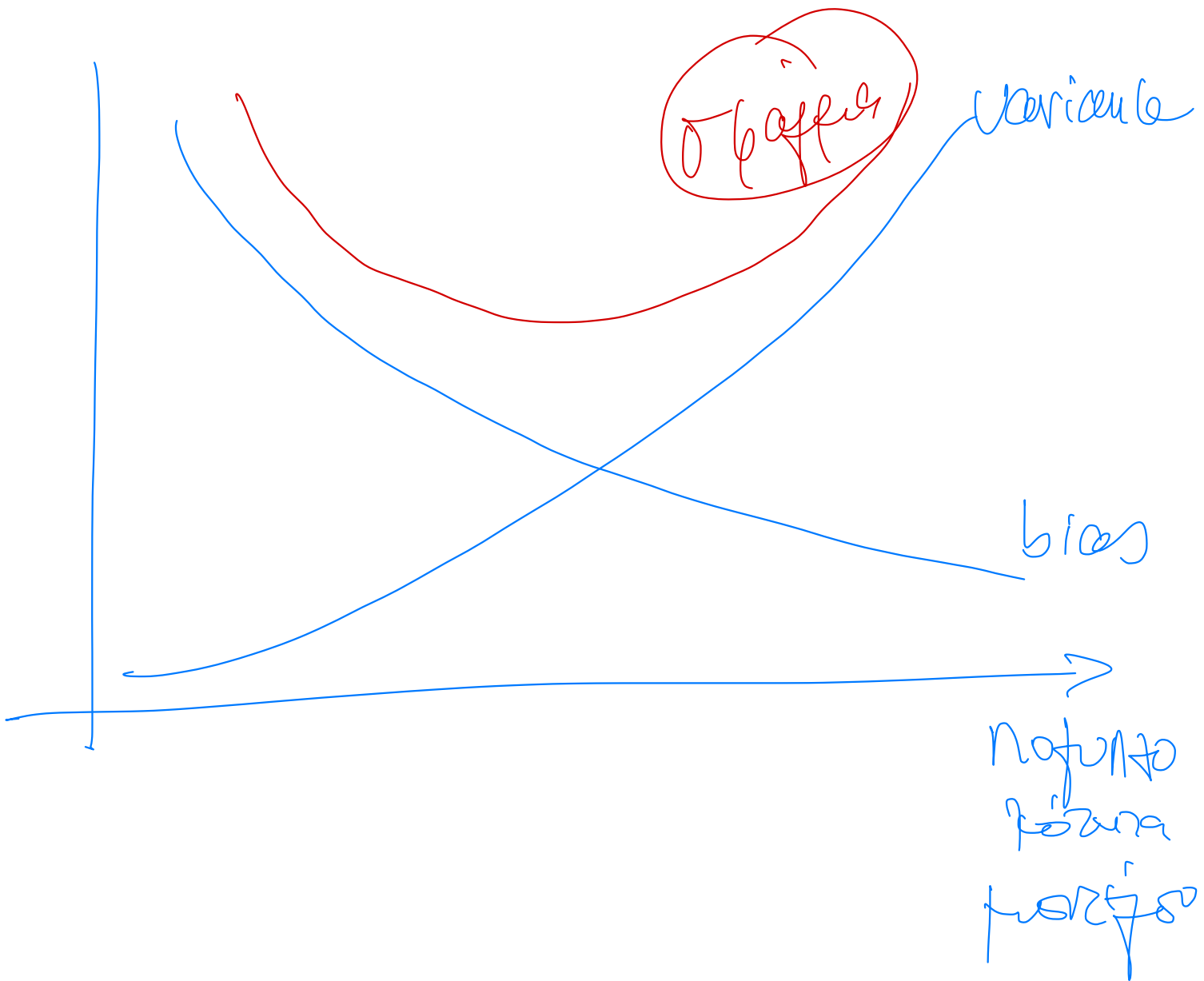


$$Y = b_0 + b_1 X + b_2 X^2 + \dots + b_{20} X^{20} + \varepsilon$$

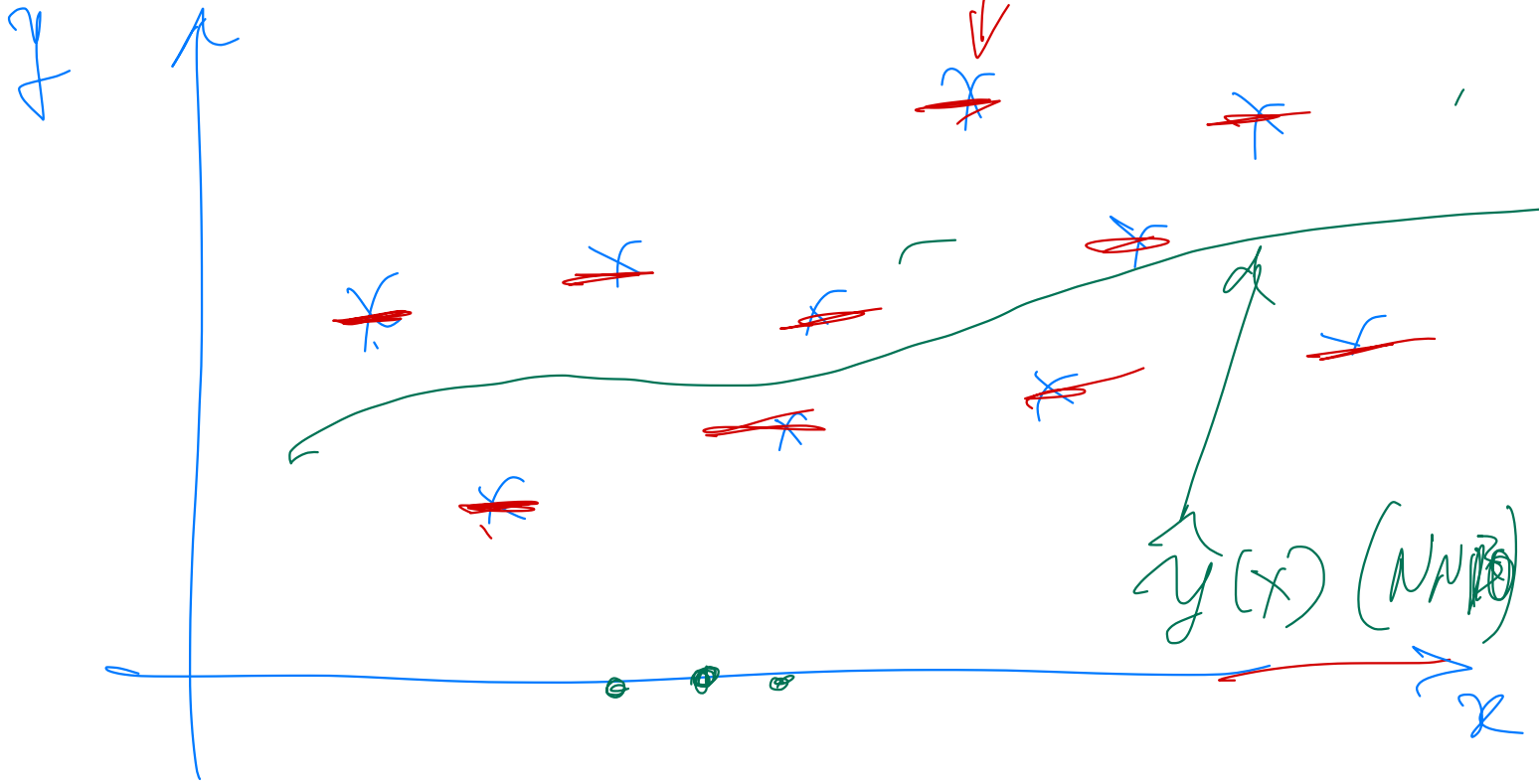
$\varepsilon \sim N(0, \sigma^2)$

lebih bias

lebih banyak variance



NN(K)



NN(1)

nostrafoko porĉio

NN(10)

anfo porĉio

# Classification

Εξαρτημένη μεταβλητή κατηγορική :  $G$

$$G \in \{g_1, g_2, \dots, g_k\}$$

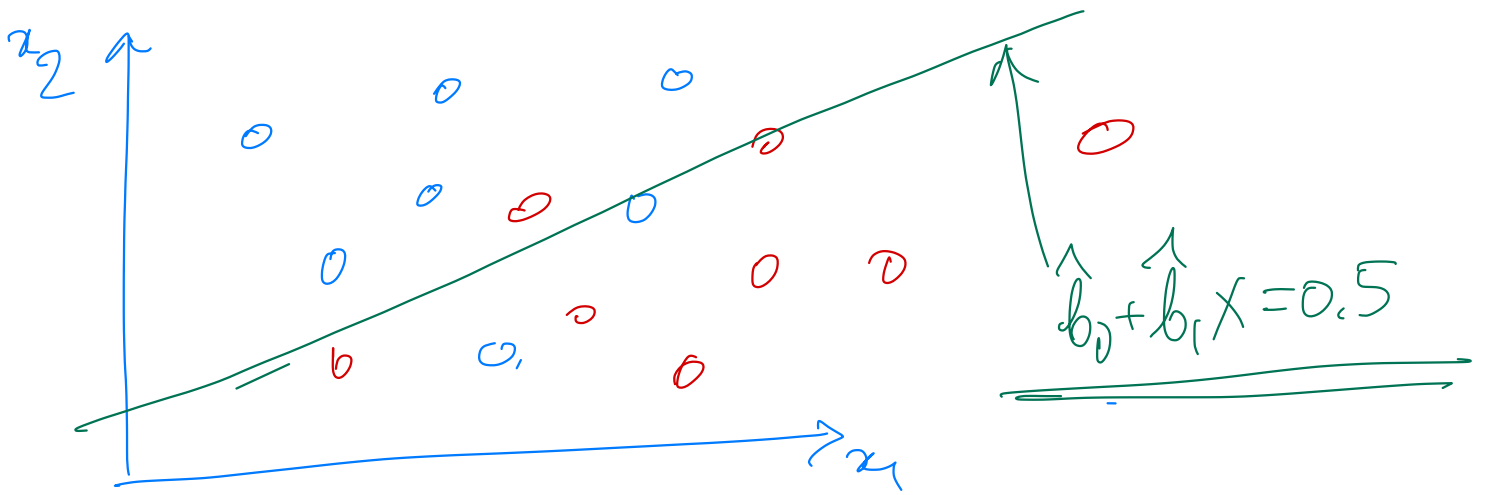
↑  
group/class/...

Πιθανότητα :  $G \in \{0, 1\}$

Logistic regression

$G \sim \text{Bernoulli}(p)$

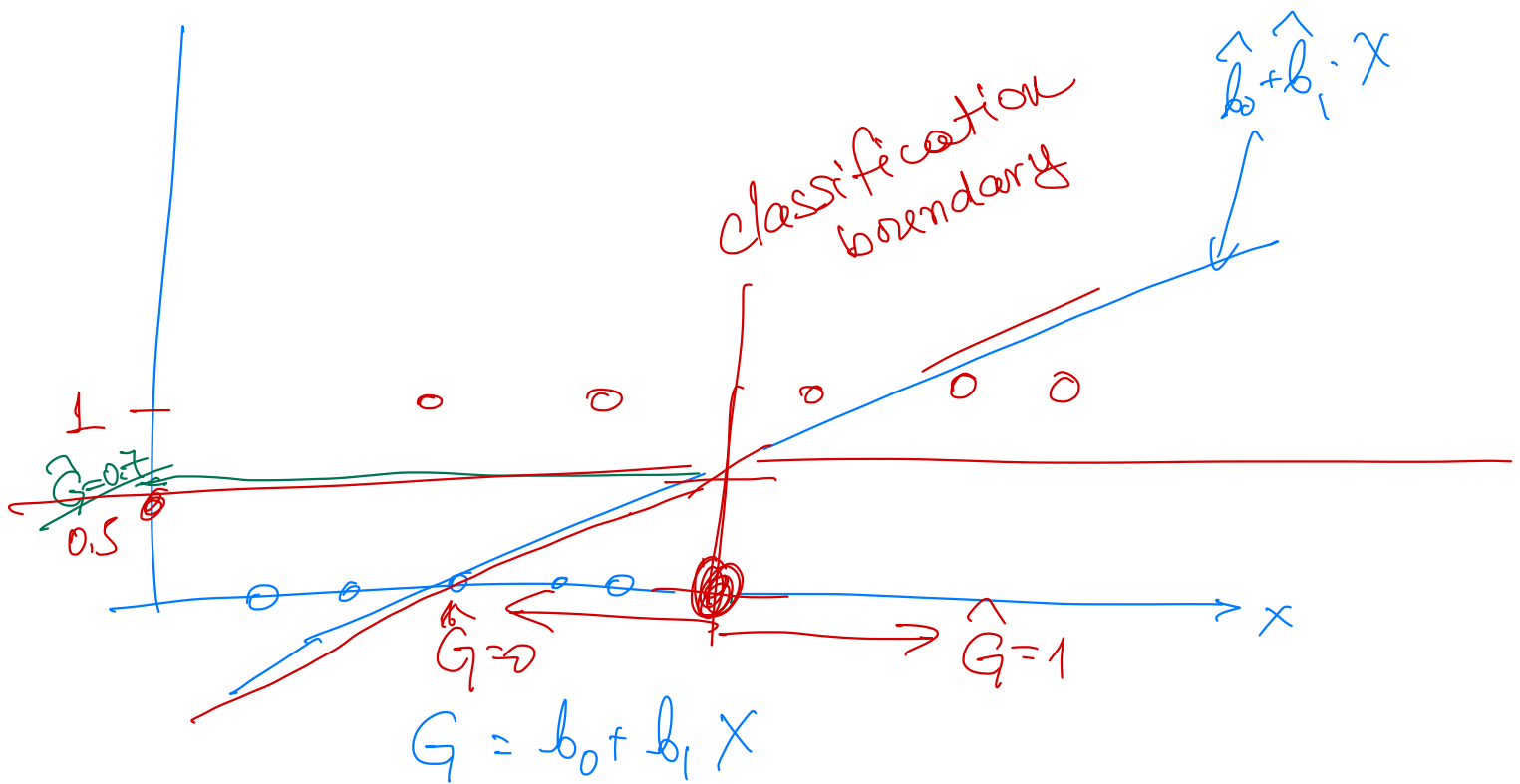
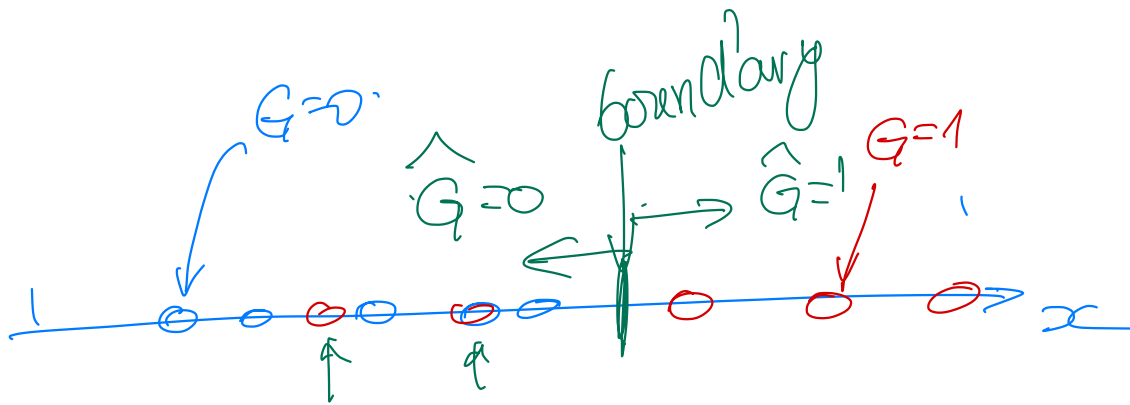
$$p = p(\underline{x}) = \frac{e^{\vec{b}^T \underline{x}}}{1 + e^{\vec{b}^T \underline{x}}}$$



$$G = \begin{cases} 0 & \text{punte} \\ 1 & \text{kokko} \end{cases}$$

$$\hat{G} = \underbrace{b_0 + b_1 \cdot X}_{\text{linear fit}} + b_2 X^2$$





$$Q_w \quad \hat{b}_0 + \hat{b}_1 x_0 < 0.5$$

$$\Rightarrow$$

$$> 0.5$$

$$\Rightarrow$$

$$\hat{G}_0 = 0$$

$$\hat{G}_0 = 1$$

# Στατιστική Θεωρία Ανορθώσεων

predictors/features

(αριθμ. μεταβλητές)

$$X \in \mathbb{R}^p$$

Διαν. χαρακτηριστικών

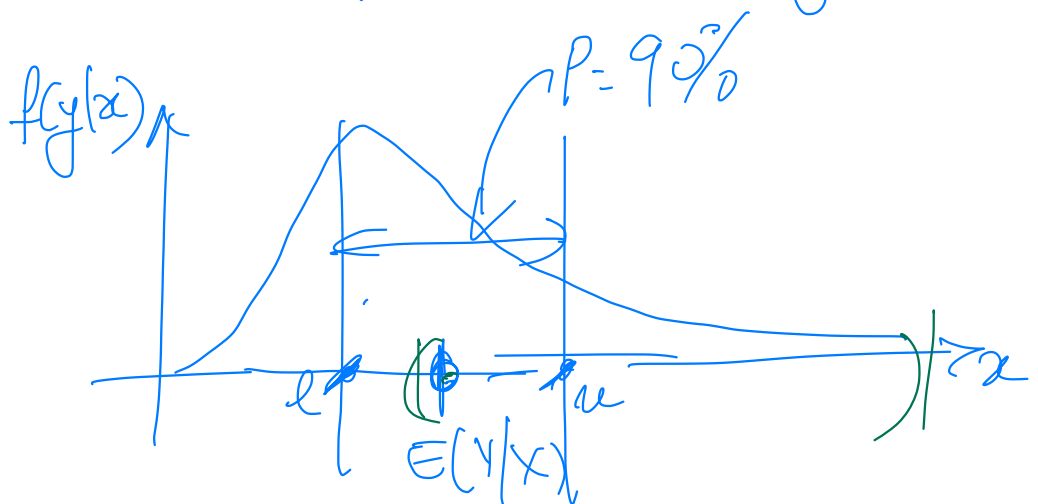
$Y \in \mathbb{R}$  απ. outcome / εξαρτημένη  
(response)

$P(X, Y)$  joint distribution

$X \rightarrow f(X)$  : predictor for  $Y$

Μια απλή προσέγγιση

Given  $X=x \Rightarrow Y|X=x \quad F(y|x)$



## Συνάρτηση απώλειας

$L(Y, f(x))$  : απώλεια (ποινή)  
αν η πραγματική τιμή είναι  
 $Y$  & η πρόβλεψη  $f(x)$

$$L \geq 0$$

$$L = 0 \Leftrightarrow Y = f(x)$$

π.χ.  $L = (Y - f(x))^2 \leftarrow$

$$L = |Y - f(x)| \dots$$

$$\text{MSE } L = (Y - f(x))^2$$

$$\begin{aligned} \text{EPE} &= E_P(L(Y, f(x))) \\ \text{exp. pred. error} & \end{aligned}$$

$$= E(Y - f(x))^2$$

$$\text{EPE}(\hat{f}) = \int (y - f(x))^2 dP(x, y)$$

↑  
"min  $f$ "

---

$$E(Y - f(x))^2 = E_x \left[ E_{y|x} \left[ (Y - f(x))^2 \right] \right]$$

$$= \int_x \left[ E_{y|x} (Y - f(x))^2 \right] dF_x(x)$$

↓  
min  
 $f(x)$

Or  $\forall x \in \mathbb{R}^p$

$$\min_c E_{Y|X=x} (Y-c)^2 \Rightarrow c^*, f(x) = c^*$$

Τότε η  $f(x)$  που προκύπτει ως  
αυτή των ελαχίστων  
είναι η  $E(Y|X=x)$ .

---

$$\forall x: h(c, x) = E((Y-c)^2 | X=x)$$

$$= E(Y^2 - 2cY + c^2 | X=x)$$

$$= E(Y^2 | X=x) - 2c E(Y | X=x) + c^2$$

min για

$$c^* = E(Y | X=x)$$

$$f(x) = E(Y | X=x) \text{ regression function}$$

$$A_v \quad L = |Y - f(x)|$$

↓

$$f(x) = \text{median}(Y|X=x)$$

$$f(x) = E(Y|X=x)$$

approximation  
σ-wäprensung

Statistics  
M/Learning  
Applied Math

function approximation