

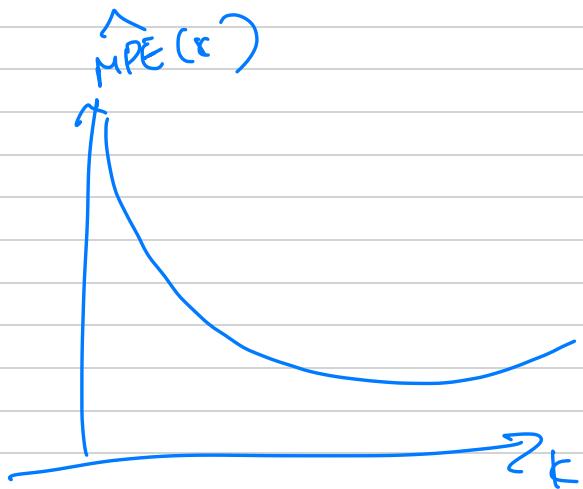
14-3-2025

Erfüllung

MPE ( $k$ )

Train	$k=1$	$k=5$	$k=10$	$k=20$	$k=100$
1	% 2000				
2					
.					
‘					
‘					

$N$   
mehr  
 $(k=1)$



Ti pívetar ózav zo training set npráviteľ  
anso napravíme si dôvod:

### Dataset (napravisko)

	$x_1$	$x_2$	$x_p$	$y$
training				
test				

$n$

Prezifón Xprávuje zo date set

oz  $n_1, n_2$  rezefón ( $n_1 + n_2 = n$ )  
 $\downarrow$   $\downarrow$   
 training testing

Σceptofóque obj. 1 zo trainig  $\Rightarrow \hat{f}_1(x)$   
 obj. 2 .. "  $\Rightarrow \hat{f}_2(x)$

$$\begin{aligned} \hat{y}_1 &= \hat{f}_1(x), \quad x \in \text{test} \\ \hat{y}_2 &= \hat{f}_2(x), \quad x \in \text{test} \end{aligned} \quad \left. \right\} \begin{aligned} \Sigma \text{cepte} &\sim (\hat{y}_1 - y_{\text{test}}) \\ &\quad (\hat{y}_2 - y_{\text{test}}) \end{aligned}$$

Ταράπεινε το γράμμα οι  
Εκώ λέω  $\hat{\mu}$  να training set

Αρά πώς οι μεταλλήσεις

Εκώ οι εκώ είναι δίχτυα με  $(\hat{\mu})$   
και σημαντικό,  $X \sim F$

$$\Delta E \quad \mu = E(X) \quad \left\{ \begin{array}{l} \hat{\mu} \\ L(x) \\ U(x) \end{array} \right. \quad \text{ορθ.} \\ \text{συνδεσμοί}$$

$\Delta E = (L, U)$  ← zerois tētakptēi

$$? p = P(L \leq \mu \leq U) \leftarrow$$

L, U zerois tētakptēi

non προέκρουται από  $X \sim F$  (ignores)

$\rightarrow p = \%$  δεξιάν περιήγηση  
για τα οποία είναι υποεπίπεδα  
τα L, U θα προκύψουν:

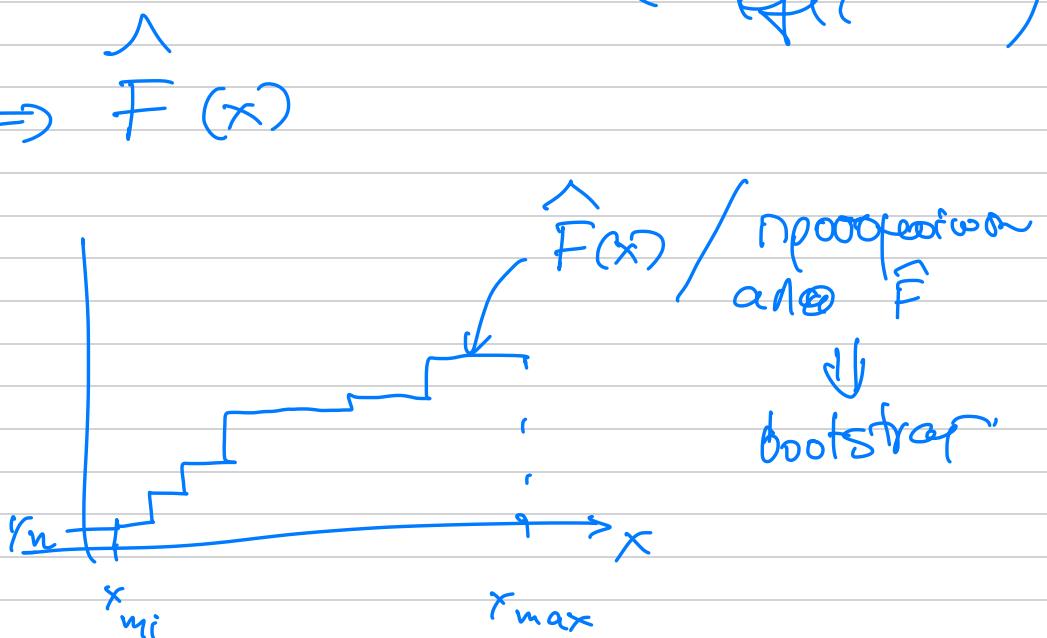
$$L \leq \mu \leq U$$

# Resampling Methods

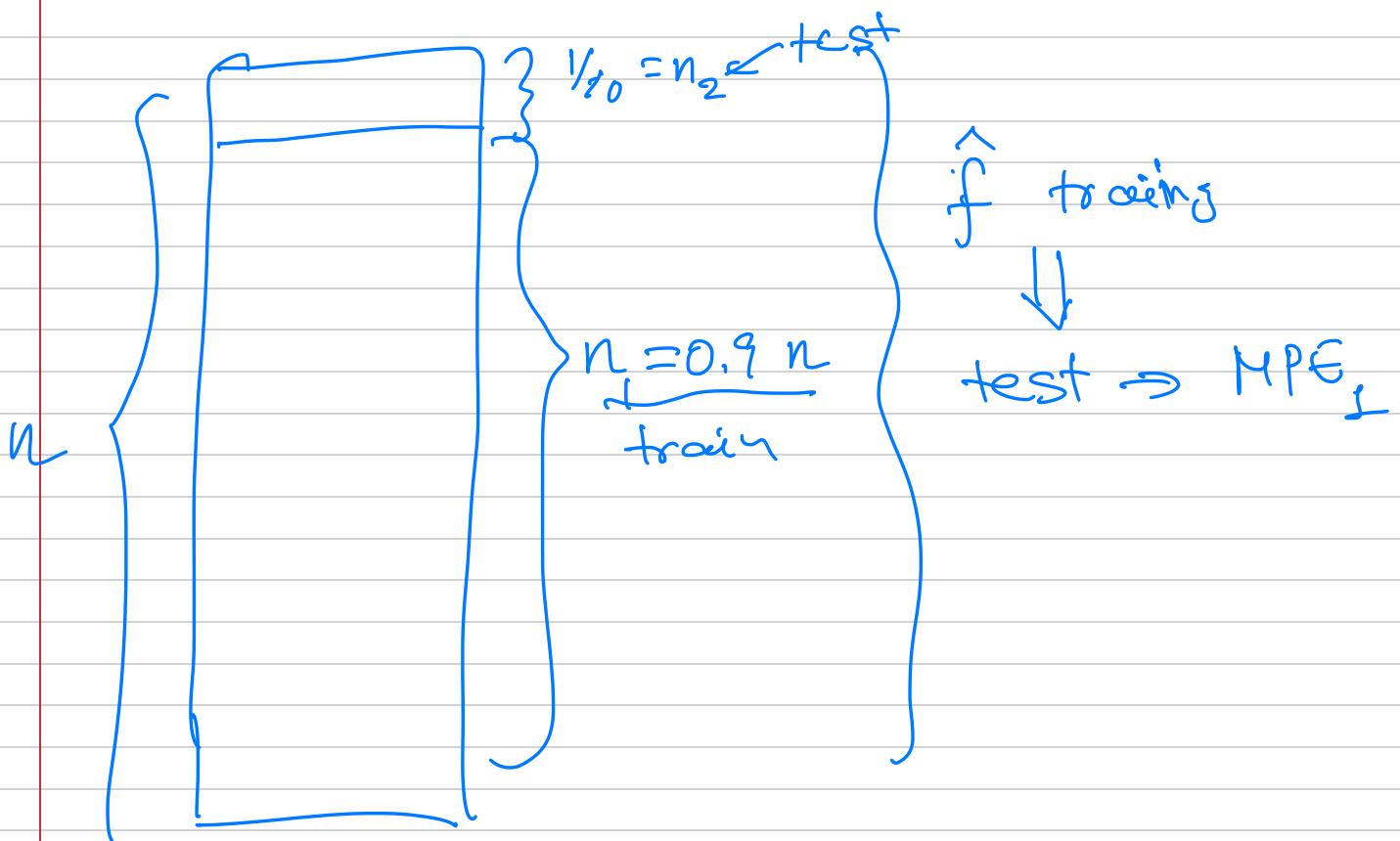
( $\overset{x}{\text{Bootstrap}}$ )  
 Cross Validation  
 k-fold

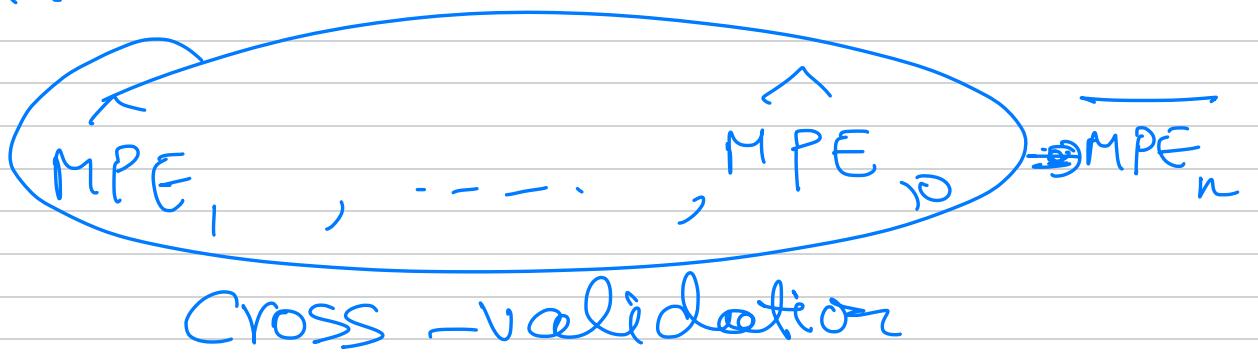
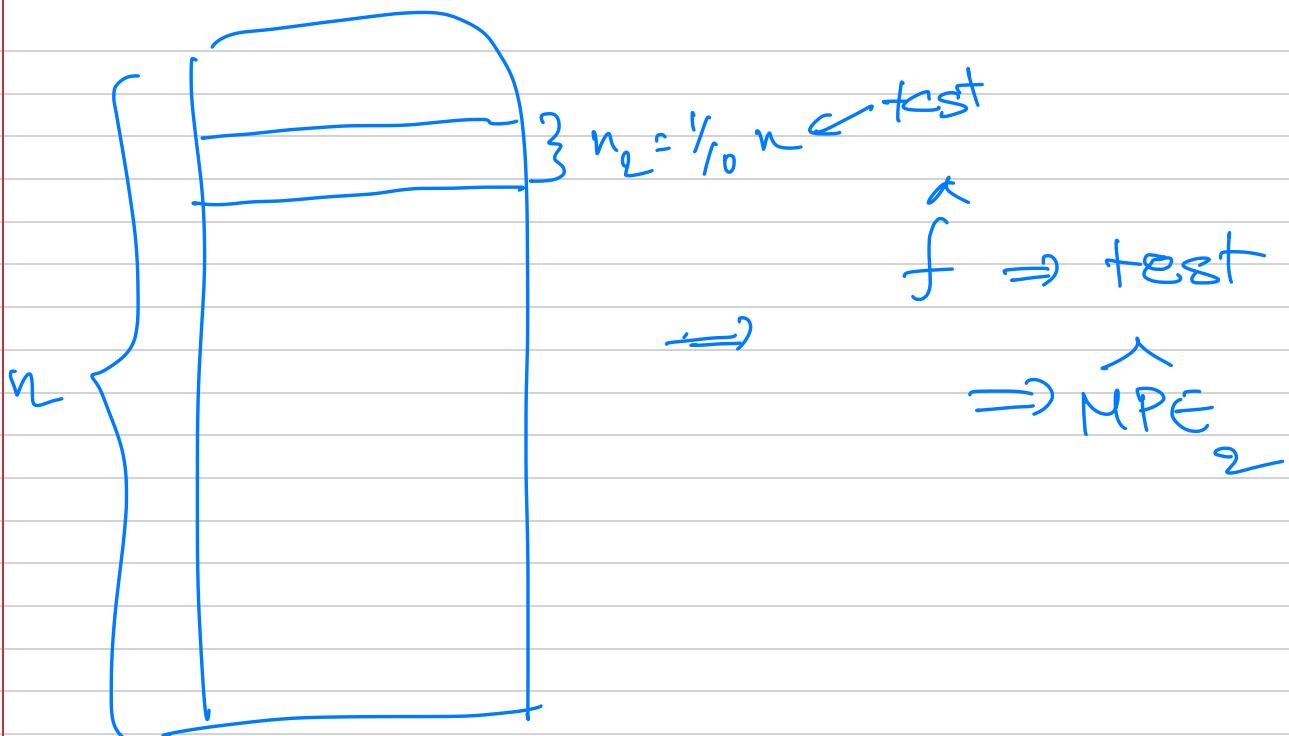
①

Define  $\Rightarrow \hat{F}(x)$



②





# Απρόσαρτη για Ποσοτεκίνη $Y$

Regression + Ελεκτρικές

Συναριθμητικό μοντέλο (μονοδιάστατο)  
(Additive model)

$$Y = f(x) + \varepsilon$$

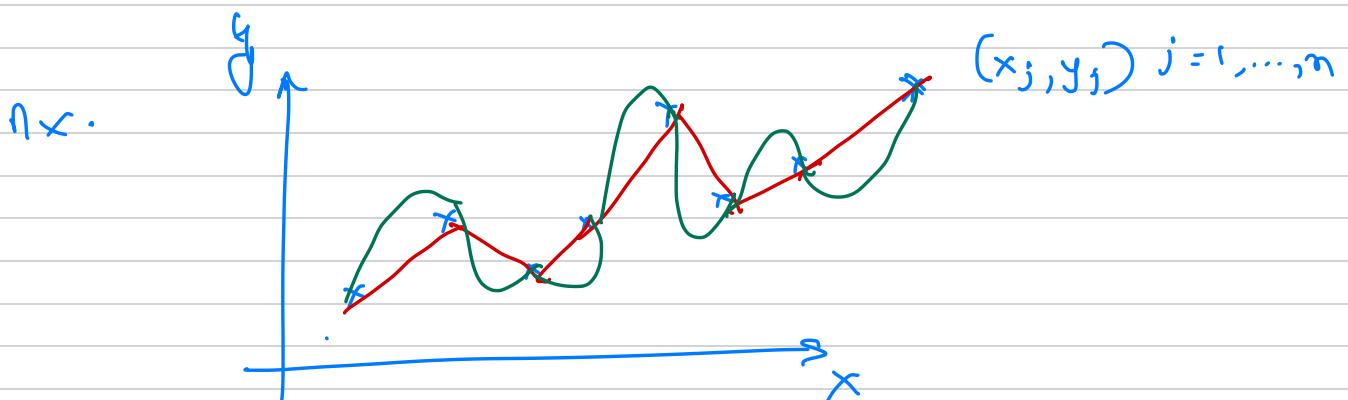
$\varepsilon$  τοπικά  
μεταβολής  
 $E(\varepsilon) = 0$

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

μεταριθμητική  
μεταβολής  
(regression function)

Function approximation  $\Rightarrow \hat{f}(x)$

(σύνολο training set)



Xwpis μονοδιάστατος για να είναι  $f(x) \Rightarrow$  ζερογραφέοντας  
(μεταριθμητικοί  
οι καμπύλες/εξισώσεις)

Κανονικές υπόθεσης για την  $f$

↪ Φαίνεται ότι "κανονική" προσήγων  
 $\hat{f}(\cdot)$  σημειώνεται  $\hat{f} \in G$

### Παραδείγματα

1) Γραφική Λαγηδρόμων

$$f(x) = b_0 + b_1 x_1 + \dots + b_p x_p \quad (\text{μαθητικό})$$

$$2) f(x) = b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_1^2 + b_3 x_2^3 + b_4 x_1 x_2$$

Γραφικό μοντέλο (Τριθεμένος  $\omega$ )

Πολυτονικοί λαγηδρόμοι

$$3) f(x) = b_0 + b_1 e^{x_1} + b_2 x_2 \log x_1$$

μαθητικό μοντέλο

με μαθητική λαγηδρόμων

$$4) f(x) = \alpha_0 e^{b_0 x_1} + \alpha_1 \log(x_2^2 + c)$$

$(\alpha_0, b_0, \alpha_1, c)$  αριθμοί παράγεται

με μαθητικό μοντέλο

" " " λαγηδρόμων.

# Προεγγιώσις Παραγόμενων

Κριτήριο :  $\text{RSS}(f) = \sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i))^2$

Γραφικής Μορφή :  $\min_f \left\{ \text{RSS}(f) : f(x) = b_0 + b_1 x_1 + \dots + b_p x_p \right\}$

$\Leftrightarrow \min_{(b_0, b_1, \dots, b_p)} \left\{ \sum_{i=1}^n (y_i - b_0 - b_1 x_{i1} - \dots - b_p x_{ip})^2 \right\}$

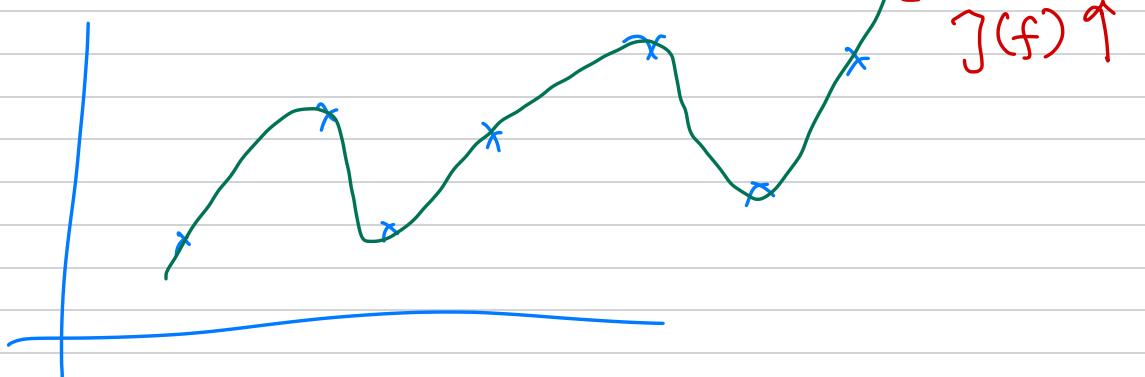
## ① Μέθοδος Εγκάραυρωσης (Regularized regression)

$$\min_f \left\{ \text{RSS}(f) : f(x) = b_0 + b_1 x_1 + \dots + b_p x_p \right.$$

και  $\mathcal{J}(f) = t \left\{ \begin{array}{l} \text{regularization} \\ \text{smoothness} \end{array} \right\}$

η.χ.  $\mathcal{J}(f) = \int f''(x) dx$

$$\mathcal{J}(f) = \int f'(x)^2 dx = \|f'\|_2^2$$



$$\min_x \{ R(x) : g(x) \leq c \} \Leftrightarrow$$

$$\min_{x, \mu} L(x, \mu) = R(x) - \mu(g(x) - c)$$

$\mu$  : Lagrange multiplier

To aprito noplina mlopei va eksperti w

$$\min \{ RSS(f) + \underbrace{\lambda J(f)}_{\text{penalty}} \}$$

$\lambda$  : penalty parameter.

Ridge, Lasso, Elastic net methods

②

Basis functions (Zvazivates hox)

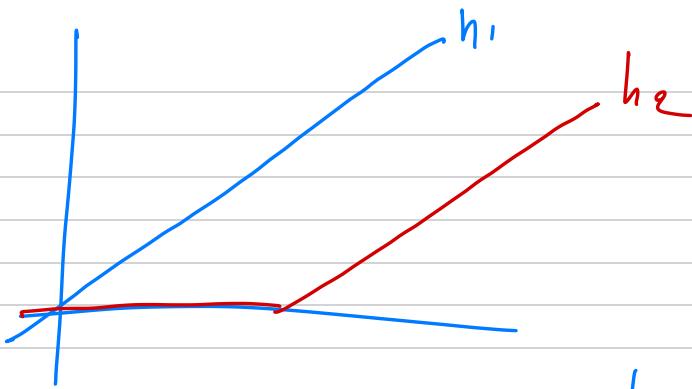
$$(1) \hat{f}(x) = \sum_{m=1}^M \theta_m h_m(x)$$

$\left\{ h_j(x), j=1, \dots, M \right\}$  : basis functions  
 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_M$  : najete 01

Splines

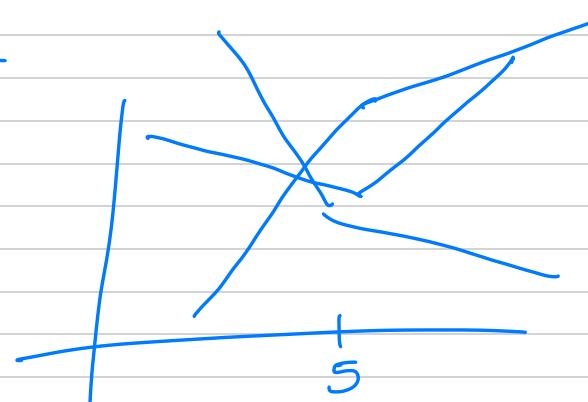
$$nx. \quad h_1(x) = x$$

$$h_2(x) = (x-5)^+ = \max(x-5, 0)$$

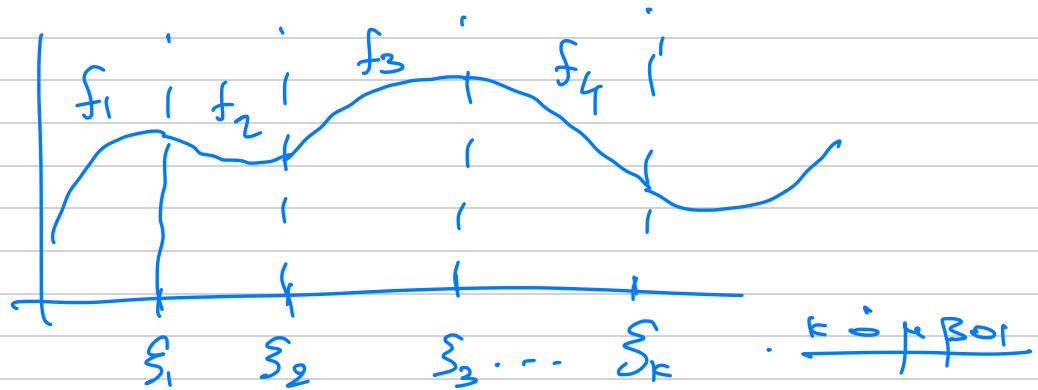


$$h = \theta_1 h_1 + \theta_2 h_2 \Rightarrow ?$$

$$h = \begin{cases} \theta_1 x & , x \leq 0 \\ (\theta_1 + \theta_2) x & x > 0 \end{cases}$$



Terimədə

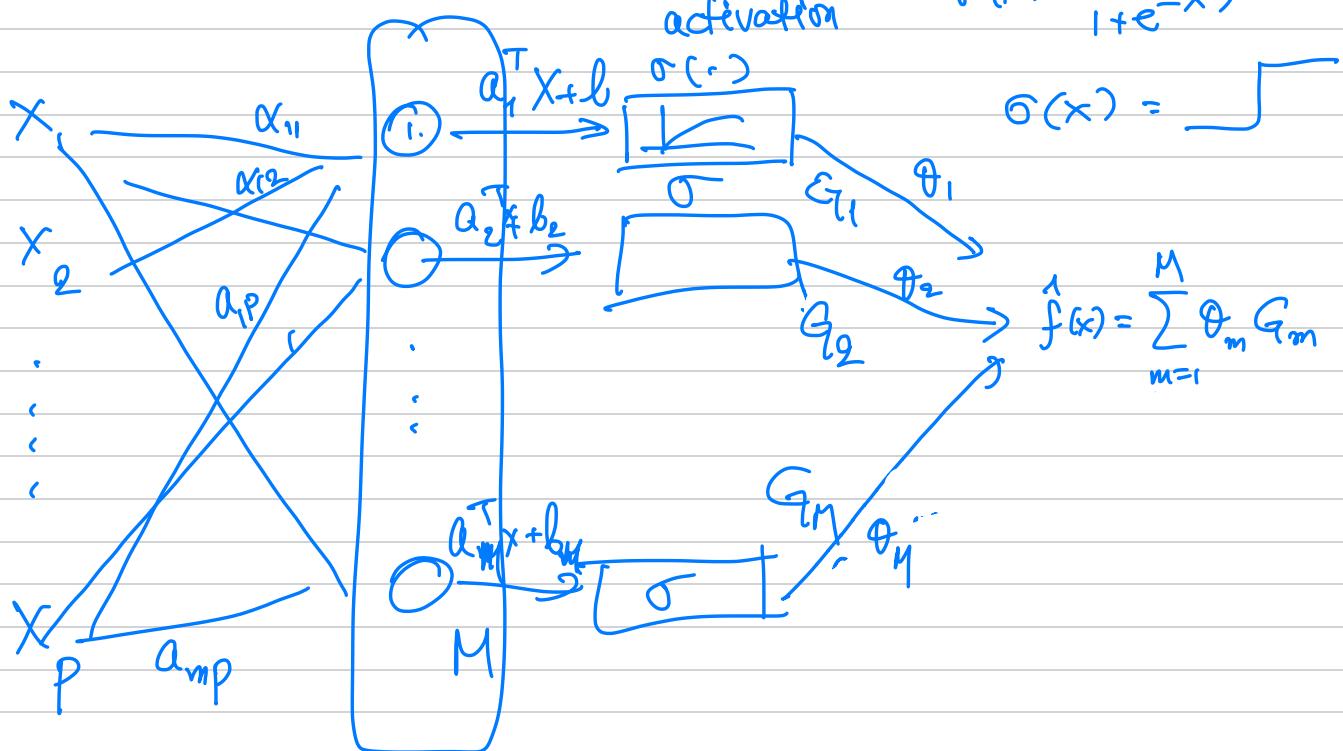


$f_1, f_2, \dots$  nöfuvvuhə (nəz. 3<sup>rd</sup> bədflər)

$f'$	$f()$	overxüs	{	nəfipəqəni ofəafəməkəy
$f'( )$	"			
$f''( )$	"			

$$f = \begin{cases} f_1 & : x \in (0, \xi_1] \\ \vdots \\ f_k & \dots x \in (\xi_{k-1}, \xi_k) \end{cases}$$

2

Neuronálka řešení

layer

Single layer

$$\hat{f}(x) = \sum_{m=1}^M \theta_m \left( \sigma(a_m^T x + b_m) \right)$$

basis functions

Například

$$\begin{cases} \theta_1, \dots, \theta_M \in \mathbb{R} \\ b_1, \dots, b_M \in \mathbb{R} \\ a_1, \dots, a_M \in \mathbb{R}^P \end{cases}$$

$$\min RSS(f) = \sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i))^2$$

nx. p=10 , M=5

$$(p+2)M \text{ například} = 60$$