

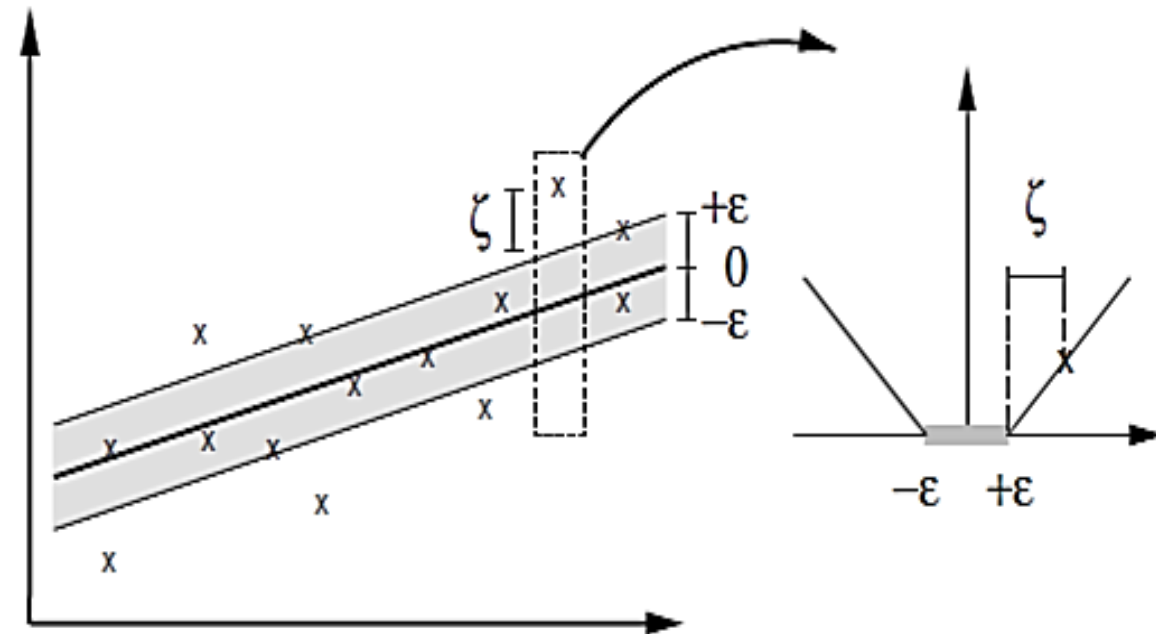
ՄԵՔԵՆԱՅԱԿԱՆ ՈՒՍՈՒՑՄԱՆ ՄՈԴԵԼՆԵՐ

SUPPORT VECTOR MACHINE (REGRESSION)



$$\frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^m (\xi_i + \xi_i^*) \rightarrow \min, \text{ երբ } \begin{cases} y_i - w \cdot x_i - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ w \cdot x_i + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases}$$

$C > 0$ ՑՈՒՅՑ Է ՏԱԼԻՍ
ԸՆԴՈՒՆԵԼԻ ՍԽԱԼՆԵՐԻ
ՉԱՓԸ $f(x)$ – Ի ՀԱՄԱՐ:



$$w^* = \sum_{i=1}^m (\alpha_i^* - \alpha_i) x_i$$

$$f(x) = \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) (x_i \cdot x) + b$$

SVR – KERNEL TRICK

ԿԵՐՆԵԼՅԱՆ ՀՆԱՐՔ



ՔԱՆԻ ՈՐ SV ԱԼԳՈՐԻԹՄԸ ԿԱԽՎԱԾ Է ԴԻՏԱՐԿՎԱԾ ՕՐԻՆԱԿՆԵՐԻ ՎԵԿՏՈՐԱԿԱՆ ԱՐՏԱԴՐՅԱԼԻՑ (DOT PRODUCT), ԱՊԱ ՅՈՒՐԱՔԱՆՉՅՈՒՐ ԳԾԱՅԻՆ ՖՈՒՆԿՑԻԱ ԿԵՐՆԵԼՅԱՆ ՀՆԱՐՔԻ ՄԻՋՈՑՈՎ ԿԱՐԵԼԻ Է ՁԵՎԱՓՈԽԵԼ ՈՉ ԳԾԱՅԻՆԻ՝ ՓՈԽԱՐԻՆԵԼՈՎ ՅՈՒՐԱՔԱՆՉՅՈՒՐ x -Ը $\phi(x)$ ՖՈՒՆԿՑԻԱՅՈՎ, ԻՍԿ ՎԵԿՏՈՐԱԿԱՆ $(x_i \cdot x)$ ԱՐՏԱԴՐՅԱԼԸ՝

$$k(x, x_i) = \phi(x) \cdot \phi(x_i) - \text{ՈՎ} :$$

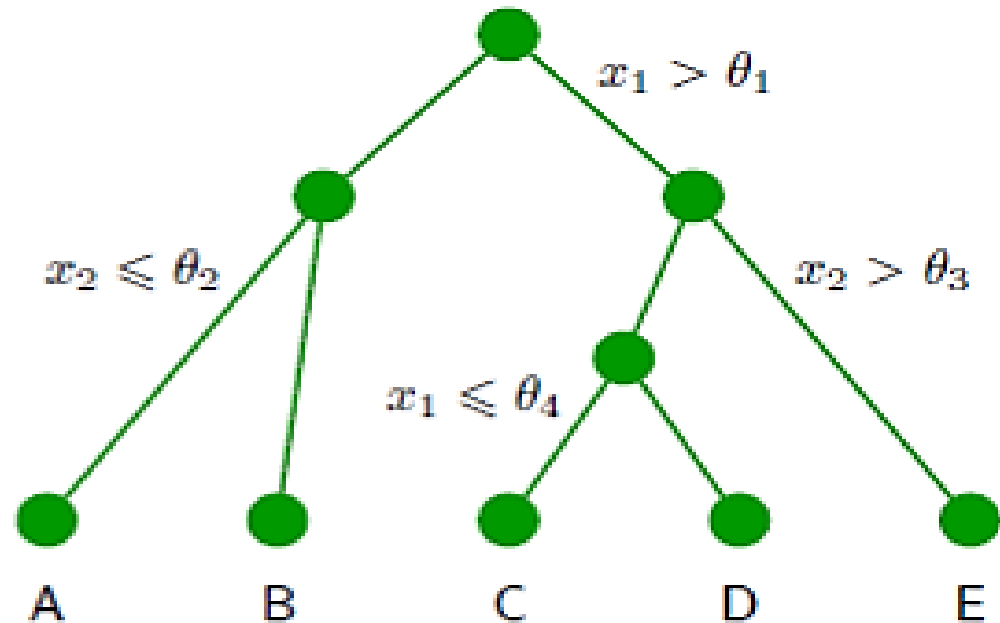
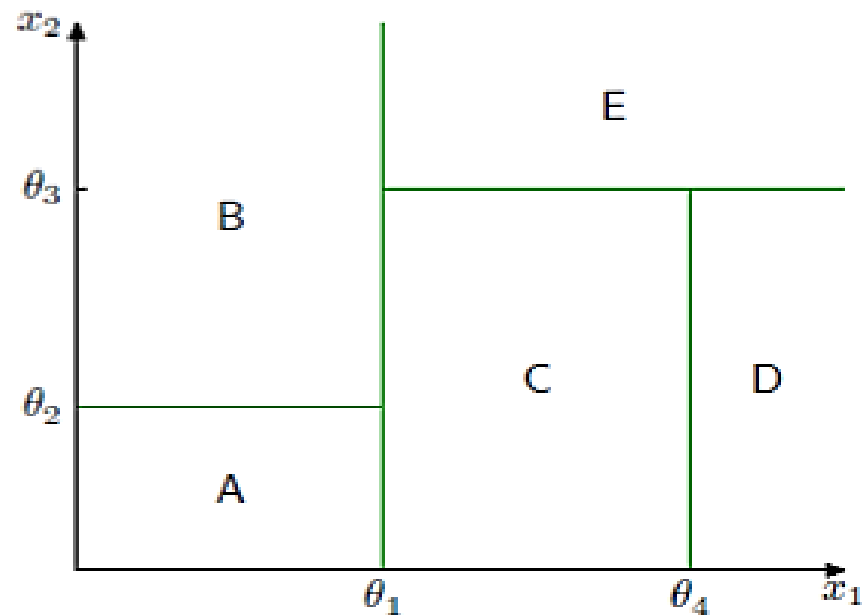
$$f(x) = \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) (x_i \cdot x) + b \Rightarrow f(x) = \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) k(x, x_i) + b$$

Tree-Based Models

CART - CLASSIFICATION AND REGRESSION TREES



ԱՆՍԱՍԲԼԱՅԻՆ ՎԱՐԺԵՑՍԱՆ ՄԵԹՈԴՆԵՐԻՑ ԵՆ
ԲԱԳԳԻՆԳԸ (BAGGING OR BOOTSTRAP AGGREGATION)
ԵՆ ԲՈՒՄԹԻՆԳԸ (BOOSTING) :



ԲԱԳԳԻՆԳ → «ՊԱՏԱՅԱԿԱՆ ԱՆՏԱՌՆԵՐ»

RANDOM FORESTS)

ՄԵԾ ՔԱՆԱԿՈՒԹՅԱՄԲ ՉԿՈՌԵԼԱՑԿԱԾ ԾԱՌԵՐԻ
ՄԻՋԻՆԱՑՆՈՒՄ



FOR $b = 1$ TO B :

(A) DRAW A BOOTSTRAP SAMPLE Z^* OF SIZE N FROM THE TRAINING DATA.

(B) GROW A RANDOM-FOREST TREE T_b TO THE BOOTSTRAPPED DATA, BY RECURSIVELY REPEATING THE FOLLOWING STEPS FOR EACH TERMINAL NODE OF THE TREE, UNTIL THE MINIMUM NODE SIZE n_{min} IS REACHED.

I. SELECT m VARIABLES AT RANDOM FROM THE p VARIABLES.

II. PICK THE BEST VARIABLE/SPLIT-POINT AMONG THE m .

III. SPLIT THE NODE INTO TWO DAUGHTER NODES.

2. OUTPUT THE ENSEMBLE OF TREES $\{T_b\}_1^B$

TO MAKE A PREDICTION AT A NEW POINT x :

REGRESSION: $\hat{f}_{rf}^B(x) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B T_b(x)$.

CLASSIFICATION: LET $\hat{C}_b(x)$ BE THE CLASS PREDICTION OF THE b TH RANDOM-FOREST TREE.

THEN $\hat{C}_{rf}^B(x) = \text{majority vote } \{\hat{C}_b(x)\}_1^B$.

ԲՈՒՍԹԻՆԳ → XGBOOST

(EXTREME GRADIENT BOOSTING)

ԹՈՒՅԼ ՈՒՍՈՒՑՈՂ ՄՈԴԵԼՆԵՐ, ՈՐՈՆՑԻՑ
ՅՈՒՐԱՔԱՆՉՅՈՒՐԻՆ ՈՐՈՇԱԿԻ ԿՇԻՌ Է ՏՐՎՈՒՄ



ՏՐՎԱԾ Է n ՕՐԻՆԱԿՆԵՐԻՑ, m ՀԱՏԿԱՆԻՇՆԵՐԻՑ ԵՎ K
ԾԱՌԵՐԻՑ ԿԱԶՄՎԱԾ ՏՎՅԱԼՆԵՐԻ ՀԱՎԱՔԱԾՈՒ

$$\mathcal{D} = \{(x_i, y_i)\} (|\mathcal{D}| = n, x_i \in \mathbb{R}^m, y_i \in \mathbb{R})$$

$$\hat{y}_i = \phi(x_i) = \sum_{k=1}^K f_k(x_i), \text{ երբ } f_k \in \mathcal{F},$$

ՈՐՏԵՂ՝

$\mathcal{F} = \{f(x) = w_{q(x)}\} (q: \mathbb{R}^m \rightarrow T, w \in \mathbb{R}^T)$ ՌԵԳՐԵՍԻՈՆ ԾԱՌԵՐԻ
ՏԱՐԱԾՈՒԹՅՈՒՆ,

q - Ն ՅՈՒՐԱՔԱՆՉՅՈՒՐ ԾԱՌԻ ԿԱՌՈՒՅՎԱԾՔ

T - Ն՝ ԲՈԼՈՐ ՏԵՐԵՎՆԵՐԻ ԹԻՎ

ԲՈՒՄԹԻՆԳ → XGBOOST ԿՊԱՏԱԿԱՅԻՆ ՖՈՒՆԿՑԻԱ



$$\mathcal{L}(\phi) = \sum_i l(\hat{y}_i, y_i) + \sum_k \Omega(f_k), \text{ որտեղ } \Omega(f) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \|w\|^2$$

$$\mathcal{L}^{(t)} = \sum_i l(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)} + f_t(x_i)) + \Omega(f_t)$$

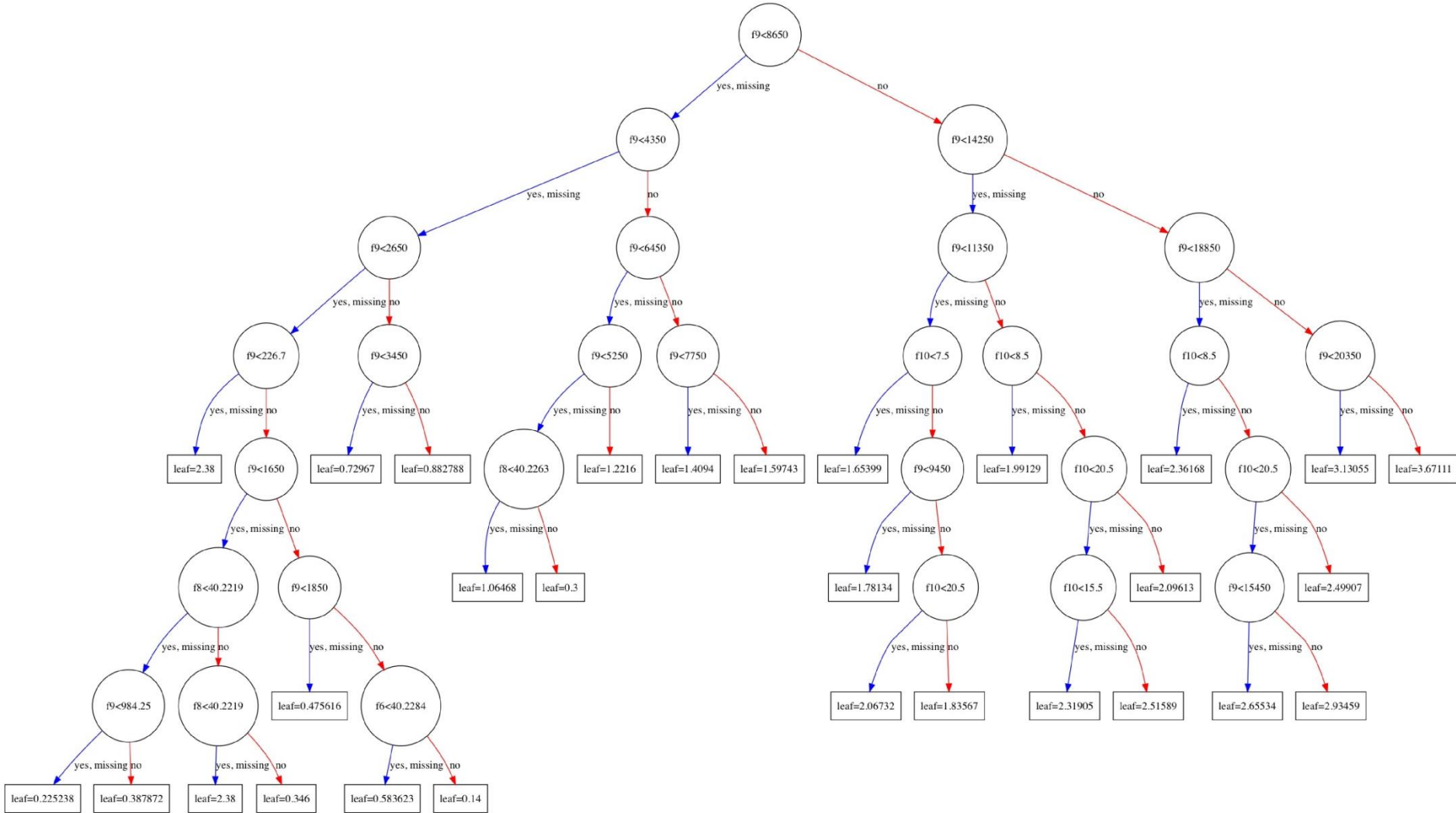
$$\mathcal{L}^{(t)} \approx \sum_{i=1}^n \left(l(y_i, \hat{y}_i^{(t-1)}) + g_i f_t(x_i) + \frac{1}{2} h_i f_t^2(x_i) \right) + \Omega(f_t)$$

$$\tilde{\mathcal{L}}^{(t)} \approx \sum_{i=1}^n \left(g_i f_t(x_i) + \frac{1}{2} h_i f_t^2(x_i) \right) + \Omega(f_t)$$

$$w_j^* = -\frac{\sum_{i \in I_j} g_i}{\sum_{i \in I_j} h_i + \lambda}, \Rightarrow \tilde{\mathcal{L}}^{(t)} = -\frac{1}{2} \sum_{j=1}^T \frac{\left(\sum_{i \in I_j} g_i \right)^2}{\sum_{i \in I_j} h_i + \lambda} + \gamma T$$

ԲՈՒՄԹԻՆԳ → XGBOOST

ԿԱՌՈՒՑՎԱԾՔ, 100 ԾԱՌԻՑ ԱՌԱՋԻՆԸ



ԲՈՒՄԹԻՆԳ → XGBOOST

