מבוא למכונות לומדות - תרגיל 4

705030868 - רפאל שקד גרינפלד

2018 ביוני

ו בייל:
$$D_i^{(t+1)} = \frac{D_i^{(t)} \exp\left(-y_i w_t h_t\left(x_i\right)\right)}{\sum_{j=1}^m D_j^{(t)} \exp\left(-y_j w_t h_t\left(x_i\right)\right)} = \underbrace{\frac{\frac{1}{m} \prod_{k=1}^t \exp\left(-y_i w_k h_k\left(x_i\right)\right)}{\sum_{j=1}^m D_j^{(t)} \exp\left(-y_j w_t h_t\left(x_j\right)\right)}}_{\text{we will mark this as K}} = \underbrace{\frac{\exp\left(\sum_{k=1}^t -y_i w_k h_k\left(x_i\right)\right)}{m \cdot K}}_{\text{we will mark this has K}} = \underbrace{\frac{\exp\left(\sum_{k=1}^t -y_i w_k h_k\left(x_i\right)\right)}{m \cdot K}}_{\text{model}} = \underbrace{\frac{\exp\left(-y_i \sum_{k=1}^t w_k h_k\left(x_i\right)\right)}{m \cdot K}}_{\text{model}} = \underbrace{\frac{\exp\left(-y_i f_t\left(x_i\right)\right)}{m \cdot K}}_{\text{model}}$$

ולכן

$$\exp\left(-y_i f_t\left(x_i\right)\right) = D_i^{(t+1)} \cdot m \cdot K$$

בנוסף,

$$f_{t+1} = \sum_{k=1}^{t+1} w_k h_k = \sum_{k=1}^{t} w_k h_k + w_{t+1} h_{t+1} = f_t + w_{t+1} h_{t+1}$$

כעת

$$\begin{split} \frac{Z_{t+1}}{Z_t} &= \frac{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \exp\left(-y_i f_{t+1}\left(x_i\right)\right)}{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \exp\left(-y_i f_{t}\left(x_i\right)\right)} = \frac{\sum_{i=1}^m \exp\left(-y_i \left(f_t\left(x_i\right) + w_{t+1} h_{t+1}\left(x_i\right)\right)\right)}{\sum_{i=1}^m \exp\left(-y_i f_t\left(x_i\right)\right)} = \\ &= \frac{\sum_{i=1}^m D_i^{(t+1)} \cdot m \cdot K \exp\left(-y_i w_{t+1} h_{t+1}\left(x_i\right)\right)}{\sum_{i=1}^m D_i^{(t+1)} \cdot m \cdot K} = \sum_{i=1}^m D_i^{(t+1)} \exp\left(-y_i w_{t+1} h_{t+1}\left(x_i\right)\right) \\ &= \sum_{i=1}^m D_i^{(t+1)} \exp\left(-w_{t+1}\right) \mathbf{1}_{[y_i = h_{t+1}\left(x_i\right)]} + \sum_{i=1}^m D_i^{(t+1)} \exp\left(w_{t+1}\right) \mathbf{1}_{[y_i \neq h_{t+1}\left(x_i\right)]} \\ &= \exp\left(-\frac{1}{2} \log\left(\frac{1}{\varepsilon_{t+1}} - 1\right)\right) \sum_{i=1}^m D_i^{(t+1)} \mathbf{1}_{[y_i = h_{t+1}\left(x_i\right)]} + \exp\left(\frac{1}{2} \log\left(\frac{1}{\varepsilon_{t+1}} - 1\right)\right) \sum_{i=1}^m D_i^{(t+1)} \mathbf{1}_{[y_i \neq h_{t+1}\left(x_i\right)]} \\ &= \left(\frac{1}{\varepsilon_{t+1}} - 1\right)^{-\frac{1}{2}} \cdot (1 - \varepsilon_{t+1}) + \left(\frac{1}{\varepsilon_{t+1}} - 1\right)^{\frac{1}{2}} \varepsilon_{t+1} \\ &= \sqrt{\frac{\varepsilon_{t+1}}{1 - \varepsilon_{t+1}}} \left(1 - \varepsilon_{t+1}\right) + \sqrt{\frac{1 - \varepsilon_{t+1}}{\varepsilon_{t+1}}} \varepsilon_{t+1} = 2\sqrt{\varepsilon_{t+1} \left(1 - \varepsilon_{t+1}\right)} \end{split}$$

 $.h_t=(x_{j_t}-\theta_t)\cdot b_t$ אם נקודת הפיצול של $j_t\in[d]$ לכל ל, יהי הפיצול $h=\mathrm{sign}\left(\sum_{t=1}^T w_t h_t\left(x\right)\right)$, $h\in L\left(DS,T\right)$ או היי בהינתן t בחינתן בעומק T כך שברמה t נקודת הפיצול של העץ תהיה t שמגיעים ב-t לכל t שמגיעים ב-t לכל t

$$sign (x_{1j_t} - \theta_t) = sign (x_{2j_t} - \theta_t)$$

בפרט נובע כי

$$h_t\left(x_1\right) = h_t\left(x_2\right)$$

ולכן

$$h(x_1) = \operatorname{sign} \sum_{t=1}^{T} w_t h_t(x_1) = \operatorname{sign} \sum_{t=1}^{T} w_t h_t(x_2) = h(x_2)$$

. היטב מוגדר אכן ונקבל $tree\left(x_{1}\right)=h\left(x_{1}\right)$ לכן נקבע כי

(ב) נגדיר את העץ הבא: שעבור $X_i \leq 1$ מחזיר 1 אחרת גם 1. (עץ שמדמה היפוטזה נאיבית בצורה של עץ...) $.h \in L\left(DS,T\right)$ יהי T כלשהו ויהי $L\left(DS,T\right)$ שמסווגת כמוהו לאף T יהי T כלשהו ויהי $L\left(DS,T\right)$ שמסווגת נטען כי אין היפותזה ב־ $t \in L\left(DS,T\right)$ שמסווגת כמוהו לאף $t \in \mathbb{N}$:: $t \in L\left(DS,T\right)$ ונניח בשלילה כי $t \in L\left(DS,T\right)$ ונניח בשלילה כי $t \in \mathbb{N}$:: $t \in L\left(DS,T\right)$ והיות והעץ תמיד חיובי נסיק כי קיימת סתירה.

$$\forall x_i \in X$$

נבחר את Θ עבור עבור לעבור מקיים מקיים בהיפוטזה כך שמשקלה כך שמשקלה לבחר מקיים מקיים לבחר Θ_i

$$if(b=1): we will define(X_i < \Theta)$$

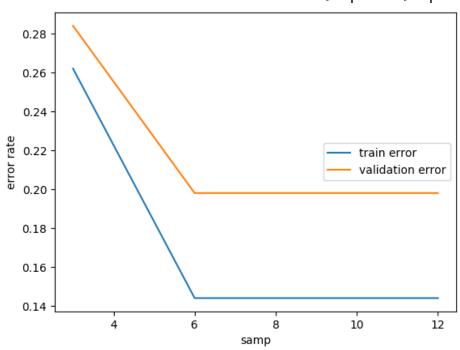
$$if(b=-1): we will define(X_i > \Theta)$$

ואזי נקבל שלכל קורדינטה i בX סכום ההיפוטזות שמשתמשות בהיפוטזה יהיה בהכרח שלילי ולכן

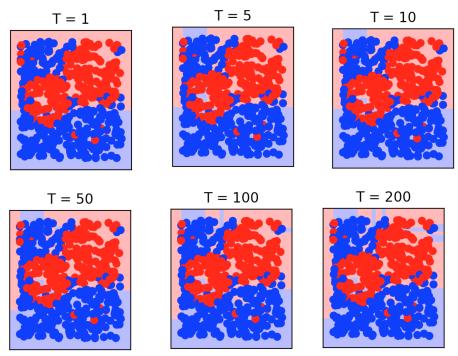
$$t(x) = sign(\sum_{i=1}^{T} h_i(X)W_i) = -1$$

בסתירה.

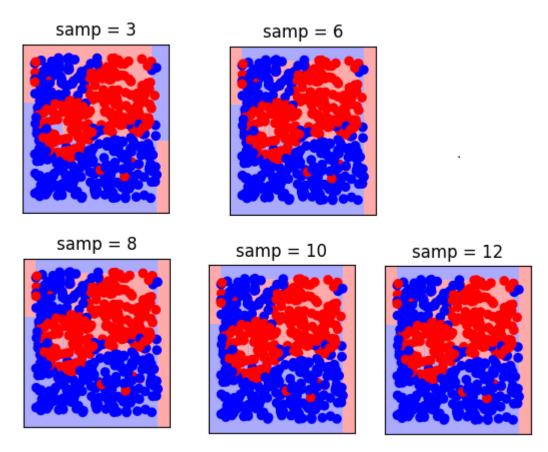
a. גרף טעות האימון וטעות הולידציה



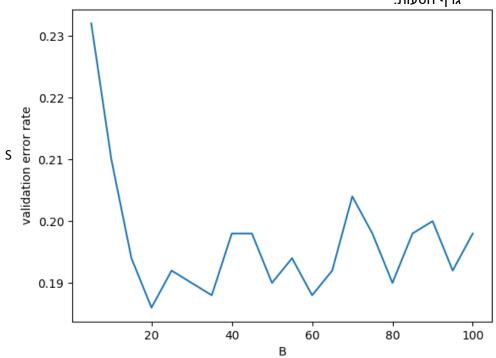
b. גרף ההחלטות עבור מספרי הלומדים T המבוקשים:



כאשר טעות **50** בכדי למזער את טעות הולידציה, קיבלתי שיש להיות **50** לומדים. כאםר טעות .c המבחן היא 0.192 0.178 עם טעות של 6 הוא 6 אם מעות של 20.178 .a מעות הוילדציה הטובה ביותר הייתה כאשר 6 הגרף של הטעויות של האימון והווידוא ביחס לגודל העץ:

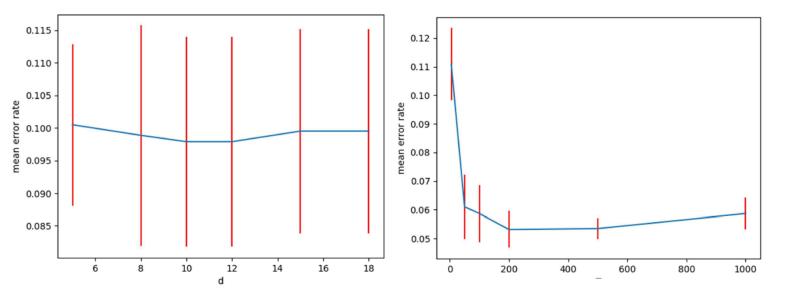


Bagging bonus .b טעות הולדיציה המינמלית התקבל עם **25** חזרות כאשר הטעות היא **0.17** גרף הטעות:



. .5

a. ניתן לראות בגרף כי טעות הולידציה המינימלית התקבלה בעבור פרטר T 200 כאשר הטעות היא 0.05 ו העומק המקסימלי של העת המספק את הטעות המינמלית הוא 10 עם טעות מדגם של 0.09 המינמלית הוא 10 עם טעות מדגם של 5 fold cross validation הגרפים שנוצרו באמצעות ה adboost ועץ ההחלטה בהתאמה:



.b השונות בטעות הולידציה הינה גבוהה כאשר קיים הבדל קטן יחסית ביחס לעומק
עץ. בכדי למנמם את השונות ניתן יהיה להפעיל את אלגוריתם ה – bagging על
העומק הנבחר ובכך להוריד את השונות ומכך המסווג יהיה בעל השונות המינמלית.