הטכניון – מכון טכנולוגי לישראל

הפקולטה למדעי המחשב

מבוא למערכות לומדות (236756)

סמסטר אביב תשפ"א – 15 ביולי 2021

מרצה: ד"ר ניר רוזנפלד

מבחן מסכם מועד א'

הנחיות הבחינה:

- **משך הבחינה:** 3 שעות.
- **חומר עזר:** המבחן בחומר סגור (ללא ספרים, מחברות, דפי נוסחאות).
- אין צורך במחשבון.
- מותר לכתוב בעט או בעיפרון, כל עוד הכתב קריא וברור.
- יש לכתוב את תשובותיכם **על גבי שאלון זה** בכתב יד קריא. תשובה בכתב יד שאינו קריא לא תיבדק.
- במבחן 12 עמודים ממוספרים סה"כ, כולל עמוד שער זה שמספרו 1 ושלושה עמודי טיוטה בסוף הגיליון.
- אין בחירה בין השאלות. יש בסה"כ 104 נקודות והציון המירבי הוא 100.
- נא לכתוב רק את המבוקש ולצרף הסברים קצרים עפ"י ההנחיות.
- **בתום המבחן יש להגיש את שאלון זה בלבד.**
- בצהוב: הבהרות שפורסמו בזמן הבחינה.

מבנה הבחינה:

- **חלק א' [72 נק']:** 4 שאלות פתוחות [כל אחת 18 נק']
- **חלק ב' [32 נק']:** 8 שאלות סגורות (אמריקאיות) [כל אחת 4 נק']

בהצלחה!

חלק א' – שאלות פתוחות [72 נק']

שאלה 1 [18 נק']

נתון סט אימון עם תיוגים בינאריים ולומדים עליו מסווג. בסט האימון אין שתי דוגמאות זהות.

כעת, בוחרים באקראי 3 דוגמאות אימון שונות ומשכפלים אותן (כל אחת עם התיוג שלה) כך שיופיעו פעמיים בסט האימון.

לבסוף, מאמנים מסווג חדש על סט האימון המעודכן.

לכל אחד מאלגוריתמי הלמידה הבאים סמנו האם גבולות ההחלטה (decision boundaries) של המסווג החדש לאחר השכפול זהים בהכרח לאלה של המסווג המקורי. רק אם סימנתם שהגבולות **לא בהכרח זהים**, הסבירו בקצרה מדוע.

הניחו שאין צעדים סטוכסטיים (אקראיים) בריצת האלגוריתמים.

א. ID3 המשתמש באנטרופיה ובונה עץ בעומק מירבי 4 גבולות ההחלטה: **זהים בהכרח / לא בהכרח זהים**

הסבר (אם סימנתם "לא בהכרח"): התיוגים המשוכפלים עלולים להטות את כל המודלים ובכך לגרום לסף שונה לגמרי

ב. k-NN כאשר $k = 1$ גבולות ההחלטה: **זהים בהכרח / לא בהכרח זהים**

הסבר (אם סימנתם "לא בהכרח"):

ג. k-NN כאשר $k = 3$ גבולות ההחלטה: **זהים בהכרח / לא בהכרח זהים**

הסבר (אם סימנתם "לא בהכרח"): שכפול נק' עלול להטות את כל המאזנים ולגרום לנק' שהייתה

מסווגת ב + להיות מסווגת ב - (או להפך)

ד. Perceptron בהנחה שהדאטה פריד ליניארית גבולות ההחלטה: **זהים בהכרח / לא בהכרח זהים**

הסבר (אם סימנתם "לא בהכרח"): עלולים ללמוד פעמים במותה נק' ובכך לשנות את העדכונים והתוצאה

הסופית

= ⊕ =

ה. AdaBoost with decision stumps גבולות ההחלטה: **זהים בהכרח / לא בהכרח זהים**

הסבר (אם סימנתם "לא בהכרח"): = + = | + - | - <=

ו. Hard-SVM בהנחה שהדאטה פריד ליניארית גבולות ההחלטה: **זהים בהכרח / לא בהכרח זהים**

הסבר (אם סימנתם "לא בהכרח"):

שאלה 2 [18 נק']

א. [6 נק'] הוכיחו את תכונת המונוטוניות של VC-dimension:

לכל שתי מחלקות היפותזות, אם $\mathcal{H}_1 \subseteq \mathcal{H}_2$ אזי $\mathrm{VCdim}(\mathcal{H}_1) \le \mathrm{VCdim}(\mathcal{H}_2)$.

הוכחה:

נסמן $VCdim(H_1)=D$ $\Leftarrow$ קיימת קב' $C=\{x_1,...,x_D\}$ כך שלכל $y_1,...,y_D \in \{+,-\}$

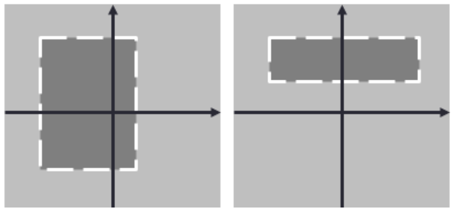
קיים $h\in H_1$ כך שלכל $x_i \in C$ מתקיים $h(x_i)=y_i$

בפרט $h \in H_2$ כי $H_1 \subseteq H_2$ ולכן $VCdim(H_1)=D \le VCdim(H_2)$

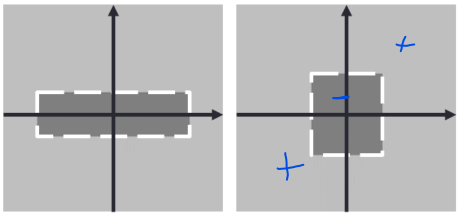
בתרגול הגדרנו את מחלקת ההיפותזות $\mathcal{H}_{\text{aligned}}$ של מלבנים מקבילים לצירים בדו-מימד והראינו שמתקיים $\text{VCdim}(\mathcal{H}_{\text{aligned}}) = 4$. הבהרה: האיזור שבתוך המלבן מסווג כחיובי והאיזור החיצוני כשלילי.

כעת נגדיר את מחלקת $\mathcal{H}_{\text{centered}}$ של מלבנים מקבילים לצירים בדו-מימד **<u>שמרכזם</u>** בדיוק בראשית הצירים.

שתי היפותזות מתוך $\mathcal{H}_{\text{aligned}}$



שתי היפותזות מתוך $\mathcal{H}_{\text{centered}}$

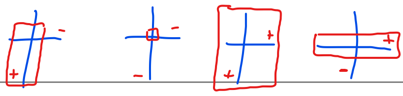


ב. [6 נק'] מהו מימד ה-VC של המחלקה החדשה? מלאו. $\text{VCdim}(\mathcal{H}_{\text{centered}}) =$ $\boxed{2}$

ג. [6 נק'] הוכיחו את תשובתכם לסעיף הקודם.

הוכחה:

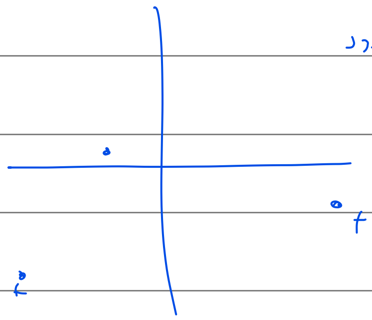
I) $VCdim \geq 2$:



נראה כי VCdim=3

$VCdim < 3$: ונראה כי עבור כל 3 נקודות שהן קיימים לייבלים הלא ניתנים לניתוק:

$\exists C\ \forall y_1, \dots, y_{|C|}\ \exists h \in H\ \forall x_i\ h(x_i) = y_i$



נסמן ב M_x את הנק' עם המרחק X הגדול מהמרכז הגדול ביותר

נסמן ב M_y y

נתייג אותן/אותה ב + ואת השאר ב -

עבור מלבן שמכיל אותן צריך שיהיה בין $-|x| \leq x' \leq |x|$, $-|y| \leq y' \leq |y|$

כלומר יהיה בתוכו המלבן +

ונספר את הנק' השלישית x_3 (שערכה X, y שלה קטן יותר מהם) $\Rightarrow h(x_3) = + \neq -$

בסתירה לכך ש $\Rightarrow VCdim = 3$

$VCdim < 3$

$\boxed{VCdim = 2}$ לכן

שאלה 3 [18 נק']

נתון סט אימון עם דוגמאות חד-ממדיות $x_1, \dots, x_m \in \mathbb{R}$ ותיוגים רציפים $y_1, \dots, y_m \in \mathbb{R}$.

פותרים בעיית רגרסיה ליניארית עם רגולריזציה (עם $\lambda = 1$):

$$\hat{w} = \operatorname{argmin}_{w\in\mathbb{R}}\left(\sum_{i=1}^{m}(wx_i - y_i)^2 + R(w) \right)$$

בפיתרון שהתקבל, המשקל שמתאים למאפיין היחיד מקיים $\hat{w} \neq 0$.

כעת, משכפלים את המאפיין היחיד כך שכל דוגמה מעודכנת היא וקטור $\boldsymbol{x}'_i = \begin{bmatrix} x_i \\ x_i \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^2$.

$((u_1+u_2)x_i - y_i)^2$

לבסוף, פותרים את הבעיה המעודכנת:

$$\hat{\boldsymbol{u}} = \operatorname{argmin}_{\boldsymbol{u}\in\mathbb{R}^2}\left(\underbrace{\sum_{i=1}^{m}(\boldsymbol{u}^\top \boldsymbol{x}'_i - y_i)^2}_{\triangleq \mathcal{L}'(\boldsymbol{u})} + R(\boldsymbol{u}) \right)$$

הבהרה: הפונקציה R מקבלת סקלר או וקטור ומחזירה את הנורמה שלו (בסעיפים א'-ב': L2 בריבוע, בסעיף ג': L1).

א. [6 נק'] כאשר $R(\boldsymbol{v}) = \|\boldsymbol{v}\|_2^2 \triangleq \sum_j (v_j)^2$, נציע כפיתרון לבעיה המעודכנת את הווקטור $\boldsymbol{u} = \begin{bmatrix} \hat{w} \\ 0 \end{bmatrix}$.

w^2 $\quad w/2, \; w/2$

הוכיחו שזהו פיתרון לא אופטימלי על ידי הצעת פיתרון אחר $\boldsymbol{z} \in \mathbb{R}^2$ המקיים $\mathcal{L}'(\boldsymbol{u}) + R(\boldsymbol{u}) > \mathcal{L}'(\boldsymbol{z}) + R(\boldsymbol{z})$.

$\frac{w^2}{4} + \frac{w^2}{4}$

$\mathcal{L}'(u) = \mathcal{L}'(z) = \sum (wx_i - y_i)^2$

$R(u) = w^2 > 2\cdot\frac{w^2}{4} = R(z)$

$\boldsymbol{z} = \boxed{[w/2, \; w/2]}$

ב. [6 נק'] כאשר $R(\boldsymbol{v}) = \|\boldsymbol{v}\|_2^2 \triangleq \sum_j (v_j)^2$, סמנו את הטענה הנכונה <u>בהכרח</u> והסבירו <u>בקצרה</u>.

a. אחד המשקלים שווה לאפס (משמע: $\hat{u}_1 = 0 \vee \hat{u}_2 = 0$)

b. שני המשקלים שונים מאפס (משמע: $\hat{u}_1 \neq 0 \wedge \hat{u}_2 \neq 0$)

c. שני המקרים a, b אפשריים

הסבירו בקצרה: ראינו שניתן עבור כל u כאשר (בה"כ) $u_2=0$ לייצר z

כך $R(u) > R(z)$, $\mathcal{L}'(u) = \mathcal{L}'(z)$

ג. [6 נק'] כאשר $R(\boldsymbol{v}) = \|\boldsymbol{v}\|_1 \triangleq \sum_j |v_j|$, סמנו את הטענה הנכונה <u>בהכרח</u> והסבירו <u>בקצרה</u>.

a. אחד המשקלים שווה לאפס (משמע: $\hat{u}_1 = 0 \vee \hat{u}_2 = 0$)

b. שני המשקלים שונים מאפס (משמע: $\hat{u}_1 \neq 0 \wedge \hat{u}_2 \neq 0$)

c. שני המקרים a, b אפשריים

הסבירו בקצרה: אם $u_1 + u_2 = w$: $|u_1| + |u_2| = |w|$

ויתכן [illegible]

שאלה 4 [18 נק']

היזכרו בבעיות האופטימיזציה של ה-SVM במקרה הלא הומוגני:

Soft SVM

$$\underset{w\in\mathbb{R}^d, b\in\mathbb{R}}{\operatorname{argmin}} \left(\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\max\{0, 1-y_i(\boldsymbol{w}^\top\boldsymbol{x}_i+b)\}+\lambda\|\boldsymbol{w}\|_2^2\right)$$

Hard SVM

$$\underset{w\in\mathbb{R}^d, b\in\mathbb{R}}{\operatorname{argmin}} \|\boldsymbol{w}\|_2^2 \quad \text{s.t. } y_i(\boldsymbol{w}^\top\boldsymbol{x}_i+b)\ge 1,\ \forall i\in[m]$$

א. [4 נק'] כתבו וקטור שמהווה subgradient לפי $\boldsymbol{w}$ לפונקציית ה-loss של ה-Soft-SVM.

$\max\{0, 1-z\} = \begin{cases} 1-z & z\le 1 \\ 0 & \text{else} \end{cases}$ sub: $\begin{cases} -1 & z\le 1 \\ 0 & \text{else} \end{cases}$

תשובה סופית (לרשותכם עמודי טיוטה בסוף השאלון):

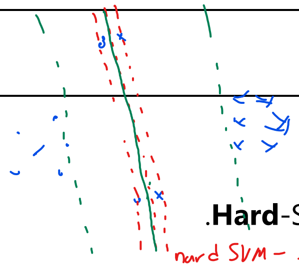
$$\nabla_w\left(\frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m}\max\{0, 1-y_i(\boldsymbol{w}^\top\boldsymbol{x}_i+b)\}+\lambda\|\boldsymbol{w}\|_2^2\right) = \begin{cases} \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} -y_i x_i + 2\lambda\|w\|_2 & ; \ y_i(w^\top x_i+b)\le 1 \\ 2\lambda\|w\|_2 & ; \ o.w \end{cases}$$

ב. [6 נק'] לכל אחת מהטענות הבאות, סמנו האם היא (בהכרח) **נכונה / שגויה / לא ניתן לדעת** והסבירו בקצרה.

a. עבור סט אימון פריד ליניארית, **Hard**-SVM מגיע ל-**train** accuracy גבוה מזה של **פרספטרון**.

הטענה: **נכונה** / **שגויה** / **לא ניתן לדעת**.

הסבר: שפרספטרון מגיע ל train Accuracy של 100%



b. עבור סט אימון פריד ליניארית, **Soft**-SVM מגיע ל-**test** accuracy גבוה מזה של **Hard**-SVM.

hard SVM - small Margin - Large Norm

Soft SVM - Large Margin - Small Norm

הטענה: **נכונה** / **שגויה** / **לא ניתן לדעת**.

הסבר: Soft SVM יכול להגיע עם מרווח גדול יותר ולכן שיכליל יותר טוב על המידע

בסט test להגיע ה hardSVM יכול overfitting להגיע על האימון

ג. [8 נק'] נתון דאטה פריד ליניארית עם תיוגים בינאריים.

פותרים עליו Hard-SVM ומקבלים כפיתרון $\boldsymbol{w}_1 \in \mathbb{R}^d$ ו-$b_1 \in \mathbb{R}$. ידוע שהפיתרון שהתקבל הוא הפיתרון היחיד לבעיה.

עכשיו פותרים בעיית Hard-SVM מעודכנת עם **margin=2**. משמע, עם אילוצים מעודכנים $y_i(\boldsymbol{w}^\top \boldsymbol{x}_i + b) \geq 2$.

הערה בדיעבד: שימו לב שהשאלה לא עוסקת ב-margin במובן של $\left(\frac{\boldsymbol{w}^\top \boldsymbol{x}_i + b}{\|\boldsymbol{w}\|}\right)$, אלא ב-$(\boldsymbol{w}^\top \boldsymbol{x}_i + b)$, כפי שכתוב במפורש בנוסחה.

את הפיתרון החדש נסמן ב-$\boldsymbol{w}_2 \in \mathbb{R}^d$ ו-$b_2 \in \mathbb{R}$.

בכל אחד מהסעיפים הבאים סמנו את התשובה הנכונה ומלאו את החסר (היכן שנדרש).

a. ייתכן שלבעיה המעודכנת אין פיתרון, למשל כאשר המרחק בין המחלקות לא מספיק גדול למרות שהדאטה פריד ליניארית.

הטענה: **נכונה / שגויה.**

$w' = \frac{w}{2} \quad b' = \frac{b}{2}$

b. אם קיים פיתרון לבעיה המעודכנת אזי הפרדיקציות הבינאריות זהות. משמע, $\forall \boldsymbol{x} \in \mathbb{R}^d: h_{\boldsymbol{w}_1, b_1}(\boldsymbol{x}) = h_{\boldsymbol{w}_2, b_2}(\boldsymbol{x})$.

הטענה: **נכונה / שגויה.**

c. אם קיים פיתרון לבעיה המעודכנת אזי קיים סקלר α עבורו $\boldsymbol{w}_2 = \alpha \boldsymbol{w}_1$.

הטענה: **נכונה והסקלר שווה ל-**___2___ / **שגויה.**

$y_i(w^\top x_i + b) \geq 1$

$y_i(2w^\top x_i + 2b) \geq 2$

d. אם קיים פיתרון לבעיה המעודכנת אזי קיים סקלר β עבורו $b_2 = \beta b_1$.

הטענה: **נכונה והסקלר שווה ל-**___2___ / **שגויה.**

חלק ב' – שאלות אמריקאיות [32 נק']

בשאלות הבאות סמנו את התשובות המתאימות (לפי ההוראות). בחלק זה אין צורך לכתוב הסברים.

א. [4 נק'] תזכורת: $\text{Precision} = \frac{\text{TP}}{\text{TP+FP}}$, $\text{Recall} = \frac{\text{TP}}{\text{TP+FN}}$.

נתון דאטה עם תיוגים בינאריים (P או N), לפחות דוגמה אחת מכל תיוג.

סמנו את **<u>כל</u>** הטענות **<u>השגויות</u>**.

a. ערך ה-Area under the curve (AUC) האופטימלי של עקומת ROC הוא 1

b. מתקיים Precision+Recall=1

c. תמיד קיים מודל שמשיג Recall=1

d. ניתן ליצור Confusion matrices רק בבעיות עם תיוגים בינאריים (שתי מחלקות)

e. בדאטה מאוזן ($\Pr[y = \text{P}] \approx 0.5$), מדדי ה-Precision וה-Recall נהיים שקולים למדד ה-Accuracy

ב. [4 נק'] נרצה להרחיב את מודל ה-k-NN לבעיות **רגרסיה** ($\boldsymbol{x}_i \in \mathbb{R}^{\boldsymbol{d}},\ y_i \in \mathbb{R}$).

נגדיר את $\text{NN}(\boldsymbol{x})$ להיות קבוצת <u>האינדקסים</u> של k השכנים הקרובים ביותר ל-$\boldsymbol{x}$.

סמנו את **<u>שתי</u>** פונקציות החיזוי (של y בהינתן $\boldsymbol{x}$) המתאימות ביותר לבעיה.

a. $h(\boldsymbol{x}) = \frac{1}{k}\sum_{i\in\text{NN}(\boldsymbol{x})} \boldsymbol{x}_i$

b. $h(\boldsymbol{x}) = \frac{1}{k}\sum_{i\in\text{NN}(\boldsymbol{x})} y_i$ רוב קולות

c. $h(\boldsymbol{x}) = \sum_{i\in\text{NN}(\boldsymbol{x})}(\|\boldsymbol{x} - \boldsymbol{x}_i\|_2\, y_i)$

d. $h(\boldsymbol{x}) = \sum_{i\in\text{NN}(\boldsymbol{x})}\left(\frac{\exp\{-\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{x}_i\|_2\}}{\sum_{j\in\text{NN}(\boldsymbol{x})}\exp\{-\|\boldsymbol{x}-\boldsymbol{x}_j\|_2\}}\, y_i\right)$

e. $h(\boldsymbol{x}) = \sum_{i\in\text{NN}(\boldsymbol{x})}(\cancel{\max\{0,}\ \|\boldsymbol{x} - \boldsymbol{x}_i\|_2^2\cancel{\}}\cdot y_i)$

ג. [4 נק'] נתונים סט אימון וסט מבחן הנדגמים מהתפלגות כלשהי $\mathcal{D}$ ומחלקת היפותזות כלשהי $\mathcal{H}$.

בוחרים היפותזה מתוך המחלקה ע"י ERM.

עתה מוסיפים לסט האימון מספר דוגמאות חדשות (הנדגמות מ-$\mathcal{D}$), ולומדים היפותזה חדשה ע"י ERM על $\mathcal{H}$.

לכל סוג שגיאה **סמנו** את האפשרות המתאימה בהכרה.

a. שגיאת האימון: **תעלה / תרד / לא תשתנה / לא ניתן לדעת**

b. שגיאת המבחן: **תעלה / תרד / לא תשתנה / לא ניתן לדעת**

ד. [4 נק'] מה התפקיד של פונקציית ה-sigmoid במסווג logistic regression? סמנו את התשובה הנכונה.

a. להכניס non-linearity ולאפשר ללמוד גבולות החלטה לא ליניאריים

b. להפוך את ה-margin להסתברות

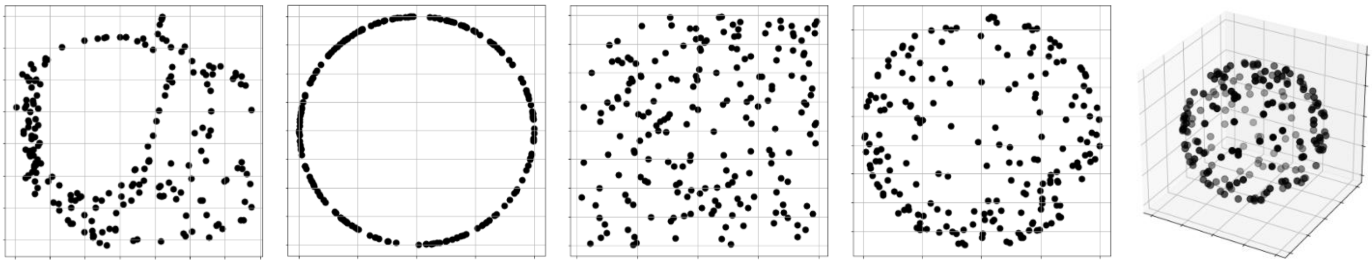
c. לעשות רגרסיה פולינומיאלית בין $\boldsymbol{x} \in \mathbb{R}^d$ ל-$y \in \mathbb{R}$

d. להוסיף רגולריזציה למסווג שנלמד

e. למקסם את האנטרופיה

ה. [4 נק'] נתון דאטה שנדגם מהתפלגות אחידה על ספֵירה (sphere) תלת-ממדית סביב ראשית הצירים.
מפעילים PCA כדי להוריד ממד מ-3 ל-2. הקיפו את האות שמתאימה לתרשים של הדאטה לאחר הורדת הממד.

הדאטה המקורי **(a)** **(b)** **(c)** **(d)**



ו. [4 נק'] נתונה בעיית multiclass.
אימון מסווג One vs. All (**שיטה א'**) ומסווג multinomial logistic regression (**שיטה ב'**).
לאחר האימון, נוספה לבעיה מחלקה חדשה עם דוגמאות חדשות.
על מנת להתמודד עם המחלקה החדשה (סמנו את הטענה הנכונה ביותר):

a. בשיטה א' אנחנו נדרשים לאמן רק מסווג אחד נוסף ואין שינוי במסווגים שכבר אומנו
b. בשיטה ב' אנחנו נדרשים לאמן רק מסווג אחד נוסף ואין שינוי במסווגים שכבר אומנו
c. שתי הטענות a+b נכונות
d. כל הטענות הקודמות שגויות

ז. [4 נק'] נסתכל על רשת Multi-Layer Perceptron לרגרסיה שלומדת פונקציה $h: \mathbb{R}^d \to \mathbb{R}$.
כפונקציית אקטיבציה נשתמש בפונקציית הזהות $\sigma(z) = z$. לסיום, נשתמש ב-loss ריבועי (MSE) ללא רגולריזציה.
סמנו את הטענה הנכונה.

a. כמחלקת מודלים, ה-capacity שקול לזה של מודלים ליניאריים (linear regression)
b. השכבה האחרונה ברשת צריכה להיות שכבת Softmax
c. לבעיית האופטימיזציה יש מינימום גלובאלי יחיד
d. כל הטענות הקודמות שגויות

ח. [4 נק'] נתונות דוגמאות $\boldsymbol{x}_1, \dots, \boldsymbol{x}_m \in \mathbb{R}^d$ מתוייגות באופן בינארי, משמע $y_1, \dots, y_m \in \{-1, +1\}$.
רוצים ללמוד הורדת ממד ליניארית (בעזרת מטריצה $\mathbf{W}$) ל-k מימדים כאשר $k \ll d$.
רוצים שלאחר ההטלה, דוגמאות מתיוגים זהים תהיינה קרובות אחת לשניה ורחוקות מהדוגמאות של התיוג השני.
סמנו את בעיית האופטימיזציה (היחידה) שמתאימה לפיתרון הבעיה.

a. $\underset{\mathbf{W}\in\mathbb{R}^{k\times d}}{\operatorname{argmin}} \left(\sum_{i,j} \left\|\mathbf{W}\boldsymbol{x}_i - \mathbf{W}\boldsymbol{x}_j\right\|_2^2\right)$

same

b. $\underset{\mathbf{W}\in\mathbb{R}^{k\times d}}{\operatorname{argmin}} \left(\sum_{i,j} \left\|\mathbf{W}\boldsymbol{x}_i - \mathbf{W}\boldsymbol{x}_j\right\|_2^2 + \cancel{\sum_{i,j:y_i\neq y_j} \left\|y_i - y_j\right\|_2^2}\right)$

c. $\underset{\mathbf{W}\in\mathbb{R}^{k\times d}}{\operatorname{argmin}} \left(\sum_{i,j:y_i=y_j} \left\|\mathbf{W}\boldsymbol{x}_i - \mathbf{W}\boldsymbol{x}_j\right\|_2^2 + \sum_{i,j:y_i\neq y_j} \max\left\{0, 1 - \left\|\mathbf{W}\boldsymbol{x}_i - \mathbf{W}\boldsymbol{x}_j\right\|_2^2\right\}\right)$

d. $\underset{\mathbf{W}\in\mathbb{R}^{k\times d}}{\operatorname{argmin}} \left(\sum_{i,j:y_i\neq y_j} \ln\left(1 + \left\|\mathbf{W}\boldsymbol{x}_i - \mathbf{W}\boldsymbol{x}_j\right\|_2^2\right) + \sum_{i,j} (\mathrm{W}_{i,j})^2\right)$

מסגרת נוספת לשימושכם (יש לציין אם מדובר בטיוטה או בהמשך לתשובה אחרת):

מסגרת נוספת לשימושכם (יש לציין אם מדובר בטיוטה או בהמשך לתשובה אחרת):

מסגרת נוספת לשימושכם (יש לציין אם מדובר בטיוטה או בהמשך לתשובה אחרת):