דוד בוסביב 336224076

שאלה 1

1) $A = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & -1 & 2 \end{bmatrix} \Rightarrow A^T = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}$

נחשב את ה SVD של A, נמצא את V, Σ, V^T

נמצא את V, Σ

$$AA^T = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & -1 & 2 \end{bmatrix}_{2\times 3} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}_{3\times 2} = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 4 \end{bmatrix} = B$$

סימ'

$$A^TA = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}_{3\times 2} \cdot \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & -1 & 2 \end{bmatrix}_{2\times 3} = \begin{bmatrix} 2 & 0 & 2 \\ 0 & 2 & -2 \\ 2 & -2 & 4 \end{bmatrix}_{3\times 3} = B$$

סימ'

נחשב ע"ע וו"ע של B.

$$|B - \lambda I| = 0$$

$$\begin{vmatrix} 2-n & 0 & 2 \\ 0 & 2-n & -2 \\ 2 & -2 & 4-n \end{vmatrix} = 0$$

$$(2-n)\begin{vmatrix} 2-n & -2 \\ -2 & 4-n \end{vmatrix} + 2\begin{vmatrix} 0 & 2-n \\ 2 & -2 \end{vmatrix} = 0$$

$$=(2-n)\left((2-n)(4-n)-4\right) - 4(2-n) = 0$$

$$(2-n)\left((2-n)(4-n)-8\right) = 0$$

$$n=2$$

$$n^2-6n+8-8=0$$

$$n(n-6n)=0$$

$$n=0,\quad n=6$$

ע"ע הינם $\boxed{n=0,6,2}$

נמצא ו"ע

עבור $n=0$

$$\begin{pmatrix} 2 & 0 & 2 \\ 0 & 2 & -2 \\ 2 & -2 & 4 \end{pmatrix} \underline{x} = 0 \quad \Rightarrow \begin{pmatrix} -1 \\ 1 \\ 1 \end{pmatrix}$$ ו"ע

$$-x=z,\quad y=z \qquad 2z+x=y$$

עבור $n=2$

$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & 2 \\ 0 & 0 & -2 \\ 2 & -2 & 2 \end{pmatrix} \underline{x} = 0 \to \begin{matrix} z=0 \\ x=y \end{matrix} \Rightarrow \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix}$$

עבור $n=6$

$$\begin{pmatrix} -4 & 0 & 2 \\ 0 & -4 & -2 \\ 2 & -2 & -2 \end{pmatrix} \underline{x} = 0 \Rightarrow \begin{matrix} x = z/2 \\ y = -z/2 \end{matrix} \Rightarrow \begin{pmatrix} 1/2 \\ -1/2 \\ 1 \end{pmatrix} \overset{\text{שקול}}{\Leftrightarrow} \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \\ 2 \end{pmatrix}$$

ולכן סה"כ קיבלנו שהמטריצה Σ, V הינם:

$$V = \begin{bmatrix} 1 & 1/2 & -1 \\ 1 & -1/2 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}, \quad \Sigma = \begin{bmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 0 & 6 & 0 \end{bmatrix}$$

נמצא את U, ידוע כי

$$AV = U\Sigma$$

באופן שקול נוכל לפתוח את זה כך

$$Av_i = n w_i \Rightarrow \frac{A}{6} v_i = w_i$$

$\boxed{n = \sigma^2}$

(הרי Σ אלכסונית)

$\boxed{\sigma = \sqrt{n}}$

$$w_1 = \frac{A}{2} \cdot \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix} = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 2 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sqrt{2} \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$w_2 = \frac{A}{\sqrt{6}}\begin{pmatrix}\frac{1}{2}\\ -\frac{1}{2}\\ 1\end{pmatrix} = \frac{1}{\sqrt{6}}\begin{bmatrix}0\\ 3\end{bmatrix} = \begin{bmatrix}0\\ \sqrt{\frac{3}{2}}\end{bmatrix}$$

$$U = \begin{bmatrix}\sqrt{2} & 0\\ 0 & \sqrt{\frac{3}{2}}\end{bmatrix}$$

סה״כ נקבל ש

$$A = \underset{2\times2}{\begin{bmatrix}\sqrt{2} & 0\\ 0 & \sqrt{\frac{3}{2}}\end{bmatrix}} \underset{2\times3}{\begin{bmatrix}\sqrt{2} & 0 & 0\\ 0 & \sqrt{6} & 0\end{bmatrix}} \underset{3\times3}{\begin{bmatrix}1 & 1 & 0\\ \frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & 1\\ -1 & 1 & 1\end{bmatrix}}$$

כנדרש.

סעיף ב

מהגדרה של מכפלה חיצונית נקבל ש

$$v \otimes w = \underline{v w^T} \overset{\text{סימון}}{=} B_{n\times m} \qquad v \in R^{n\times 1},\ w^T \in R^{1\times m}$$

ולפי הגדרה של כפל מטריצות נקבל שכל איבר

מיוצגת ע״י $C_{ik} = v_i w_k$, בנוסף מהגדרה ש

כפל מטריצות נקבל מטריצה $n\times m$.

נסתכל על B (התוצאה) נשים לב שעבור G

שורה i נקבל של האברים נכפלים ב v_i (מצומצם שע)

לכן אם נחלק כל שורה ב־v_i * לכל $n \geq i \geq 1$

נקבל שכעת $w_k = c_{ek}$ ולכן נקבל שהמטריצה תלויה

לינארית שכן כל שורה בעצם שווה ל w.

לכן בפרט מתקיים ש $Rank(A) = 1$,

* אם $v_i = 0$ נקבל בתוצאה של המכפלה חיצונית שיש

שורת אפסים ← מהגדרה של כפל מטריצות. ולכן לא

נתייחס לשורה הזאת.

סעיף ג

① ידוע לפי תוקי מכפלה פנימית של ווקטורים

אורתונורמלים שמתקיים $\langle w_i, w_j \rangle = \delta_{ij}$

• ידוע כי $x = \sum_{i=1}^{n} a_i w_i$ סה״כ

$\forall i,\ 1 \leq i \leq n \qquad \langle x, w_i \rangle = \langle \sum_{i=1}^{n} a_i w_i, w_i \rangle$

$= \langle a_1 w_1, w_i \rangle + \langle a_2 w_2, w_i \rangle + \dots + \langle a_n w_n, w_i \rangle$

לפי הגדרה של מכפלה פנימית

$$= a_1\langle w_1, w_i\rangle + a_2\langle w_2, w_i\rangle + \dots + a_n\langle w_n, w_i\rangle$$

הליניאריות בכפל הפנימי

$$\underset{\text{לפי 1}}{=} 0+0+a_i\langle w_i, w_i\rangle + 0 = a_i$$

ולכן הראנו ש $a_i = \langle x, w_i\rangle$ כנדרש.

סעיף 4

1. ידוע כי $P=\sum_{i=1}^{k} v_i v_i^T$, נראה ש P סימטרית

$$P^T = (P)^T = \left(\sum_{i=1}^{k} v_i \cdot v_i^T\right)^T \underset{\text{מהגדרה של סימטריות}}{=} \sum_{i=1}^{k} (v_i \cdot v_i^T)^T \underset{\text{ידוע כי } (A\cdot B)^T = B^TA^T \text{ מלינארית 1}}{=} \sum_{i=1}^{k} (v_i^T)^T \cdot v_i^T$$

$$\underset{v^{T^T}=v}{=} \sum_{i=1}^{k} v_i v_i^T = P$$

ולכן $P^T=P$ כנדרש.

2) נראה שכל ע"ע של P מקיים $n=1,0$.

נסתכל על שני סוגים של וע"ע אפשריים עבור הע"ע

I. עבור וע"ע v השייך לבסיס האורתונורמלי מתקיים עבורו

$$P v_j = \left(\sum_i v_i v_i^T\right) v_j \underset{\text{לפי ההגדרה}}{=} \sum_i v_i \delta_{ij} = v_j$$

בנוסף ידוע לפי הגדרה שעבור ע״ע והו״ע המתאים לו מתקיים $Pv = \lambda v$ ולכן במקרה שלנו מתקיים ש $\lambda = 1$ ע״ע לכל ו״ע השייך לבסיס האורתונורמלי (בפרט $v_1, \dots, v_k$ ו״ע של הע״ע $\lambda = 1$)

II. עבור ו״ע מאונך לבסיס האורתונורמלי עבורו מתקיים

$$Pv = \sum v_i v_i^T v = \sum v_i \cdot 0 = 0 = 0 \cdot v$$

שכן לפי הגדרה של מכפלה בין שני וקטורים מאונכים שווה לאפס, ולכן עבור ו״ע מאונך לבסיס נקבל שע״ע שלו הינו אפס.

(כמובן שהנחתי שהו״ע שונה מאפס).

סה״כ הראנו עבור כל הו״ע האפשריים מה יהיו הע״ע, ולכן $\lambda = 0,1$ בלבד והבסיס $v_1, \dots, v_k$ הינם הו״ע של הע״ע $\lambda = 1$.

3. לכל $v \in V$ הוא צירוף לינארי של $v_k, \dots, v_1$

לכן

$$Pv = P\cdot\left(\sum_{i=1}^{n} a_i v_i\right) \underset{\uparrow}{=} \sum_{i=1}^{k} a_i P\cdot v_i \underset{\uparrow}{=} \sum_{i=1}^{k} a_i v_i = v$$

כפל מטריצות
וכפל מטריצה
בסקלר

$Pv_i = v_i$
הגדרה של ע"ע
ו"ע

כנדרש.

4. $\Leftarrow$ P ניתנת לפירוק

משפט. (המשפט הספקטרלי) תהי $A \in \mathbb{R}^{d\times d}$ וסימטרית, אזי קיימות U, D כך ש-$A = UDU^{\perp}$ עם התכונות:
(i): U אורתוגונלית שעמודותיה וקטורים עצמיים של A.
(ii): D אלכסונית שערכיה הם הערכים העצמיים של A.

$$P^2 = PP = (UDU^T)(UDU^T) \underset{\uparrow}{=} UDDU^T = UDU^T \overset{\text{ס"ק ב'}}{=} P$$

$UU^T = I$
אורתוגונלי

בפרט $D = D^2$ $\Leftarrow$ הרי D היא מטריצת הע"ע ובמקרה
שלנו כל הע"ע הם 1 ולכן $D = I$

$$\boxed{P^2 = P}$$

5. נניח אותם הנחות של סעיף קודם

$P^2 = P \to$

$$(I - P)P = (I - UDU^T)UDU^T \underset{D=I}{=} (I - UU^T)UU^T$$

$$\underset{UU^T=I}{=} (I - I)I = 0$$

כנדרש.

2.1.2 Multivariate Calculus

Based on Recitation 2

5. Use the chain rule to calculate the gradient of $h(\sigma) = \frac{1}{2}||f(\sigma) - y||^2$, where $\sigma \in \mathbb{R}^d$ and f is some arbitrary function from $\mathbb{R}^d$ to $\mathbb{R}^d$.
6. In recitation 2 we saw the softmax function $S : \mathbb{R}^k \to [0,1]^k$, which is defined as follows:

$$S(\mathbf{x})_j = \frac{e^{x_j}}{\sum_{l=1}^{k} e^{x_l}}$$

This function takes an input vector $x \in \mathbb{R}^d$ and outputs a probability vector (non-negative entries that sum up to 1), corresponding to the weight of original entries of x.
Question: Calculate the Jacobian of the softmax function S.

בעזרת כלל השרשרת נסיק כי

$$\frac{\partial h(\sigma)}{\partial \sigma_i} = \frac{\partial h}{\partial f} \cdot \frac{\partial f}{\partial \sigma_i} = (f(\sigma) - y)^T \cdot \frac{\partial f}{\partial \sigma_i} = (f(\sigma) - y)^T \cdot \mathcal{J}_\sigma(f)_i$$

$$\nabla h(\sigma) = (f(\sigma) - y)^T \cdot \mathcal{J}_\sigma(f)$$

2. $\mathcal{J}_x(S)_{ij} = \frac{\partial S_i}{\partial x_j}$

מהתרגול ידוע שעבור $i = j$ מתקבל

$$\frac{\partial S_i}{\partial x_j} = S_i(1 - S_j)$$

$$\boxed{\frac{\partial}{\partial x_j} h = e^{x_j}}$$

הרגמול ספי

נגזור עבור $j \neq i$

$$\frac{\partial S_i}{\partial x_j} = \frac{\partial}{\partial x_j} \frac{e^{x_i}}{\underbrace{\sum e^{x_k}}_{h}} = -\frac{e^{x_i} \cdot e^{x_j}}{\sum_k e^{x_k}} = -\frac{e^{x_i}}{\sum_k e^{x_k}} \cdot \frac{e^{x_j}}{\sum_k e^{x_k}}$$

$$= -S_i(x) \cdot S_j(x)$$

$$\boxed{\Rightarrow \mathcal{J}_x(S) = \begin{cases} -S_i(x) \cdot S_j(x) & i \neq j \\ S_i(1 - S_j) & i = j \end{cases}}$$

2.2.1 Solutions of The Normal Equations

1. In (a-d) you will incrementally prove several important properties regarding the solutions of the normal equations.
   (a) Prove that: $Ker(\mathbf{X}) = Ker\left(\mathbf{X}^\top\mathbf{X}\right)$
   (b) Prove that for a square matrix A: $Im\left(A^\top\right) = Ker(A)^\perp$
   (c) Let $\mathbf{y} = \mathbf{X}\mathbf{w}$ be a non-homogeneous system of linear equations. Assume that $\mathbf{X}$ is square and not invertible. Show that the system has ∞ solutions $\Leftrightarrow y \perp Ker\left(\mathbf{X}^\top\right)$.
   (d) Consider the (normal) linear system $\mathbf{X}^\top\mathbf{X}\mathbf{w} = \mathbf{X}^\top\mathbf{y}$. Using what you have proved above prove that the normal equations can only have a unique solution (if $\mathbf{X}^\top\mathbf{X}$ is invertible) or infinitely many solutions (otherwise).

a. נראה הכלה דו כיוונית. נסמן לשם נוחות $X=A$,

ידוע שוקטור $\bar{x}\in\mathbb{R}^d$ מוכל ב $Ker(A)$ אם $A\bar{x}=0$

$\Leftarrow$ עבור $\bar{x}\in Ker(A)$ אזי מתקיים $A\bar{x}=0$ בפרט אם נכפיל

משני הכיוונים ב A^T יתקיים $A^TA\bar{x}=0$ ולכן

$\bar{x}\in Ker(A)$

$\Rightarrow$ $x\in Ker(x^Tx)$ ולכן $v^Tx^Tx\,v=|xw|^2=0$ $/v^T$ $xx^Tw=0$

$\Leftarrow$ וידוע לפי משפט שלמדנו שהנורמה שווה לאפס רק אם

הוקטור גם כן מתאפס ולכן $Xw=0$

כלומר $x\in Ker(A)$

ולכן נקבל ש $Ker(x)=Ker(xx^T)$

b. צ״ל $\ker(A)^{\perp} = Im(A^T)$

⇐ יהיה $v \in Im(A^T)$ אזי קיים $v \neq x \in \mathbb{R}^d$ כך ש $A^T x = b$

⇐ לכל $w \in \ker(A)$ נכפיל את שני האגפים ב w^T אזי

$$\Rightarrow w^T A^T x = w^T b$$

$$\Rightarrow (Aw)^T x = w^T b \underset{\substack{\uparrow \\ Aw=0}}{=} 0 \Rightarrow \langle w | b \rangle = 0$$

$$\Rightarrow b \in \ker(A)^{\perp}$$

⇐ יהיה $x \in Im(A^T)^{\perp}$ אזי מתקיים

$x^T \, / \, A^T x = V$

$$\Rightarrow x^T A^T x = x^T V$$

$$\Rightarrow (Ax)^T x = 0$$

מכיוון ש $x \neq 0$ אזי $Ax = 0$, ולפי הגדרה של $\ker(A)$ נסיק ש $x \in \ker(A)$ ⇐

$$Im(A^T)^{\perp} \subseteq \ker(A)$$

ומלינאריות ⊥ אנו יודעים ש-

$$\ker(A)^{\perp} \subseteq Im(A^T)^{\perp\perp} = Im(A^T)$$

כנדרש.

c. נראה שיש ∞ פיתרונות למשוואה $y=Xw$

אמ"מ $y \perp Ker(X^T)$ $\Leftrightarrow$ $\langle y, w\rangle = 0$ $\forall w \in Ker(X')$

ניקח כל $w' \in ker(X^T)$ אז הוא מקיים $Xw'=0$

אם למשוואה ∞ פיתרונות אזי הדרגה של המטריצה קטנה ממספר

השורות. בנוסף ידוע שיש לפחות פיתרון אחד אמ"מ $y \in Im(X)$

ולכן, אם יש ∞ פיתרונות למערכת, בהכרח מתקיים

ש $y \in Im(X) \underset{\text{סעיף b}}{\Rightarrow} y \in Ker(X)^{\perp}$, ולכן $y \perp Ker(X^T)$.

(d) Consider the (normal) linear system $X^\top Xw = X^\top y$. Using what you have proved above prove that the normal equations can only have a unique solution (if $X^\top X$ is invertible) or infinitely many solutions (otherwise).

d.

אם X^TX הפיכה אזי יש פיתרון יחיד

אחרת, X^TX לא הפיכה אזי אנו יודעים מסעיף קודם ש

$X^Ty \perp ker(X^TX) \Leftrightarrow$ לפי סעיף f כי $ker(X)=ker(X^TX)$ ולכן

$Ker(X^Ty) \perp Ker(X)$, ולכן לפי סעיף c יש למשוואה ∞ פיתרונות

כנדרש.

or infinitely many solutions (otherwise).

2.2.2 Least Squares

Given a sample $S = \{(\mathbf{x}_i, y_i)\}_{i=1}^m$, the ERM rule for linear regression w.r.t. the squared loss is

$$\hat{\mathbf{w}} \in \underset{\mathbf{w}\in\mathbb{R}^d}{\operatorname{argmin}} \ ||\mathbf{X}\mathbf{w} - \mathbf{y}||^2$$

where $\mathbf{X}$ is the input matrix of the linear regression with rows as samples and y the vector of responses. Let $\mathbf{X} = U\Sigma V^\top$ be the SVD of $\mathbf{X}$, where U is a $m\times m$ orthonormal matrix, Σ is a $m\times d$ diagonal matrix, and V is an $d\times d$ orthonormal matrix. Let $\sigma_i = \Sigma_{i,i}$ and note that only the non-zero σ_i-s are singular values of $\mathbf{X}$. Recall that the pseudoinverse of $\mathbf{X}$ is defined by $\mathbf{X}^\dagger = V\Sigma^\dagger U^\top$ where $\Sigma^\dagger$ is an $d\times m$ diagonal matrix, such that

$$\Sigma^\dagger_{i,i} = \begin{cases} \sigma_i^{-1} & \sigma_i \neq 0 \\ 0 & \sigma_i = 0 \end{cases}$$

2. Assuming that $\mathbf{X}^\top\mathbf{X}$ is invertible, show that the general solution we derived in recitation 3 $\left(\mathbf{X}^{\dagger^\top}\mathbf{y}\right)$ equals to the solution you have seen in lecture 1 $\left(\left[\mathbf{X}^\top\mathbf{X}\right]^{-1}\mathbf{X}^\top\mathbf{y}\right)$.

נניח כי XX^T אזי מתקיים

$$X^TX = (U\Sigma V^T)^T(U\Sigma V^T) = V\Sigma^T U^T U\Sigma V^T$$

$$\underset{\text{U אוניטרים}}{=} V\Sigma^T I\Sigma V^T = V\Sigma^T\Sigma V^T = VDV^T$$

סימון $D = \Sigma^T\Sigma$

נראה ש $VD^{-1}V^T$ הפיכה של XX^T

$$XX^T(VD^{-1}V^T) = VDV^TVD^{-1}V^T \underset{\text{V אוניטרים}}{=} VD\cdot D^{-1}V^T = V\cdot V^T = I$$

מצאנו את ההופכית של XX^T ולכן

$$[XX^T]^{-1}X^T = VD^{-1}V^TX^T = VD^{-1}V^T(U\Sigma V^T)^T$$

$$= VD^{-1}V^TV\Sigma^TU^T = VD^{-1}\Sigma^TU^T = V(\Sigma^T\Sigma)^{-1}\Sigma^TU^T$$

$$= V\Sigma^{-1}U^T$$

$$= V\Sigma^\dagger U^T = X^\dagger$$

כנדרש.

3 Practical Part

3.1.3 ← בחרתי להשאיר את כל ה features

חוץ מהבאים -

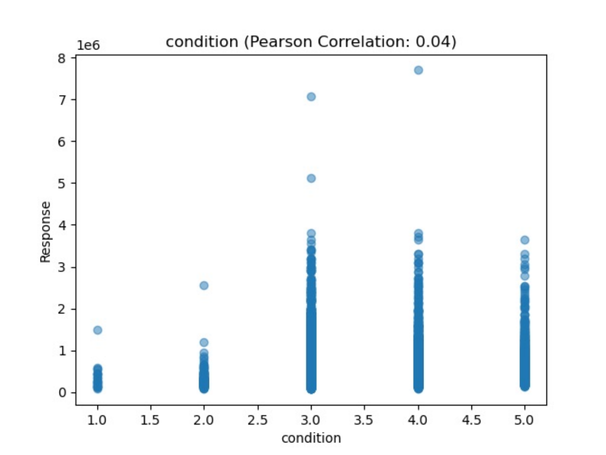
id, lat, long, date, sqft_lot15, sqft_living_15

כי לפי דעתי הם לא משפיעים רבות על המודל שלנו, וגם לא נדרשים לחיזוי המחיר לדעתי.

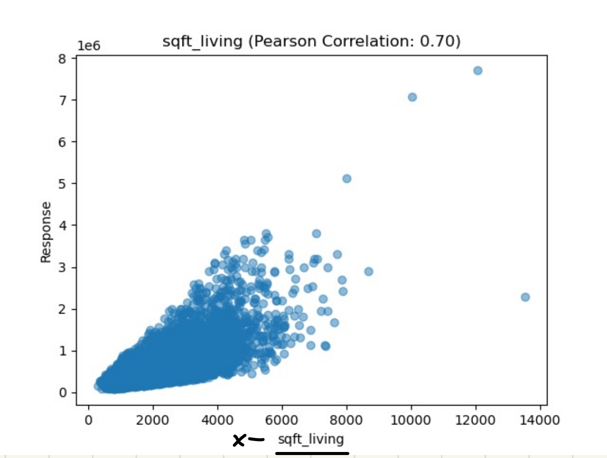
- המשתנים הקטגוריאליים הם - yr_built ← השנה בה נבנה הבית, שיניתי אותו לעמודה שתייצג את העשור שבה נבנה הבית

- כדי להתמודד עם מידע לא נכון, הורדתי שורות עם ערכים לא מוגדרים, וגם לא התייחסתי לערכים לא "רגילים" (כמו בית עם 25 חדרים או גינה בגודל מיליון)

4 Basics of feature selection -

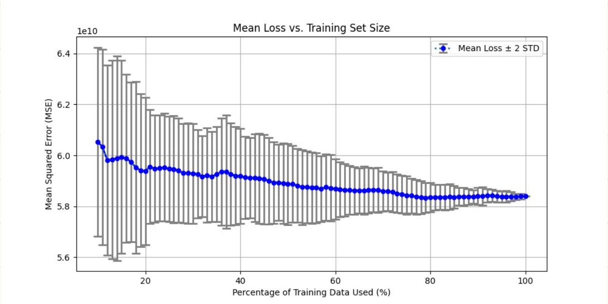


← קורולציה נמוכה (0.04)
פרדיקציה לפי מאפיין
condition נמוכה מאוד, כלומר
הנתונים של הבית לגבי
משפיעים על המחיר שלו



קורולציה גבוהה -
גרף של מחיר כללית
ב sqft_living, אפשר לראות
שככל ש x גדל כך גם
המחיר גדל, כלומר יש
לנו פרדקציה טובה למודל.

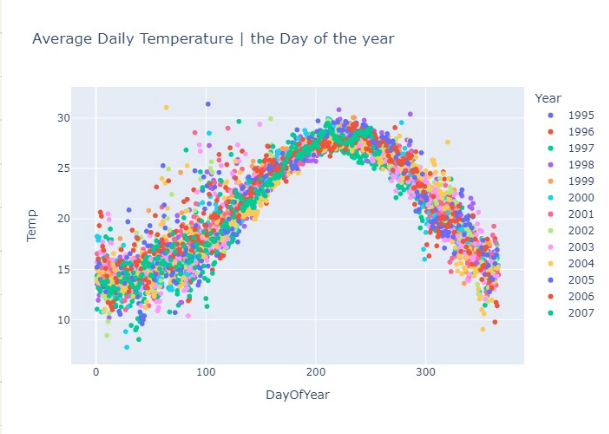
6. Fit a linear regression model



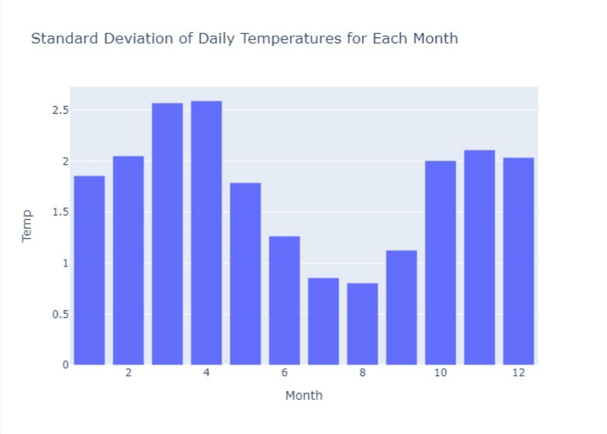
אפשר להסיק מהציור הנ"ל שככל שדוגמים יותר
כך גם הביצועים יותר טובים, וה MSE יורד
אך החל מערך מסויים כמות הדגימות לא תשפיע
כמו בהתחלה (בערך 80).

3.2 Polynomial Fitting

גרף של ממוצע הטפ' לפי יום בישראל כפונ' של יום בשנה.



לפי הנתונים אפשר להסיק שדרגה 3 או 4 הכי יתאימו למודל.

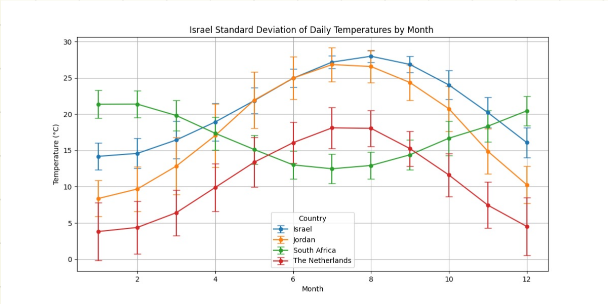


הגרף מתאר את ה deviation של הטמפרטורה היומית לפי חודש בישראל.

יש חודשים אם יותר שונות וכאלה אם פחות.

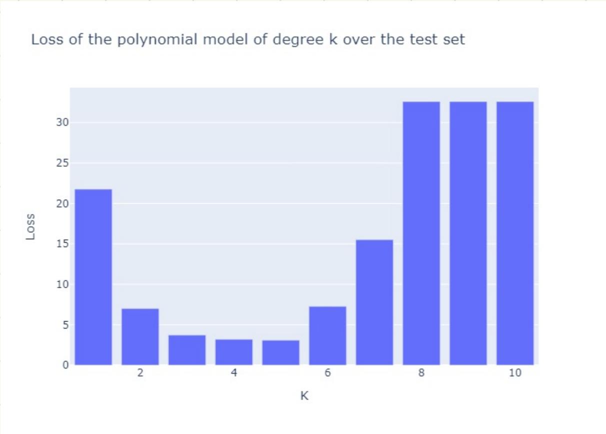
לפי דעתי המודל יעבוד טוב יותר שהשונות קטנה כלומר בחודשים 6-9.

.4



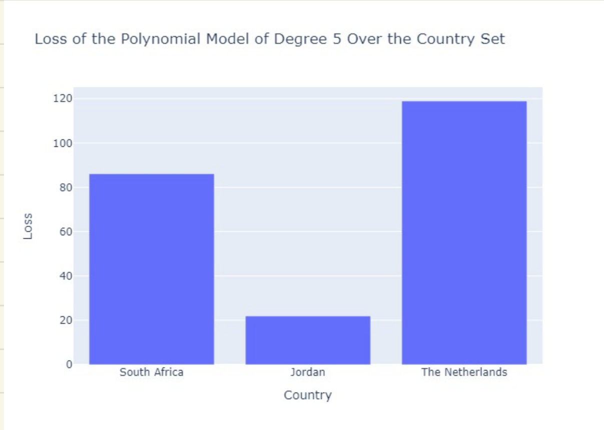
לפי הגרף אפשר להסיק שהמדינות ישראל, ירדן דומות.
הולנד גם כן מראה אותה התפלגות רק
עבור טמפ' בערכים שונים.
כלומר עבור אותם מדינות המודל של הדאטה עשוי
לעבוד יותר טוב.
← הגרף של דרום אפריקה הפוך לאחרים

.5



$k=5$ הוא
הכי נמוך. אפשר
גם לבחור $k=3,4$
שגם להם יש
error נמוך אבל
עבור $k=5$ נקבל את ה error
הכי נמוך. (בערך 3)

ט.



אפשר לראות שהמדינה ירדן הייתה הכי קרובה למודל של ישראל (כפי שציפינו מ4).
לעומת זאת עבור הולנד קיבלנו תוצאה מפתיעה שכן לפי 4 חשבתי שנקבל גם עבורה מודל קרוב למודל של ישראל.

התוצאה של דרום אפריקה לא מפתיעה שכן כבר ב4 ידענו שהמודל לא עשוי לעבוד עבורה.

• התוצאה המפתיעה של הולנד, כנראה קשורה לכך שהטמפרטורות השונות משפיעות על המודל, ולכן המודל לא מתאים עבורה.