**תרגיל בית 2 מבוא למערכות לומדות**

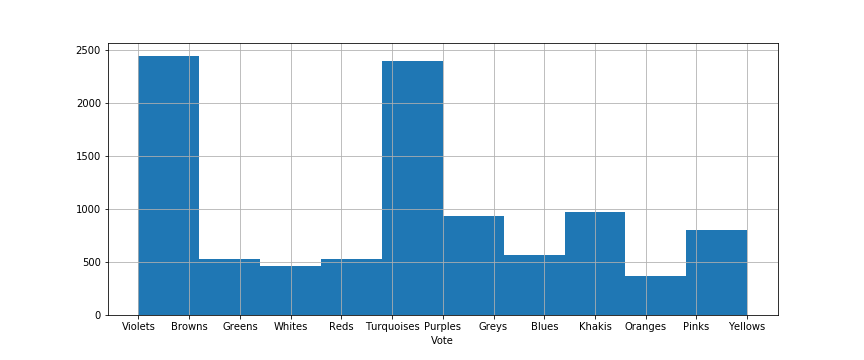
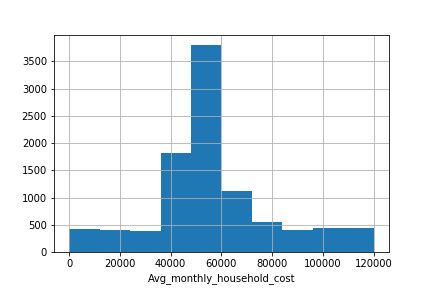
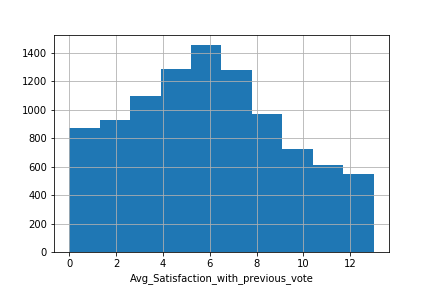
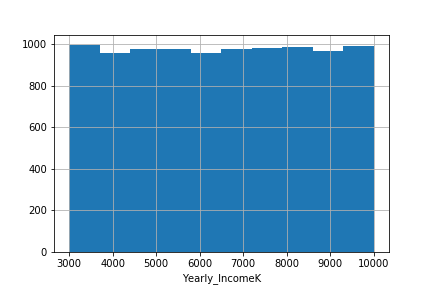
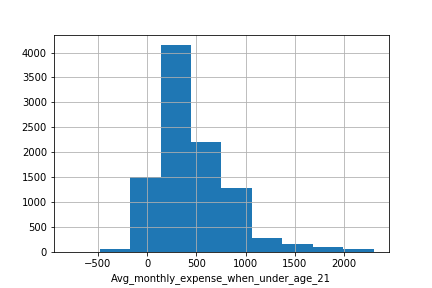
**דוח עבודה**

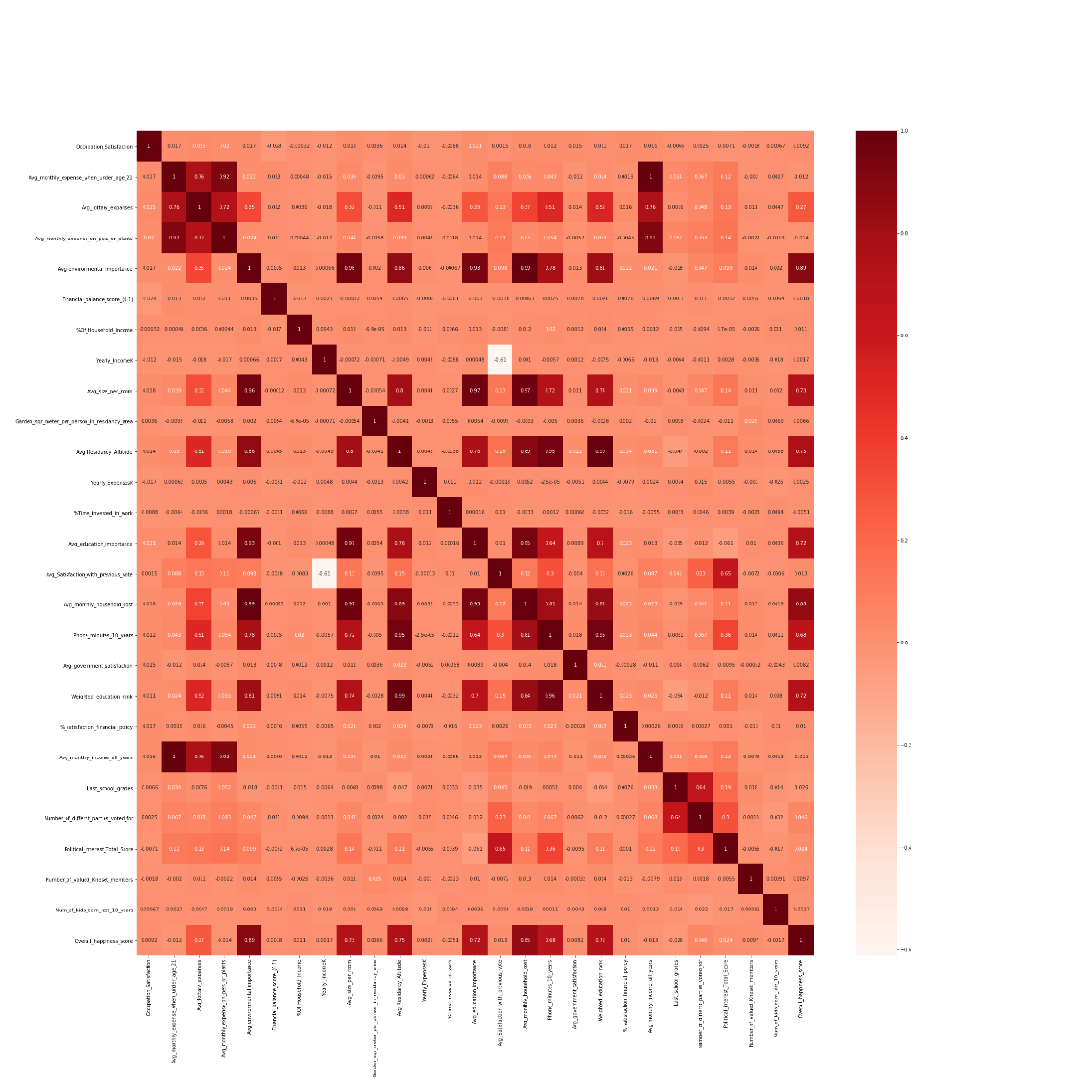
שלבי עבודה:  
1. **הכרת הדאטה:**א. דבר ראשון שעשינו בתחילת העבודה, היה זיהוי הדאטה שלנו, הבנה מהם הפיצ'רים הקיימים, כיצד כל אחד מהם מפולג, ומאיזה סוג הוא.  
סוג התכונה:

|  |  |
| --- | --- |
| **נומינליות** | **נומריות** |
| Will\_vote\_only\_large\_party | Occupation\_Satisfaction |
| Age\_group | Last\_school\_grades |
| Most\_Important\_Issue | Number\_of\_differnt\_parties\_voted\_for |
| Main\_transportation | Number\_of\_valued\_Kneset\_members |
| Occupation | Num\_of\_kids\_born\_last\_10\_years |
| Gender | Avg\_monthly\_expense\_when\_under\_age\_21 |
| Looking\_at\_poles\_results | Avg\_lottary\_expanses |
| Married | Avg\_monthly\_expense\_on\_pets\_or\_plants |
| Financial\_agenda\_matters | Avg\_environmental\_importance |
| Voting\_Time | Financial\_balance\_score\_(0-1) |
|  | %Of\_Household\_Income |
|  | Yearly\_IncomeK |
|  | Avg\_size\_per\_room |
|  | Garden\_sqr\_meter\_per\_person\_in\_residancy\_area |
|  | Avg\_Residancy\_Altitude |
|  | Yearly\_ExpensesK |
|  | %Time\_invested\_in\_work |
|  | Avg\_education\_importance |
|  | Avg\_Satisfaction\_with\_previous\_vote |
|  | Avg\_monthly\_household\_cost |
|  | Phone\_minutes\_10\_years |
|  | Avg\_government\_satisfaction |
|  | Weighted\_education\_rank |
|  | %\_satisfaction\_financial\_policy |
|  | Avg\_monthly\_income\_all\_years |
|  | Political\_interest\_Total\_Score |
|  | Overall\_happiness\_score |

ב. לאחר זיהוי סוג הפיצ'רים, התמקדנו בפיצ'רים הנומינליים, והחלטנו באילו פיצ'רים ישנה חשיבות לסדר הערכים ולאלה לא. (אלה שלא הייתה חשיבות המרנו בהמשך ל one-hot)

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **בלי חשיבות לסדר - One-hot** | **עם חשיבות לסדר** | **תכונות בינאריות** |
| Most\_Important\_Issue | Will\_vote\_only\_large\_party | Gender |
| Main\_transportation | Age\_group | Looking\_at\_poles\_results |
| Occupation |  | Financial\_agenda\_matters |
|  |  | Married |
|  |  | Voting\_Time |

ג. ויזואליזציה של הדאטה:  
הדבר הבא שביצענו היה ויזואליזציה של הדאטה – הצגנו עבור כל פיצ'ר את התפלגות הערכים שלו, על מנת לראות כיצד הדאטה נראה ואיזה סוג התפלגות יש לכל תכונה.  
כמה דוגמאות של היסטוגרמות חשובות:  


על פי היסטוגרמות אלה, זיהינו כי לכמה פיצ'רים יש ערכים שליליים למרות שערכי הפיצ'רים אמורים להיות חיוביים. בנוסף זיהינו כי הדאטה שלנו אינו מאוזן מבחינת לייבלים, וכי יש כמה מפלגות להן יש כמות דוגמאות גדולה יותר מהשאר. ובנוסף זיהינו כיצד פיצ'רים מתפלגים, כאשר חלקם מתפלגים בצורה יוניפורמית וחלקם נורמלית וכו'.  
ג. קשרים בין פיצ'רים:  
כעת רצינו לזהות קשרים בין הפיצ'רים לפני ביצוע שינויים לדאטה שלנו.  
על מנת לבצע זאת, חישבנו את מטריצת הקורלציה והדפסנו אותה בצורה גרפית כדי לזהות קשרים בצורה קלה יותר:  
  
בעזרת מטריצה זו זיהינו כי יש כמה פיצ'רים שיש ביניהם קשר חזק מאד, ולכן נוכל בהמשך להוריד אותם מפני שאינם מוסיפים מידע לדאטה, לדוגמא Avg\_monthly\_expense\_when\_under\_age\_21 ו - Avg\_monthly\_income\_all\_years בעלי קורלציה 1, כלומר ישנו קשר לינארי מוחלט ביניהם.  
כעת המשכנו לביצוע השינויים בדאטה:

2. **חלוקת הדאטה**:  
תחילה ביצענו חלוקה של הדאטה ל3 קבוצות – train(70%), val(15%), test(15%)  
ביצענו את החלוקה באמצעות הפונקציה StratifiedShuffleSplit של sklearn, כאשר החלוקה התבצעה בצורה אקראית כאשר נשמר היחס בין הלייבלים.  
לאחר פיצול שמרנו את הדאטה המקורי ללא שינוי.

3. **המרת פיצ'רים למספריים**:  
דבר ראשון שביצענו היה זיהוי כל הפיצ'רים וסוגם – כלומר זיהינו איזה פיצ'רים הינם נומינליים, בינארים, רציפים וכו'.  
לאחר זיהוי זה, ביצענו המרה של הפיצ'רים לערכים מספריים על מנת שנוכל לעבוד איתם בהמשך, כאשר עבור פיצ'רים נומינליים ביצענו כמה שינויים – עבור פיצ'רים ללא חשיבות לסדר, ביצענו המרה ל one-hot, עבור פיצ'רים עם חשיבות לסדר ו-3 ערכים אפשריים (כמו "Age Group") ביצענו המרה לערכים -1 0 1, לפי הסדר המתאים.  
עבור פיצ'רים בינאריים ביצענו המרה ל -1 1 .  
ביצענו זאת על מנת שהפיצ'רים יהיו ממורכזים סביב 0 (בהמשך נבצע scaling אשר ימרכז את כל הפיצ'רים ל0)  
המרות אלה ממומשות בפונקציות :   
convert\_to\_onehot, convert\_to\_categorical, change\_binary\_values

4. **תיקון ערכים:**כאשר בחנו את הדאטה שקיבלנו, זיהינו כי ישנם כמה פיצ'רים אשר מכילים ערכים שליליים כאשר הפיצ'ר עצמו אינו אמור להכיל ערכים שליליים.  
פיצ'רים אלה הם 'Avg\_monthly\_expense\_when\_under\_age\_21', 'Avg\_lottary\_expanses', 'Avg\_monthly\_income\_all\_years'  
לאחר שזיהינו זאת, בחנו את הפיצ'רים האלו על פי ההתפלגות שלהם וזיהינו כי הערכים השליליים נלקחים מתוך ההתפלגות של הפיצ'רים אם היו בעלי סימן חיובי.  
כלומר לדעתנו בזמן הדגימה נפלה טעות והערכים נרשמו עם סימן שלילי במקום חיובי ולכן החלטנו לשנות את הסימן שלהם לחיובי במקום למחוק אותם.  
פעולה זאת מתבצעת בפונקציה abs\_negative.  
להוסיף גרף המציג את התפלגות הפיצ'רים בלי שליליים ואת התפלגות השליליים

4. **Outlier detection:**בהתמודדות עם outliers החלטנו לטפל רק בסט האימון שלנו, זה נובע מכך שבחרנו לבצע את זיהוי ה – outlier על ידי התייחסות ללייבל עצמו ולהתפלגות הדאטה ביחס ללייבל.  
עבורי הסטים של test, val בחרנו לא לבצע אף פעולה של זיהוי outlier בגלל שבמצב אמיתי, לא נוכל לדעת את הלייבלים של הדאטה ונצטרך לבצע פעולות ללא התייחסות ללייבל.  
לדעתנו אי טיפול זה גורם לכך שהבדיקה של הדאטה שלנו על סט הבדיקה תהיה כמה שיותר קרובה למצב אמיתי.  
זיהוי outlier – על מנת לבצע זיהוי זה חישבנו z\_score עבור כל אחד מהדוגמאות בדאטה שלנו ולכל פיצ'ר.  
כעת בחרנו את הדוגמאות בעלות הפיצ'רים אשר מקיימים כי הz\_score שלהם גדול מסף מסויים (בחרנו ב4.5 כסף) ומחקנו את המקומות המתאימים (כלומר הצבנו NAN בכל דוגמא עם פיצ'ר שזיהינו כ – outlier).  
בשימוש בשיטה זאת, בעצם אפשרנו לדאטה שלנו בכל פיצ'ר להיות במרחק של 4.5 סטיות תקן מהממוצע. להוסיף גרף של היסטוגרמה עם סימון מה שזיהינו  
פעולה זאת מתבצעת בפונקציה remove\_outlier

5. **Imputation**:  
את הטיפול בערכים חסרים ביצענו בשתי שיטות, כאשר שיטה אחת הופעלה את סט האימון שלנו, ושיטה שנייה על הסטים של הבדיקה.  
נזכיר כי את הטיפול בסט האימון נוכל לבצע עם ייחוס ללייבלים של הדאטה, כאשר עבור סט הולידציה והבדיקה לא ניתן להתייחס ללייבל מפני שמידע זה לא ידוע לנו במקרה אמיתי.  
א. טיפול בסט האימון:   
עבור סט האימון בחרנו בשיטה הנקראת Bootstraping שלמדנו בכיתה.  
בשיטה זו, עבור כל ערך חסר, השלמנו על ידי כך שדגמנו מתוך הדאטה שלנו עם חשיבות ללייבל ערך חדש.  
כלומר, בהינתן כי חסר לנו ערך בפיצ'ר מס' 1 עבור דוגמא עם לייבל 5, יצרנו סט חדש המכיל רק דוגמאות מתוך סט האימון שהלייבל שלהם הוא 5 (ללא ערכים חסרים בפיצ'ר מס' 1) ולאחר מכן דגמנו ממנו סמפל דוגמא יחידה, והעתקנו את ערך פיצ'ר 1 שלה לערך החסר בסט המקורי.  
בצורה זאת, אנחנו שומרים על פילוג הדאטה שלנו ומשלימים ערכים חסרים עם חשיבות ללייבל המתאים להם. לסדר את הדוגמא שתהיה ברורה יותר   
ב. טיפול בסט הולידציה והבדיקה:  
עבור סטים אלו בחרנו לטפל בצורה שונה.  
תחילה לקחנו את סט האימון, ועבור כל פיצ'ר חישבנו את ממוצע הפיצ'ר עבור ערכים נומריים ואת הערך הנפוץ ביותר עבור ערכים נומינליים (ללא חשיבות ללייבל).  
לאחר מכן, השלמנו את סט הולידציה והבדיקה בעזרת הערכים שחושבו מסט האימון.  
בשיטה זאת, אנחנו מונעים התייחסות ללייבל בסט הולידציה והבדיקה, ועדיין משלימים ערכים חסרים עם חשיבות לדאטה שלנו ולא בצורה עיוורת.  
פונקציות הלו ממומשות במחלקה Imputation

6.**Scaling**:  
שלב אחרון בעדכון הדאטה שלנו הינו שלב הscaling.  
בשלב זה ביצענו scaling לכל פיצ'ר נומרי (לא ביצענו אף שינוי לפיצ'רים הנומינליים, מפני שחלקם מסוג one-hot והחלק השני כבר ממורכז סביב 0).  
עבור פיצ'רים המתפלגים בצורה יוניפורמית ביצענו min max scaling כאשר העברנו את ההתפלגות שתהיה בין -1 1 .  
עבור פיצ'רים המתפלגים בצורה נורמלית ביצענו נורמליזציה כך שההתפלגות החדשה תהיה בעלת ממוצע 0 וסטיית תקן של 1.  
נציין כי את הscaling ביצענו תחילה על סט האימון, כאשר חישבנו את ממוצע וסטיית התקן של סט האימון, ולאחר מכן השתמשנו בערכים אלה על מנת לבצע scaling לסט הולידציה והבדיקה.

6. **Feature Selection:**כעת התחלנו לבצע את בחירת הפיצ'רים המתאימים ביותר:  
Filter Methods – את שיטה זו בחרנו לבצע על ידי אלגוריתם selectKBest של sklearn , אשר מדרג את הפיצ'רים בדאטה שלנו על ידי פונקציית ניקוד (אנחנו בחרנו להשתמש בmutual\_info) ובוחר את k הפיצ'רים הטובים ביותר.  
אלגוריתם שני שהשתמשנו בו הינו אלגוריתם relief אשר מימשנו בסעיפי הבונוס, הרצנו את האלגוריתם למשך 2000 איטרציות ובחרנו את k הפיצ'רים עם המשקולות הגבוהות ביותר.  
Wrapper Methods – את שיטה זו בחרנו לבצע על ידי אלגוריתם RFE של sklearn , עם מסווג מסוג RandomForestClassifier, בנוסף לכך השתמשנו גם באלגוריתם Tree-based feature selection  
עם מסווג ExtraTreesClassifier , אשר מאמן מסווג על הדאטה שלנו, והמסווג מגדיר את חשיבות כל פיצ'ר. מתוך הפיצ'רים בחרנו את k הטובים ביותר.  
בנוסף לכך השתמשנו באלגוריתם SFS שמימשנו בסעיפי הבונוס, עם מסווג מסוג KNN ועץ החלטה.  
  
לאחר ביצוע כל השיטות הללו, ביצענו איחוד וחיתוך בין קבוצות הפיצ'רים שנבחרו, כאשר החלטנו שכל הפיצ'רים הנמצאים בחיתוך יהיו כחלק מהפיצ'רים הנבחרים.  
וכעת נותר לנו לבחור אילו פיצ'רים נוסיף מתוך הפיצ'רים שנותרו באיחוד.  
על מנת לבצע זאת ביצענו חיפוש נוסף במרחב הפיצ'רים הנמצאים באיחוד.  
בכל שלב השתמשנו בפונקציה שמימשנו בקובץ test אשר מאתחלת 3 מסווגים בסיסיים ומאמנת את המסווגים על הדאטה המכיל את הפיצ'רים שבחרנו, ומוציאה לנו את הדיוק של כל מסווג.  
לסיכום קיבלנו את הפיצ'רים הבאים:

|  |
| --- |
| Yearly\_IncomeK |
| Last\_school\_grades |
| Avg\_education\_importance |
| Avg\_monthly\_expense\_on\_pets\_or\_plants |
| Avg\_Residancy\_Altitude |
| Avg\_Satisfaction\_with\_previous\_vote |
| Number\_of\_differnt\_parties\_voted\_for |
| Avg\_size\_per\_room |
| Avg\_monthly\_household\_cost |
| Phone\_minutes\_10\_years |
| Overall\_happiness\_score |
| Political\_interest\_Total\_Score |
| Avg\_environmental\_importance |
| Most\_Important\_Issue |

להוסיף חלקים של בונוסים