



2

68

02/05/19

עידו יחזקאל

אמיר אביבי

idoye

saavivi

2 0 4 3 9 7 3 6 8

3 0 5 1 8 3 8 7 3

מבוא למערכות לומדות

236756

סמסטר אביב תשע"ט

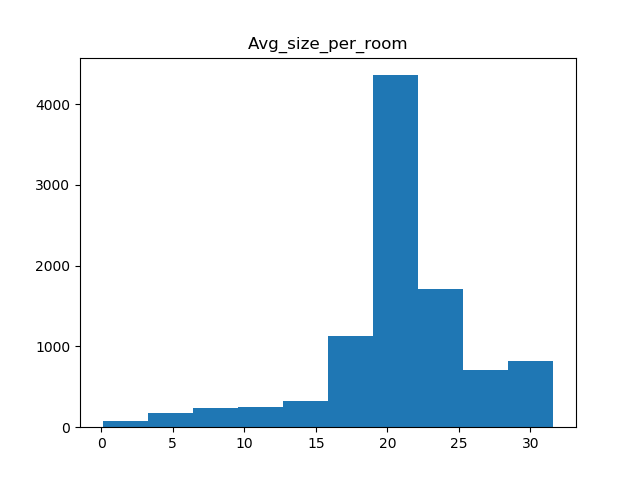
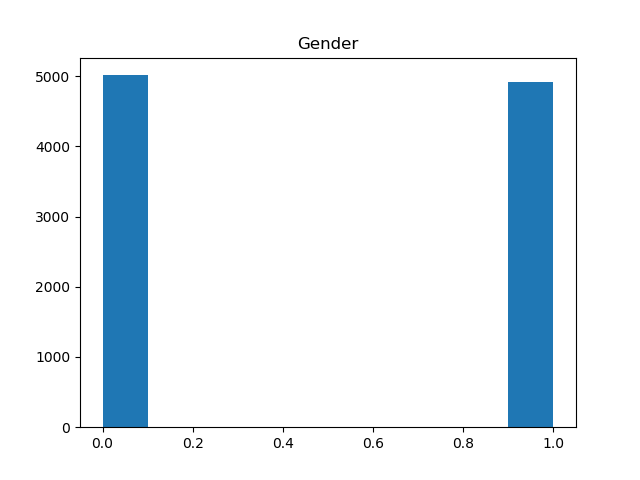
Mandatory Part – Data Preparation:

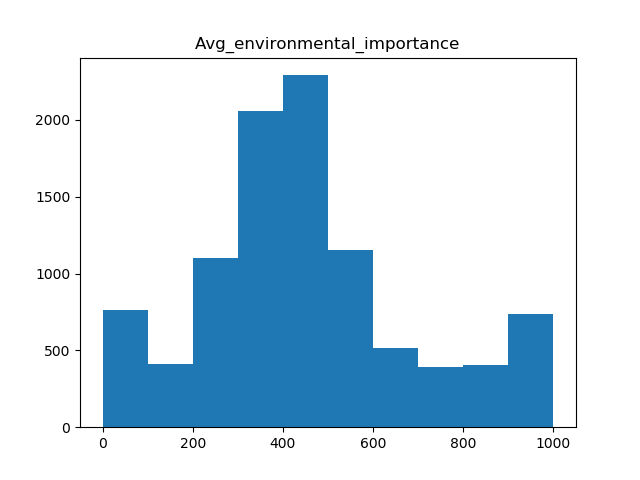
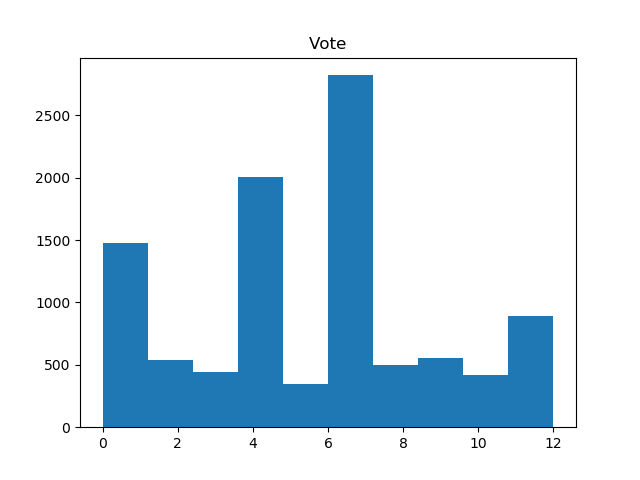
בחלק זה נתאר את הפעולות שביצעו על המידע הניתן לנו וזאת על מנת להכין אותו לקראת אלגוריתם למידה כלשהו.  
ראשית נתאר את הפעולות שעזרו לנו להבין טוב יותר את המידע עליו אנחנו עובדים:

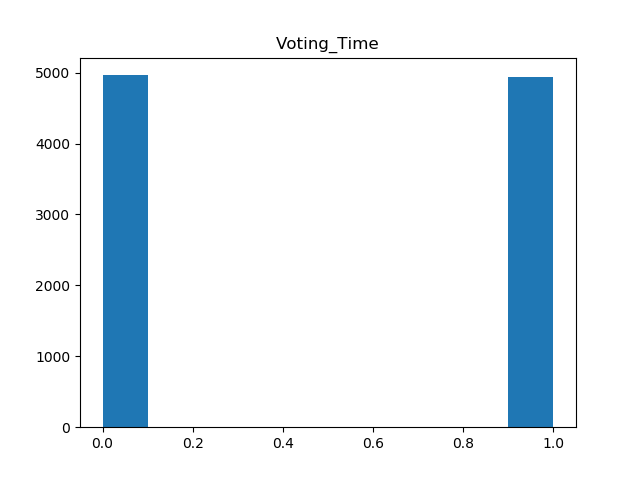
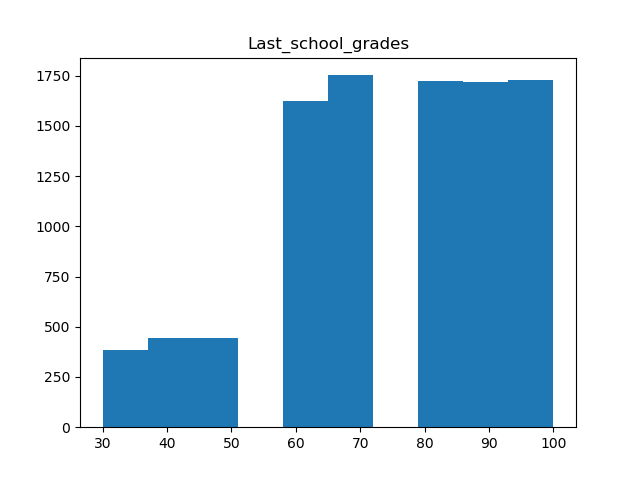
1. לאחר טעינת המידע ראשית הבנו מה הן התכונות המספריות ומה הן התכונות הנומינליות וקיבלנו את החלוקה הבאה:

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

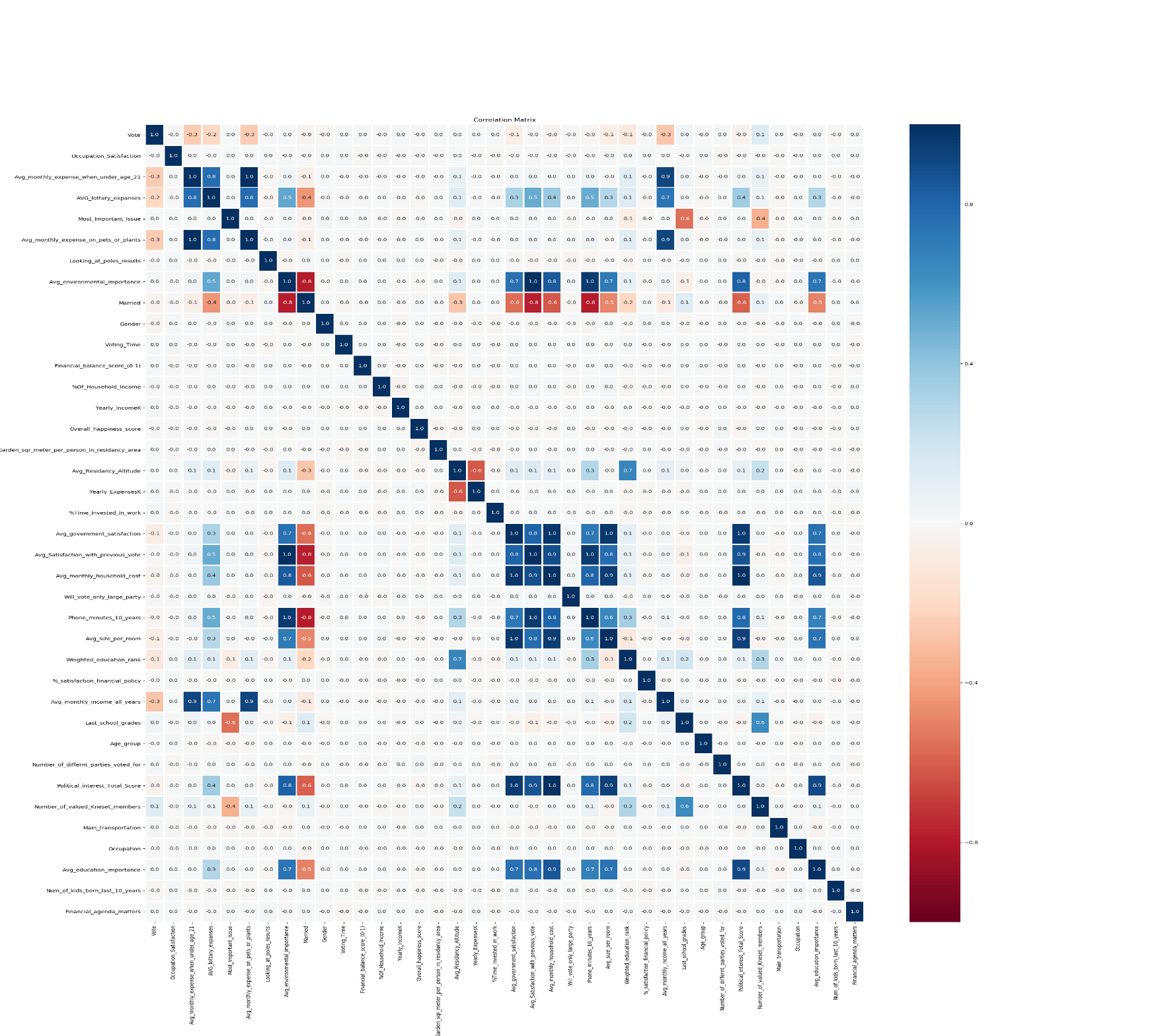
1. על מנת לטפל במידע באופן נכון יותר רצינו לקבל גם את ההתפלגות של כל אחת מהתכונות ולכן הפקנו עבור כל תכונה היסטוגרמה של ערכים על מנת להבין את ההתפלגות, להלן כמה היסטוגרמות שהפקנו:







גרפים אלו המחישו עברונו את ההתפלגות של כל תכונה ואילו תכונות מפולגות באופן אחיד ואילו מפולגות באופן דומה להתפלגות נורמלית.

1. בנוסף גם רצינו לדעת האם קיימת קורלציה לינארית בין התכונות לצורך השלמת המידע החסר ולכן הפקנו את הגרף הבא אשר עבור כל שתי תכונות מציין את הקורלציה ביניהן:
2. לפי קריאת שמות התכונות הבנו כי אף תכונה לא צריכה להכיל ערך שלילי.
3. לאחר הבנת מאפייני המידע טוב יותר ניגשנו לבצע מניפולציות על המידע לשם הכנתו לצורך אלגוריתם למידה כלשהו:
4. טעינת קובץ המידע, זיהוי תכונות נומינליות ומיפוי ערכיהם אל מספרים שלמים, זאת על מנת לבצע מניפולציות בקלות יותר.
5. חלוקת המידע לשלושה קבצים נפרדים: train, validation and test ויצאו לקבצים לפני מניפולציות כלשהן.
6. השלב הבא הינו טיפול ב- outliers שכלל שני מניפולציות עיקריות:
   * הסרת כל הערכים השליליים והמידע והחלפתם ב *nan*.
   * עבור כל התכונות שמתפלגות נורמלית, ביצוע סטנדרטיזציה לפי Z , והחלפת כל מידע אשר מעל z threshold שהינו 4.5 ב *nan.*
7. כעת ניגשנו להשלמת המידע החסר, בצענו זאת על ידי כמה טכניקות כפי שלמדנו בכיתה כאשר:
   * מכיוון שכבר למדנו את כיצד המידע שלנו מתנהג יכלנו להבין כי קיימות תכונות בלעי קורלציה לינארית ביניהן ולכן יצרנו מילון עבור כל התכונות בעלי קורלציה מעל 0.9, חישבנו מה המקדם הלינארי האפקטיבי בין שני תכונות אלו והשלמנו את הערכים החסרים לפיו.
   * כעת פנינו לשיטה אחרת להשלמת ערכים חסרים והיא closest fit עבור כל אחד מהסטים של המידע (train, test, validation) יצרנו תת אוסף שלא מידע ללא חוסרים והשלמנו שורות חסרות על סמך שורות קרובות ביותר לפי מדידת מרחק כפי שנלמד בכיתה.
   * לאחר מכן ביצענו אלגוריתם Expectation Maximization על כל אחד מהסטים.
   * ולבסוף עבור כל אחד מהסטים השלמנו את הערכים החסרים בעזרת מניפולציה הסתברותית: עבור תכונה נומינלית הערך הושלם על פי הרוב ואילו עבור תכונה מספרית ממוצע.
   * וידאנו כי כל המידע שלם.
8. כעת ניגשנו לביצוע נרמול וסטנדרטיזציה למידע כאשר הידע המקדים על התכונות אפשר לנו לבצע זאת בצורה חכמה יותר:
   * עבור תכונות המתפלגות באופן אחיד ביצענו נרמול בטווח [-1,1] .
   * עבור תכונות התפלגות נורמלית ביצענו סטנדרטיזציה לפי Z.
   * עבור תכונות נומינליות לא התבצעה מניפולציה כלל.
9. בחירת התכונות הרלוונטיות התבצעה על פי שיטות שיטות:
   * Filter method- עבור התכונות המספריות הסרנו את התכונות אשר השונות (variance) שלהן קטנה מהסף 0.2 מתוך הנחה כי תכונות אלו לא תורמות הרבה מידע ולכן ניתן לוותר עליהן, לקחנו השראה מאלגוריתם PCA. התכונות שירדו הן: TODO
   * Wrapper Method- על ידי שימוש ב SGDClassifier ו SelectKBest של sklearn הצלחנו למצוא את קבוצת התכונות בעלת mutual information מרבי ובעלת גודל לכל היותר של 17 אשר מניבה דיוק מרבי בעזרת אלגוריתם סיווג זה.
   * קבוצת התכונות הנבחרת הינה: TODO

First Bonus – Relief Algorithm:

1. זיהוי קשרים בין תכונות לבין סיווג, בהינתן כי הסיווג ממופה למספרים הבאים:

'Blues'**:** 0**,**

'Browns'**:** 1**,**

'Greens'**:** 2**,**

'Greys'**:** 3**,**

'Khakis'**:** 4**,**

'Oranges'**:** 5**,**

'Pinks'**:** 6**,**

'Purples'**:** 7**,**

'Reds'**:** 8**,**

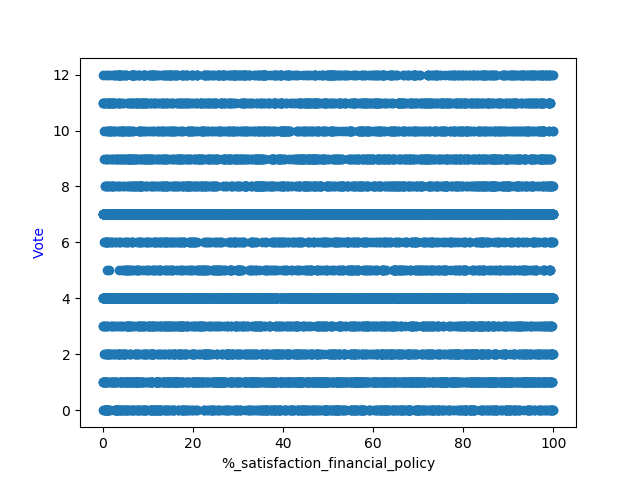
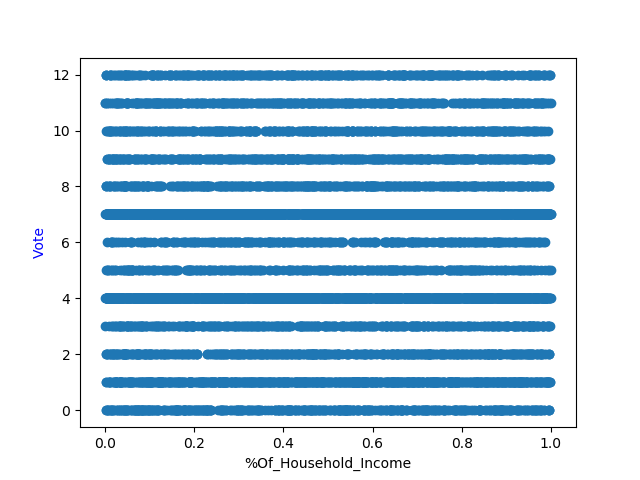
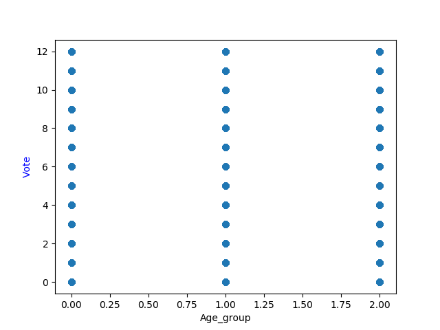
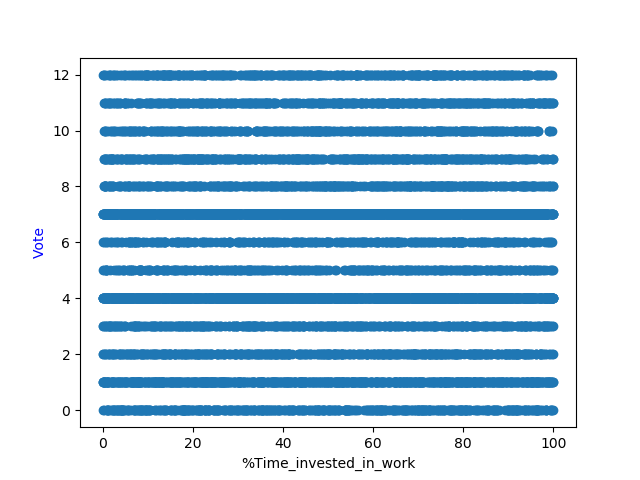
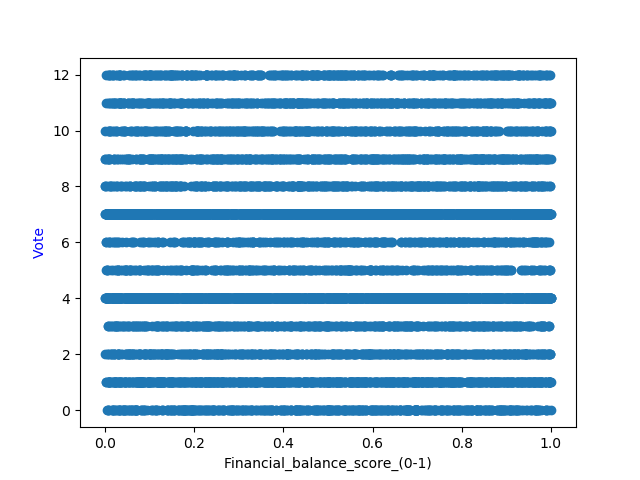
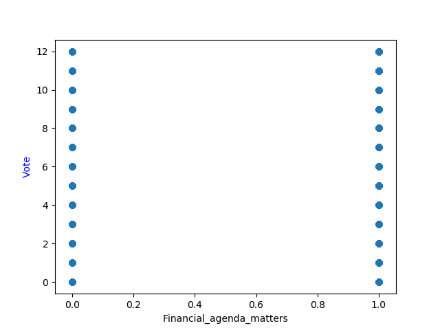
'Turquoises'**:** 9**,**

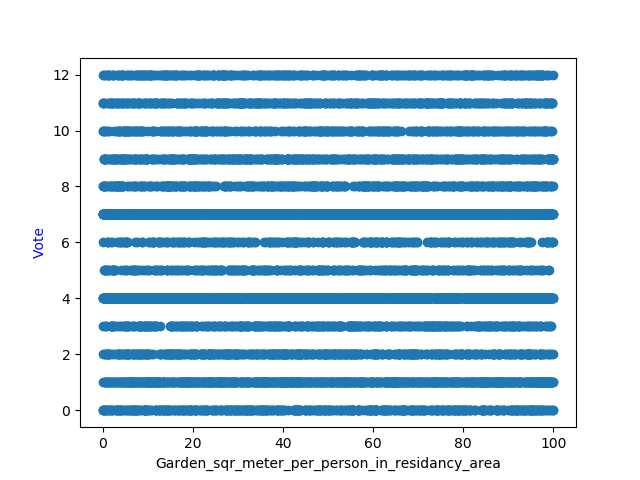
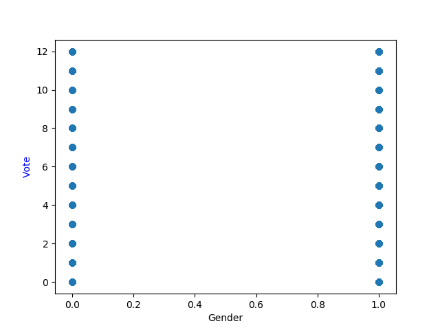
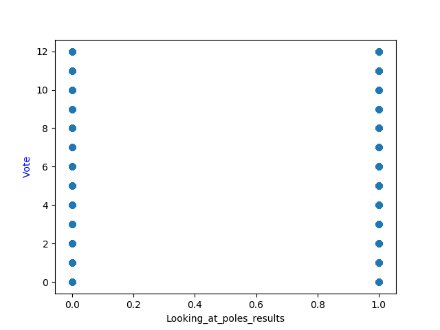
'Violets'**:** 10**,**

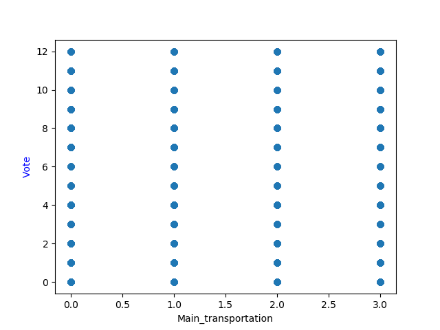
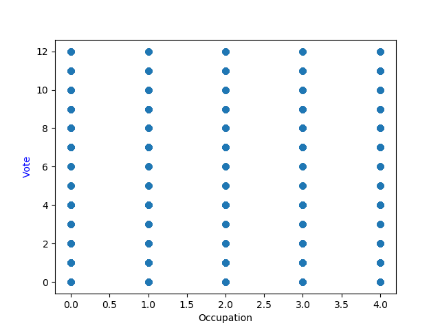
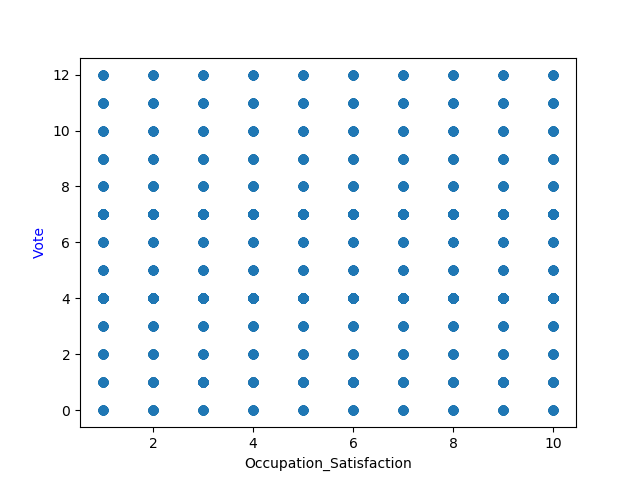
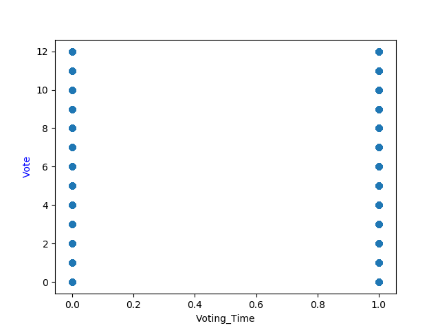
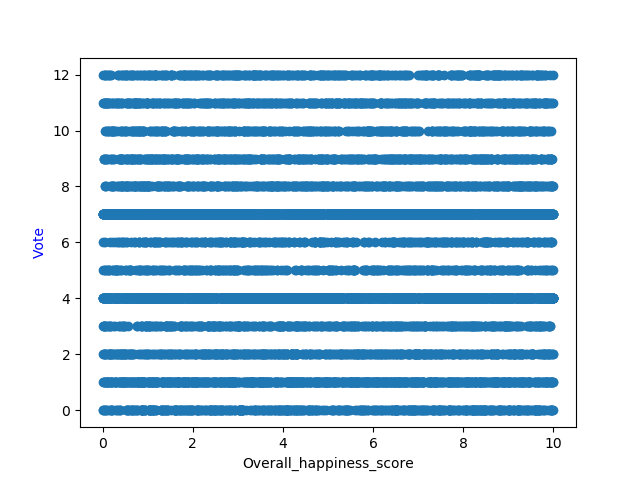
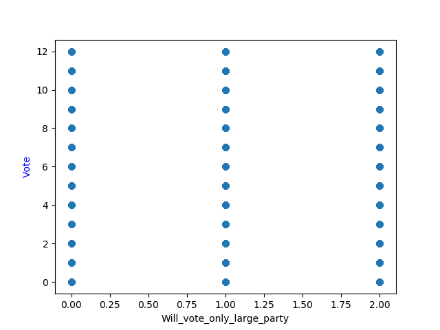
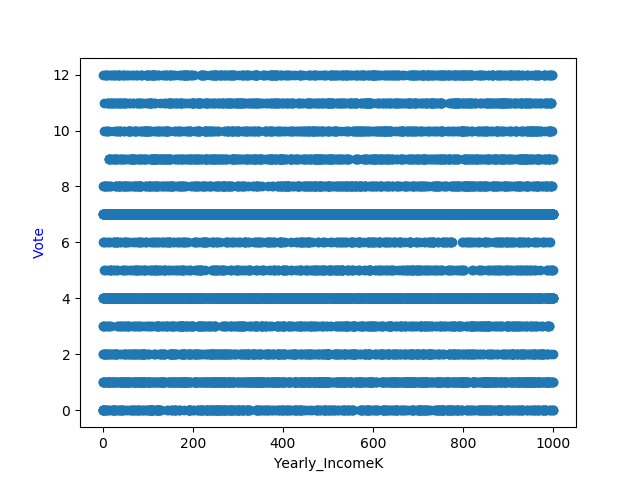
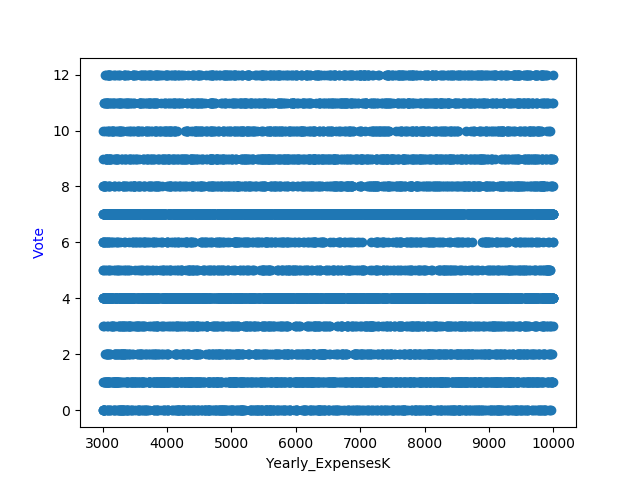
'Whites'**:** 11**,**

'Yellows'**:** 12

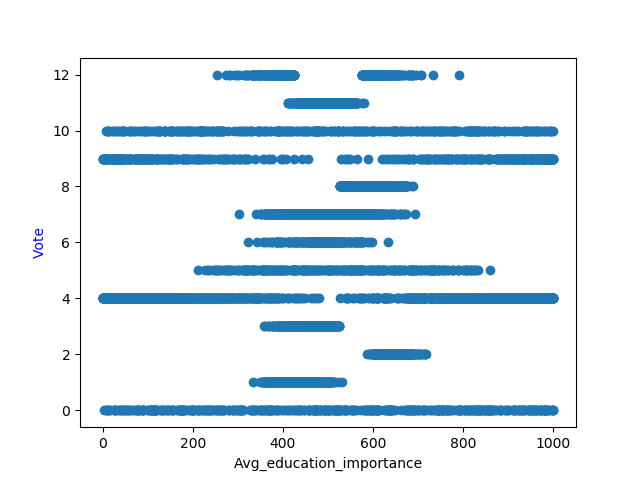
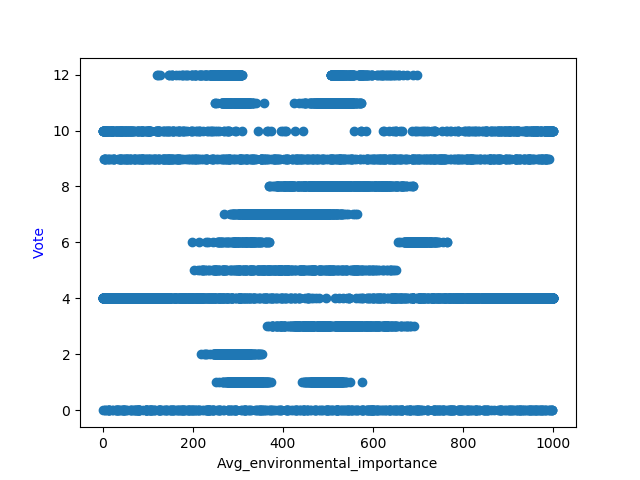
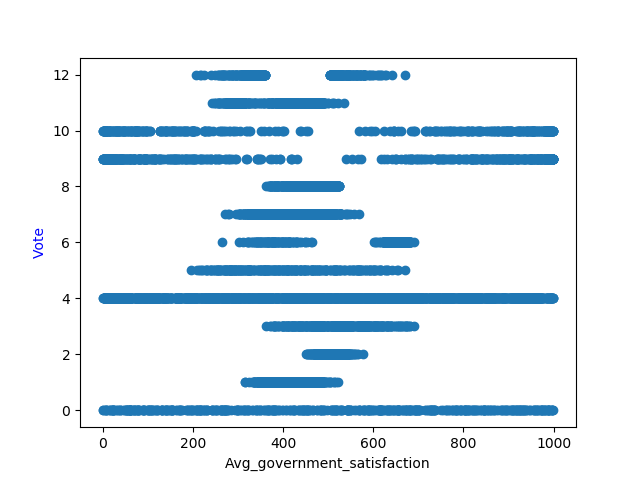
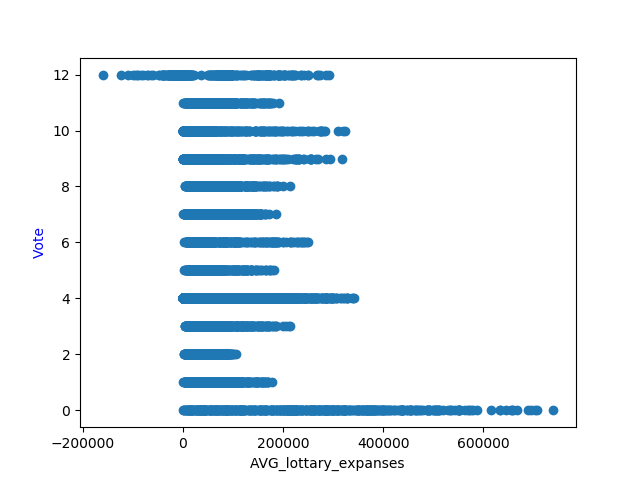
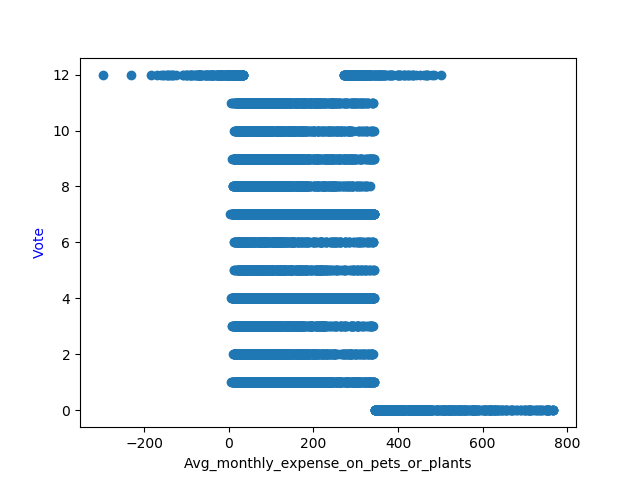
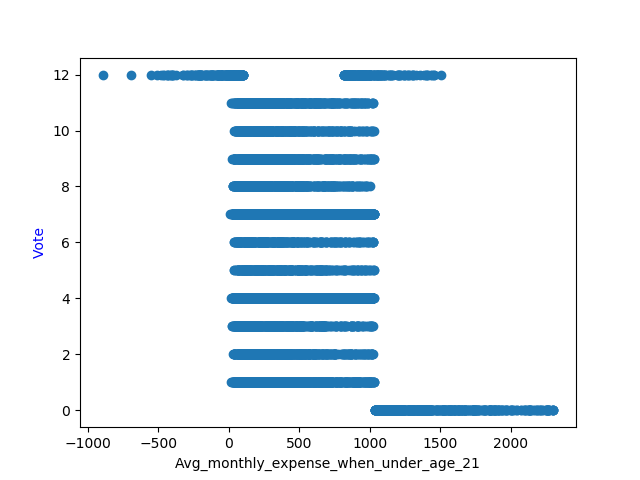
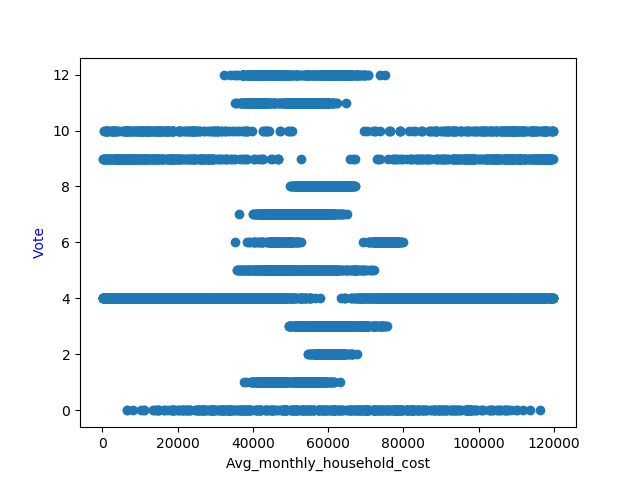
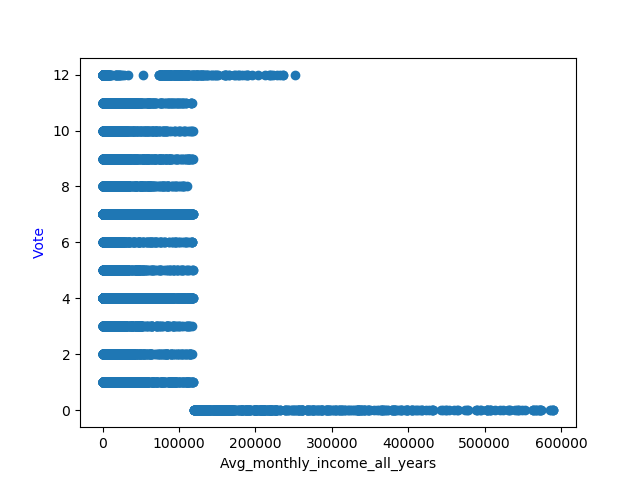
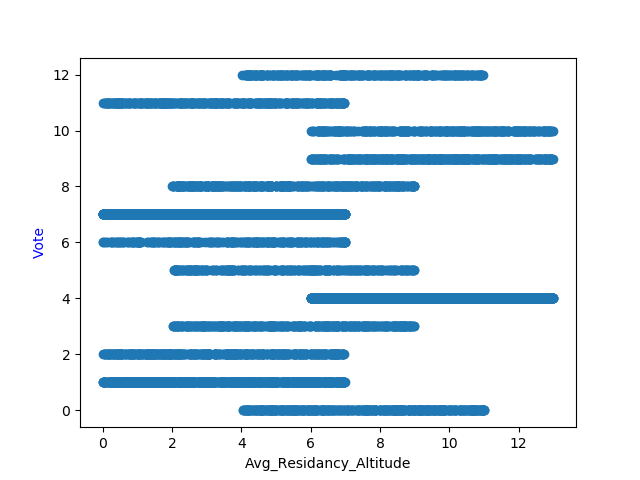
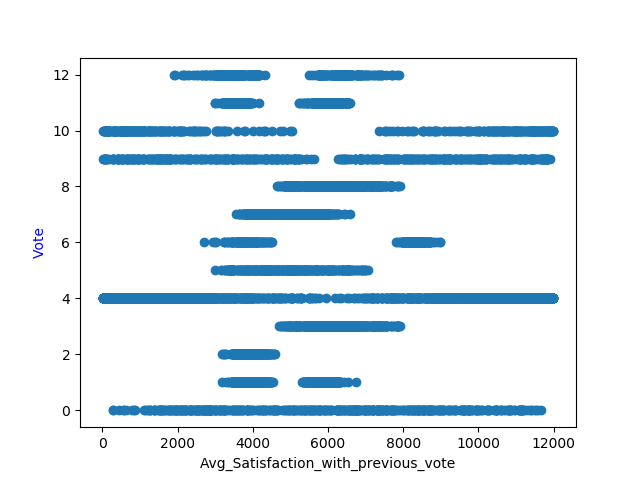
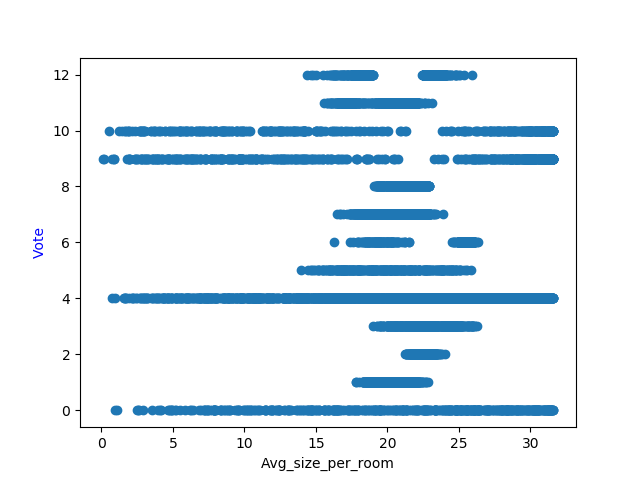
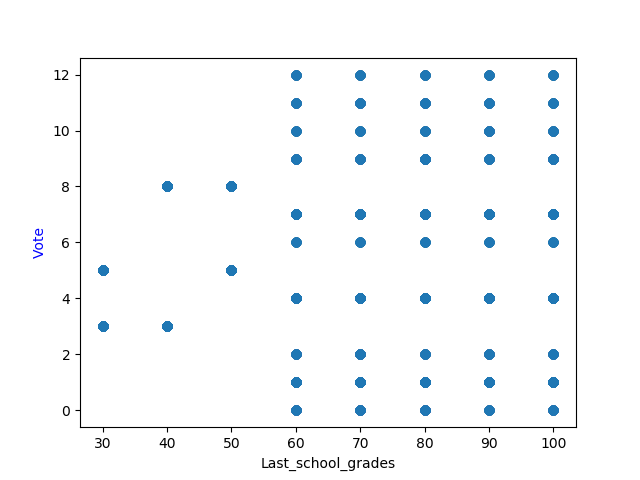
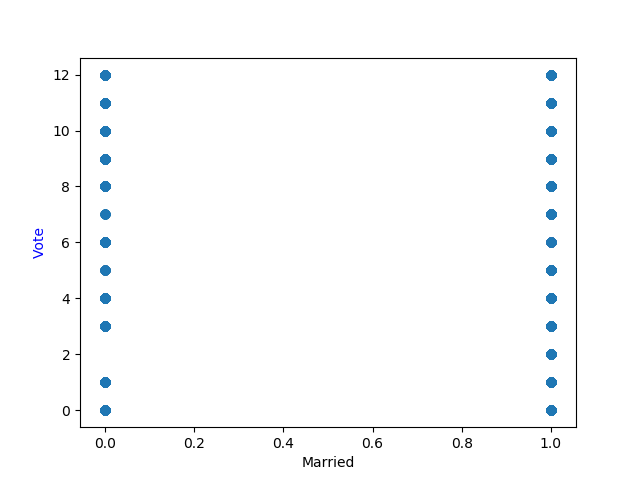
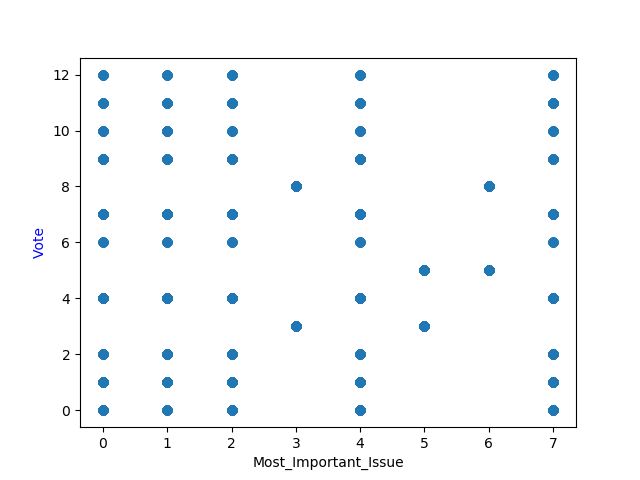
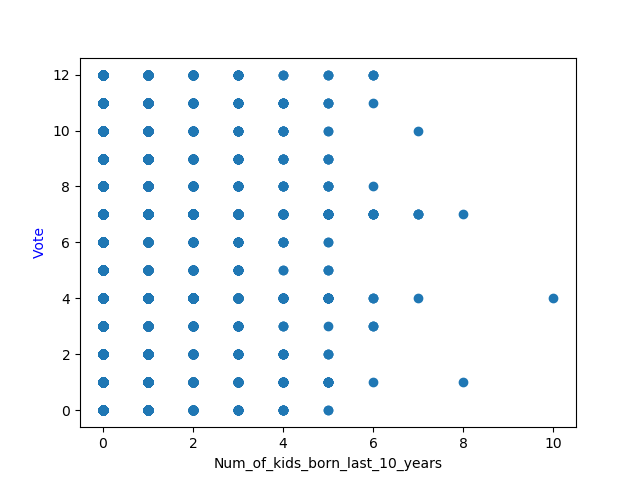
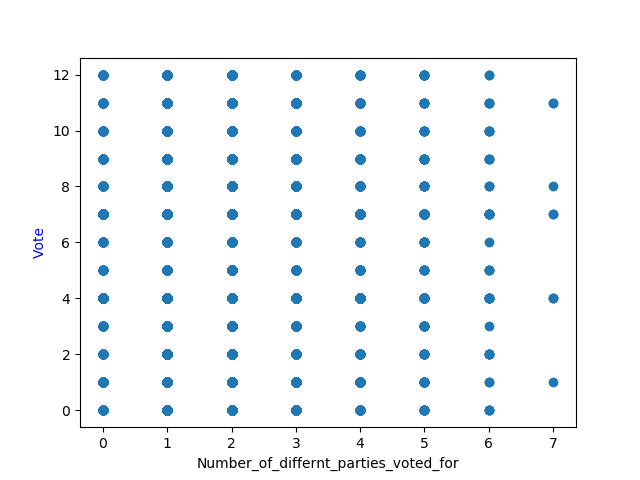
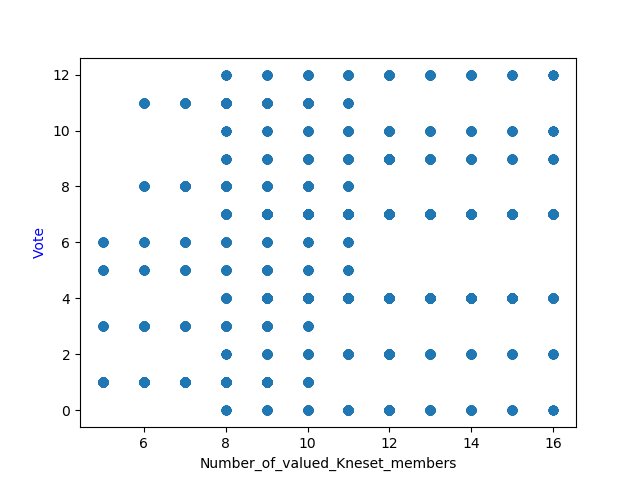
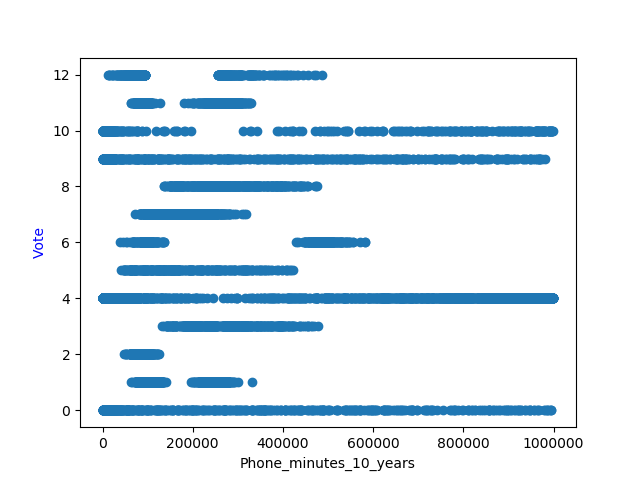
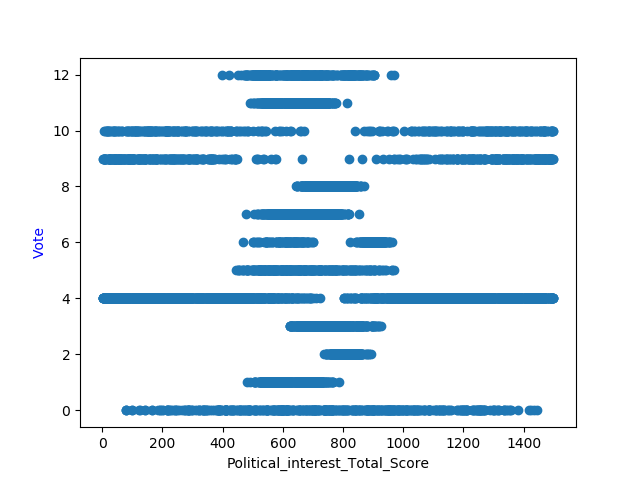
תכונות אשר לא הצלחנו לייחס להם קשר להן בעלי גרף המתפזר באופן אחיד על פני הסיווג לדוגמא:

לעומת זאת לתכונות הבאות מצאנו קשרים לסיווג:

* Avg\_education\_importance- הצבעים כחול, חאקי, טורקיז וסיגל נפוצים אצל כולם אמנם שאר הצבעים נפוצים רק אצל ערכים ממוצעים:  
  
* Avg\_environmental\_importance- הצבעים כחול, חאקי, טורקיז וסיגל נפוצים אצל כולם אמנם שאר הצבעים נפוצים רק אצל ערכים ממוצעים:  
  
* Avg\_government\_satisfaction- הצבעים כחול, חאקי, טורקיז וסיגל נפוצים אצל כולם אמנם שאר הצבעים נפוצים רק אצל ערכים ממוצעים:  
  
* AVG\_lottary\_expanses – בעלי הוצאה גבוהה נוטים לבחור כחול ובעלי הוצאה נמוכה נוטים לבחור צהוב:  
  
* Avg\_monthly\_expense\_on\_pets\_or\_plants- בעלי הוצאה גבוהה נוטים לבחור כחול ובעלי הוצאה נמוכה נוטים לבחור צהוב:  
  
* Avg\_monthly\_expense\_when\_under\_age\_21- בעלי הוצאה גבוהה נוטים לבחור כחול ובעלי הוצאה נמוכה נוטים לבחור צהוב:  
  
* Avg\_monthly\_household\_cost- הצבעים כחול, חאקי, טורקיז וסיגל נפוצים אצל רוב הערכים אמנם שאר הצבעים נפוצים רק אצל ערכים ממוצעים:  
  
* Avg\_monthly\_income\_all\_years- בעלי הכנסה גבוהה בוחרים רק כחול:  
  
* Avg\_Residancy\_Altitude- מגמה מעורבת בעיקר לכל קבוצת גבהים קיימת קבוצת צבעים:  
  
* Avg\_Satisfaction\_with\_previous\_vote – הצבעים כחול, חאקי, טורקיז וסיגל נפוצים אצל כולם אמנם שאר הצבעים נפוצים רק אצל ערכים ממוצעים:  
  
* Avg\_size\_per\_room- הצבעים כחול, חאקי, טורקיז וסיגל נפוצים אצל כולם ובעלי ערכים קטנים בוחרים רק בהם:  
  
* Last\_school\_grades- בעלי ערכים קטנים בוחרים בעיקר באפור, כתום ואדום:  
  
* Married- לא נשואים לא בוחרים בירוק (בניגוד למציאות 😉):  
  
* Most\_Important\_Issue- הצבעים אפור, כתום ואדום נפוצים רק אצל ערכים מסוימים:  
  
* Num\_of\_kids\_born\_last\_10\_years- ערכים גבוהים נוטים לבחור בחום, חאקי, סגול וסיגל:  
  
* Number\_of\_differnt\_parties\_voted\_for- ערכים מקסימליים נוטים לבחור בחום, חאקי, סגול, אדום ולבן:  
  
* Number\_of\_valued\_Kneset\_members- מגמה מעורבת בערכים נמוכים וגבוהים:  
  
* Phone\_minutes\_10\_years- ערכים גבוהים בוחרים רק בצבעים כחול, חאקי, טורקיז וסיגל, שאר הצבעים נפוצים בעיקר אצל ערכים נמוכים:  
  
* Political\_interest\_Total\_Score- הצבעים כחול, חאקי, טורקיז וסיגל נפוצים אצל רוב הערכים אמנם שאר הצבעים נפוצים רק אצל ערכים ממוצעים:  
  
* Weighted\_education\_rank- ערכים גבוהים בוחרים רק בצבעים כחול, חאקי, טורקיז וסיגל, שאר הצבעים נפוצים בעיקר אצל ערכים נמוכים:  
  