דניאל לייבנר - 208271775 קורס - כריית מידע – 20595

עמוד **1** מתוך **28** סמסטר 2022ב

‏23–אפריל–22

ממ"ן 21 - כריית מידע

[שאלה 1: 3](#_Toc101739885)

[סעיף א' 3](#_Toc101739886)

[סעיף ב' 4](#_Toc101739887)

[סעיף ג' 7](#_Toc101739888)

[1. הגדרת המטרות של כריית המידע – 7](#_Toc101739889)

[2. איסוף ושמירת הנתונים- 7](#_Toc101739890)

[3. ניקוי הנתונים – 7](#_Toc101739891)

[4. ביצוע טרנספורמציות על הנתונים – 7](#_Toc101739892)

[5. בחירת שיטות לכריית מידע (כגון רגרסיה, עצי החלטה וכו) 7](#_Toc101739893)

[6. ביצוע דיסקרטיזציות וסיווג הנתונים 7](#_Toc101739894)

[7. הרצת שיטות לכריית מידע שנבחרו 7](#_Toc101739895)

[8. ניתוח התוצאות: 7](#_Toc101739896)

[9. הסקת מסקנות: 7](#_Toc101739897)

[סעיף ד' 8](#_Toc101739898)

[סעיף ה' 9](#_Toc101739899)

[ניקוי הנתונים – 9](#_Toc101739900)

[בדיקה האם קיימות רשומות בעלות ערכים חסרים: 9](#_Toc101739901)

[בדיקה האם קיימות רשומות בעלות ערכים חריגים: 9](#_Toc101739902)

[בדיקה של תכונות מיותרות: 13](#_Toc101739903)

[בדיקה האם קיימות רשומות בעלות ערכים לא הגיוניים: 17](#_Toc101739904)

[ביצוע טרנספורמציות על הנתונים – 18](#_Toc101739905)

[שינוי ערכי הרשומות לצורה אחרת 18](#_Toc101739906)

[שינוי דרך השמירה של המידע. 20](#_Toc101739907)

[יצירת מאפיינים חדשים בהתאם למטרת הכרייה: 21](#_Toc101739908)

[שאלה 2: 22](#_Toc101739909)

[סעיף א' 22](#_Toc101739910)

[סעיף ב' 23](#_Toc101739911)

[סעיף ג' + ד' : 24](#_Toc101739912)

[סעיף ה' 28](#_Toc101739913)

# שאלה 1:

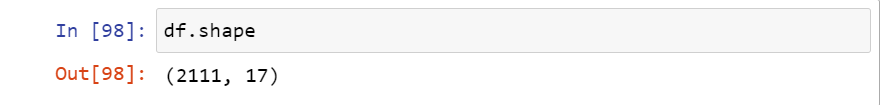
## סעיף א'

הגדירו את מטרות כריית המידע. צייו את ההחות וההפשטות בהן השתמשתם.

מטרת כריית המידע היא לחזות את דרגת ההשמנה של נבדק מהאוכלוסייה שבאזור מקסיקו פרו וקולומביה באמצעות התכונות מבסיס הנתונים שניתן לנו.

התכונה שאנו רוצים חזות(לכל רשומה) היא העמודה NObeyesdad (רמת השמנת היתר) .

בסיס הנתונים שלנו כולל 2111 רשומות כאשר לכל רשומה יש 17 תכונות סכ"ה (כולל היעד לחיזוי).



איור 1

ההנחות שהשתמשתי בהם במהלך הפרויקט:

1. יש תלות בין המשתנים שניתנו במאגר המידע לבין רמת השמנה.
2. בהתאם לנאמר במאמר, הנתונים נאספו ע"י מקור אמין שאין בכוונתו "לחבל" במטרות הכרייה.
3. ניסיתי לבצע הנחה שאומרת שרמת ההשמנה שקוטלגה לאדם היא לפי נוסחת הbmi כפי שמובא במאמר אבל לאחר ניתוח הנתונים גיליתי שהנחה זו איננה נכונה ולכן לא אוכל להשמיט את הנתונים הללו מהמאגר.

## סעיף ב'

**הגדירו את התוים בהם השתמשתם בפרויקט כדוגמת: תכוות, סוג התוים, נתוים חסרים, תחומי ערכים ועוד.**

הנתונים שהתקבלו, (כלומר מאגר המידע הגולמי) כלל 2111 רשומות כאשר לכל רשומה יש 17 תכונות (לא כולל תכונת האינדקס, שכמובן לא מהווה גורם השפעה אך היא יחודית לכל רשומה. )

בהתאם לנאמר במאמר ההסבר על הנתונים אפשר לחלק את התכונות(16) שאינן עמודת היעד ל3 קטגוריות אב מכלילות.

הרגלי אכילה :

1. FAVC - צריכה תכופה של מזון עם ערך קלורי גבוה
2. FCVC - תדירות צריכת הירקות
3. NCP - מספר הארוחות העיקריות
4. CAEC - צריכת מזון בין הארוחות
5. CH20 - צריכת מים מדי יום
6. CALC - צריכת אלכוהול

הרגלים משפיעים שאינם קשורים באכילה/שתייה:

1. SCC - ניטור צריכת קלוריות
2. FAF - תדירות פעילות גופנית
3. TUE - זמן במכשירים טכנולוגיים
4. MTRANS - סוג שימוש בתחבורה
5. SMOKE- עישון

תכונות פיזיות של נבדק:

1. GENDER - מגדר
2. AGE - גיל
3. HEIGHT - גובה
4. WEIGHT - משקל
5. family\_history\_with\_overweight – היסטוריה משפחתית עם משקל עודף

Table

Description automatically generatedבעזרת השימוש בפונקציה info נוכל לראות שאין נתונים חסרים במאגר המידע.

איור 2

בדומה לכך, פרטים על הנתונים אפשר לקבל בפשטות ע"י הפונקציה describe :

Table

Description automatically generated

איור 3

Graphical user interface

Description automatically generated with medium confidenceריכזתי את כלל הנתונים הללו לטבלה הבאה כמו שנתבקש בדוגמה לפתרון שנמצאת באתר הקורס.

איור 4

## סעיף ג'

**בהמשך לסעיפים א ו-ב , הגדירו ותארו את שלבי ה- KDD עבור הבעיה התוה.**

שלבי ה-KDD :

### הגדרת המטרות של כריית המידע –

* 1. מטרת כריית המידע היא לחזות את דרגת ההשמנה של נבדק מהאוכלוסייה שבאזור מקסיקו פרו וקולומביה באמצעות התכונות מבסיס הנתונים שניתן לנו.

### איסוף ושמירת הנתונים-

* 1. בחירת סט הנתונים עליו יבוצע התהליך.
  2. הנתונים התקבלו מ- <https://www.kaggle.com/mpwolke/obesity-levels-life-style/data> וקובץ ההסבר על הנתונים שבמאגר המידע התקבלו מ - <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352340919306985?via%3Dihub>
  3. את הקובץ טענתי לpython בעזרת pandas .

### ניקוי הנתונים –

* 1. בדיקה האם קיימות רשומות בעלות ערכים חסרים .
  2. בדיקה האם קיימות רשומות בעלות ערכים לא הגיוניים
  3. אפיון הערכים שהתקבלו בא' וב' והחלטה על אופן הטיפול בהם (ממוצע, החלקה, הורדת הרשומה וכו' )
  4. במאגר הנתונים שהתקבלו לא היו ערכים חסרים(להלן איור 2) או ערכים לא חוקיים/חריגים וקיצוניים(יפורט בהמשך).

### ביצוע טרנספורמציות על הנתונים –

* 1. שינוי דרך השמירה של המידע.

1. שינוי ערכי הרשומות לצורה אחרת
2. יצירת מאפיינים חדשים בהתאם למטרת הכרייה.

### בחירת שיטות לכריית מידע (כגון רגרסיה, עצי החלטה וכו)

* 1. השוואת אלגוריתמים לפתרון הבעיה ( שקף 18 כהדרכה כללית לדרך הפיתרון הרלוונטית. )
  2. בנוגע לבעיה הנ"ל יש לבחון מודלים לסיווג קטגורי וכן מודלים לסיווג רציפים מכיוון שלמרות שהקבוצות ניתנו לנו בשם הערך שהן מייצגות הוא רציף.

### ביצוע דיסקרטיזציות וסיווג הנתונים

* 1. בחינת אפשרות לביצוע דיסקרטיזציה בהתאם למטרות הכרייה והאלגוריתמים שנשקלים להתבצע ( נתונים דיסקרטיים או רציפים וכו'.)

### הרצת שיטות לכריית מידע שנבחרו

* 1. חלוקה המידע ל-training ו-test בהתאם לגודל מאגר המידע הנתון(1/3, k-fold ,bootstrap)
  2. יצירת מודלים ע"י הרצת האלגוריתמים מסעיף 4 לעיל עם ורסיות שונות שלהם (גיני / אנטרופיה וכו') על training

### ניתוח התוצאות:

* 1. בחינת הביצועים של האלגוריתמים בוורסיות השונות שלהם.
  2. בחינה בעזרת מטריצת ערפול.
  3. בחינה בעזרת מדדי הערכה.
  4. בחינת פשטות ודיוק של האלגוריתמים.
  5. בחינת יעילות המודלים והמסווגים השונים בעזרת עקומת roc .
  6. החלטה האם המודלים שנבחנו מספקים תוצאה ראויה ואפשר להסיק בעזרתם מסקנות או שנצרך לחזור לשלב טיוב הנתונים/בחירת שיטות כרייה וכו' .

### הסקת מסקנות:

* 1. החלטה על מודל וורסיה שבעזרתו הסיווג של קריאה חדשה יהיה אופטימלי ככל שניתן
  2. במקרה שלנו סיווג של קריאה חדשה כך שנדע להעריך את רמת ההשמנה של הקריאה החדשה .

## סעיף ד'

**בהמשך לסעיפים א ו-ב ערכו סקירה השוואתית לכלל החלופות האפשריות (לפחות 4 חלופות) לביצוע כריית מידע. בתשובתכם יש להתייחס ליתרוות/חסרוות כל אחת מהחלופות בהקשר לבעיה התוה.**

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | **יתרונות הסוג** | **חסרונות הסוג** | **מדד**  **הפיצול** | | **הסבר כללי** | **יתרונות** | **חסרונות** | **ספציפית בנוגע לבעיה הנתונה** |
| **עץ החלטה** | * יכול לקבל ערכים קטגוריאלים וגם ערכים רציפים. * לא דורש נרמול של הdata * קל להסברה לגורמים לא מהתחום ולכן לדוגמה במקרה שלנו יהיה קל להעביר מידע זה לציבור ולמנוע השמנת יתר באוכלוסיה. * לא מתחייב שהקשר בין התכונה לסיווג יהיה לינארי. * בניגוד לרגרסיה לינארית תוצאות חריגות לא משבשות את התוצאות לחלוטין. | * חמדן בביצוע ההחלטות שלו * זמן האימון הנדרש ארוך יחסית לסוגים אחרים * בדרך כלל המסקנות דורשות חישוב ארוך יותר בשביל להגיע אליהם * יש נטייה ל overFiting בניגוד לאלגוריתמים אחרים. * לא מספיק טוב בשביל חיזוי ערכים רציפים. * מצריך סט אימון גדול יחסית בשביל להגיע לתוצאות טובות | **C4.5** | **Gain Ratio** | 1. בכל צומת של העץ, בוחר את התכונה שמפצלת בצורה היעילה ביותר את קבוצת הסיווג לקבוצות משנה המפורטות ביותר לסיווג הנוכחי או לאחר. קריטריון הפיצול הוא רווח המידע המנורמל (הפרש באנטרופיה). 2. התכונה עם רווח המידע הנורמלי הגבוה ביותר נבחרת כדי לקבל את ההחלטה. 3. חזרה עבור העלים שנוצרו לעץ לעיל. | - מבצע גיזום ולכן פחות סבירות לoverfitting  - מסוגל להתמודד עם ערכים חסרים ופחות נוקשה בהכנת הנתונים שלו.  - יכול לבצע חלוקה של העץ עם תכונות שלהם יש עלויות שונת | - יוצר עצי החלטה לא מאוזנים בגלל שתכונותיהם מביאות ל"רווח" הטוב ביותר. | * הגיזום יביא לחיזוי טוב יותר לעומת id3 * יקל עלינו בהכנת המידע שכן לא נדרש להעביר את הנתונים הרציפים לבדידים ולכן יתן חיזוי טוב יותר. |
| **ID3** | **Information gain** | 1. חישוב האנטרופיה של כל תכונה של ערכת הנתונים 2. חלוקה לקבוצות משנה באמצעות התכונה שעבורה האנטרופיה המתקבלת היא אידיאלית 3. יצירת עץ החלטה המכיל תכונה זו. 4. חזרה על כל קבוצות המשנה עם התכונות הנותרות |  | - פתרון לא אופטימלי  - אין גיזום בניגוד ל- c4.5 ול- cart  - לא תומך בערכים חסרים/רציפים | * יקשה עלינו מאוד את הביצוע מכיוון שלא תומך בערכים רציפים, ולנו בנתונים יש כמה וכמה ערכים כאלו(גיל, משקל וכו') |
| **Cart** | **GINI index** | 1. בכל צומת של העץ, בוחר את התכונה שמפצלת בצורה היעילה ביותר את קבוצת הסיווג לקבוצות משנה המפורטות ביותר לסיווג הנוכחי או לאחר. קריטריון הפיצול הוא לפי מדד גיני 2. התכונה עם רווח המידע הנורמלי הגבוה ביותר נבחרת כדי לקבל את ההחלטה. 3. חזרה עבור העלים שנוצרו לעץ לעיל. | - בניגוד לc4.5 תומך בחיזוי רציף.  - לא מחשב ערכות כללים  - מבצע גיזום (פחות סבירות לoverfitting)  - חסין לערכים חסרים ופחות נוקשה בהכנת הנתונים שלו.  - יכול לבצע חלוקה לפי עלויות תכונה שונות | - עץ ההחלטה המתקבל הוא בינארי | * הגיזום יביא לחיזוי טוב לעומת id3 * יקל עלינו בהכנת המידע שכן לא נדרש להעביר את הנתונים הרציפים לבדידים ולכן יתן חיזוי טוב יותר. * אפשרי לבצע חיזוי יותר מדויק מאשר זה שאנו מנסים ליישם בכך שנחזה השמנת יתר שתלוי בbmi וכן בנתונים נוספים שניתנו לנו, ולהגיע למסקנות רלוונטיות יותר(רציפות) |
| **רגרסיה** | * אימון מהיר יותר ביחס לעצים * נותן תוצאות מדויקות לתחום ערכים רציף * מבצע חיזוי רציף | * מניח שיש התפלגות אחידה של הנתונים. * רגיש לנתונים חריגים ביחס לעצי החלטה * מבצע חיזוי רציף | **לינארית** | **פונקצית השגיאה בריבוע** |  | - עובד רק אם מדובר בקשר לינארי. | - רגיש מאוד לחריגים | * מכיוון שהבעיה הנתונה היא בדידה הישום של כלי זה יכול להיות אפשרי אבל יקשה עלינו מאוד את התהליך. * מכיוון שיש לנו ערכים רציפים ובדידים התוצאות של עץ החלטה ינטו להיות טובות יותר. |
| **יער אקראי** | **יתרונות:**   * יכול להתמודד עם נתונים לא מאוזנים. וכן עם מידע חסר   מונע overfitting | | **חסרונות**:  זמן חישוב ארוך יחסית לשאר האלגריתמים | | מטא מסווג (כמה עצי סיווג אקראיים) כאשר כל עץ סיווג תוך שימוש בתת רשימה של מאפינים(אקראיים) מתוך כלל המאפיינים |  | יכול להיות יעיל מאוד לבעיה הנתונה בעקבות רמת הפירוט שיש לכל רשומה וכך שבעץ אקראי יבחנו בכל שלב רק מספר תכונות לסיווג ולא כלל התכונות ובעזרת כך להביא לתוצאות מיטביות | |

## סעיף ה'

תארו את שלבי הכת התוים. בתשובתכם יש להתייחס לבעיות באיכות התוים כדוגמת טיפול בערכים חסרים, תצוגה גרפית של התוים, יקוי התוים, שילוב והמרה של תוים ועוד.

### ניקוי הנתונים –

#### בדיקה האם קיימות רשומות בעלות ערכים חסרים:

בעזרת הפקודה info שניתן להכיל על data frames בpandas קל לראות שאין נתונים חסרים במאגר הנתונים. (להלן איור 2)

#### בדיקה האם קיימות רשומות בעלות ערכים חריגים:

בעזרת הפקודה describe שניתן להכיל על data frames בpandas נקבל הסתכלות כללית על מאגר המידע והנתונים בו (סטיית תקן, ממוצע, רבעונים וכו' (להלן איור 3)

**Graphical user interface, timeline

Description automatically generated**לאחר מכן ע"י שימוש בסולם מדידה של [טווח בין-רבעוני (IQR – Interquartile Range)](https://he.wikipedia.org/wiki/%D7%98%D7%95%D7%95%D7%97_%D7%91%D7%99%D7%9F-%D7%A8%D7%91%D7%A2%D7%95%D7%A0%D7%99) נאתר את הערכים החריגים והקיצוניים בתכונות הרציפות שנאספו ונציג גרפית את הנתונים של IQR(איור 6) על סקאלה אחידה עם גרף ההתפלגות של הנתונים.(איור 5 כללי ואיורים 7 - 11 מפורטים)

איור 5

**Chart

Description automatically generated with low confidence**איור 6

**עבור Age:**

**Chart, histogram

Description automatically generated**אפשר לראות בקלות שישנה הטייה בהתפלגות הנבדקים וזאת לפי האחוזונים של הנבדקים ומכיוון שבעוד שהחציון הוא 22 הממוצע הוא 23.97 וזאת כאשר אפשר לראות שהאדם המבוגר ביותר בן 61 והצעיר בן 14. אך לא ננקה נתונים אלו מכיוון שהגיוני שמרבית הנבדקים הם "צעירים" אבל נזכור זאת בשביל ההטיה שיכולה לבוא בהמשך בגלל כך)

איור 7

**עבור Height :**

**Chart, histogram

Description automatically generated**לפי סטיית התקן קל לראות שהנתונים בהתפלגות טובה.

איור **8**

**עבור Weight:**

**Chart, histogram

Description automatically generated**אפשר לראות שמדובר בערכים בטחום ההגיוני ושיש התפלגות דו מודאלית (סבירה) בנתונים. מכיוון שאנו עתידים להשתמש בעצי החלטה לא נמצע ניקוי נתונים לכך.

איור **9**

**עבור Fcvc (תדירות צריכת ירקות):**

Chart, histogram

Description automatically generatedלפי המאמר המצורף לנתונים התשובות ניתנו בצורה קטגוריאלית ולא בצורה רציפה ולכן הערכים שאינם שלמים הם בעייתים, אולם מפאת היחס הגדול שיש להם במאגר הנתונים נוכל להניח שלא יתכן שמדובר בטעות אנוש וככל הנראה הנתונים שניתנו לנו בעמודה הנ"ל עברו נרמול או תהליך כל שהוא של טיוב. ולכן לא נורידם.

איור 10

לגבי שאר הנתונים שניתנו במאגר המידע כערכים רציפים(איורים 5-6 ) המקרה דומה מאוד לFCVC לעיל ולכן בגלל שמקור המאמר הינו אמין ביותר ובגלל שככל הנראה לא מדובר בטעות אנוש ובגלל שכמות המידע שנאלץ להוריד בעקבות הסרת קריאות אלו הוא גדול מאוד, נצא מנקודת הנחה שהנתונים שניתנו לנו בעמודה הנ"ל עברו נרמול או תהליך הכנת נתונים מקדים להכנה שלנו ולכן הם ככל הנראה כבר מ טיובים. ולכן לא נורידם.

במיוחד מוזר הישום של השאלה אודות תדירות ביצוע הספורט, וכך שאין פירוט אודות אופן רישום הקריאות. שהרי 0 פעילות גופנית הרבה יותר רחוק רעיונית מ כל 5 ימים במרחקם מ כל יום אחד אך במספרים רציפים 0 קרוב יותר ל1 בעוד ש5 רחוק ממנו לאין שיעור, בהיותו התדירות האחרונה שאפשר להזין(ללא אפשרות ה0 ) .

#### בדיקה של תכונות מיותרות:

בשביל לבחון האם אפשר לוותר על חלק מהתכונות של מאגר המידע, הדפסתי מטריצת קורלציה כאשר שיטת המקדם היא לפיpearson (איור 11)

Chart, treemap chart

Description automatically generatedכמו כן הודפסה גם כן מטריצת pps שמבצעת בנוסף לבדיקת ההקשר הרגילה גם בדיקת הקשר על ערכים קטגורים, ויתרונה הנוסף הוא שהיא בודקת קשרים לא לינארים בין ערכים במאגר הנתונים. השימוש בוצע בעזרת python [והספריה](https://github.com/8080labs/ppscore) שמצויה כ"קוד פתוח" [בgithub](https://github.com/8080labs/ppscore) (איור 12)

איור 11

במטריצת הקורלציה אפשר לראות שלמעט הקשר החזק שיש בין משקל לגובה כלל הערכים המספריים אינם תלוים במידה רבה מאוד.

כמו כן אפשר להבין בזכות מטריצת הקורלציה את הגדרת "עודף משקל" של המחקר, וכך שהיא איננה יושבת בקנה אחד עם ההגדרה של BMI .

Chart

Description automatically generatedבמטריצת ה pps מעניין לראות את הקשר החזק של התכונות מגדר/הסטוריה משפחתית של השמנה ותדירות צריכת הירקות להשמנה.

איור 12

בהקשר לתדירות צריכת הירקות הממצא הנ"ל איננו חד אך הוא מעניין במיוחד מכיוון שנראה לפי מטריצת הpps שאין קשר בכלל בין משקל האדם לבין היותו צורך ירקות(בזה הסדר) אך ישנו קשר בין היותו של אדם מסווג כבעל משקל עודף(כהגדרת המחקר) להיותו צורך ירקות.

בגלל שכמות הנתונים שיש על "מבוגרים" איננה גדולה קשה להגיד שיש קשר חד משמעי אודות תכונות שנבדקו במחקר אבל אם המידע אודות הגילאים השונים היה רחב יותר כנראה שהיינו יכולים לסמלץ גורם שלישי שייצג את ההשפעה של חלק מהתכונות שהולכות בצמוד לגיל וכך לצמצם את הנתונים שאנו מנתחים. אולם בגלל המחסור בדאטא לא נשתמש בכך.

כמו כן בשביל לזהות תתי קבוצות של התפלגויות המידע וזיהוי ערכים חריגים הודפסה "קוביות נתונים" ( מימוש של הרעיון של הצגת קוביית נתונים מהרצאותיו של פרופ' מרק לסט).

הסבר אודות "קוביות נתונים"(מימוש של הרעיון של הצגת קוביית נתונים מהרצאותיו של פרופ' מרק לסט) :

באלכסון יש את היסטוגרמות כגרף עמודות וכן הערכת צפיפות עם החלקה שלהם בעזרת ליבה גאוסית שיוצרת עקומה רציפה(KDE) , במשולש התחתון יש את התפלגות הצפיפות עם החלקה שלהם בעזרת ליבה גאוסית (kde ) כתלות ב2 משתנים. במשולש העליון יש גרף פיזור של הנתונים כתלות x ב y בהתאם לעמודות ולשורות.

Table

Description automatically generatedבקבוצת הגרפים השנייה הדבר חוזר על עצמו עם הפרדה לפי רמות השמנה שדווחו כחלק מהמחקר.

**Text, whiteboard

Description automatically generatedגם בגרף הבא יש את אותו ניתוח של הנתונים עם חלוקה לפי רמות השמנה (מקרא צבעים בתחתית התרשים) :**

כמו כן ננבחנה האופציה לוותר על נתונים בעזרת הפונקציות שמצויות ב [feature selection](https://scikit-learn.org/stable/modules/classes.html#module-sklearn.feature_selection) שבספריה sklearn. אולם בשל הסיבות לעיל (על איתור החריגים) ומכיוון שבראיה כוללת, סט הנתונים איננו גדול כך שהדבר ישפיע על מהירות הריצה של האלגוריתמים במטלה זו החלטתי להשאיר את הנתונים.

#### בדיקה האם קיימות רשומות בעלות ערכים לא הגיוניים:

את הבדיקה לקיום רשומות עם ערכים לא חוקיים ביצעתי במקביל לבדיקות לעיל. כאשר הדרך הנוחה ביותר לבדיקה הייתה בעזרת הפקודה describe (להלן איור 3)

לא נמצאו במאגר המידע רשומות עם תכונות לא הגיוניות למעט מה שכבר פירטתי לעיל.

### ביצוע טרנספורמציות על הנתונים –

#### שינוי ערכי הרשומות לצורה אחרת

Chart, treemap chart

Description automatically generatedלהלן גרף אודות חלוקת התכונות לקטגוריות פנימות לפני שינוי הרשומות (רק לתכונות דיסקרטיות)

**ולכן :**

**עבור התכונות**

**family\_history\_with\_overweight, FAVC, SMOKE SCC**

ביצעתי המרה של דרך הרישום של המידע שלהן כך ש:

Yes : 1

No : 0

וזאת בשביל לחסוך מקום וניתוח של הנתונים בהמשך.

**עבור התכונה Gender:**

בוצע שינוי של אופן השמירה של הנתונים כך ש:

Male : 1

Female : 0

וזאת בשביל לחסוך מקום וניתוח של הנתונים בהמשך.

**בתכונה MTRANS**

ביצעתי טרנספורמציה כך שהערכים Walking , Motorbike , Bike ו- Automobile ירשמו כמחלקה אחת מכיוון שכמות הרשמות שיש לערכים הללו היא אפסית ביחס לPublic\_Transportation והשארה שלהם כקטגוריה יכולה ליצור overfiting.

ולכן מעטה והלאה ערכי התכונה MTRANS ייוצגו כך ש:

Public\_Transportation : 1

walking,Motorbike, Bike : 0

**בתכונה CALC**

ביצעתי טרנספורמציה כך שהערך Always עם .Frequently בגלל שלערך Always יש רק אזכור אחד והשארה שלו כקטגוריה יכולה ליצור overfiting (לא ביצעתי איחוד עם No מכיוון שהם מייצגים ערכים קטגוריאלים סדורים ולכן למרות ההתפלגות לא נבצע דיסקרטיזציה לאיחודם).

**בתכונה Age**

ביצעתי טרנספורמציה כך שהערך יעוגל לערך השלם הקרוב ביותר(בעזרת numpy around)

**בתכונת Weight ו- Height** :

ביצעתי טרנספורמציה כך שהערך יעוגל לערך עם דיוק של 2 ספרות אחרי הנקודה (בעזרת numpy around)

ביצעתי המרה של כלל התכונות(ללא הסיווג) לערך שהוא דצימלי בשביל טיוב של האלגוריתמים ומניעת הטייה של האלגוריתמים בעקבות טווחים שונים של נתונים.

הסיבה שלא בוצעה דיסקרטיזציה של התכונות גיל, גובה, משקל וכו' היא הממצאים שנצפו בעזרת מטריצת הpps שמראה שישנו הבדל בין ההשפה של כל אחת מהתכונות על הקריאה של ערך ביניים שיכול להשפיע על הערך לחיזו(קשר לא לינארי)

ולכן הדיסרטיזציה המינימלית הייתה עיגול הנתונים (+-0.5 לכל ערך) והשארתם בצורתם המקורית.

#### שינוי דרך השמירה של המידע.

בשביל לסווג נכונה את הערכים הנומינלים(קטגוריאלים) שיש לנו במאגר המידע, ביצעתי המרה של התכונות הקטגוריאליות הללו לתכונות בינאריות (שייוצגו 0 כאשר אין התכונה מתקיימת ו1 כאשר התכונה מתקיימת. )

A picture containing window, platform

Description automatically generatedולכן כעת נקבל :

#### יצירת מאפיינים חדשים בהתאם למטרת הכרייה:

בהתאם להגדרת המחקר הוספתי משתנה חדש שיהיה החישוב של bmi כהגדרתו במחקר. לעניות דעתי ערך זה יצליח לחזות בצורה טובה את קטגורית היעד

התפלגות הbmi לפי רוחב יכולה לתת טיפה מושג על התפלגות הנתונים במאגר. (להלן באיור )

Chart, histogram

Description automatically generated

# שאלה 2:

## סעיף א'

**בחרו שתי שיטות לסיווג התוים. הסבירו את השיטות ומקו את בחירתכם.**

השיטות לכריית המידע שנבחרו הן מימוש עץ החלטה מסוג Cart ומימוש יער אקראי .

מיותר לציין שאם נכון לבחור כאלגוריתם לכרייה אלגוריתם שמשתמש בעץ החלטה, אז בהכרח השימוש ביער אקראי שלוקח בחשבון מספר עצי החלטה היא ככל הנראה הבחירה הטובה ביותר אם אל מול עינניו רק הרצון לקבל חיזוי נכון (בנוגע לזמן החישוב אכן זהו חיסרון שיש לקחת בחשבון אך מכיוון שישנו זמן רב יחסית למימוש המטלה אין זה טיעון לחוסר מימושו)

בנוסף לכך, מכיוון שמבין האלגוריתמים של עצי החלטה לאלגוריתם של cart יש מימוש מובנה בחבילה sklearn אז ה"פשטות" שתהיה במימושו היא מרכיב משמעותי בבחירת אלגוריתם לשימוש במטלה שעלינו להגיש, שהרי הסבר השיטה יהיה פשוט ביחס לאלגוריתם שאצטרך לממש בעזרת ספריות צד שאינן בליבת הקורס, ויכול להיות שישפיעו על הבנת בודק המטלה.

לא השתמשתי ברגרסיה לינארית לפתרון הבעיה הנל מכיוון שבעיית החיזוי שלנו הינה בעיית חיזוי בדידה, וזאת בעוד שרגרסיה רלוונטית לנתונים נומריים רציפים ואצלינו בסט המידע מרבית הערכים בדידים, בנוסף לכך, ראינו בעזרת מריצת ההתאמה – pps שישנם קשרים בין משתנים בקובית המידע אך הקשרים הללו(רובם ככולם) אינם קשרים לינארים(שהרי הם לא הופיעו במטריצת הקורלציה הסמטרית שהובאה גם כן לעיל אך כן הופיעו בpps ).

הסיבה שבגללה נפסל השימוש באלגוריתם id3 ובאלגוריתם c4.5 היא חוסר התאמתם לחיזוי ערכים רציפים, וההבנה שלמרות שכרגע נדמה שבעיית הסיווג היא בדידה מאחורי המשתנה הבדיד של רמת ההשמנה עומד משתנה רציף שעשו עליו דיסקרטיזציה, ולכן מכיוון שאיננו יודעים עדיין אם יצליח המודל שלנו לפתור את הבעיות נעדיף לממש מודל שיהיה אפשר לבצע העברת ידע בין המודלים כך שמודל הבסיס הינו מודל עם תמיכה בחיזוי רציף.

## סעיף ב'

**תארו את שלבי השיטות שבחרתם בסעיף א.**

ראשית חילקתי את הדאטא בעזרת train\_test\_split מהספריה sklearn.model\_selection לפי יחס של 30:70 בהתאם לשיטה המקובלת ובהתאם לכך שראינו שניתן לנו שמאגר הנתונים הוא מאגר מיצג ואפשר ללמוד ממנו בצורה כללית על האוכלוסיה הנגדמת כולה. כמו כן מחיפוש באינטרנט אחר המחקר הסקתי שכ70 אחוז מהדטא שעליו מבוצע את האימון הוא דאטא סינטטי ולכן לאחר ניסוי וטעייה הוחלט לחלק את המידע באחוזים האלו וכך להימנע במידת האפשר מoverfit אבל גם להגיע לתוצאות טובות. )

**אלגוריתם CART:**

* + בכל צומת של העץ, בוחר את התכונה שמפצלת בצורה היעילה ביותר את קבוצת הסיווג לקבוצות משנה המפורטות ביותר לסיווג הנוכחי או לאחר.
  + קריטריון הפיצול הוא לפי מדד גיני
  + התכונה עם רווח המידע הנורמלי הגבוה ביותר נבחרת כדי לקבל את ההחלטה.
  + חזרה עבור העלים שנוצרו לעץ לעיל
* **אלגוריתם יער אקראי:**
  + בונה קבוצה של עצי החלטה אקראיים על חלק מהתכונות(מוגדר על ידינו) .
  + מקבל החלטה בהתאם לתוצאות שהתקבלו מעצי ההחלטה האקראיים שנוצרו.
  + חוזר על התהליך עד שמגיע לתנאי הסף שהגדרנו לו.

## סעיף ג' + ד' :

**עבור כל שיטה דווחו את תוצאות היתוחים.**

**אלגוריתם cart :**

מימשתי את אלגוריתם cart בעזרת GridSearchCV שמגיעה עם ספריית sklearn.

התוצאות שהוחזרו מ GridSearchCV היו שהפרמטרים הטובים ביותר להרצה הם :

{'criterion': 'entropy', 'splitter': 'best'}

כלומר בכלל לבצע את האלגוריתם של cart עם אנטרופיה כפונקציית הערכה וכאשר

והציון של המודל עם הפרמטרים האלה הוא 0.9687

התוצאות המדויקות של המודל היו:

precision recall f1-score support

Insufficient\_Weight 1.00 0.99 0.99 82

Normal\_Weight 0.99 0.95 0.97 86

Obesity\_Type\_I 1.00 0.95 0.98 106

Obesity\_Type\_II 0.96 1.00 0.98 89

Obesity\_Type\_III 1.00 1.00 1.00 97

Overweight\_Level\_I 0.92 0.99 0.96 87

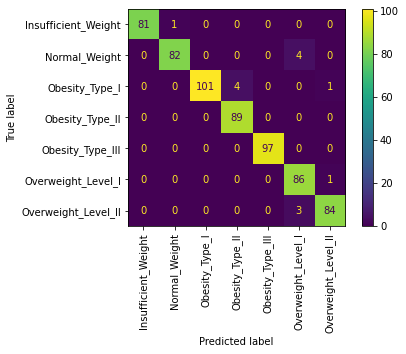
Overweight\_Level\_II 0.98 0.97 0.97 87

accuracy 0.98 634

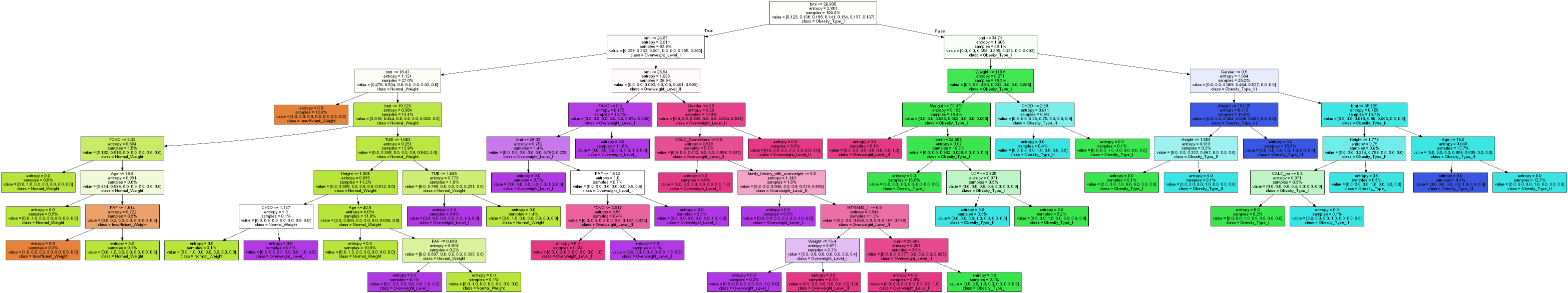
macro avg 0.98 0.98 0.98 634

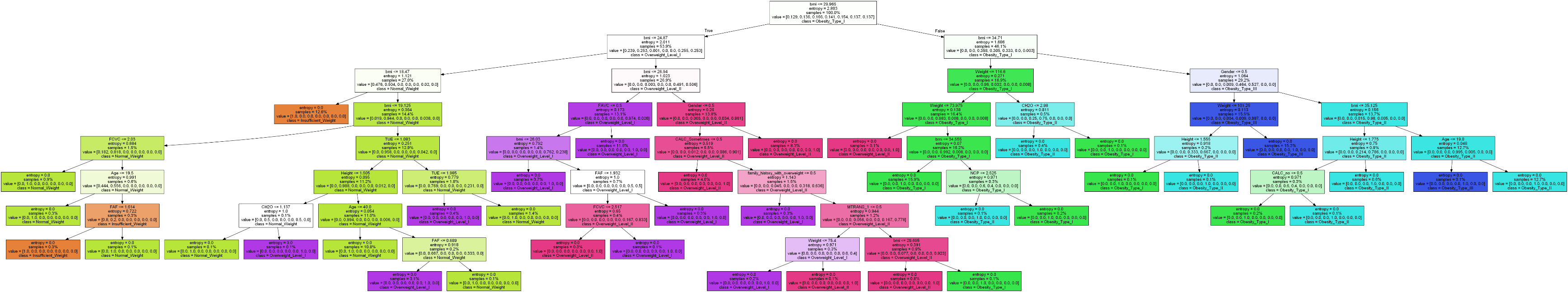
weighted avg 0.98 0.98 0.98 634

(Precision, Sensitivity, Specifity, Accuracy)

**ומטריצת הערפול שהתקבלה היא: **

**והעץ שהתקבל(מפאת הדף חתכתי אותו לשניים) הוא:**





**יער אקראי**

עבור יער אקראי הגבלתי את כמות הפיצרים בכל החלטה להיות שורש של הכמות הכוללת של הפיצרים שיש לעץ . ובעזרת שימוש בשיטת k-fold Cross Validation (k=10) הציון של המודל היה: **0.9842**

והציונים המדויקים היו:

precision recall f1-score support

Insufficient\_Weight 1.00 1.00 1.00 82

Normal\_Weight 0.97 0.99 0.98 86

Obesity\_Type\_I 0.99 1.00 1.00 106

Obesity\_Type\_II 1.00 1.00 1.00 89

Obesity\_Type\_III 1.00 1.00 1.00 97

Overweight\_Level\_I 0.95 0.97 0.96 87

Overweight\_Level\_II 1.00 0.95 0.98 87

accuracy 0.99 634

macro avg 0.99 0.99 0.99 634

weighted avg 0.99 0.99 0.99 634

Graphical user interface, application

Description automatically generated**ומטריצת הערפול שהתקבלה היא:**

מכיוון שיער אקראי בנוי מהרבה עצים וניתוחו קשה נעזרתי בתכונהfeature\_importances מ- sklearn

אפשר לראות שהדבר שהכי משפיע על הסיווג של אדם עם עודף משקל/תת משקל הוא הbmi ואחריו המשקל. מעניין לגלות שתדירות אכילת ירקות משפיעה יותר על היותו של אדם מסווג לקבוצה מסוימת מאשר גובהו של האדם. וכאמור נראה בבירור שהוספת התכונה bmi תרמה רבות למודל.

bmi 0.372728

Weight 0.189370

FCVC 0.063176

Height 0.051699

Age 0.050795

Gender 0.040497

NCP 0.036412

FAF 0.028002

TUE 0.027722

CH2O 0.026370

family\_history\_with\_overweight 0.021610

CALC\_Sometimes 0.014099

CAEC\_Sometimes 0.013939

CALC\_no 0.012820

CAEC\_Frequently 0.011554

FAVC 0.010899

MTRANS\_0 0.008845

MTRANS\_1 0.006749

SCC 0.004182

CAEC\_no 0.003266

CALC\_Frequently 0.003026

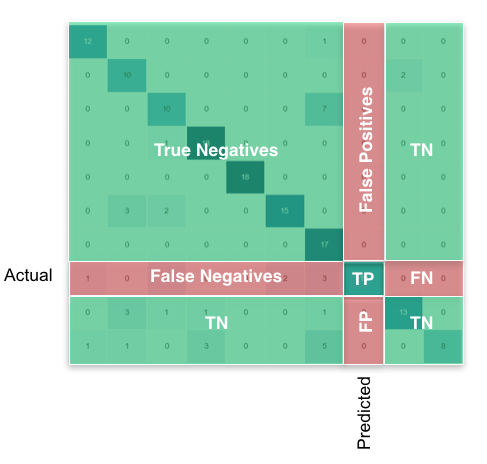
CAEC\_Always 0.001274

SMOKE 0.000966

## סעיף ה'

**תחו השוואתית את התוצאות והסיקו מסקות כולל הצעות לשיפורים.**

ראשית (תוצאות האלגוריתמים מצויות לעיל,) נתחיל בהשוואת ה accuracy בין 2 המודלים שמומשו. מתקבל שבעשירית האחוז יש יתרון ליער אקראי כאשר לפי cart נגיע ל 98 אחוז הצלחה ולפי יער אקראי נגיע לדיוק עם 99 אחוזי הצלחה.

שנית מכיוון שכאמור במאמר המלווה למאגר המידע, שחלק ממטרות המחקר זה למנוע השמנת יתר / תת משקל באוכלוסיית הבדיקה אז אנו נעדיף אבחנה מחמירה על פני מקלה(עדיף שאדם יהיה בדיאטה מאשר שלא יהיה מודע). ולכן, המדד הכי רלוונטי הוא recall (Sensitivity), המעיד כמה פעמים צדק המודל שלנו וחזה תשובה טובה של אמת נכונה (true positive rate) מכיוון שמדובר בסיווג רב מחלקתי הסיווג בוצע בהתאם לתמונה הבאה (נלקחה מ- stackoverflow - ) :

ולפי כך גם לפי מדד זה נעדיף את היער האקראי על פני cart .

בניגוד לשנתי הסיבות הראשונות, חשוב לזכור שאין בהשוואת התוצאה הזו את הכל כי יער אקראי קשה להסברה וגם המשאב החישובי שהוא משתמש בו רב יותר ולכן לא בהכרח שדיוק בפחות מעשירית האחוז מצדיק את ההשקעה החישובית , ובטח אם על בסיס פרויקט זה הולכת להיות הסברה לציבור הרחב אודות אכילה נבונה שאז יש עדיפות לעץ לפי cart שאותו קל להסביר.

לסיכום לכל אחת מהבחירות יש על מה לסמוך והבחירה באחת מהן תלויה במשתנים רבים בהתאם למטרות הכרייה הנוספות.