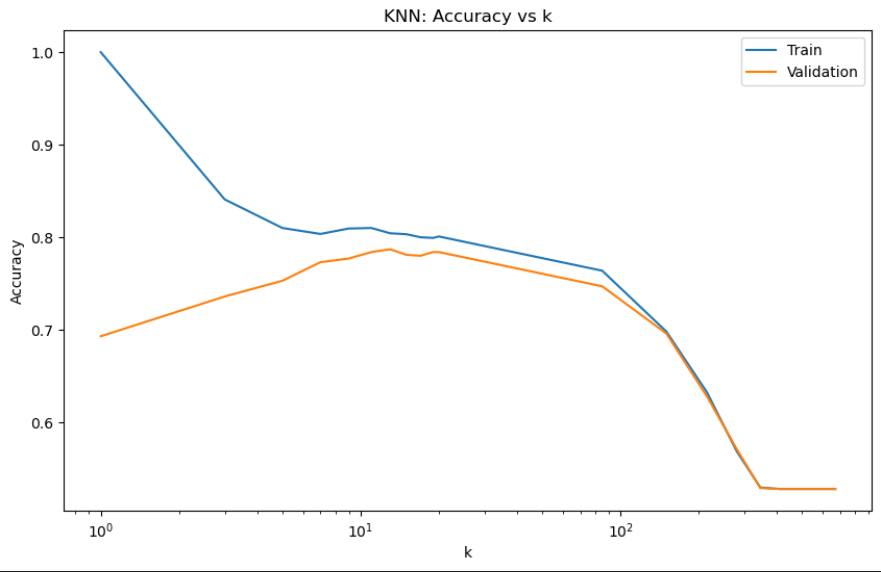
**תרגיל בית רטוב 2 – מבוא למערכות לומדות (02360766)**

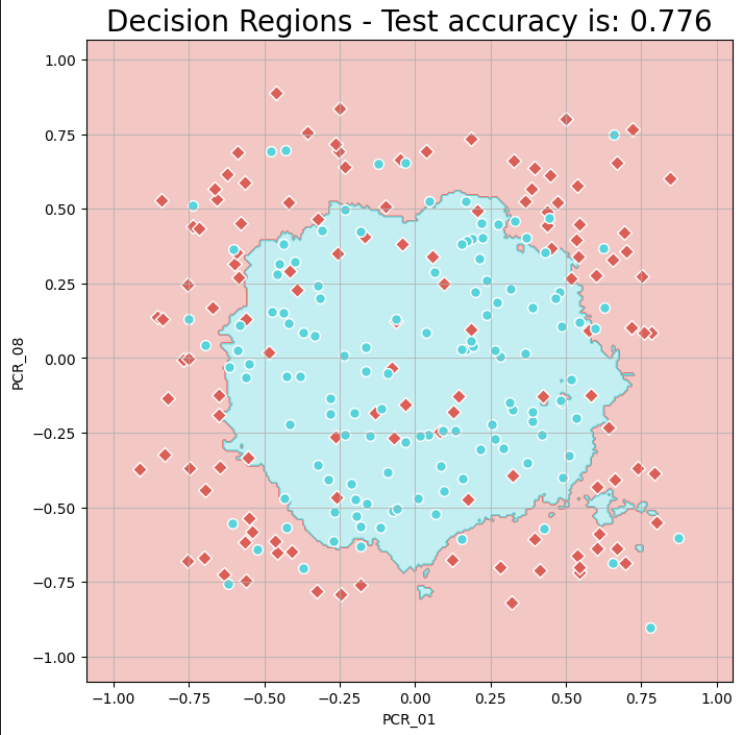
*בן הייטנר – 213930175*

*לילך ביטון – 205764517*

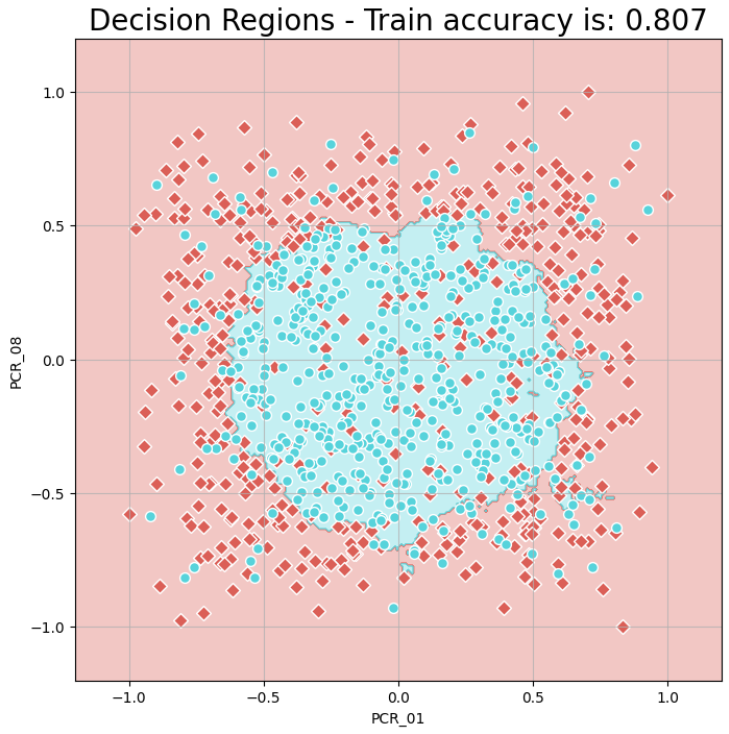
חלק 1: בחירת מודל בסיסי עבור kNN

**(Q2)**  
ה-k הטוב ביותר הוא: 13 (הוא האחד שעבורו מתקבל הדיוק הגבוה ביותר על ה-test data).  
עבור k קטן מאוד (לדוג' 1) נקבל overfitting שכן אזורי ההחלטה תלויים במעט נקודות ועל כן רגישים מאוד לסטיות בנתונים - כל סטיה מקבלת יחס של מקרה רגיל ונפוץ בלי קשר במגמה של הנתונים.  
עבור k גדול מאוד נקבל underfitting מהסיבה ההפוכה – כל מקרה שלא רווח מאוד מקבל יחס של סטייה.

דיוק אימון ממוצע: 80.429%  
דיוק ולידציה ממוצע: 78.7%

**(Q3)**

דיוק אימון: 77.6%



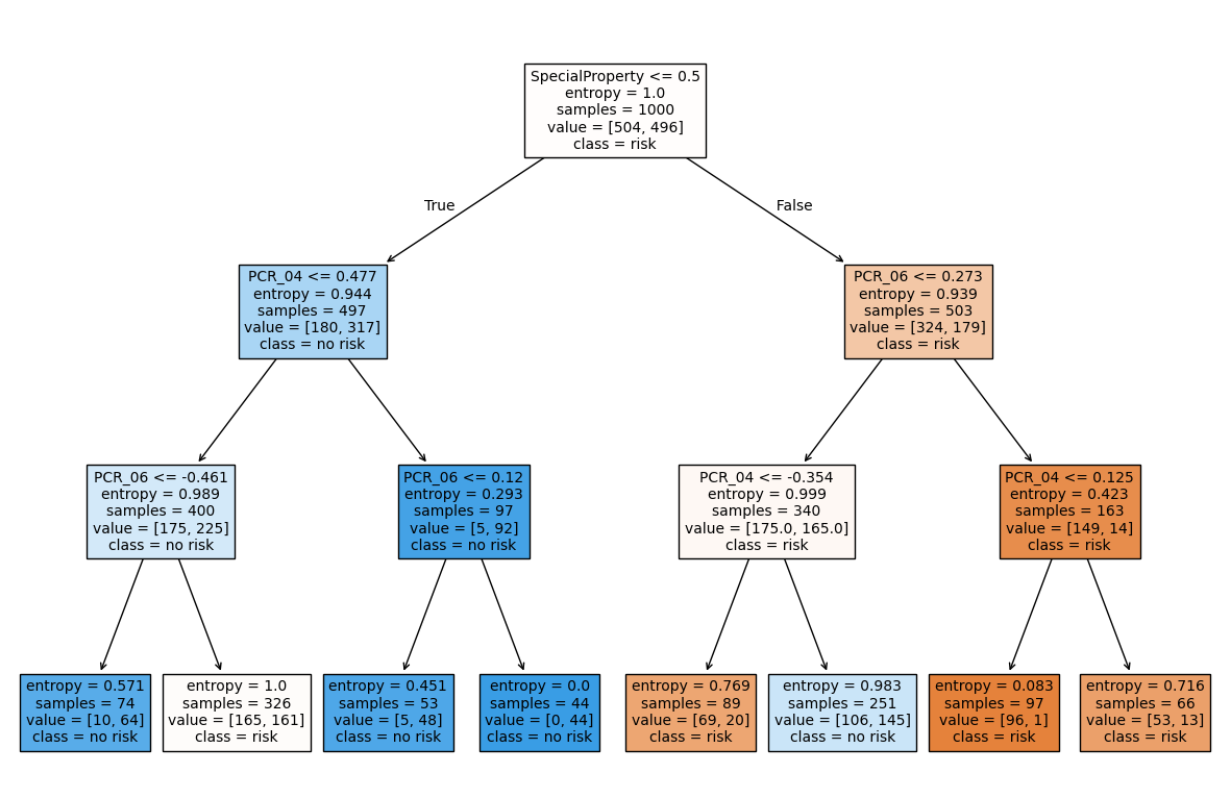
**(Q4)**

ב-Q1 השתמשנו במודל עם k=1 וכפי שציינו ב-Q2 זה גורר ל-overfitting קיצוני כתוצאה מרגישות יתר של המודל לסטיות. לעומת זאת, ב-Q3 ע"י tuning של ה-k קיבלנו אזורי החלטה שמייצגים את המגמה של הנתונים ע"י איזון הרגישות לסטיות נקודתיות. עבור k-ים גדולים מ-13 נתחיל לקבל underfitting וכפי שראינו עבור ב-Q1 עבור k-ים קטנים מ-13 נקבל overfitting.

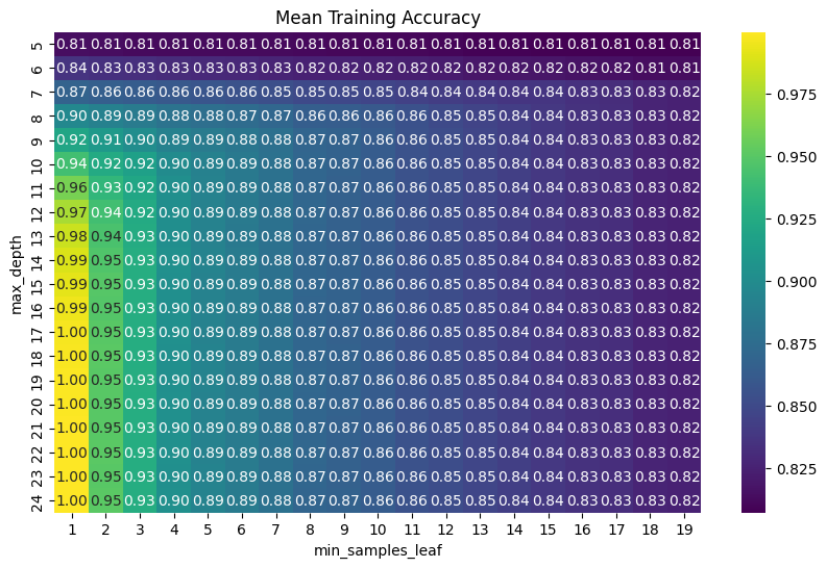
חלק 2: עצי החלטה

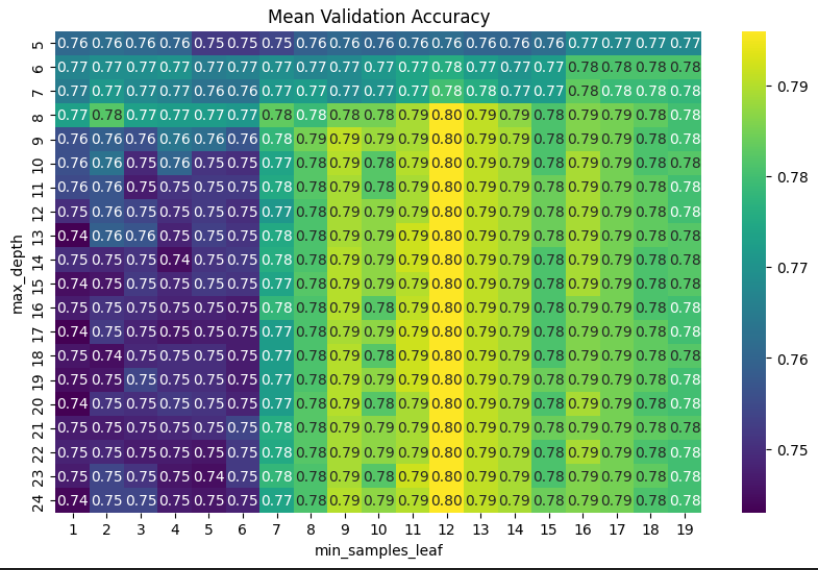
**(Q5)**

דיוק אימון: 68.4%



**(Q6)**





צירוף מיטבי (מקנה דיוק ולידציה ממוצע גבוה ביותר):  
min\_sample\_leaf: 12.  
max\_depth: 8.  
  
Underfitting:  
min\_sample\_leaf: 19.  
max\_depth: 5.  
  
Overfitting:  
min\_sample\_leaf: 1.  
max\_depth: 24.  
  
min\_sample\_leaf משפיע על הרגישות של המודל לסטיות. ככל שיותר נמוך, יותר קל ליצור עלה עבור סטייה וככל שהוא יותר גבוהה יותר קשה ליצור עלה אפילו אם הוא מייצג מגמה שאינה סטייה.  
max\_depth משפיע על עוצמת המודל. ככל שהוא יותר נמוך, המודל יכול לעשות פחות פיצולים ויכולתו לתאר התנהגות מוגבלת וככל שהוא יותר גבוה המודל יכול לעשות יותר פיצולים ולעשות fit ליותר מקרים שונים.  
ניתן להבין שעבור min\_sample\_leaf גבוה ו-max\_depth נמוך נקבל underfitting כי יהיה לנו מודל שמסוגל לעשות מעט פיצולים ומאוד מקשה בסילדתו להתנהגויות שאינן רווחות מספיק. כמו כן, במקרה ההפוך נקבל overfitting כי המודל מסוגל לעשות פיצולים רבים ומאוד רגיש לסטיות ועל כן יצור מקרה לכל סטייה. נבחין שאלה אכן מתארים את המקרים שתיארנו לעיל (כאשר נמוך וגבוה זה ביחס לערכים בצירוף המיטבי).

**(Q7)**

מספר הקומבינציות השונות שווה למכפלת גדלי הטווחים של ההיפר-פרמטרים. במקרה שלנו עבור שתי היפר-פרמטרים עם טווחים 20 ו-19 קיבלנו 380 קומבינציות. בהינתן היפרפרמטר נוסף, מספר הקומבינציות היה מוכפל בגודל הטווח של ההיפר-פרמטר החדש.

**(Q8)**

דיוק מבחן: 80.4%

חלק 3: SVM לינארי והגרעין הפולינומי

**(Q9)**

A graph with a line

Description automatically generated

נבחין ראשית כי ההבדלים (ה-residuals) קטנים יחסית עבור כל . עם זאת, ניתן לראות שמתקבלת מעיין מגמה לינארית: גדל – residual גדל.  
ניתן להצדיק את הקשר הכמעט לינארי הזה ע"י כך שככל ש- גדול יותר, כך החישוב הנומרי פחות מדויק ולכן מתרחק מהאנליטי בערך באותו סדר גודל.

**Q10))**

ניתן לראות לפי גרף דיוק האימון כי המודל במהרה מתקבע על רמת דיוק קרובה ל-50% ולמרות תזוזות קטנות ומרובות, לטובה ולרעה, לאורך הריצה, הדיוק נשאר בערך אותו הדבר (נשאר רע). מגרף ה-loss ניתן לראות דבר דומה. התקבעות מהירה על loss גבוה מדי והישארות על ערך דומה לאורך הריצה. זה יחד עם גרף אזורי ההחלטה מביא לתיאום עם הציפיות בהינתן ה-lr. קצב הלמידה קטן הרבה יותר מדי וזה גורר שינויים מרובים וקטנים מדי שלא מקרבים אותנו למעוז חפצינו – מודל עם דיוק גבוה.

**Q11))**

**A graph of a graph of a graph

Description automatically generated with medium confidence**

A graph of a graph and a graph of a graph

Description automatically generated

A graph of a graph of a graph

Description automatically generated with medium confidence

A graph of blue lines

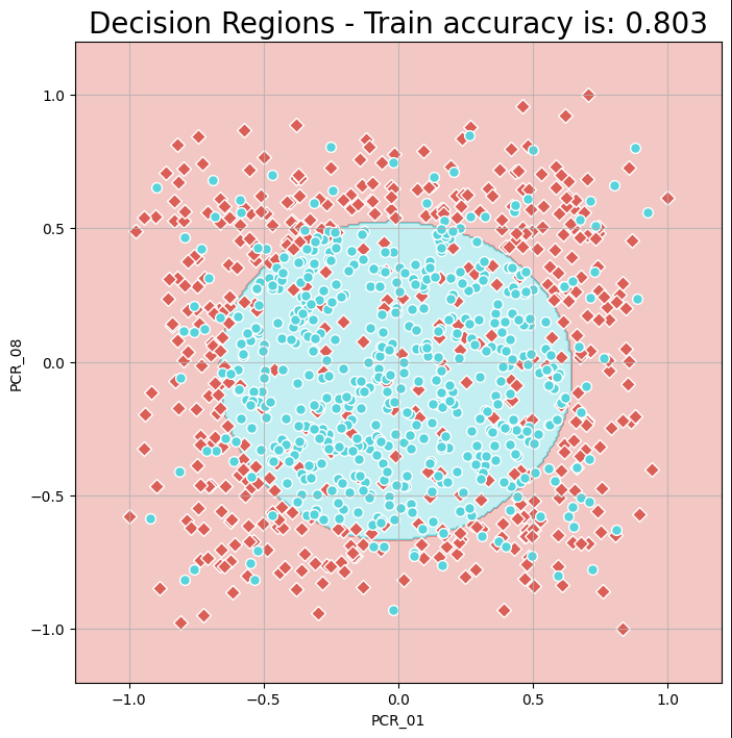
Description automatically generated with medium confidence

A graph of blue lines

Description automatically generated with medium confidence

קצב הלמידה שהיינו בוחרים הוא כי הוא מקנה התכנסות יציבה ל-loss נמוך ודיוק גבוה ביחס לאחרים. עבור ערכים קטנים יותר לא מקבלים תוצאות טובות באותה המידה ועבור רערכים גדולים יותר נקבל רעש אקססיבי שגם פוגע בתוצאות.

**A diagram of a test

Description automatically generatedQ12))**

דיוק אימון: 80.3%  
דיוק מבחן: 78.8%

חלק 4: גרעין RBF

**Q13))**

סעיף 1:

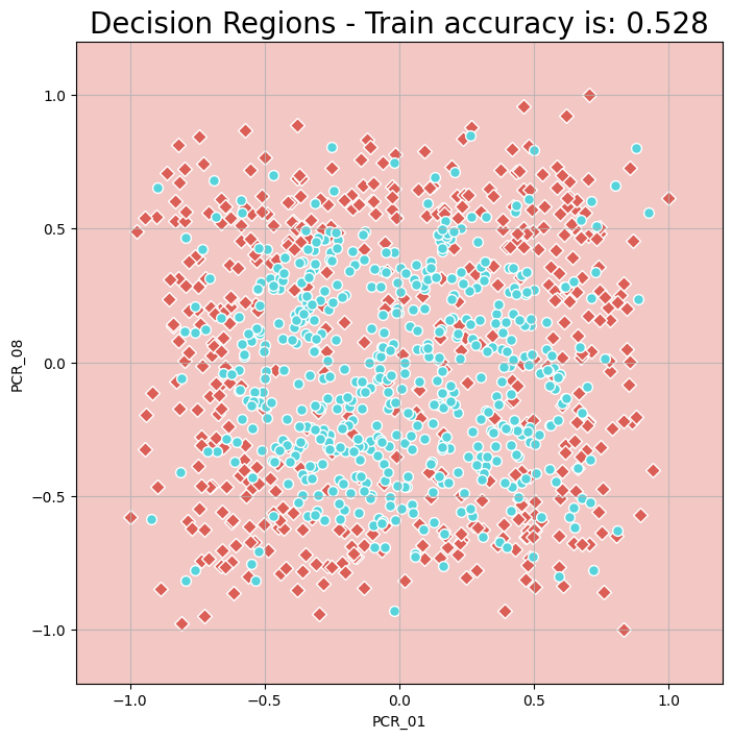
1. לילך
2. לילך

סעיף 2:

1. לילך
2. לילך
3. בסעיף קודם הראינו כי מכפלה סקלרית של קרנלים מוגדרים היטב היא בעצמה קרנל מוגדר היטב. כמו כן, בסעיפים b ו-c, בהתאמה, הראינו ש- ו- הם קרנלים מוגדרים היטב. נבחין כי מתקיים:  
   ולכן, הוא קרנל מוגדר היטב.
4. הקרנל שהחבר הציע עדיף כיוון שהוא משלב את האיחוד והחיתוך של הקבוצות ובכך למעשה יכול לתפוס את הדמיון בין קבוצות באופן מחוכם יותר. כלומר, יש לקרנל מידע על דמיון וכן על אי דמיון בין הקבוצות ועל כן הוא יכול "להסיק" יותר על הקשר בין הקבוצות. לדוג' ניתן לדעת את הגדלים של הקבוצות.
5. נציע את הקרנל הבא:  
   באותו אופן שהקרנל של החבר הוסיף מידע שימושי, נרצה למנף גם מידע אינדיבידואלי על כל אחת מהקבוצות בשאיפה שזה ישפר את הקרנל. בנוסף אם נוסיף היפר-פרמטרים על כל אחד מהמדדים שלנו (חיתוך, איחוד ואינדיבידואלים) נאפשר לקרנל יכולת tuning שסביר שתחזק אותו אף יותר. האם הגזמנו? האם הקרנל הזה מוגדר היטב? אולי אך זה לא עיקר הסעיף.

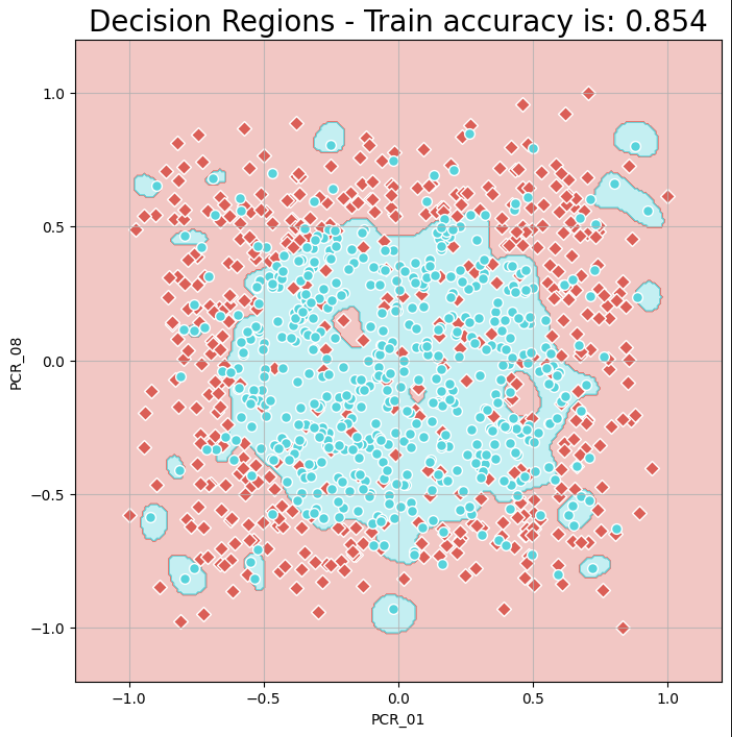
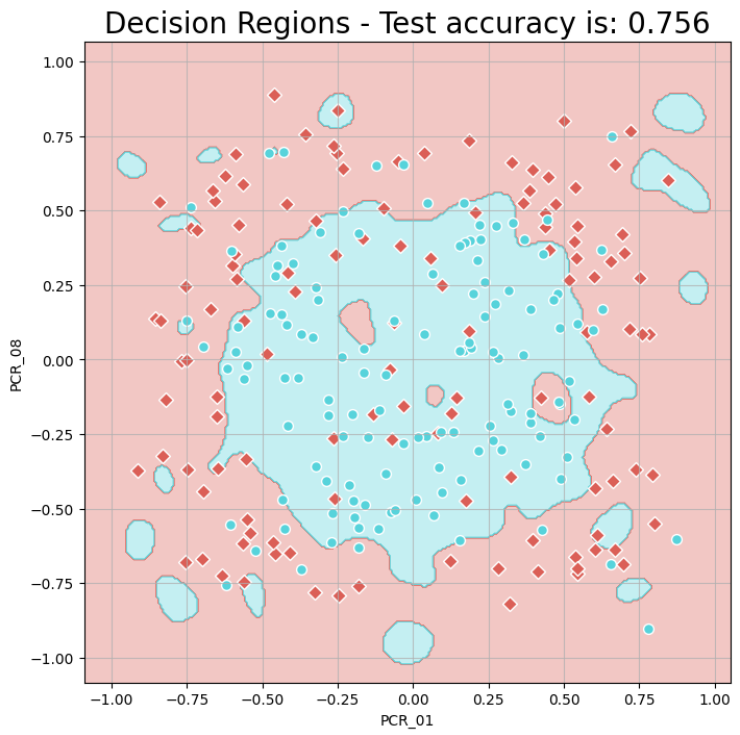
A graph with red and blue dots

Description automatically generated**Q14))**

****

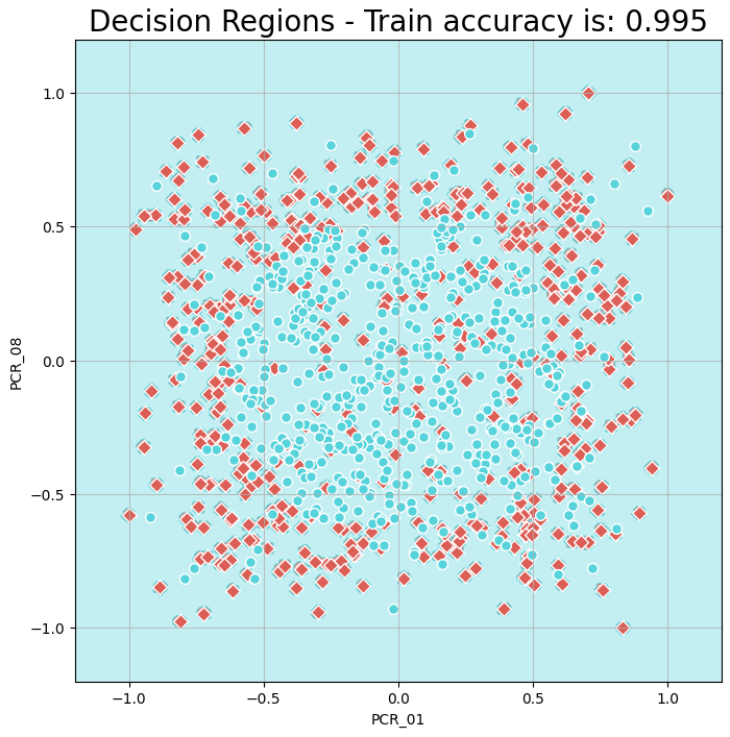
דיוק אימון: 52.5%  
דיוק מבחן: 51.2%

ניתן להבחין כי יש underfitting. מצד אחד יש דיוק נמוך על נתוני המבחן אבל מצד שני יש דיוק דומה עבור נתוני האימון – המודל לא מצליח לתאר את מגמת הנתונים בכלל. כלומר, underfitting.

**Q15))**

דיוק אימון: 85.4%  
דיוק מבחן: 75.6%

המודלים אכן נותנים אזורי החלטה דומים יחסית עם דיוק קרוב. ההבדל הניכר בין תוצאות המודלים הוא ה"איים" שיש בגרף אזורי ההחלטה של ה-RBF. איים אלה נוצרים מהתהליך בו RBF מוצא את הפונקציה המתאימה ליצירת אזורי ההחלטה ולא יכלו להיווצר ע"י kNN (לדוג' אי כחול שקרוב להרבה יותר נקודות אדומות מכחולות). האיים האלה הם overfitting שנוצרים מהעוצמה של גרעין RBF ופוגעים מעט בדיוק מודל זה ביחס למודל ה-kNN.

A diagram of a test

Description automatically generated with medium confidence**Q16))**

דיוק אימון: 99.5%  
דיוק מבחן: 59.2%

ניתן להבחין כי יש overfitting. מצד אחד יש דיוק נמוך על נתוני המבחן אבל מצד שני יש דיוק גבוה מאוד (כמעט מושלם) עבור נתוני האימון – המודל מתאר את נתוני האימון ואותם בלבד. כלומר, overfitting.