

מעבדה בהנדסה ביו-רפואית 3 (עיבוד אותות)

מעבדה מס' 5 – ECG

שמות המגישים :

מור יוסף 318476850

מיכאל פולוניק 203833041

שם המדריך :

הנא

תאריך הגשה :

11.1.2021

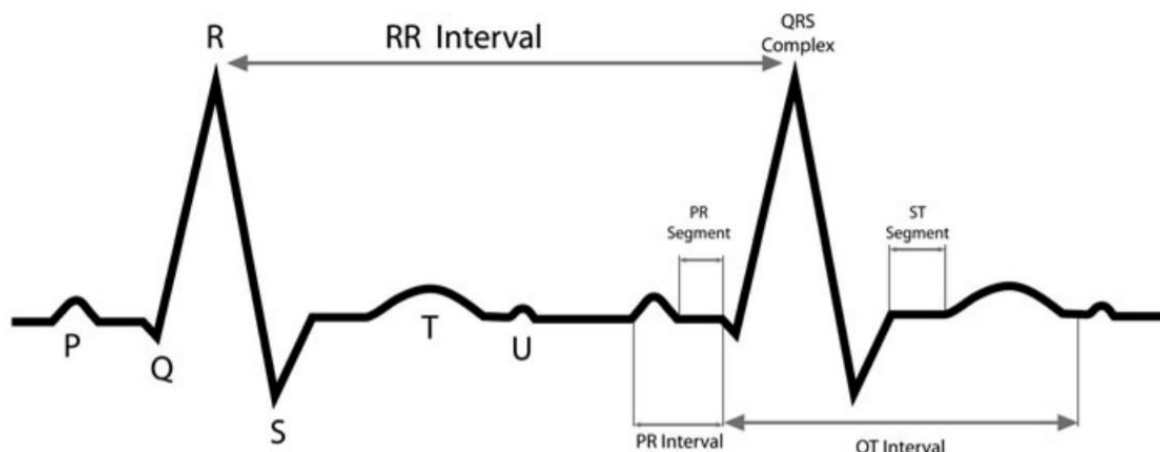
תוכן עניינים:

3	2. רקע תיאורטי
3	אות ה-ECG
4	למידת מכונה ולמידה עמוקה
6	2. ניסויים
6	ניסוי 1 – רעשים באות ה-ECG
6	סעיף 1
6	סעיף 2
7	סעיף 3
9	סעיף 4
11	סעיף 5
12	ניסוי 2 – <i>Machine learning for AF classification</i>
12	סעיף 1
13	סעיף 5
13	סעיף 10
14	סעיף 11
15	סעיף 12
16	ניסוי 3 – <i>Deep learning for AF classification</i>
21	ניסוי 4 – הצגה של אות ECG בעזרת ממשק GUI
23	3. מקורות

2. רקע תיאורטי

אות ה-ECG

1. אות ה-ECG מציג את הפעילות החשמלית של הלב ומחולק למספק מקטעים: הקו האיזואלקטרי – קו אופקי שבו אין פעילות חשמלית של הלב, סגמנטים – חלקים של קו איזואלקטרי בין גלים ואינטרוולים – הזמן בין סגמנטים של גלים סמוכים.
גל ה-P הוא הראשון ברצף ה-ECG והוא תוצאה של הדה-פולריזציה של העליות. קומפלקס ה-QRS הוא ההבא בתור ונוצר מהדה-פולריזציה של החדרים. לאחר מכן יופיע גל ה-T שמבטא את הרה-פולריזציה של החדרים ובערך ברבע מהאוכלוסיה מופיע לאחריו גל ה-U.
אינטרוול ה-PQ מהווה את זמן ההשהיה של הפולס החשמלי ה-AV node, בדומה – אינטרוול ה-ST מצביע על רה-פולריזציית החדרים. אינטרוול ה-QT מייצג את זמן הדה-ורה-פולריזציה של החדרים, לבסוף אינטרוול ה-TP מייצג את הזמן שהו הלב נמצא בשלב הדיאסטולה. אינטרוול ה-RR מייצג מחזור אחד שלם של הלב ולכן משמש לחישוב קצב הלב. [1]



איור 1: הגלים, סגמנטים ואינטרוולים של סיגנל ה-ECG [1]

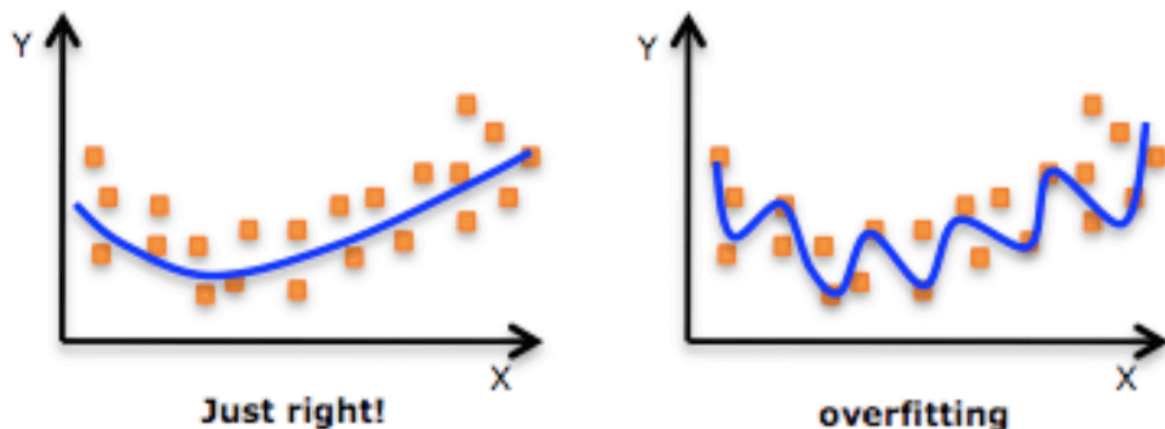
2. הסוגים השונים של רעשים הנמצאים באות ה-ECG הם:
רעש אלקטרודות – רעש הנוצר כתוצאה משינוי באימפדנס בין האלקטרודות לבין גוף הנבדק. שינוי זה באימפדנס קורה כתוצאה ממגוון סיבות סביבתיות ולרוב יימצא בתדרים הנמוכים. מבחינת פונקציית האוטוקורלציה שלו נצפה לקבל פיק באפס ולא מעבר, שכן זהו אות שאינו מחזורי.
רעש נשימה – רעש הנוצר כתוצאה מנשימות הנבדק ולכן יימצא בתדירויות נמוכות מאוד (12-20 נשימות בדקה). פונקציית האוטוקורלציה של רעש זה תהיה מחזורית, שכן הסיגנל עצמו מחזורי.
רעש שרירים – רעש הנגרם מפעילות שרירי השלד. הבעיה המרכזית של רעש מסוג זה היא העובדה שהתדרים שלו חופפים לתדרי ה-ECG ובכך מפריעים לסיגנל עצמו גם לאחר הסינון. ספקטרום הרעש מכסה את התדרים 20-80Hz, לכן מקשה על סינונו. גם כאן מכיוון שמדובר ברעש שאינו מחזורי לא נוכל לצפות לפונקציית אוטוקורלציה מחזורית אלא בעלת פיק בודד באפס.

רעש רשת – רעש המופיע כתוצאה מחיבור לרשת חשמל. נמצא בתדר של 50 או 60 Hz ולכן קל מאוד לסינון. [1]

למידת מכונה ולמידה עמוקה

1. למידת מכונה מפוקחת מוגדרת כשימוש בדאטא סט מתויג על מנת לבנות אלגוריתם סיווג. באמצעות הדאטא המתויג האלגוריתם לומד את המשקלים הנכונים לכל הפיצ'רים של כל אחד מהאובייקטים ובכך יודע איך לסווג מידע חדש. לרוב בתהליך הלמידה מתבצע שימוש בקרוסוולידציה על מנת לדייק את המודל. הקרוס וולידציה היא שיטה לאימון מודל בה הסט אימון מחולק לשני חלקים (לא שווים בגודלם) ומאומן על החלק הגדול ונבדק על החלק הקטן מבין השניים. בצורה כזו המודל מאומן ונבדק על דאטא סטים שונים. מספר חזרות של הקרוס וולידציה יניבו תוצאות טובות יותר מאשר אימון על הדאטא סט המלא. [2] שתי דוגמאות לאלגוריתמים של למידה מונחית הינם עצי החלטה ו-SVM שעליהם נרחיב בהמשך.
2. שיטת ה-*gradient decent* היא בעצם שיטה למינימיזציה של פונקציה (לרוב השגיאה). בשיטה זו בכל צעד זמן (איטרציה) נלקחת הנקודה האחרונה בה בחרנו ומחסירים ממנה צעד זמן מוגדל כפול הגרדיאנט – כלומר הורדת צעד זמן בכיוון ההפוך מהגרדיאנט על מנת להגיע למינימום. בלמידת מכונה ולמידה עמוקה השימוש של גרדיאנט זה מתבטא בחישוב ומינימיזציה של השגיאה של האלגוריתם.
3. פונקציית *LOSS* מגדירה לנו את הטעויות של האלגוריתם שלנו אשר מתאמן על דאטא סט מתויג. כלומר תחזיר 1 עבור שגיאה באלגוריתם ו-0 עבור חיזוי אמת.
4. *SVM* (*support vector machine*) הוא מודל סיווג מבוקר לינארי. מטרתו של מודל זה היא למצוא מישור אשר מפריד בין הקבוצות במרחב הפיצ'רים ובעיית האופטימיזציה שלו היא למצוא את המישור בעל השוליים הרחבים ביותר, כך שההפרדה בין הקבוצות תהיה המובהקת ביותר. [3] לכן שלבי הלמידה שלו פשוטים ביותר, כוללים קליטה של הדאטא המתויג ומציאת המישור המפריד בין הקבוצות בצורה הטובה ביותר.
5. שלבי הלמידה של רשת נוירונים מורכבת מ-*forward propagation* ו-*backward propagation*. בשלב הראשון הדאטא המתויג נכנס לרשת לשכבה הראשונה ובין כל שתי שכבות נמצאים ערוצים. לכל אחד מהערוצים האלו יש משקל מספרי וכל אחת מהכניסות של הרשת מוכפלת במשקל והסכום של כל הכניסות מוכפלות במשקלי הערוצים נכנס לאיבר מסוים בשכבה הנסתרת. איברי השכבות הנסתרות מכילים גם הם ערך מספרי שמיוחס כ-*bias* ומתווסף לסכום הכניסות המשוקללות שנכנס אליו. לאחר מכן, כל איבר נכנס לפונקציית אקטיבציה שמציבה סף למעבר לשכבה הנסתרת הבאה, אשר בדרך אליה נמצאים הערוצים וכל איבר בה מכיל ערך מספרי (ה-*bias*) נוסף וכך עד לסיווג האחרון. בשלב השני (*back propagation*) מחושבת השגיאה של התוצאה שהתקבלה ביחס לדאטא המתויג שנכנס לרשת. השגיאה המחושבת מורכבת מגודל וכיוון והמידע הזה מועבר אחורנית ברשת ובהתאם לכך המשקלים של הערוצים משתנים. שני צעדים אלו נעשים שוב ושוב עד שהשגיאות עונות על סף מוגדר וכך הרשמת מתאמנת.
6. מחלקים את הדאטא לאימון ומבחן על מנת להגיע לתוצאות כלליות יותר ולהימנע מ-*overfitting*. אם נאמן את המודל ונבחן אותו על אותו הדאטא סט נקבל מודל המותאם ספציפית לדאטא שלנו

- ולא בהכרח יסווג דאטא חדש בצורה טובה. כלומר ערכי הדיוק שנקבל עבור המודל לא יהיו אמינים. הדאטא טסט מאפשר לנו לבחון את המודל שלנו בצורה אמינה יותר כדאטא חיצוני שלא עליו נבנה המודל. שגיאה גדולה בדאטא המבחן יכולה להעיד על מסווג לא טוב או על חוסר בשונות של הדאטא אימון. לעומת זאת, שגיאה קטנה מדי בדאטא אימון יכולה להעיד על *overfitting* של המודל ותגרור שגיאה גדולה מאוד בדאטא טסט.
7. דאטא וולידציה נועדה לוודא את הדיוק והנכונות של הדאטא הקיים. וולדוצ של דאטא זה על המודל הקיים אמור להניב תוצאות טובות מאחר ועליו נבנה המודל.
8. *Overfitting* מתאר מצב שבו המודל המאומן התאים את עצמו ספציפית לדאטא אימון במקום לבנות מודל כללי. זאת כפי שניתן לראות באיור 2.



איור 2 : דוגמא ל-*overfitting* [4]

9. אם בדאטא יש יותר דגימות של קבוצה אחת מאשר האחרת האימון של המסווג או הרשת עלול להיות מוטה כך שבזמן אמת איברים רבים יותר יסווגו בקבוצה הגדולה יותר. השונות של הקבוצה הקטנה לא תהיה מספיק רחבה על מנת להכניס פריטים חדשים של אותה הקבוצה בסיווג.

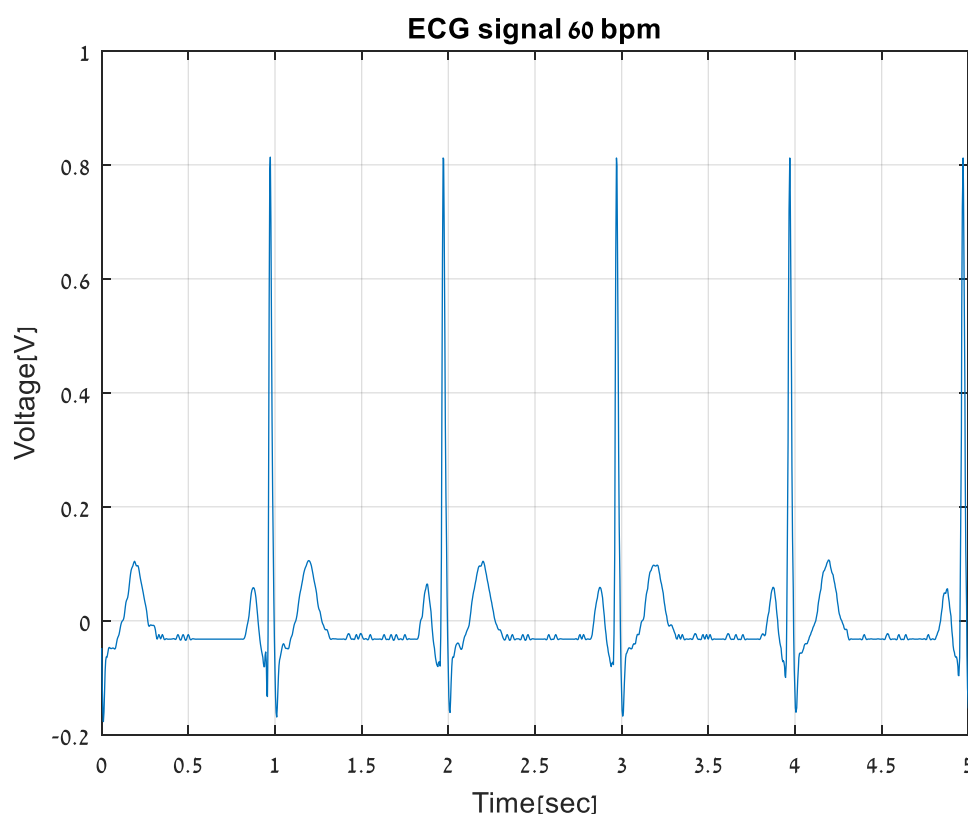
2. ניסויים

ניסוי 1 – רעשים באות ה-ECG

סעיף 1

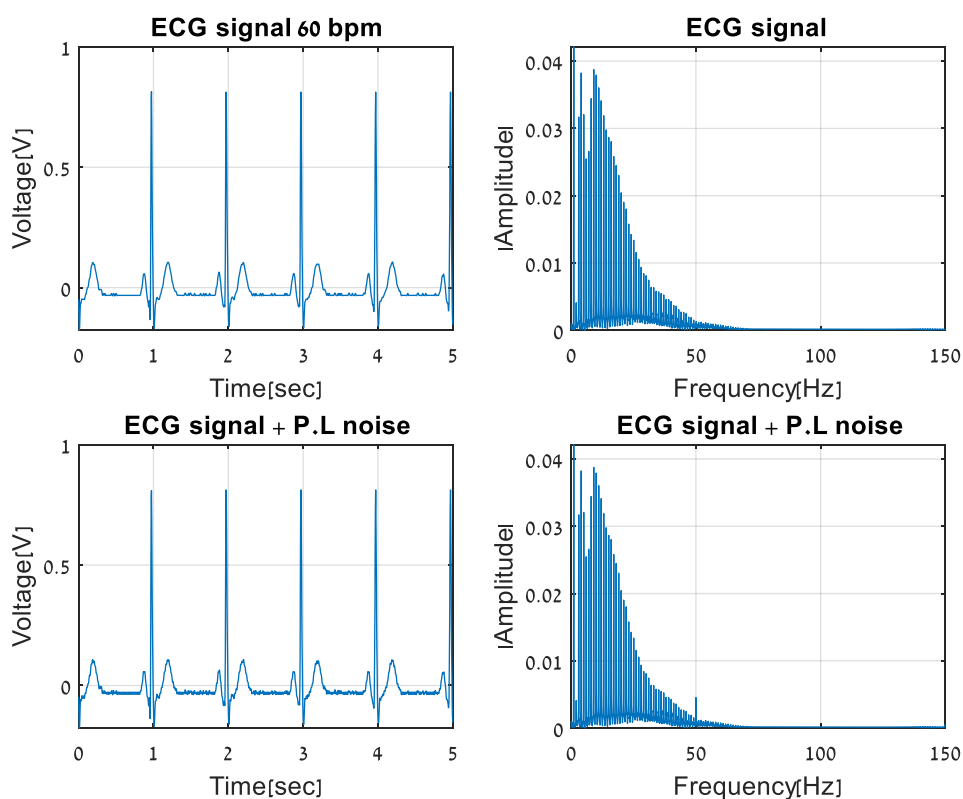
עבור רעשי ה-EMG נוכל להשתמש במסנן LP מכיוון שמדובר בתדרים גבוהים יותר מטווח התדרים של ה-ECG. נבחר מסנן IIR עם תדר קיטעון של 50Hz מסוג $butterworth$. עבור רעש רשת נשתמש ב- $notch\ filter$. על מנת לפגוע כמה שפחות בתדרים הרלוונטיים ל-ECG, המסנן שבנינו הוא $notch\ IIR$ עם תדר הנחתה של 50Hz . על מנת לסנן את רעשי הנשימה ותזוזות האלקטרודות נשתמש ב- BSF מכיוון שאלו נמצאים בתדרים נמוכים מאוד ביחס לסיגנל ה-ECG הכללי. בנינו BPF מסוג $butterworth\ IIR$ עם תדר עצירה של 0.5Hz ותדר מעבר של 1Hz .

סעיף 2



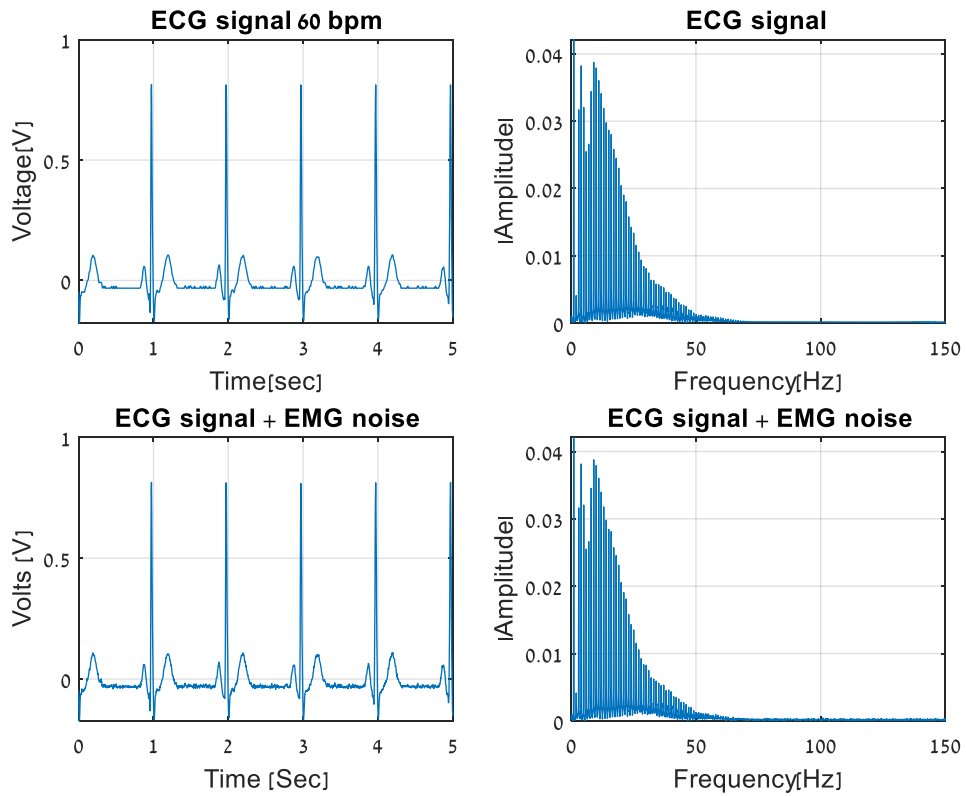
איור 3: מקטע של 5 שניות של אות ה-ECG המסונתז שהוקלט במעבדה 1

באיור 3 ניתן לראות מקטע באורך 5 שניות מהסיגנל ה-ECG המסונתז שהוקלט קודם לכן במעבדה מספר 1.



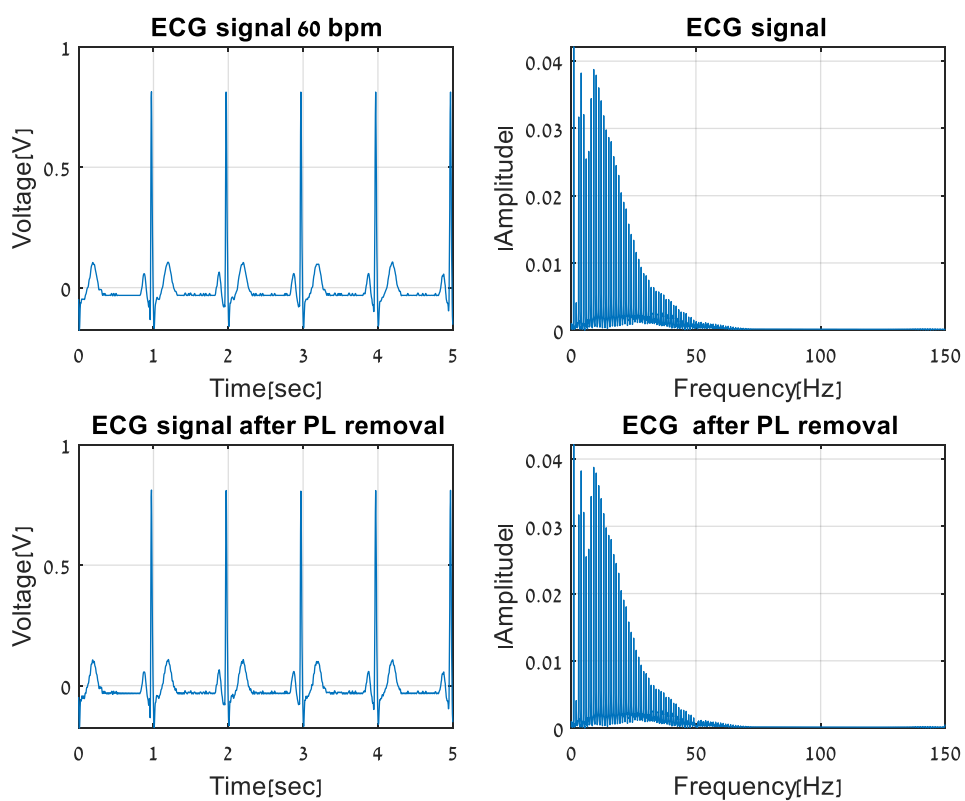
איור 4: בגרפים העליונים: מימין – אות ה-ECG המקורי, משמאל – ספקטרום האות. בגרפים התחתונים: משמאל – אות ה-ECG המורעש ברעש רשת, מימין – ספקטרום האות המורעש ברעש רשת

באיור 4 ניתן לראות את הסיגנל המקורי וסיגנל מורעש ברעש רשת ואת הספקטרומים שלהם. כאשר הוספנו את רעש הרשת ניתן לראות שקיבלנו קיום מודגש של התדר 50Hz בספקטרום של הסיגנל המורעש שלא קיים בספקטרום של הסיגנל המקורי.



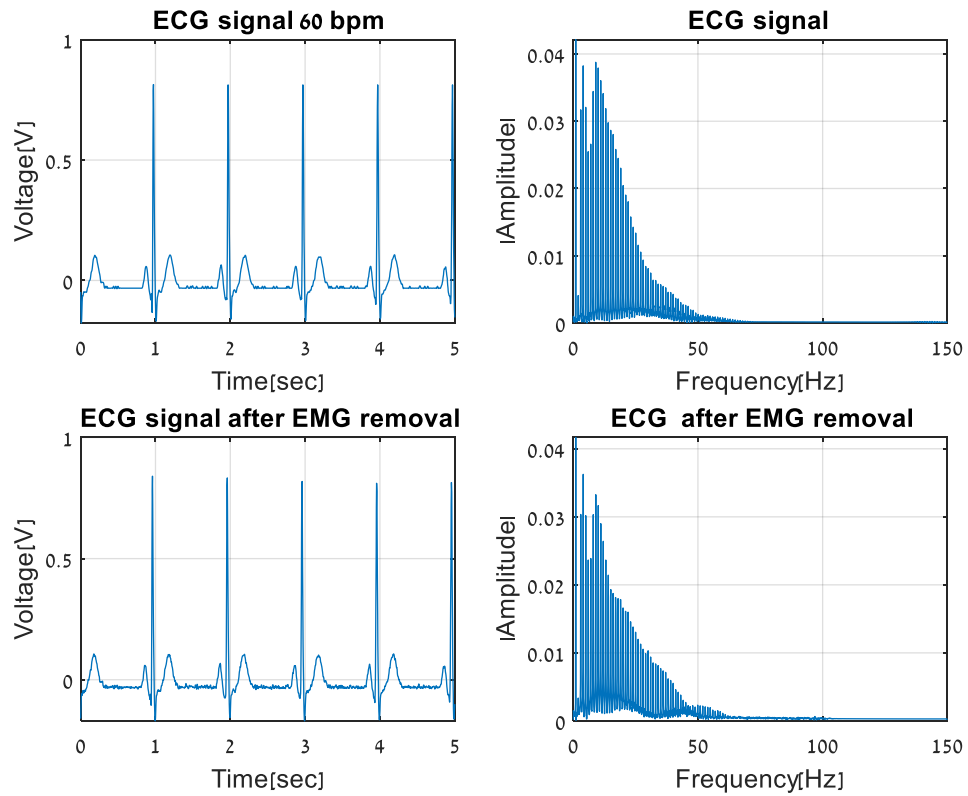
איור 5: בגרפים העליונים: מימין – אות ה-ECG המקורי, משמאל – ספקטרום האות. בגרפים התחתונים: משמאל – אות ה-ECG המורעש ברעש EMG, מימין – ספקטרום האות המורעש ברעש EMG

באיור 5 ניתן לראות את הסיגנל המקורי וסיגנל מורעש ברעש EMG ואת הספקטרומים שלהם. מכיוון שטווח התדרים של אות EMG הוא נמוך וה-SNR שהתבקשנו להגיע אליו הוא גדול קשה להבחין ברעש בעיניים במיוחד בספקטרום. בסיגנל המורעש ניתן לראות מעט רעש בעיקר בחלקים השטוחים של הסיגנל.



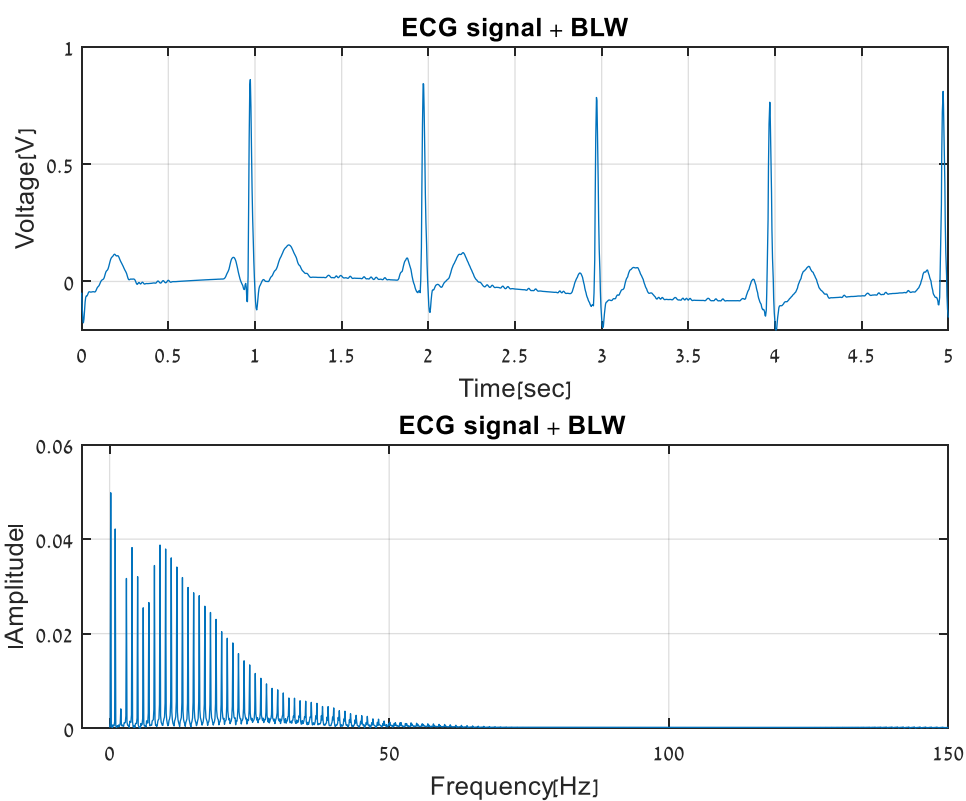
איור 6: בגרפים העליונים: מימין – אות ה-*ECG* המקורי, משמאל – ספקטרום האות. בגרפים התחתונים: משמאל – אות ה-*ECG* המסונן מרעש רשת, מימין – ספקטרום האות מסונן מרעש רשת

באיור 6 השתמשנו בפילטר *notch* על מנת לסנן את רעש הרשת ב- 50Hz ובהחלט ניתן לראות שקיבלנו סיגנל וספקטרום דומים למקור למעט הנחתה בספקטרום באזור ה- 50Hz .



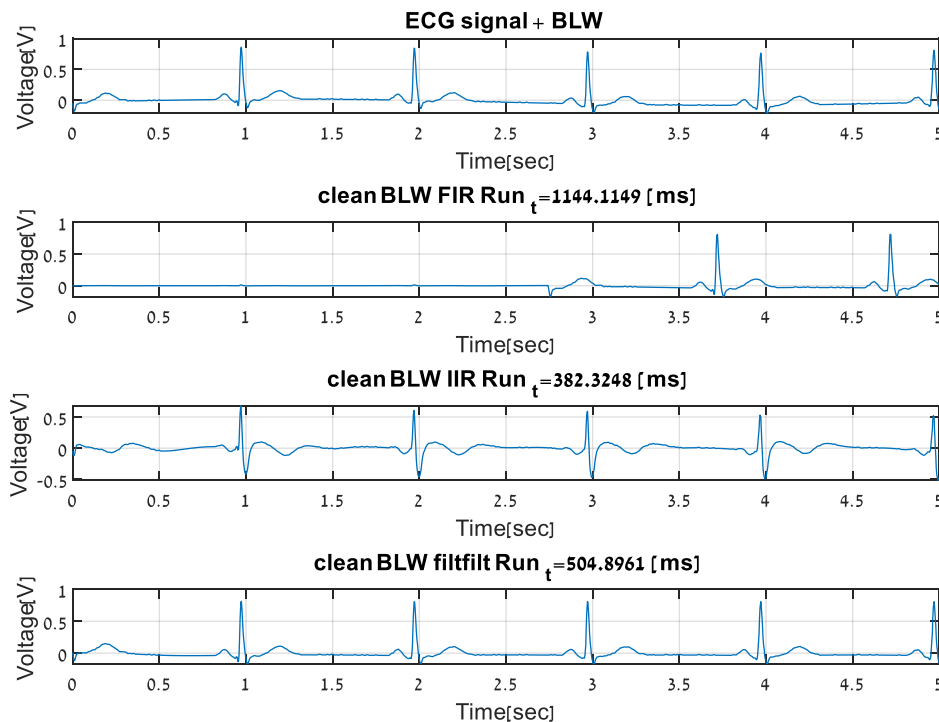
איור 7: בגרפים העליונים: מימין – אות ה-*ECG* המקורי, משמאל – ספקטרום האות. בגרפים התחתונים: משמאל – אות ה-*ECG* המסונן מרעש *EMG*, מימין – ספקטרום האות המסונן מרעש *EMG*

באיור 7 ניתן לראות את הסיגנל המקורי ואת הסיגנל המסונן ע"י *LP* עם תדר קיטעון של 50Hz . ניתן לראות את הגליות של המסנן בתדר אך מאוד קשה להבדיל בשוני של הסיגנל בזמן כתוצאה מה-*SNR* הגבוה יחסית.



איור 8: למעלה – סיגנל ה-ECG עם רעש נשימה, למטה – ספקטרום האות המורעש ברעשי נשימה

באיור 8 ניתן לראות את הסיגנל המורעש ברעשי נשימה ואת הספקטרום. ניתן לראות שקשה מאוד לראות את הרעש בספקטרום והוא בעיקר בולט לעין בסיגנל הזמני.



איור 9: מלמעלה למטה – סיגנל ה-ECG המורעש ברעשי נשימה, סיגנל ה-ECG המסונן מרעשי נשימה באמצעות מסנן FIR, סיגנל ה-ECG המסונן מרעשי נשימה באמצעות מסנן IIR, סיגנל ה-ECG המסונן מרעשי נשימה באמצעות פונקציית filtfilt ומסנן IIR

באיור 9 ניתן לראות את סיגנל ה-ECG המורעש ברעשי נשימה ואת הדרכים השונות בהן סיננו אותו. בגרף השני מלמעלה ניתן לראות את ההשהיה שציפינו מהמסנן ליצור, ובגרף השלישי מלמעלה ניתן לראות את העיוות שנוצר בסיגנל כתוצאה מהפאזה הלא לינארית של המסנן. לבסוף בגרף התחתון ניתן לראות את השיפור שפונקציית filtfilt תורמת. פונקציה זו מעבירה את הסיגנל פעמיים במסנן ובכך מבטלת את ההשפעה של הפאזה ואת עיוות הסיגנל. כמו כן, ניתן לראות שזמן הריצה של מסנן זה הוא הגבוה ביותר מבין כל השלושה אך נתן את התוצאה הטובה ביותר.

ניסוי 2 – Machine learning for AF classification

סעיף 1

פרפור עליות (atrial fibrillation) היא תופעה בה קוצב הלב של העליות פועל בצורה כאוטית ומהירה (atrial tachyarrhythmia). היא יכולה להופיע בהתקפים או באופן רציף. ב-AF רציף ניתן להבחין בין שני מקרים - מתמיד שניתן לטפל בו באמצעות תרופות וקבוע שניתן לחיות איתו. ב-AF הפולסים החשמליים של העלייה מגיעים מאזורים שונים בה ולכן גורמים לעליות לפרפר יותר מאשר להתכווץ.

התסמינים בציר הזמן כוללים קצב לא סדיר, היעדר של גלי P, רוחב קומפלקס ה-QRS לרוב קטן מ-120ms וחוסר בבייס ליין אחיד. [5]

בציר התדר נראה שוני באמפליטודה המקסימלית כמו גם בתדרים הקיימים בכללי כתוצאה מהחוסר בגלי P - והשוני בקצב הלב. [6]

סעיף 5

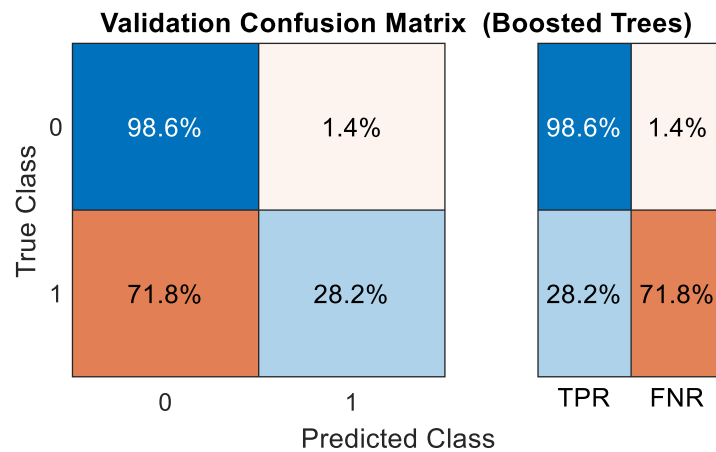
בחרנו את המאפיינים הבאים :

- **שונות של מרווחי ה-RR** מכיוון שקצב לא אחיד הוא אחד מהתסמינים של התופעה נוכל לצפות לקבל שונות גבוהה לערך זה.
- **Spectral centroid** – מדד המשמש להערכת מרכז המסה של האות. נוכל לצפות שיהיה שוני בערך זה כתוצאה מהשוני בסיגנל וספציפית כתוצאה מהיעדר גלי ה- P שנצפה להיעדרותם עבור AF
- **ממוצע מרווחי ה-RR** – מדד לדופק המטופל. למרות שזהו אינו מאפיין אופייני ל- AF ויכולים להיות חולים בעלי דופק גבוה ונמוך כאחד מצאנו שכן יש לו השפעה טובה על המסווג.
- **ממוצע האמפליטודה של טווח התדרים של גלי P** – מכיוון שאחד התסמינים העיקריים ב- ECG של AF הוא היעדרות גלי ה- P נוכל להסתכל על הספקטרום בטווח תדרים אלו ולצפות שהאמפליטודה הממוצעת שלהם תהיה נמוכה יותר מאשר עבור סיגנלים ללא גלי P .
- **אמפליטודת התדירות המקסימלית** – כתוצאה מהשוני בספקטרום האות נוכל לצפות גם לשוני בערך זה.

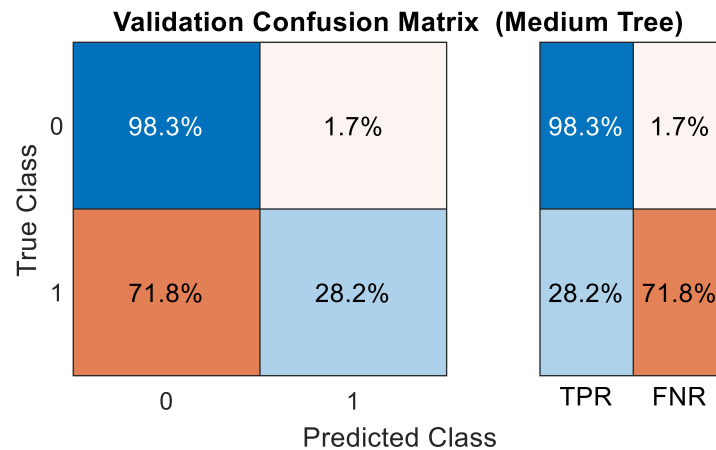
סעיף 10

Ensemble Boosted Trees – סיווג אנסמבל כללי מבוצע ע"י שילוב של מספר מודלים על מנת לשפר את התוצאות של הסיווג. בטכניקת ה-*boosting* מבוצע שילוב של מספר מודלים פשוטים יותר ולאחר כל אחד מהם מתבצעת הערכה של השגיאה ושיפור של המודל הבא לפי השגיאה. *Ensemble boosted trees*, כשמו כן הוא, משתמש במספר מודלים של עצי החלטה, מחשב שגיאות ולפיהן בונה את המודל הבא עד להגעה למודל הסופי. עצי החלטה הם מודלים אשר בנויים ממספר שלבים שבכל אחד מהם מתבצעת החלטה בודדת עד להגעת הסיווג הסופי.

Medium Tree – עצי החלטה הן אחת השיטות הפשוטות של למידת מכונה. בשיטה זו הסיווג מחולק למספר שלבים כאשר בכל שלב יש מספר של החלטות או ספים אשר התשובה עליהן היא בינארית – כלומר כן או לא. כך, לאחר מספר החלטות מתקבלת החלטה.

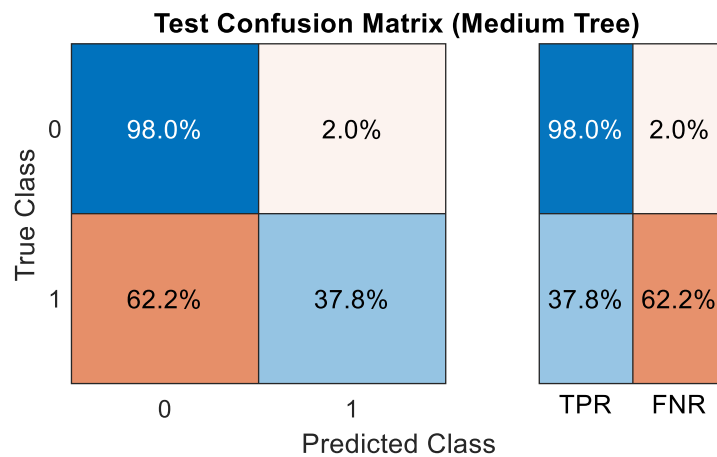


איור 10: מטריצת מבוכה עבור ולידציית מודל ה-*boosted trees* עם דיוק של 89.3%

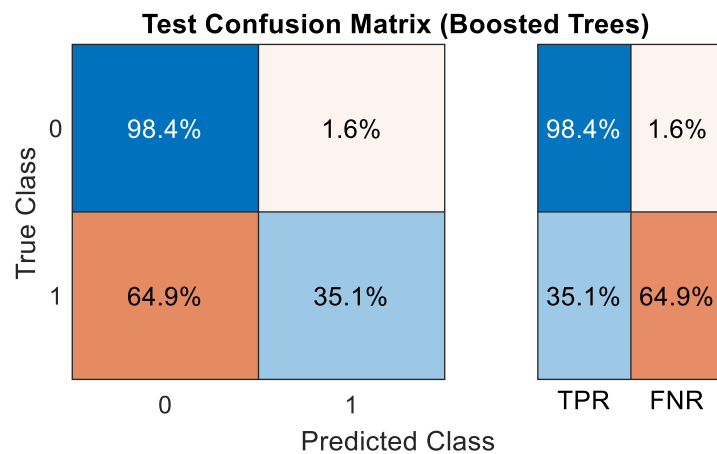


איור 11: מטריצת מבוכה עבור ולידציית מודל ה-*medium trees* עם דיוק של 89.0%

באיורים איור 10 איור 11 ניתן לראות את מטריצות המבוכה של האימון של שני המסווגים שבחרנו. ניתן לראות שעבור העץ הבודד קיבלנו תוצאות טובות פחות מאשר עבור העצים הדחוסים אם נסתכל על ה- TP . עם זאת נוכל לשים לב שההבדל אינו משמעותי ודווקא עבור ה- TN התקבלו תוצאות טובות יותר עבור העץ הבודד. כלומר ההבדלים בין שני סוגי הסיווגים לא היו משמעותיים ויכול להיות שעבור סיווג בזמן אמת נעדיף להשתמש בעץ הבודד שיוכל לבצע את האימון והסיווג בצורה מהירה יותר.



איור 12: מטריצת מבוכה עבור הטסט של מודל ה-*medium tree* עם דיוק של 90.3%



איור 13: מטריצת מבוכה עבור הטסט של מודל ה-*boosted trees* עם דיוק של 90.3%

באיור 12 ואיור 13 ניתן לראות את מטריצות המבוכה שהתקבלו עבור הדאטא סט. ניתן לראות שגם כאן קיבלנו תוצאות טובות יחסית עבור ה-*TP* כלומר אבחוני אמת. עם זאת ניתן לשים לב לירידה משמעותית באחוזי ה-*TN* וכתוצאה מכך עליה ב-*FN*.

טבלה 1: תוצאות המודלים השונים מבחינת דיוק (וולידציה וטסט), מהירות הסיווג וזמן האימון

מודל	Accuracy (Validation) [%]	Accuracy (Test) [%]	Prediction speed [obs/sec]	Training time [sec]
Medium Tree	89.1	90.3	~330000	1.5959
Boosted Trees	89.3	90.3	~33000	3.4771

בטבלה 1 ניתן לראות את הנתונים השונים עבור המודלים. כפי שיכולנו לצפות (מאחר והוא מורכב ממספר מודלים) זמן האימון של מודל ה-*boosted trees* גדול משמעותית מזמן האימון של העץ הבודד. עם זאת ניתן לשים לב שהסיווג של מודל זה מהיר יותר מאשר הסיווג של העץ הבודד.

בנוסף נוכל לשים לב שקיבלנו דיוק של הדאטא מבחן גדול יותר מאשר של הדאטא אימון. קשה מאוד להסביר מצב זה אך מכיוון שההבדלים לא גדולים בהרבה ניתן לקבל את זה כצירוף מקרים.

ניסוי 3 – *Deep learning for AF classification*

בכדי שנוכל לנתח את האותות ברשת נוירונים, אנו צריכים להביא את כל האותות לאותו אורך. בכדי לעשות זאת שמנו לב לשני מקרים. מקרה ראשון בו האות אורך יותר מ 3600 דגימות. במקרה כזה, מצאנו את המרכז של האות, והצגנו 1800 דגימות מימין ומשמאל למרכז. המקרה השני הוא עבור אות באורך קצר יותר מ 3600 דגימות, במקרה זה אנו מקצרים את האות להיות באורך כפולה של תדר הדגימה (שמרנו אותו כ FL). לאחר מכן, מבצעים לו אינטרפולציה עד לשלם הקרוב הגדול ביותר המתחלק ב 3600 או ב FL (עם

$$I = \frac{LCM(FL, 3600)}{FL} \text{ (במטלב).}$$

לאחר שיש ברשותנו אות או באורך 3600 או אורך ממנו, נוכל לבצע *Decimation* לאות על מנת שנוכל לקבל אות באורך 600 עם קצב דגימה מעודכן. כלומר, לאות באורך 3600 אנו עושים דסימציה פי 6. כך שתדר

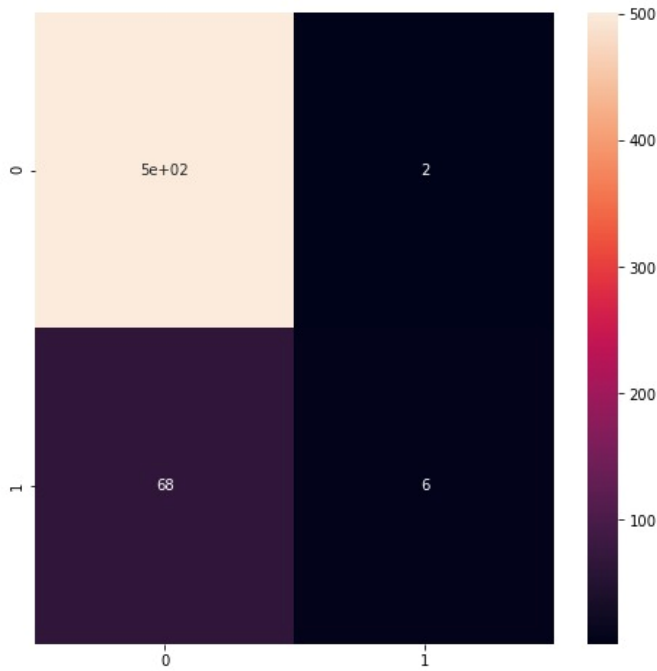
$$D = \frac{LCM(FL, 3600)}{\frac{1}{600}} \text{ (לאחר אינטרפולציה) ביצענו דסימציה}$$

בשני המצבים, לאחר הדסימציה לאות האורך ולאות הקצר אנו מקבלים את וקטור האימון הנוכחי כווקטור באורך 600 דגימות המתאים לתדר דגימה של 50[Hz]. מאחר ואנו מבצעים אינטרפולציה ודסימציה אנו בעצם מכווצים ומרחיבים את הספקטרום (בהתאמה). לכן, בכדי להימנע מכניסת רפליקות לא רצויות אנו נבצע סינון מקדים נוסף, הלוקח בחשבון את ה-Aliasing. יישמנו אותו בתוך מסנן *LP* שבו אנו משתמשים

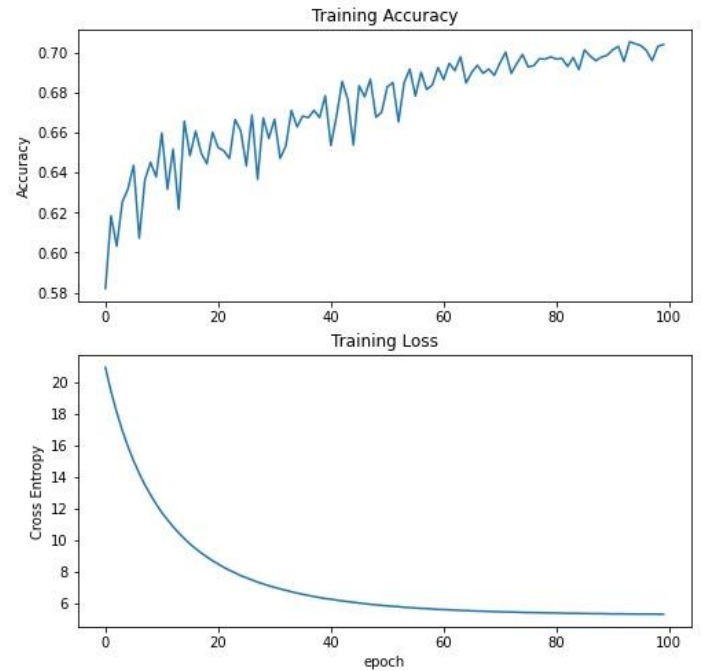
$$\text{לסינון רעשי } EMG. \text{ לכן, אנו עדכנו את תדר הקיטעון החדש להיות } \theta_c = \frac{F_s}{6} = 50[Hz].$$

לאחר ביצוע האינטרפולציה לכל האותות החתוכים לאורך של 600 דגימות. השלב הבא היה לנרמל את האמפליטודה של כולם על ידי החישוב שהוצג לנו בדוח (חיסור ממוצע וחלוקה בסטיית התקן) ושמרנו את כלל התוצאות במטריצה. הוספנו ווקטור של תיוגים המראה 1 עבור חולה ו 0 עבור בריא ושמרנו אותם כקבצים שנוכל לטעון בפיתון.

נציג את עקומת הלמידה של הרשת.



איור 15 - מטריצת מבוכה של רשת הנוירונים על התוצאות (ללא משקולות)



איור 14 - דיוק ו-Loss עבור אימון הרשת (ללא משקולות)

מאיור 14 ניתן לראות את הדיוק כתלות במספר ההרצה. ניתן לראות באופן כללי כי ככל שהתקדמנו עם ההרצה כך הדיוק הכללי של המסווג עולה באימון עולה אך ישנם גם צערים בהם דווקא הדיוק של האימון יורד, ומיד לאחר מכן חוזר לערך דיוק גבוהה (בדומה לצעד אחד בחישוב ML - יש התקדמות בכיוון ההפוך של הגרדיאנט, עם גודל צעד יחסית גדול). כמו כן, ניתן לראות בירידה בקירוב אקספוננציאלית בירידה של פונקציית ההפסד ($Loss$). מאיור 15 אנו רואים כי רוב האותות הבריאים סווגו נכונה. שכן ערך ה- FN (בריאים שטעינו) הינו מינימלי. כמו כן, אנו רואים כי המערכת לא הצליחה לסווג בצורה נכונה את רוב החולים עם 6 זיהויים בלבד.

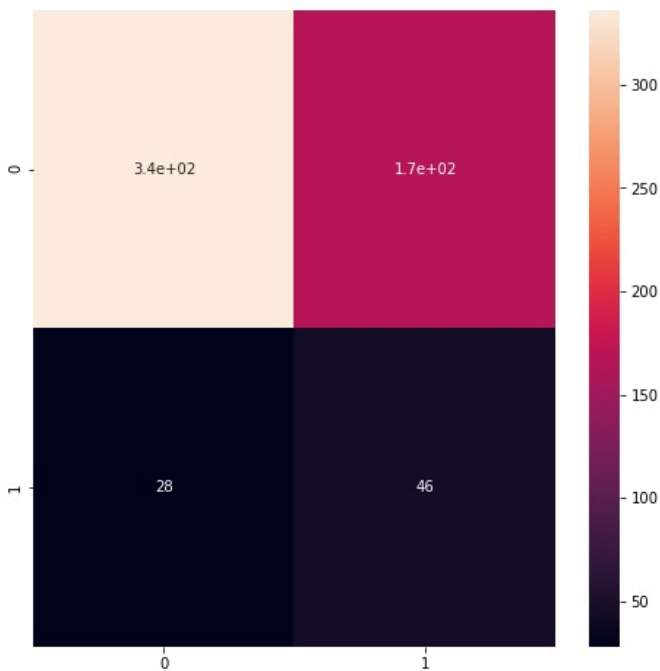
$TN = 99.6\%$	$FN = 0.04\%$
$FP = 91.89\%$	$TP = 8.1\%$

איור 16 - מטריצת מבוכה באחוזים (ללא משקולות)

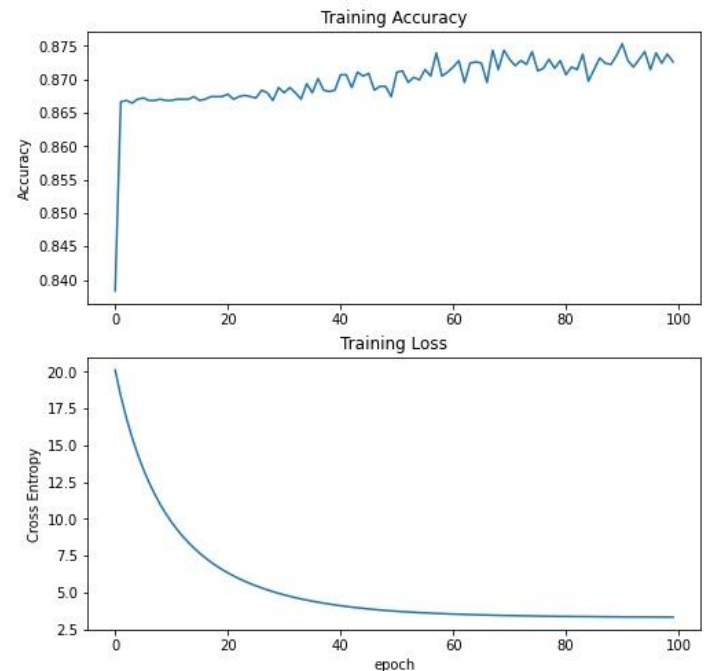
את איור 16 אנו מציגים לצורך נוחות ובכדי לחשב את אחוזי הדיוק והספציפיות

$$Accuracy = \frac{True\ prediction}{Total} = \frac{501 + 6}{577} = 87.86\%$$

$$Sensitivity = \frac{6}{74} \cdot 100\% = 8.1\%$$



איור 17-מטריצת מבוכה של רשת הנוירונים על התוצאות (עם משקולות)



איור 18-דיוק ו-Loss עבור אימון הרשת (עם משקולות)

מאיור 18 ניתן לראות את הדיוק כתלות במספר ההרצה. ניתן לראות באופן כללי כי ככל שהתקדמנו עם ההרצה כך הדיוק הכללי של המסווג עולה באימון עולה. החל מההרצה שלישי בערך אנו רואים כי אחוזי הדיוק של האימון קופצים באופן משמעותי מעלה. בחזרות האחרונות אנו רואים שוב התנהגות דומה להרצה הקודמת, אך עם תנודה הרבה יותר נמוכה באחוזי הדיוק. כמו כן, ניתן לראות ירידה בקירוב אקספוננציאלית בירידה של פונקציית ההפסד ($Loss$). מאיור 17 אנו רואים כי רוב האותות הבריאיים סווגו נכונה. שכן ערך ה- FN (בריאיים שטעינו) הינו מינימלי. כמו כן, אנו רואים כי המערכת לא הצליחה לסווג בצורה נכונה את רוב החולים עם 6 זיהויים בלבד.

$TN = 67.59\%$	$FN = 33.79\%$
$FP = 37.84\%$	$TP = 62.16\%$

איור 19-מטריצת מבוכה באחוזים (עם משקולות)

$$Accuracy = \frac{True\ prediction}{Total} = \frac{340 + 46}{577} = 66.89\%$$

$$Sensitivity = \frac{46}{74} \cdot 100\% = 62.16\%$$

Class weight הוא משתנה אשר נועד לפצות על סטייה בגודל אחת הקבוצות הנחקרות. במקרה שלנו, יש הרבה יותר בריאים מאשר חולים. באמצעות שימוש ב Class weight אנו יכולים מחליפים את המשקל אותו מקבלת כל קבוצה במשקל המתאים למשקל לפי המשוואה

$$\omega_j = \frac{n}{k \cdot n_j}$$

כאשר n זה סך כל הדגימות, k זה כמות הקטגוריות לזיהוי. ו- n_j הוא מס הדגימות המתאימות למאורע $j \in \{0,1\}$. לכן, אנו יכולים לראות כי במקרה של מאורע בעל הרבה דגימות, אנו נקבל משקל יחסי נמוך. עבור מאורע עם משקל יחסי נמוך, אנו דווקא נראה עלייה בגודל המשקל אותו תקבל הקבוצה. כך שבמקרה שלנו הקבוצה של החולים תקבל משקל יחסי גדול. עבור *Cross Entropy Loss function* :

$$loss = -y_1 \cdot \omega_1 \cdot \log(p_1) - y_2 \cdot \omega_2 \cdot \log(p_2)$$

כאשר כאן y_1 ו- y_2 הן התיוגים האמיתיים של הסיגנל (בעלי ערכים של 1 או 0), ω_1 ו- ω_2 הן המשקלים של כל דגימה p_1 ו- p_2 הם התיוגים ההסתברותיים של הרשת עבור הסיגנל הנוכחי. [7]

טבלה 2: השוואה בין 2 ההרשתות

עם משקולות (%)	ללא משקולות (%)	
66.89	87.86	דיוק
62.16	8.1	רגישות
37.84	91.89	FP
33.79	0.04	FN
67.59	99.6	TN
62.16	8.1	TP

בטבלה 2: השוואה בין 2 ההרשתות ניתן לראות את התוצאות של שתי הרשתות שאומנו. ניתן לראות, כפי שציפינו, שברשת בעלת השפעת המשקלים התקבלו ערכים של FN ו- TN נמוכים יותר כתוצאה מהסטה של השגיאה ע"י המשקלים. ניתן לראות שהדיוק הכללי של הרשת עם המשקולות נמוך יותר אבל הרגישות עולה משמעותית. כלומר, אנחנו משלמים מחיר של FN על מנת להעלות את ערכי ה- TP .

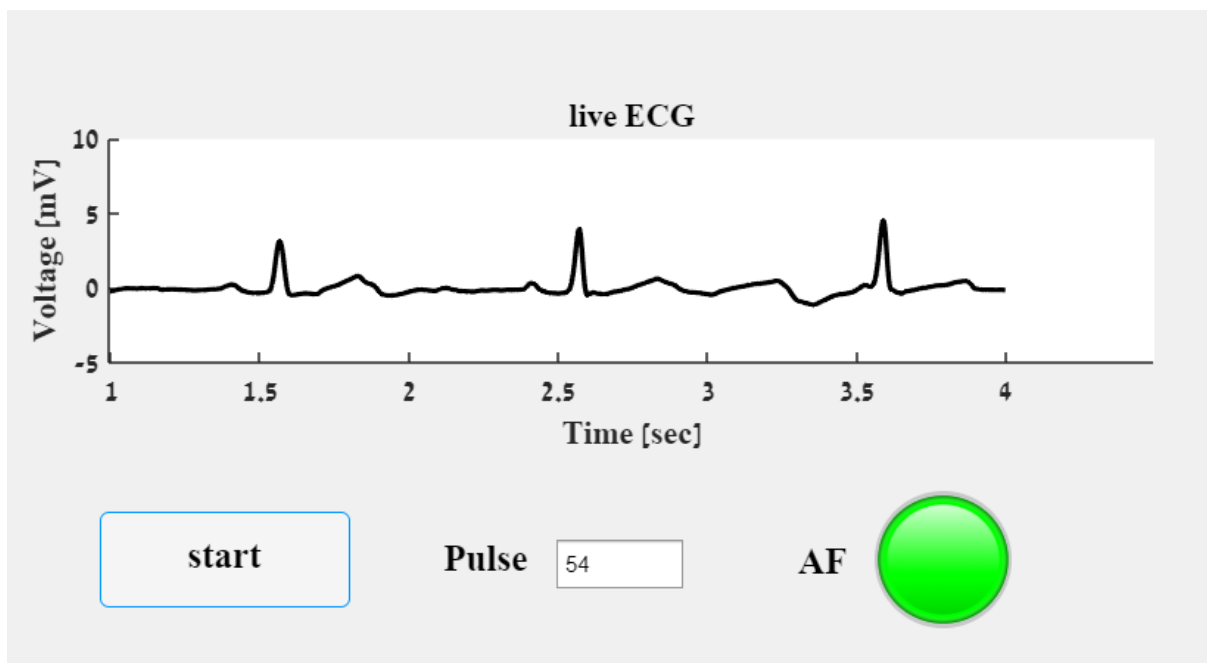
טבלה 3 : השוואה בין תוצאות רשת הנוירונים עם המשקלים לבין מסווג ה-*boosted trees*

מסווג <i>boosted trees</i> (%)	רשת נוירונים עם משקולות (%)	
90.3	66.89	דיוק
95.64	62.16	רגישות
64.9	37.84	<i>FP</i>
1.6	33.79	<i>FN</i>
98.4	67.59	<i>TN</i>
35.1	62.16	<i>TP</i>

בטבלה 3 ניתן לראות את ההשוואה בין התוצאות השונות של המסווגים. ניתן לראות שעבור חלק מהערכים קיבלנו תוצאות טובות יותר עבור רשת הנוירונים ועבור חלקם האחר קיבלנו תוצאות טובות יותר מהמסווג. נציין שנעדיף לקבל *FP* גבוה מאשר *FN* גבוה, שכן נעדיף לקבל זיהוי שווא מאשר לפספס חולים שלא יקבלו טיפול. כמו כן, נשים לב שהרגישות של המסווג גבוה יותר מהרגישות של רשת הנוירונים. לכן עבור שתי התוצאות שקיבלנו נעדיף לקבל את השגיאות של המסווג מכיוון שהוא הניב את אחוזי הפספוס הנמוכים ביותר (*FN*). עם זאת, נזכור שככלל ניתן לבנות רשת נוירונים בעלות מספר גדול יותר של שכבות נסתרות ולכן יכולות להתקבל תוצאות טובות יותר של הרשת.

ניסוי 4 – הצגה של אות ECG בעזרת ממשק GUI

בניסוי זה בנינו GUI אשר מציג דאטא של ECG בזמן אמת, מתריע על AF, מוצא את ה-QRS בסיגנל ומחשב את הדופק. ראשית בנינו לולאת איטרציות אשר רצה על הסיגנל הארוך ומציגה אותו במרווחי זמן קבועים (בחרנו 25 דגימות). לאחר מכן עבור כל מקטע זמן שהוצג ייצאנו את הפיצ'רים שהיינו צריכים על מנת להשתמש במודל שבנינו (כפי שעשינו זאת תחילה על מנת ליצור את המודל). הפיצ'רים שהוצאו בכל אחד ממקטעי הזמן הוכנסו למודל של ה-*ensemble tree* שבנינו וסווג ל-AF או לא. ההתרעה ניתנת ע"י נורה שנדלקת באדום במידה והאלגוריתם זיהה AF. נזכור שכאן האלגוריתם מנסה לזהות AF ומציג דופק עבור מקטעי זמן קצרים יותר מאשר עבור ECG שלם של כחצי דקה. לכן נוכל לצפות מראש לאי דיוקים כאלו ואחרים.



איור 20: מודל ה-GUI שבנינו עם סיגנל ה-ECG

3. מסקנות

בניסוי 1 ראינו את השפעת הרעשים השונים של ה-*ECG* בזמן ובתדר. את רעש הרשת ראינו בצורה המובהקת ביותר בעוד את רעש ה-*EMG* התקשינו לראות בגלל חפיפת התדרים שלו עם תדרי הסיגנל (בנוסף ל-*SNR* הגבוה שהתבקשנו לעבוד לפיו). כאשר סיננו את הרעשים יכולנו לראות את הורדת רעש הרשת בספקטרום בצורה טובה ועבור רעש ה-*EMG* ראינו את השפעת המסנן בתדר אך לא ראינו בצורה טובה את הורדת הרעש (שכן הוא לא היה בולט מלכתחילה). בנוסף לכך, ראינו שימושים בדרכים שונות ומסננים שונים להורדת הרעשים. השתמשנו במסנן מסוג *FIR*, *IIR* וסינון באמצעות פונקציית *filtfilt*. באופן כללי יכולנו לצפות, מתכונותיו, שמסנן ה-*FIR* יגרום לדילאי הגדול ביותר. לעומת זאת, עבור מסנן ה-*IIR* נצפה לעיוות כלשהו בסיגנל ולדילאי קטן יותר שיבוטל על ידי פונקציית *filtfilt*. עם זאת, נזכור שפונקציית *filtfilt* מעבירה את הסיגנל פעמיים, בכיוונים שונים, במסנן על מנת לבטל את הדילאי. בנוסף לביטול הדילאי היא לא תואמת ניתוח של סיגנל בזמן אמת מהסיבה שלוקח לה זמן רב יותר לרוץ. בנוסף, מכיוון שהפונקציה מעבירה את הסיגנל פעמיים בפילטר לא סיבתי, לא ניתן לבצע זאת בזמן אמת.

בניסוי 2 הוצאנו פיצ'רים אופייניים ל-*AF* ובנינו מודל של שני מסווגים על מנת ליצור אלגוריתם של למידת מכונה לזיהוי *AF* מסיגנל ה-*ECG*. מהקליניקה של *AF* השתמשנו בחמישה פיצ'רים שציפינו לקבל מהם תוצאות מיטביות ואימנו מגוון רחב של מודלים על מנת לבחור את שני המודלים המיטביים. קיבלנו תוצאות טובות יותר עבור מודל ה-*boosted trees* אשר תואם את הציפיות שלנו מאחר והוא מאגד מספר מודלים יחד.

בניסוי 3 אימנו מודל של רשת נוירונים באמצעות פיתון בשתי שיטות – האחת עם משקולות והשנייה ללא משקולות. מכיוון שהדאטא אימון שלנו כלל הרבה מאוד אובייקטים בריאים ומעט מאוד חולים ציפינו לסטייה בתוצאות ולשיפור לאחר השימוש במשקולות. ערכי ה-*TP* וערכי ה-*FN* בהחלט עלו משמעותית לאחר השימוש במשקולות כתוצאה מההטיה שהמשקולות עשתה לשגיאה המשוקללת בכל איטרציה. ניתן לומר שהיתרון המשמעותי של המסווג ביחס לרשת הנוירונים הוא מיצוי הפיצ'רים המקדים. מכיוון ש-*AF* הינה בעיה פיזיולוגית עם תסמינים ידועים שניתן לעמוד עליהם בצורה יחסית מדויקת מסווג שמשתמש בפיצ'רים אלו יכול לעשות עבודה טובה יותר מאשר רשת נוירונים שלומדת לבד את הסיגנלים השלמים.

בניסוי 4 יישמנו את המודל של ה-*boosted trees* באפליקציית *GUI* בזמן אמת. בנינו אפליקציה שמציגה את הסיגנל המסונן בזמן אמת, מציגה על גבי הסיגנל השלם את הגלי ה-*QRS* ואת הדופק וכמו כן מציינת ע"י נורה האם אובחן *AF* או שלא. קיבלנו תוצאות יחסית טובות, אך נזכור שהאפליקציה משתמשת בחלק מהסיגנל בכל פעם ולכן דיוקה קטן יותר מאשר אבחון של סיגנל מלא באורך של חצי דקה או דקה. במידה והיינו מנסים ליצור את אלגוריתם הזיהוי בזמן אמת היה עלינו להתחשב בדילאי שנוצר ע"י הפילטרים מהסינון המקדים.

- [1] A. Gacek and W. Pedrycz, Eds., *ECG Signal Processing, Classification and Interpretation*. London: Springer London, 2012. doi: 10.1007/978-0-85729-868-3.
- [2] "What is Supervised Learning?," Jun. 30, 2021.
<https://www.ibm.com/cloud/learn/supervised-learning> (accessed Jan. 09, 2022).
- [3] "aml_vered_shwartz_notes.pdf."
https://u.cs.biu.ac.il/~keshetj/teaching/aml2016/aml_vered_shwartz_notes.pdf (accessed Jan. 09, 2022).
- [4] "Overfitting," DataRobot AI Cloud. <https://www.datarobot.com/wiki/overfitting/> (accessed Jan. 09, 2022).
- [5] E. Burns and R. Buttner, "Atrial Fibrillation," *Life in the Fast Lane • LITFL*, Aug. 01, 2018. <https://litfl.com/atrial-fibrillation-ecg-library/> (accessed Jan. 05, 2022).
- [6] F. Sandberg, "Time-Frequency Analysis of Atrial Fibrillation," p. 81.
- [7] "Loss Functions — ML Glossary documentation." https://ml-cheatsheet.readthedocs.io/en/latest/loss_functions.html (accessed Jan. 10, 2022).