***עמוד הכריכה*** *לדו"ח סיום פרויקט הגמר (עברית) - דף דוגמה*

**המחלקה להנדסת תוכנה תשפ״ב**

**המחלקה להנדסת תוכנה**

**זיהוי תנועות ידיים בעזרת אלקטרומיוגרפיה**

**Hand gesture recognition using electromyographic signals**

**מאת**

**אליעזר רווח**

**313368102**

**סיון ה׳תשפ״ב 19.06.22**

***עמוד השער הפנימי - דף דוגמה***

**המחלקה להנדסת תוכנה**

**זיהוי תנועות ידיים בעזרת אלקטרומיוגרפיה**

**Hand gesture recognition using electromyographic signals**

**מאת**

**אליעזר רווח**

**313368102**

**מנחה אקדמי: דר' אלי אנגלברג, אישור:** A picture containing text, night sky

Description automatically generated **תאריך:19.06.22**

**אחראי תעשייתי: פרופ'/דר'/גב'/מר ........ אישור: תאריך:**

**רכז הפרויקטים: פרופ'/דר' ........ אישור: תאריך:**

מערכות ניהול הפרויקט:

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| # | מערכת | מיקום |
| 1 | מאגר קוד | https://github.com/eliezerRevach/hand-gesture-project |
| 2 | קישור ליומן | [monday.com - Show](https://mail313575.monday.com/boards/2010974729) |
| 3 | קישור לסרטון דוח | https://youtu.be/wRCOQ3gHxGQ |

מידע נוסף

|  |  |
| --- | --- |
| סוג הפרויקט | יוזמה שלכם |
| פרויקט מח"ר | לא |
| פרויקט ממשיך | זה פרוייקט חדש |
| פרויקט זוגי: | לא |

הצהרה:

העבודה נעשתה בהנחיית XXXXX, עזריאלי המכללה האקדמית

להנדסה ירושלים - המחלקה להנדסת תוכנה,

החיבור מציג את עבודתנו האישית ומהווה חלק מהדרישות לקבל

תואר ראשן בהנדסה

תוכן העניינים

[0. מילון מונחים...... 1](#_מבוא)

[1. נאום המעלית...... 1](#_מבוא)

[2. מבוא...... 1](#_מבוא)

[3. תיאור הבעיה 1-2](#_תיאור_הבעיה)

[4. סקירת עבודות דומות בספרות והשוואה 3](#_סקירת_עבודות_דומות)

[5. זיהוי התנועה 16-](#_תיאור_הפתרון)3

[א. תיאור הפיתרון בקצרה 3](#_מעט_חיישנים_(הגבלה)-4

[ב. ארכיטקטורת ותיאור המערכת](#_ליצור_הרבה_יותר) -94

[א. המכשיר שאוסף מידע (sEMG device) 4-6](#_לימוד_הרשת:)

[ב. המערכת שמציירת את המידע(hand gesture samples) 6-](#_ריצה_בזמן_אמת:)9

[ג. עיבוד מידע(Data processing) 9-14](#_התמודדות_עם_רעש:)

[ד. למידה עמוקה (Neural network) 14-16](#_התמודדות_עם_קושי)

[ה. תוצאות 16](#_התמודדות_עם_קושי)

[הצגה ויזואלית 16](#_המשך_הפרק_תיאור)

[א. תיאור הפיתרון בקצרה](#_מעט_חיישנים_(הגבלה) 16

[ב. ארכיטקטורת ותיאור המערכת](#_ליצור_הרבה_יותר) 20-16

[א. זיהוי תנועה 17](#_לימוד_הרשת:)

[ב. מודל היד 18-](#_ריצה_בזמן_אמת:)17

[ג. המערכת שמציירת את המידע(hand gesture samples)](#_ריצה_בזמן_אמת:) 18-19

[ד. דיאגרמה](#_ריצה_בזמן_אמת:) 19-20

[ה. תוצאות](#_ריצה_בזמן_אמת:) 20

[6.מסקנות.... 2](#_תיאור_הפתרון)0

[7. בדיקות נכונות 20](#_תיאור_הפתרון)

[8. .רשימת ספרות \ ביבליוגרפיה 20](#_תיאור_הפתרון)-21

## מילון מונחים, סימנים וקיצורים

אלקטרומוגרפיה - הוא פלט הרישום של הפוטנציאל החשמלי הנובע מפעילות שרירי השלד.

-היא שיטת איסוף מידע בעזרת מדבקות על העור מהשריר.sEMG

-היא שיטת איסוף מידע בעזרת חדירה לעור ומגע ישיר עם השריר.EMG

-החברה של מכשיר האלקטורמוגרפיה שאיתו עובדים בפרויקט. Openbci

Ganglion- המכשיר עצמו שממנו יוצאים החיישנים לצורך אלקטרומוגרפיה,שייך ל .Openbci

Leap motion- שם המכשיר של העיבוד תמונה.

IMU- רכיב למדידת תאוצה וזוית בפרויקט.

אלקטרודות- מדבקות על היד שקולטות את אותות החשמל בשריר.

ערוצים- בפרויקט הזה מדובר על ערוצי המידע שהמכשיר מייצר בעזרת הפרש בין אלקטרודות.

MVC- שיטה לנרמול לפי מקסימום.

Unity- מערכת לפיתוח תוכנה תלת ממד (לרוב בשימוש לפיתוח משחקי מחשב).

Controller- אובייקט במערכת unity שניתן לקשר לקוד ולרשת מאוביקטים אחרים או להיות מקור ירושה או להכיל תת אוביקטיים.

# נאום המעלית

היד, אשר מוצגת במרחב של תלת מימד, מציגה את עצמה במסך שמולנו לפי התנועה המקורית של היד שלנו במציאות. הזיהוי נעשה ללא מצלמה, אלא על ידי מידע ישיר משרירי היד! עם אחוז דיוק גבוה יותר ממספר מחקרים אחרים.

# מבוא

אלקטורמוגפיה הוא פלט הרישום של הפוטנציאל החשמלי הנובע מפעילות שרירי השלד, ופותח לצורך שימוש רפואי כגון: בדיקת תקינות שריר (על ידי זה שמעבירים חשמל חיצוני לשריר ומודדים) ואבחון מחלות. בשנים האחרונות מחקרים ופיתוחים התמקדו יותר על כיצד לפענח ולהשתמש בסיגנלים שהמכשיר קולט לצורך פנאי/עבודה/וכו' ,לדוגמא מכשיר לפענוח תנועות יד של [mudra](https://medium.com/@leeor.langer/an-object-detection-pipeline-for-bio-potentials-on-the-apple-watch-46ea6aac2721).

קיימים 2 כלים פיזיים לצורך מדידה של סיגנל חשמלי של שריר,הכלי הראשון הוא sEMG שעובד על מדבקות ששמים על העור באיזור השריר, מהמכשיר. המדידה עם הרבה רעש ,סיגנלים מעורבבים, הפרעות חיצוניות, ובכך המידע דורש לא מעט עיבוד,בנוסף לכך הוא פחות מדוייק מהכלי השני. הכלי השני הוא EMG ששם מחברים לתוך השריר ישירות את שיטת המדידה, יותר מדיוק ומבודד אך דורש חדירה לעור ולא נעים.

המכשיר איתו אני עובד, הוא sEMG של חברת Openbci עם 10 מדבקות שמתחברות ליד ו4 ערוצי מידע. מטרת הפרויקט היה לחקור את ההיתכנות לפענוח של תנועת היד בעזרת שיטות ליצור מידע, שימוש במכשירים נוספים (IMU וLeap motion), עיבוד מידע, אלגוריתמים, ולמידה עמוקה בצורה יעילה מול מידע מאתגר. לבסוף פותחה גם מערכת על בסיס המחקר שנעשה.

* הדוח מחולק לשני חלקים עיקריים: החלק המחקרי לצורך חיזוי יעיל של תנועות, והחלק השני היא מערכת שמציגה את היד זזה בצורה ויזואלית.

# תיאור הבעיה

הבעיות בחיזוי התנועה

במצבנו הנוכחי קיימות מספר בעיות עיקריות שצריך להתמודד איתן:

1. כיצד ניתן לייצר כמות גדולה של מידע?

בפרויקט הנוכחי מזהים את מעבר התנועה עצמה במקום יחידת מידע נוכחית על מצב היד, אבל בשביל הלמידה, כיצד נוכל להסביר לאלגוריתם מתי היד זזה ,מתי היא הפסיקה, ומה התנועה שנעשתה, בלי לעבור ידנית על המידע, מעבר ידני על המידע יפגע באיכות המידע, ויגרור הרבה עבודה עבור כמות יחסית קטנה של מידע.

1. קושי באלגוריתמים של למידה עמוקה שלא בנויים לסוג הבעיה:

רוב אלגורתמי הלמידה עמוקה לאורך השנים נבנו בעיקר על בסיס לימוד של תמונות, אך לא לבעיות כאלו.

1. בגלל שאנחנו עובדים עם מכשיר מסו sEMG, קיים הרבה רעש מצד המכשיר,לפעמים המכשיר קולט דפיקות לב,זרימת דם יכולה להשפיע,כוח קינטי שלא בא משרירי היד, יש לא מעט רעש שיכול לפגוע בנתונים.
2. אותות חשמל שנקלטים במכשיר מגיעים מכמה שרירים שונים, וקיים אתגר למערכת לייצר אבחנה באיזה שריר מדובר.
3. הגבלה פיזיקלית של המכשיר, מעט [אלקטרודות](#_אלקטרודה:) ,[וערוצים](#_ערוץ:) ליצור מידע, במכשיר הנוכחי יש רק 4 [ערוצים](#_ערוץ:).

הבעיות מולנו לצורך הצגה ויזואלית

1. דרושה מערכת שעליה ניתן לעבוד עם אפשרות לתלת ממד.
2. מודלים של יד במנועים תלת ממדיים הם חלק מובנה של מציאות מדומה, אך פה יש צורך בעצמנו לשנות את מצב היד, ואנימציה של תנועה לא מספיקה כי חשוב שתהיה גמישות לצורך תנועות עתידיות נוספות.
3. בחלק הראשון של זיהוי התנועה זיהינו מה התנועה שנעשתה, אך לא מתי קרתה התנועה.
4. בעיה חדשה שנוצרה מאחד הפיתרונות בחלק המחקרי לפענוח תנועה, בגלל שברצוננו לזהות את התנועה, ולא את המצב העכשווי ,לכל מצב יש מעבר ספציפי לכל שאר המצבים מה שמייצר כמות גדולה יותר של אפשרויות ביחס לכמות המצבים של היד, ויכול להקשות על הלמידה.

Diagram

Description automatically generated

\*בגלל שאת שבלמידת המכונה אנחנו מתמקדים על המעבר בן כל סימן לסימן,

ולא על התנועה הנוכחית, כדי שנוכל לייצר דגימה גדולה, קורה שיש הרבה יותר מעברים

ממצבים כשn הוא כמות המצבים ו n\*(n-1)הוא כמות המעברים שאותם ננסה ללמוד.

* סקירת עבודות דומות בספרות והשוואה

|  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| success rate | sensors | Hand-gesture | algorithm | year | link | information | device |
| לא ידוע | ~16 | מגלה בזמן חי | למידה עמוקה, אלגוריתם ספציפי לא ידוע | 2022~ | [here](https://tech.fb.com/inside-facebook-reality-labs-wrist-based-interaction-for-the-next-computing-platform/) | מוצר של פייסבוק שהתחיל פיתוח ופרסם בחודשים האחרונים | control labs |
| 99.1% | 2 | 3 | CNN-IndRNN | 2021 | [here](https://www.researchgate.net/publication/349313820_Gesture_recognition_system_based_on_CNN-IndRNN_and_OpenBCI) | מחקר באוניברסיטת Zhejiang University | Openbci |
| 87.43% | 16+  3 acceleration | 18 | CNN-IndRNN | 2021 | [here](https://www.researchgate.net/publication/349313820_Gesture_recognition_system_based_on_CNN-IndRNN_and_OpenBCI) | מחקר באוניברסיטת Zhejiang University | Ninapro DB5 data |
| לא ידוע | 3+imu | 6~ | deep learning (on first order gradient descent) | 2020 | [here](https://medium.com/@leeor.langer/an-object-detection-pipeline-for-bio-potentials-on-the-apple-watch-46ea6aac2721) | מוצר של חברת מודרה לשעון של אפל | mudra device |
| 69.04% | 8+imu 9axis | 40 | SVM | 2017 | [here](https://www.researchgate.net/publication/320362358_Comparison_of_six_electromyography_acquisition_setups_on_hand_movement_classification_tasks) | מחקר ב  University of Padova/ HES-SO Valais-Wallis | Double myo setup  (Ninapro DB5) |
| 89.3% | 128 | 52 | Image processing with deep learning | 2016 | [here](https://www.researchgate.net/publication/310572253_Gesture_recognition_by_instantaneous_surface_EMG_images) | מחקר ב  Nanjing University of Science and Technology | לא ידוע |

# תיאור הפיתרון

## תיאור הפיתרון לבעיית זיהוי תנועות

נענה בקצרה עם פיתרונות מתוך הנדסת תוכנה, ולאחר מכן נראה את הפיתרונות בפועל כחלק מהארכיטקטורת המערכת בצורה יותר מורחבת:

* כיצד ניתן לייצר כמות גדולה של מידע? ציינו שלא ניתן ידנית לעשות, אך תוכנתית כן אפשרי בעזרת מכשיר פיזי אחד נוסף מכשיר לעיבוד תמונה, שעובד במקביל למכשיר שלנו, יודע לסווג את התנועות, וגם לזהות מתי הן קראו.
* קושי באלגוריתמים של למידה עמוקה שלא בנויים לסוג הבעיה: בנינו רשת אישית בשילוב עם רשת ששימשה בהרבה מחקרים נוספים מהספרות לזיהוי תנועות בעזרת אלקטומיוגרפיה.
* כיצד ניתן להתמודד עם הרעש, בלי לפגוע ביעילות המידע? בעזרת עיבוד מידע,הכלים שנעזרנו: MVC, FFT, mRMS, ,wave rectification ,moving variance ואלגוריתם שלי על בסיס התפלגות נורמלית. בנוסף כדי לא לפגוע ביעילות המידע, ביחס למחקרים נוספים, לא נמתח את המידע כדי להתאים לגודל דגימה קבוע, נרפד באפסים במקום.
* קיימים מעט ערוצים למכשיר (4 ערוצי מידע) שלא יספיקו כדי לחזות את המצב הנוכחי של היד. הפיתרון הוא לשמור את המידע מרגע תחילת התנועה של היד ,עד הסיום, ואותו לפענח.
* בעיה מספר 4 פחות קשורה להנדסת תוכנה, והפיתרון תלוי איפה מחברים את המדבקות של המכשיר, כדי להגיע לכך שמקור החשמל הדומיננטי שנרצה מגיע מהשריר שאיתו מנסים לפענח.

## ארכיטקטורת ותיאור המערכת לזיהוי תנועות

כלים של המערכת:

* פיזיים:

-מכשיר עיבוד תמונה בשם .Leap Motion

-מכשיר אלקטרומיוגרפיה של .Openbci

* תוכנות:

-מערכת של Openbci כדי להפיץ את המידע לתוכנה שלנו.

-מערכת של leap motion כדי להפיץ את המידע לתוכנה שלנו.

-Python

Pytorch- (חבילה של פייתון ללמידה עמוקה)

Sklearn- (חבילה של פייתון ללמידת מכונה)

-Google colab (מערכת של גוגל שניתן להריץ עליה פייתון עם כוח חישוב ללמידה עמוקה)

המערכת מורכבת מ4 שלביים עיקריים (תתי השלבים יוסברו בהמשך):

Graphical user interface

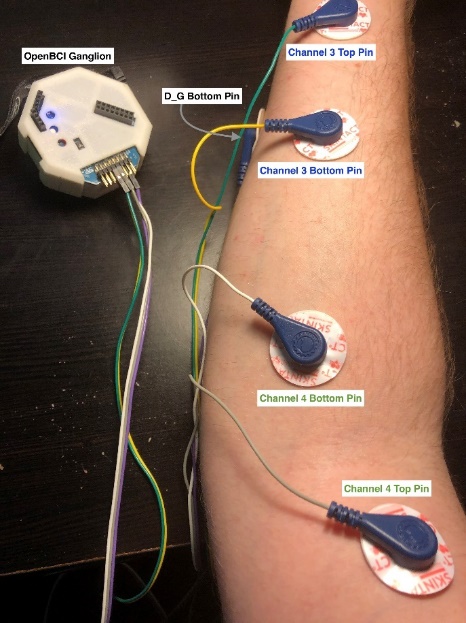
Description automatically generated

השלבים הם 1.המכשיר שאוסף המידע, 2.המערכת שאוספת את המידע, 3.המערכת לעיבוד מידע, 4.לבסוף המערכת ללמידה עמוקה.

### המכשיר שאוסף מידע (sEMG device) :

שם המכשיר שאיתו עובדים נקרא .Openbci ganglion כפי שצויין במבוא המכשיר מסוג sEMG כלומר מדבקות על העור שדרכן קולטים את אותות החשמל של תאי השריר של היד, למכשיר יש 10 מדבקות, ו4 ערוצי מידע.

כיצד נראה המכשיר:



\*אלקטרודת ה-D\_G אחראית על מהוא מצב האפס של החשמל, מומלץ שהוא יהיה רחוק משריר, ולרוב על איזור עם עצם.

\*אלקטרודות ה-Channels. היחס בן האלקטרודה Top ל- Bottom הוא מה שמייצר את הערוץ.

\*Ganglion: המכשיר שמעבד ושולח למחשב את המידע דרך ה-.Bluetooth

בעיה 4 היא כיצד ניתן לקבל מידע כמה שפחות מעורבב מהשרירים .הפיתרון הפשוט לחבר במיקום של שריר אחד.

מבנה היד:

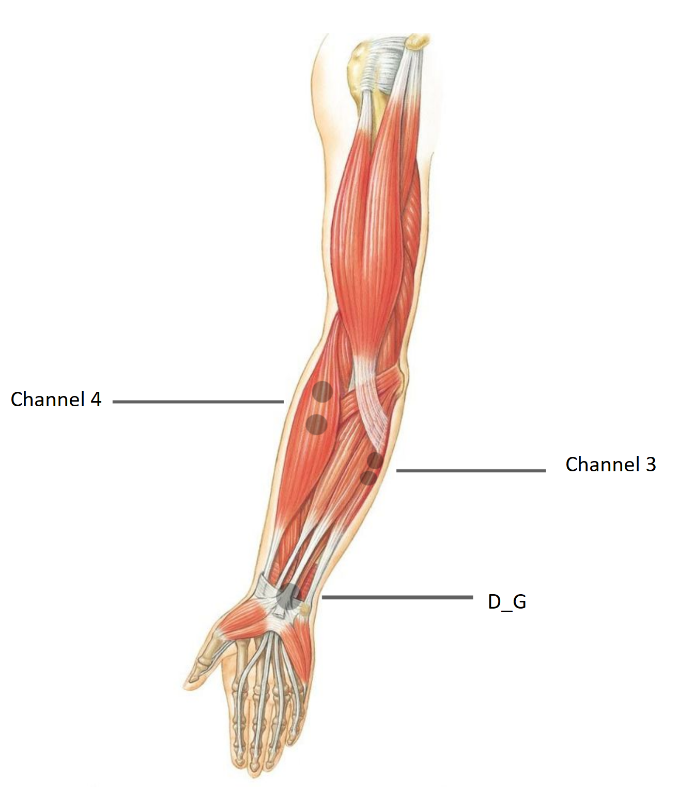
Diagram

Description automatically generated

-בעזרת ביסוס על התמונה הזאת, הודבקו זוג מדבקות על שריר אחד.

לצורך המחקר נבחר לעבוד על 3 תנועות (אבן נייר ומספריים ) בעזרת 2 ערוצים בלבד. למרות שניתן לחבר יותר, וזה אכן יתן הצלחה טובה יותר, זה ידרוש יותר זמן של הקלטות. את מיקום המדבקות נבחר לאחר ניסוי מול מכונת הלמידה על מספר שרירים שונים.

המיקום שנתן את התוצאות הטובות ביותר:



המערכת שמייצרת את המידע (hand gesture samples).

קיימת מגבלה של מידע, וניתן להגיע עד 4 ערוצים שונים, (כלומר 4 ערכים מספריים כפיתרון, במקום לזהות את המצב הנוכחי של היד, נרצה לזהות את התנועה כולה שמביא אותנו למצב הנוכחי. נקח גוש של מידע ,שמתחיל מזמן א עד זמן ב ואותו נסווג לתנועות. דבר זה ישפר את הדיוק.

Chart, line chart

Description automatically generated

\* דוגמא על ערוץ אחד הריבוע האדום מציג מסגרת של תנועה/דגימה אחת,שהתחילה והפסיקה

אך דרוש לזהות את יחידות הזמן האלו, ולעבור ידנית יפגע במידע ויספק כמות יחסית קטנה.

לצורך זה שילבנו מערכת נוספת לזיהוי תנועות יד שתעבוד במקביל למכשיר ה,sEMG תדע מתי התנועות נעשו, ומהן, על ידי שימוש במכשיר בשם Leap motion נזהה בעזרת עיבוד תמונה את מצב היד.

#### מכשיר הLeap motion

מכשיר לעיבוד תמונה מוכן אשר מזהה מזהה את מצב היד, והמערכת של המכשיר משרטטת את היד על צייר גרפי תלת ממדי, ומציגה את מיקומם של חלקי היד.

Diagram

Description automatically generated

-תמונה של המערכת, הכדורים המוצגים על היד מייצגים מיקום ספציפי של כל חלק של היד וניתן

לבדוק את המיקום שלהם במרחב, הדבר יתרום ללמידת מכונה במערכת שלי בהמשך.

-המכשיר בנוי לזהות את היד בעזרת שימוש באינפרא אדום בשילוב עם מצלמות על גבי המכשיר.

בעזרת השילוב בין שניהם מידע שבמרחק מעל מטר אחד מהמצלמה מסונן, ובעזרת שימוש בלמידה עמוקה, ועיבוד תמונה המערכת חוזה את חלקי היד.

#### מבנה המערכת

מטרת המערכת:

לזהות מתי היד מתחילה לזוז, לשמור את הזמן כזמן התחלה, מתי היד מפסיקה לזוז, לשמור את יחידות הזמן כסוף, לחזות מה התנועה שנעשתה, לחתוך בן שני יחידות הזמן מהמידע של הOpenbci, להוסיף את הסיווג של התנועה לחיתוך שנעשה, ולשמור למאגר מידע.

בעזרת מכשיר הLeap motion נוכל לזהות מתי תנועה קרתה ומה המצב הנוכחי של היד.

בסיס המערכת:

Diagram

Description automatically generated

1. Collect samples from leap motion- בעזרת שימוש בWebSocket אנחנו אוספים מידע מהמכשיר לעיבוד תמונה.
2. Predict movement- אנחנו חוזים אם קרתה תנועה בעזרת המידע של הleap motion ובעזרת מודל של למידת מכונה מאומנת.
3. Save timestamp as first- שומרים את יחידת הזמן בה קרתה התנועה כהתחלה.
4. Save timestamp as last- שומרים את יחידת הזמן בה קרתה התנועה כסוף.
5. Predict hand gesture- חוזים מה התנועה שקרתה בעזרת הדגימה האחרונה שקיבלנו מהleap motion ובעזרת מודל של למידה מאומנת.
6. Create sample- נייצר את הדגימה: נעבור על מאגר המידע של ה LIFO(מאגר מידע עם גודל קבוע בשיטת last in first out) ונחפש את המידע בן זמן ההתחלה לסוף, נוסיף את סיווג התנועה, גם התנועה לפני התנועה החדשה שקיבלנו (יעזור מול החלק המעשי של הפרויקט וינעה על אחת הבעיות שם), ונשמור את המידע.

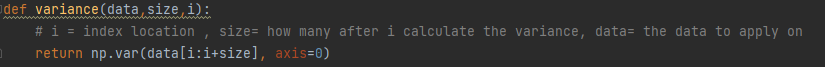
* למרות מה שמצויין בתרשים, בפועל אנחנו מזמן תחילת התנועה פחות(כלומר לפני) offset מסויים כי המכשיר מזהה מתי היד מתחילה לזוז כשהיא זזה, ולא מרגע המעבר החשמלי בשרירי היד.
* אנחנו לוקחיםoffset גם אחרי שהתנועה הסתיימה, כי למרות שהיד הפסיקה לזוז, התקשורת בן המוח לשריר היא דו כיוונית, קיימים גם אותות חשמל מהיד למוח (בעיקר בחלק העליון של הזרוע) שנקלטים דרך המכשיר, והמידע מעורבב בסופו של דבר (לדוגמא תחושת קור יכולה להשפיע בצורה מסויימת על הדגימות). מדובר בעוד מידע שיכול אולי לעזור, בנוסף הoffset חשוב כי תנועות כי תנועות שונות יכולות לגרום לגלי חשמל חזקים וצפופים יותר (מפעילים יותר כוח עם יד סגורה מאשר פתוחה).
* עיבוד עתידי ידאג כיצד באמת צריך לחתוך את המידע. מדובר בחיתוך ראשוני לעיבוד המידע.

כדי לממש את המערכת היינו צריכים לייצר 2 מכונות למידה שיזהו מתי היד זזה ומה תנועת העכשוית של היד, בגלל שמדובר במורה למערכת שתלוייה בוא, אין מקום לטעות, אך לא צריך לייצר מכונת למידה אחת לכל התנועות האפשריות שנרצה,ניתן לחלק לקבוצות לכל סשן של למידה (לדוגמא ניתן לזהות 4 תנועות שונות, לייצר את הדיגמות בעזרת ה,Openbci אז 4 תנועות אחרות לגמרי ואיתן לייצר עוד סט של דגימות), ובכך ניתן לייצר סט של דאטה גדול ומגוון.

זיהוי תנועה

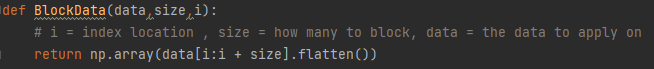
לזיהוי התנועה כפי שציינו אנחנו יודעים על מיקום ספציפי של כל חלק ביד, במרחב, אז למידת מכונה על שונות בלבד של החלקים הללו יהיה מדוייק ומהיר, כך נוכל לזהות מתי היד זזה או לא זהה, כי מה שמעניין זה השינוי בלבד. כדי לייצר את המידע לא נזיז כלל או מעט מאוד את היד ליצירת את הסט של אי תנועה, נזיז בלי הפסקה את היד כדי לייצר את הסט של התנועה. כדי לעבד את המידע נעבור עם חלון בגודל קבוע עליו, נחשב את השונות בחלון ונוסיף לדגימה החדשה.

קוד:



זיהוי מצב היד

כדי שנוכל לזהות את מצב היד נעבד מחדש את המידע בעזרת מיקום מרכז היד פחות מיקום של כל חלק ביד. כך לא נצטרך לדאוג למיקום היד במרחב אלה מיקום החלקים ביד ביחס למרכז, כדי לייצר מידע נשאיר את היד לפי התנועה שבחרנו לייצר את המידע בשבילה. כדי לשפר את המידע מעט נקח מספר דגימות קטן ונחבר לדגימה אחת, בגלל שמכשיר העיבוד תמונה אוסף מידע מהר יותר ביחס לOpenbci,קוד:



#### תרשים איסוף המידע לאימון ה-leap motion

Box and whisker chart

Description automatically generated with medium confidence

-המערכת ליצירת מידע אותו דבר לשני מכונות הלמידה.

שלב ראשון לתת שם לסיווג,לאחר מכן להתחיל לאסוף מידע תוך כדי שמירה במאגר מידע לפי הסיווג המתאים ללא הפסקה, עד עצירה מצד המשתמש.

### מימוש המערכת ליצירת דגימות של האלקטרומיוגרפיה

המערכת עובדת דרך console פשוט שמוצג למשתמש ,בשלב הראשון נטען המודלים לזיהוי מצב, ותנועה של הLeap Motion (במידה והמודלים לא קיימים המערכת תיצור אותם בעזרת מידע מהמאגר מידע). מתבצע מבחן הצלחה, ומציגה את התוצאות למשתמש. המערכת מתחברת לשני המכשירים, על המשתמש ללחוץ על Enter כדי להתחיל, והמשתמש יכול להתחיל את ההקלטות. בגלל צורת החיתוך של המידע וכדי שלא יעורבבו תנועות שונות, יש הפסקה של כמה שניות לפני שהמערכת מאפשרת לקלוט תנועה חדשה. ניתן להוסיף ביפ של סאונד בהגדרות שישמע כל פעם שהמערכת ממוכנה לקבל תנועה חדשה, מטרת הביפ כדי להקל מעט על המשתמש, במקום שיחכה מול המסך להודעה מצד המערכת.

**עיבוד המידע (Data processing):**

בגלל הרבה מאוד רעש ומידע מעורבב שעובר בשרירי היד נרצה להפיק את המקסימום מהמידע שברשותנו תוך כדי סינון רעש. השלב הראשון לעיבוד מידע, הוא קודם להבין מעט את המידע שאיתו אנחנו עובדים, כדי שנוכל לעבד אותו נכון. כשאנחנו מפעילים הרבה כוח ביד 2 דברים קורים, יש קפציות חשמל גבוההות אבל גם האותות חשמל מגיעות בקצב יותר גבוהה, כלומר נצטרך לבחון כיצד ניתן לעבד לפי קצב, ולפי עוצמה את המידע.

A picture containing text, antenna

Description automatically generated

-יד במנוחה ליד סגורה. ניתן לראות הרבה צפיפות,במרכז התנועה, ויותר כוח מופעל מאשר

כשהיד סגורה מאשר במנוחה.

לצורך עיבוד המידע נעשו מספר שלבים (השלבים בסדר כרונולוגי) :

*Bandpass filter*

לצורך סינון רעש שצויין בתיאור הבעיה, וזה שאותות חשמל של היד מגיע בקצב מסויים, ניתן לסנן רעש

על ידי מחייקת מקצבים נמוכים ומקצבים גבוההים, יש חשיבות גבוהה לסינון במקצבים נמוכים,

כי אותות חשמל של השריר מגיעות בקצב יחסית מהיר ולרוב מדובר ברעש של אנרגיה קינטית,

בנוסף נמחק מידע באיזור ה50hz קצב של מכשירי חשמל ומתח בישראל שמשפיע על המכשיר.

הבחירה הסופית לפי ניסוי על מספר קבוצות של תנועות לחיזוי עלה ש 15-90hz נותן את התוצאות המבטיחות ביותר (למרות שקיים מחקרים בהם תפסו אותות חשמל של השרירים שהגיעו לקצב של 500hz במקרים יחסית נדירים), למרות שמכשיר הOpenbci בא מובנה עם bandpass filter כמות הסינונים מאוד מוגבלת, ונבחר לכתוב אחד מחדש. את הסינון נבצע בעזרת Bandpass filter עם,FFT שלבים:

1. מבצעים FFT על כל ערוץ בכל דגימה.
2. מוצאים את הHZ שאנחנו רוצים לסנן על ידי הנוסחא:fc\*N/Fs

Fs- מקצב המכשיר בHZ.

N- גודל המערך לאחר פעולת FFT.

Fc- הHZ שאנחנו רוצים לסנן.

1. במקום לחתוך במכה מידע מעל ומתחת לHZ נבצע בצורה הדרגתית fc1 מתחיל מתחיל הירידה, מfc2 נחתוך לגמרי.

*Diagram

Description automatically generated*

נוסחא(על חיתוך של תדר גבוהה, על תדר נמוך זה אותו דבר רק עם 1 פחות הפנוקציה, ועל סינון באיזור ספציפי עם אפסילון סביב הנקודה, ומפעילים גם את הסינון הגבוהה וגם הנמוך לאותה נקודה כדי לייצר ירידה ועליה):

*Text, letter

Description automatically generated*

1. נכפיל בן הדגימות לאחר שלב ב עם שלב ג, ומבצעים IFFT כדי לחזור למקור.

Diagram

Description automatically generated.

*Full wave rectification*

המידע שאנחנו מקבלים מגיע חיובי, ושלילי מתוך החיישנים, בגלל שהפרש בן שני החיבור בערוץ יוצא שלילי אשר קורה מתהליכים בשריר. לצורך עיבוד עתידי דרוש שיטה שתמיר בן ערכים חיובים ושלילים לצורה בה כולם חיובים, כחלק מבסיס לעיבוד אותות. השיטה שנבחרה לעשות על ידי ערך מוחלט על המידע, נוסחא: x[i]=|x[i]|, [מקור](https://en.wikipedia.org/wiki/Rectifier).

*Moving rms*

באמצעות חלון שנע על הדגימה נבצע RMS ,נוסחא:

A picture containing text, clock

Description automatically generated

חישוב ה-RMS נחשב למספק התבונה הטוב ביותר על אותות של אלקטורמיוגפיה מאחר שהוא נותן מדד להספק האות, בזמן שהוא מפיק צורת גל שניתנת בקלות לניתוח, [מקור](https://delsys.com/amplitude-analysis-root-mean-square-emg-envelope/).

*MVC normalization*

כחלק מעיבוד המידע מבצעים גם נרמול, בנוסף גם השיטה היא זאת שאפשרה למספר משתמשים להשתמש במכשיר, כשלפני השימוש בשיטה זה לא היה אפשרי.

לעיבוד מידע מהסוג הזה יש מספר שיטות, לפי ממוצע אותות חשמל של היד או לפי מקסימום כוח,

בפרויקט נבחר לעשות לפי ממוצע מקסימום הכוח של היד, מה שמוסיף דרישה כלפי משתמש המערכת בתחילת השימוש. בתחילת השימוש על המשתמש יהיה להפעיל כמה שיותר כוח ביד למספר שניות טובות, המערכת תקליט את כל המידע, ותבצע ממוצע על כל אחד מהערוצים (לאחר כל העיבודים הקודמים כמובן), הערך הזה נקרא MVC, חישוב הMVC בהצגה של נוסחא:

Text

Description automatically generated with medium confidence

* כשsamples זה קבוצת כל הדגימות בזמן שהמשתמש הפעיל בחוזקה את היד.
* N כמות הדגימות.

לאחר מכן, על כל דגימה נחלק בMVC לצורך נרמול.

Text

Description automatically generated with low confidence

\*ההנחה היא שהמינימום כוח הוא 0 (Xmin=0).

\*הmax זה בעצם הMVC.

\*הX זה כל ערך בדגימה.

*Normal distribution split*

עד עכשיו רוב הפיתרונות לעיבוד המידע ידועים חלקן בעיבוד קול חלקן במחקרים דומים, כחלק מהמטרה לנסות למצוא דרך לשפור אחוזי ההצלחה מול מחקרים קודמים השתמשתי באלגוריתם שלי,

חלק ממחקרים נעזרו בלמידת מכונה על עיבוד תמונה כדי למצוא מתי תנועה מתחילה, נגמר, ואז נרמול לגודל קבוע, לדוגמא mudra. במקום להשתמש בלמידת מכונה נעזר בהתפלגות נורמלית לצורך מציאת מרכז הדגימה וחישוב הסטיית תקן תתן לנו את המרחק מהמרכז שנרצה לשמור, לפי זה נבנה את הדגימות ללמידה עמוקה. הדגימות מגיעות בגודל קבוע וגם צריכות לצאת בגודל קבוע, לאחר סטיית תקן, וממוצע, נרפד סביב הדגימה באפסים באיזורים החסרים.

שלבים:

1. נתייחס לדגימה כאל היסטוגרמה ונחשב את ההמוצע וסטיית התקן,נוסחאות:

למציאת ממוצע:

A picture containing schematic

Description automatically generated

למציאת מרחק מהמרכז:

Diagram, schematic

Description automatically generated with medium confidence

N- גודל הדגימה.

X- הדגימה עצמה.

חישוב הגבולות : מ mean – std עד mean + std, הצגה גרפית:

Chart, histogram

Description automatically generated

בעיה שנוצרה בגלל שמצבים שונים של יד יכולית לגרום לאותות חשמל שונות, לדוגמא:

Chart, histogram

Description automatically generated

התיקון היה לייצר דגימה חדשה שמתבססת על שונות בלבד ועליה לבצע סטיית תקן וממוצע מה שפתר את הבעיה, נוסחא למעבר דגימה בעזרת חלון לפי שונות:



k- גודל החלון שנרצה לעבור על המידע.

הצגה גרפית לאחר התיקון:

Chart, histogram

Description automatically generated

1. כשלב האחרון נחתוך את הדגימה ונמרכז לפי הממוצע, כל מה שמחוץ לגבולות ירופד באפסים לגודל קבוע, דוגמא גרפית:

Chart, histogram

Description automatically generated

הפיתרון נתן אפשרות להעלים הרבה מידע שחוזר על עצמו וזה שמרכז התנועה מול הלמידה העמוקה תמיד תיהיה באיזור מסויים ולא איפה שהוא על הדגימה עוזר מאוד, אנחנו ממפים באפסים במקום למתוח את המידע, כי גם מרווחי זמן יש חשיבות כעוד מידע של ההקלטה.

\*לפי השימוש באלגוריתם הזה סיכוי ההצלחה על 3 סיווגים שונים בממוצע היה על 96% בסטייה של ±1.5% הצלחה על אותם 3 תנועות שונות עלה ל99.6% בסטייה של ±0.3%.

תזכורת מול עבודות קודמות של מחקר באוניברסיטת Zhejiang University אחוזי ההצלחה היו ב99.1% על גודל של כמעל 1500~ דגימות על 2 ערוצים גם כמו הפרויקט הנוכחי שלי, הבדיקה שלי נעשתה על 900 דגימות כש300~ היו במבחן.

**למידה עמוקה (Neural network).**

הלמידה עמוקה מתבצעת על השירות של Google colab pro שנמצא על הdrive של גוגל,

הסיבה לכך היא בגלל כוח חישוב חזק ללמידה עמוקה. לאחר משיכה מהמאגר מידע של הדגימות (שלאחר עיבוד מידע), המידע פוצל לכ-33% מבחן ו-66% למידה, המטרה לתוצאות מבחן שישקפו כמה שיותר את הלמידה העמוקה ,כדי למצוא את הרשת הכי טובה, השווינו בן כמה רשתות, רשת RNN LSTM, הרשת האישית שלי על בסיס indRNN (פירוט בהמשך), ועוד רשת CNN עם מבנה יחסית בסיסי.

Diagram

Description automatically generated

#### מבנה הרשת

נעזרתי ברשת בשם [independentRNN](https://www.semanticscholar.org/paper/Deep-Independently-Recurrent-Neural-Network-Li-Li/1781dd49c2e935dc441634d0df322a6174c6ec17) כחלק ממבנה הרשת לצורך למידה.

מבנה הרשת של indRNN+conv layers:

**Diagram

Description automatically generated**

* מצד ימין שכבת קונבולוציה חד ממדית לאחר שיטוח של המידע לתוך הindRNN עם פילטר של קונבלוציה בגודל אחד, המטרה לא לאבד מידע כלל לפני הכניסה לindRNN ושהרשת תעבוד על אותו מידע 4 פעמים בנפרד ותנסה.
* מצד שמאל מפעילים קונבלוציה על המידע בצורה דו ממדית, בהתחלה עם פילטר קונבלוציה בגודל אחד ל64 שכבות, ומשם להקטין עם פילטרים של קונבלוציה דו ממדים בגודל של 3 עד לגודל אחד, המטרה לחפש תכונות משותפות בן הערוצים השונים.
* מאחדים את התוצאות בן שני הצדדים, עמודה ראשונה של המידע הפלט של ,indRNN שאר השורות הפלט של שכבות הקונבולוציה (כמספר הערוצים של האלקטרומיוגרפיה שמופעלים) מפעילים פילטר של קונבולוציהנוסף בגודל של 5 כדי לאחד בן המידע של הindRNN ושכבות הקונבלוציה, לבסוף .final connect

התוסף של הindRNN לרשת ה:RNN

Diagram

Description automatically generated

-הרעיון העיקרי של הרשת היא שהניורונים ברשת עצמאים ביחס אחד לשני ומחוברים דרך שכבות.

##### תוצאות סופיות:

סט של 230 דגימות: סט של 330 דגימות:

Chart, line chart

Description automatically generatedChart, line chart

Description automatically generated

סט של 460 דגימות:

Chart

Description automatically generated

IRNN- הרשת הפרטית שעבדתי איתה.

RNN - רשת RNN LSTM.

CNN- רשת CNN עם מבנה יחסית קלאסי.

* כל הסטים של המידע הן דגימות שונות לגמרי ולא אותו סט של מידע מורחב.
* כפי שניתן לראות IRNN (הרשת הפרטית) נותנת את התוצאות הטובות ביותר.

### תוצאות סופיות של חיזוי התנועות :

מול סט של 900 דגימות קיבלנו תוצאות של 99.6% בממוצע, במקרה הגרוע 99.3% ובמקרה הכי טוב אפילו 100%, זמן ריצה באיזור ה6 שעות ו12 אלף איטרציות.

הדיגמות מורכבות מ3 סיווגים שונים, אבן נייר ומספריים, על 2 ערוצים בלבד (אפשר לחבר עד 4 ערוצים),

כלומר ניתן להכפיל את כמות המידע, מטרת החלק הזה היא כיצד לעבד את המידע, ולחזות אותו כמה שיותר טוב בעזרת כלים תכנותים, עוד ערוצים, כלומר עוד מדבקות ועוד תנועות ידרוש זמן גדול הרבה יותר לייצור הדגימות, והמערכת גמישה למספר החיישנים שנרצה.

### מסקנות

התוצאות שהתקבלו ביחס למחקר מ Zhejiang University שגם הוא גם על אותם 3 תנועות שונות כמוני (אבן נייר ומספריים), קיבלתי תוצאות טובות יותר לאחר השימוש בהתפלגות נורמלית ומירכוז הדגימה, אצלנו יצא 99.6% כשעל המחקר שלהם יצא 99.1ִִ%, הסיבה לדעתי שסנונן הרבה מידע לא רלוונטי בזכות השונות ומירכוז התנועה עזר מאוד ללמידה עמוקה לקחת תכונות חזקות מאיזור המרכז של הדגימה.

**הפיתרון להצגה ויזואלית.**

נענה בקצרה עם פיתרונות מתוך הנדסת תוכנה, ולאחר מכן נראה את הפיתרונות בפועל כחלק מהארכיטקטורת המערכת בצורה יותר מורחבת:

* דרושה מערכת שניתן לעבוד בתלת ממד. הפיתרון למערכת תלת ממדית, נעשה שימוש במנועה גרפי בשם Unity כדי שנוכל להציג את הדברים ויזואלית.
* המודלים של יד תלת ממדי במערכות כאלה בנויים למציאות מדומה. נפרק את המודל, כחלק מהערכת ניתן ליצר מחדש את המיקום במרחב דרך קוד. את תנועת היד נרכיב על ידי שנגדיר את מיקום האצבעות מחדש לכל תנועה שנרצה.
* כיצד נזהה מתי תנועה קרתה? נעשה שימוש במכשיר נוסף שעובד על זווית ותאוצה זווית, מכשיר מסוג IMU שיהיה על היד ובשילוב עם המידע הקיים ממכשיר האלקטרומיוגרפיה מזההים מתי היד זהה.
* קיים הרבה יותר מעברים בן תנועות שונות מאשר מצבים אפשריים של הידץ נדאג שתיהיה למידה עמוקה ספציפית לכל מצב לשאר התנועות במקום מודל אחד שיחזה הכל, לדוגמא על אבן נייר ומספריים, אם היד במצב של אבן, היא צריכה לזהות אם נעשה יד או מספריים ולא שוב פעם אבן, מכל מצב יש אפשרות ל2 מעברים בדוגמא, (בחלק א כדי לזהות את התנועה עבדנו עם כל המעברים האפשרים על 3 מצבים שונים וקיבלנו אחוז הצלחה של 99.6%). הפתרון פשוט מאוד, בעזרת תנאי בעזרת שמירה התנועה האחרונה שנייתה ניתן לבחור את המודל הנכון של הלמידה עמוקה שיסווג,ובגלל זה נבחר לא לעשות פירוט מורחב על הפיתרון.

## ארכיטקטורת ותיאור המערכת

כלים של המערכת:

* פיזיים:

-מכשיר IMU.

-מכשיר אלקטרומיוגרפיה של .Openbci

* תוכנות:

-מערכת של Openbci כדי להפיץ את המידע לתוכנה שלנו.

-מערכת של IMU שלwitmotion כדי להפיץ את המידע לתוכנה שלנו.

-Python

-#C

-Unity

Pytorch- (חבילה של פייתון ללמידה עמוקה)

Sklearn- (חבילה של פייתון ללמידת מכונה)

#### זיהוי תנועה.

כלים:

כדי שנוכל לזהות מתי היד זזה החלטנו לשלב בן שני מכשירים, מכשיר האלקטרומיוגרפיה של הפרויקט, ורכיב IMU (חישן זוית, תאוצה זוויתית ועוד) בשם WT901CTTL, שיהיה על שורש כף היד.

דוגמא ממכשיר הIMU:

Graphical user interface

Description automatically generated

-תאוצה,זווית , ומהירות זוויתית הכלים שנעזר לזיהוי תנועה

על המידע שמגיע ממכשיר הIMU ומכשיר האלקטרומיוגרפיה רצים בעזרת חלון, מעבדים את המידע הרלוונטי לפי השיטות, מאחדים את המידע, וחוזים אם קרתה תנועה.

Chart, bar chart

Description automatically generated

כדי שנוכל לייצר את המידע ללמידה עמוקה נבנו 2 מערכות לייצור מידע כשלב א:

* מערכת ראשונה נבנתה כדי לאסוף מידע כשהיד לא זזה.
* מערכת שנייה נבנתה כדי לאסוף מידע שהיד כן זזה.

#### המערכת ליצירת דגימות של אי תנועה.

המערכת ליצירת דגימות של תנועה

כדי שנוכל לבצע זאת דרוש לבנות למידה עמוקה שתחזה אם הייתה תנועה בעזרת המידע הזה.

רשת הניורונים שנבחרה היא RNN LSTM כדי ללמוד.

כדי ליצור את המידע נבנתה מערכת פשוטה להיסוף מידע כדי לייצר דגימות של אי תנועה (שם מקליטים כל מצב של יד ללא תנועהָ),

#### המערכת ליצירת דגימות של תנועה.

יצירת דגימות של תנועה. בעזרת שימוש בדגימות במאגר מידע שהיו לצורך זיהוי של מה הייתה התנועה (הוכנס גם מכשיר הIMU כעוד מכשיר שממנו הוספים מידע בהיסוף המידע אך הוא לא עובר עיבוד), ובגלל שnormal distribution split מוצא את מרכז התועה וסטיית התקן על כל ערוץ, נייצר מרכז חדש שהוזז מהמרכז המקורי, נוסחא:



R- ערך אקראי בן 1 למינוס 1.

center- מרכז הדגימה.

Std- סטיית התקן.

a-קבוע שישפיע על העוצמה של הפיזור מהמרכז.

כך נקבל מרכז חדש,הערך חיובי או שלילי לפני החיבור לממוצע אז המרכז יכול לזוז ימינה או שמאלה, לאחר מכן נבחר לפי איזה ערוץ ממרכזים את כל הערוצים בצורה אקראית, והדגימה נחתכת לפי הframe הרצוי.

Chart, line chart

Description automatically generatedChart, line chart

Description automatically generated

-דוגמא לאותה תנועה על ערוץ מסויים שהוזז באופן אקראי פעמיים, ונחתך לגודל הframe שעל 200.

* המידע של הIMU נחתך לפי אותם מיקומים, והוא לא מקור למרכז חדש.

#### מערכת גרפית.

כדי שנוכל להציג יד תלת ממדית שתדמה את היד במציאות נעשה שימוש במערכת של Unity

מנוע גרפי, שעובד עם שפת #C,את המידע שמציגים מקבלים דרך websocket שעל ידי פורט וקישור לlocalhost וכך ניתן לקבל את המידע החזוי, ופרמטרים נוספים כגון מיקום היד והזוויות בעזרת הimu (הזזה במרחב ושינוי זווית של היד עדיין בפיתוח).

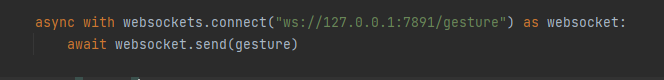
דוגמת קוד כדי למשוך מהwebsocket את המידע על המיקום, זווית ואיזו תנועה.

Text

Description automatically generated

בגלל שבעזרת פיתון חוזים את התנועות, משם נשלח סיווג התנועות לwebsocket.

שליחת מידע מצד הpython:



#### מודל היד.

כדי שנוכל להציג יד לקחנו יד מובנת של unity לשימוש במציאות מדומה ולקחנו רק את החלק של היד,נבנה מחדש controller ליד ומיקום היד דרך המערכת, במודל היד של המציאות מדומה האצבעות הן ווקטורים מנורמלים מ 0 עד 1 בהגדרות המודל, כש1 זאת אצבע סגורה ו0 זאת אצבע פתוחה וכל השאר יתן את האצבע בן שני המצבים, כך ניתן להגיע לכל מצב של כל אצבע שייתן כל תנועה רצוייה.

היד מהמערכת של יוניטי:

A screenshot of a computer

Description automatically generated with medium confidence

דוגמת קוד,כולם 0 ,אף אצבע לא סגורה וכך ניתן לייצר מצב של יד פתוחה (דף).

Text

Description automatically generated

#### דיאגרמה

Graphical user interface

Description automatically generated

ארבע מערכות עובדות במקביל, המערכת שהוספת מידע מהIMU, המערכת שהוספת מידע מהOpenbci, המערכת שמעבדת,חוזה מתי ,מה התנועות, והמערכת שמציגה בתלת ממד.

כפי שציון בחלק של העיבוד מידע קיימת דרישה כלפי המשתמש בתחילת השימוש במכשיר, כדי שיוכל להשתמש בוא, בגלל שהמודלים ללמידה אומנו לא על אותו אדם, דרוש עיבוד מידע מסויים שעושה שימוש בהקלטה של המשתמש בפעם הראשונה, המשתמש מפעיל כמה שיותר כוח ביד למספר שניות טובות עד שהמערכת תציין שסיימה להקליט, לאחר מכן כל תנועה שנעשת תוצג בתלת ממד.

1. Collect data from imu- הוסף מידע ממכשיר ה.imu
2. Collect data from Openbci- הוסף מידע ממכשיר ה.Openbci
3. Imu LIFO stack-מאגר מידע ששומר את הדגימות האחרונות שנעשו (בשיטת last in first out) מה.imu
4. Openbci LIFO stack-מאגר מידע ששומר את הדגימות האחרונות שנעשו (בשיטת last in first out) מה.Openbci
5. Wait for user to start- בתחילת האפליקציה המערכת מחכה שהמשתמש יהיה מוכן לעשות את הקלטת הMVC, כלומר להפעיל בחוזקה כשהמכשיר על היד.
6. Collect from LIFO- אוסף את כל המידע מהמאגר מידע של הOpenbci.
7. Create MVC- מייצר את הMVC לצורך נרמול המידע כדי לתת למשתמש אפשרות לעבוד עם המכשיר.
8. Copy data- מעתיק את המאגר מידע של שני המכשירים.
9. Data processing- מעבד את המידע.
10. Predict movement-חיזוי אם הייתה תנועה על המודל המתאים, נעשה חיתוך לחלון המתאים בסוף המידע.
11. Save first timestamp-שומר את יחידת הזמן שנעשה הזיהוי תנועה.
12. Save last timestamp- שומר את יחידת הזמן שהתנועה הוספקה.
13. Copy data between timestamps- מעתיק מאגר המידע וחותך לפי שני יחידות הזמן.
14. -Cut by Normal distribution חיתוך בעזרת השיטה עם התפלגות נורמלית.
15. Predict hand gesture- חוזה את התנועה
16. Unity- המערכת תלת ממדית שמציגה את היד.
17. Collect hand gesture – מקבל את המידע דרך websocket על מצב היד.
18. Set hand model- מציב ביד הוירטואלית את התנועה הנכונה לפי מה שנשלח מה.websocket

* כמו בהקלטות של הleap motion בחלק הראשון של הפרויקט, גם פה לוקחים יותר מידע (offset) ממה שיחידות הזמן נתנו.

### תוצאות

כמו בסרטון הגענו למצב שהמחשב מזהה ומציג בתלת ממד את התנועות של היד כמו במציאות.

### מסקנות

ההיתרון הגדול הוא שאין צורך למצלמה שמסתכלת על היד בצורה רציפה וברורה, בכדי שנוכל לעשות שימוש ביד במציאות מדומה. ניתן לבנות על בסיס המערכת הזאת זיהוי תנועות יד ולתרגם אותם.

קיים מקום למחקר נוסף לשיפור הדיליי בין הרגע שהיד הפסיקה לזוז לבין הרגע שהמחשב מציג את התנועה שנעשתה.

# **בדיקת נכונות.**

השג מאוד גדול של הפרויקט היה הצלחה מול משתמשים חדשים. 3 משתמשים חדשים התבקשו לעשות הקלטה של דגימות. כ20 דגימות הלכו ללמידה בשילוב עם המידע של המערכת (הקלטות של היד שלי), ו40 דגימות למבחן. התוצאות היו באיזור ה95% הצלחה בחיזוי. לפני השימוש בשיטת MVC ההצלחה הייתה מתחת ל80%.

# רשימת ספרות

1. Facebook:
2. <https://tech.fb.com/inside-facebook-reality-labs-wrist-based-interaction-for-the-next-computing-platform/>
3. mudra:
4. <https://medium.com/@leeor.langer/an-object-detection-pipeline-for-bio-potentials-on-the-apple-watch-46ea6aac2721>
5. OPENBCI(Zhejiang University):
6. <https://www.researchgate.net/publication/349313820_Gesture_recognition_system_based_on_CNN-IndRNN_and_OpenBCI>
7. University of Padova/ HES-SO Valais-Wallis:
8. <https://www.researchgate.net/publication/320362358_Comparison_of_six_electromyography_acquisition_setups_on_hand_movement_classification_tasks>
9. Nanjing University of Science and Technology:
10. <https://www.researchgate.net/publication/310572253_Gesture_recognition_by_instantaneous_surface_EMG_images>
11. מקורות ומחקרים נוספים שלא צויינו (נבחרו המפורטים יותר לסקר):
12. <https://www.researchgate.net/publication/344063511_Gesture_Recognition_from_Bio-signals_Using_Hybrid_Deep_Neural_Networks>
13. <https://www.researchgate.net/publication/327373715_Robust_hand_gesture_recognition_with_a_double_channel_surface_EMG_wearable_armband_and_SVM_classifier>
14. <https://www.researchgate.net/publication/307919884_Deep_Learning_with_Convolutional_Neural_Networks_Applied_to_Electromyography_Data_A_Resource_for_the_Classification_of_Movements_for_Prosthetic_Hands>
15. https://www.researchgate.net/figure/Comparison-of-the-highest-recognition-rate-and-average-recognition-rate-of-15-feature\_fig10\_334906314
16. [**https://www.scirp.org/journal/paperinformation.aspx?paperid=95481**](https://www.scirp.org/journal/paperinformation.aspx?paperid=95481)
17. [**https://journals.sagepub.com/doi/pdf/10.1177/1550147718790751**](https://journals.sagepub.com/doi/pdf/10.1177/1550147718790751)
18. [**https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/2101/2101.04658.pdf**](https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/2101/2101.04658.pdf)
19. **https://www.researchgate.net/publication/355991057\_An\_Adaptive\_Multi-Modal\_Control\_Strategy\_to\_Attenuate\_the\_Limb\_Position\_Effect\_in\_Myoelectric\_Pattern\_Recognition**