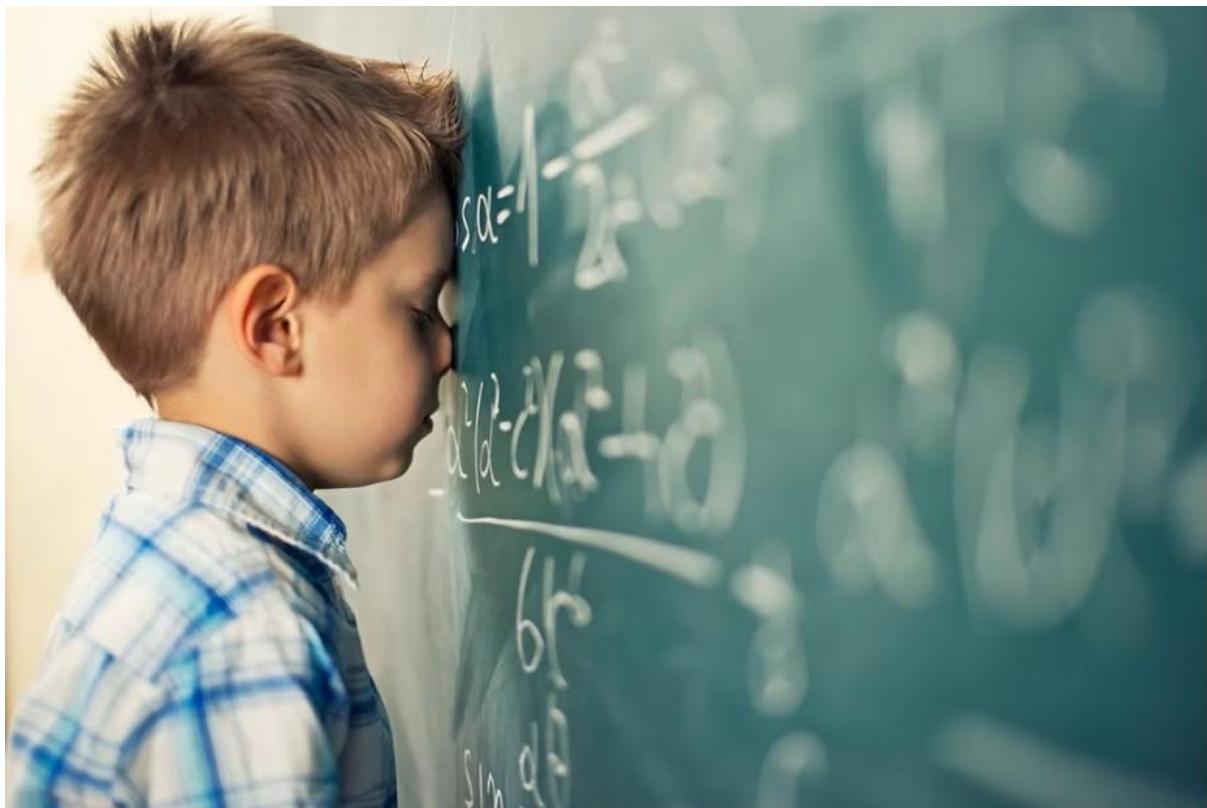


עבודת מסכמת קורס הנדסת דרישות RASS – קבוצה 2

Learning Disabilities



שמות המציגים:

טל מיכאל: מס'ר ת"ז- 20608844

רון אפריאט: מס'ר ת"ז- 322614926

איהאב מריד: מס'ר ת"ז- 211843123

אליקה בוצ'קריוב: מס'ר ת"ז- 215365370

סער אביבי: מס'ר ת"ז- 207881350

תוכן עניינים:

3	הציגת הנושא - Learning Disabilities
4	Smart Autism Watch
8	Eye-tracking based Detection of Developmental Dyslexia in Children Using Convolutional-Transformer Network
12	ADHD detection using EEG
16	How can handwriting be used to accurately detect and distinguish between dyslexia and dysgraphia?
19	Enhancing Early Diagnosis of Autism Spectrum Disorder in Children: A Comparative Analysis of Machine Learning Techniques
24	מסמך אפיון (SRS) :(
28	השוואה בין הטכניקות
31	:Learning disabilities - העבר הנושא-
32	:RA.....: ניתוח והפקת נתונים ללקוחים RA
33	ביבליוגרפיה.....

הציגת הנושא - Learning Disabilities

בחרנו להתמקד בנושא לקיות למידה בשל השפעתו הרחבה והעומקה על ילדים, מתבגרים ומבוגרים. לקיות למידה כוללות מגוון הפרעות נוירולוגיות ותפקודיות, כגון הפרעת קשב וריכוז (ADHD), דיסלקציה, ואוטיזם (ASD), אשר משפיעות על יכולת לארוך, לעבד ולהשתמש במידע בצורה תקינה. לקיות אלו מלווה לעיתים קרובות בקשישים קוגניטיביים, רגשיים וחברתיים, ולא הטעבות מתאימה עלולות להשפיע לרעה על הצלחה לימודיית, תעסוקתית או אישית.

למרות המודעות ההולכת וגדלה לנושא, אבחון מדויק של לקיות למידה עדין מהוות אתגר ממשמעותי. שיטות האבחון הקיימות נשענות לעיתים על מדדים סובייקטיביים ודיווחי הורים או מורים, דבר שעלול להוביל לאבחונים שגויים או מאוחרים. בעבודתנו חקרנו גישות חדשות ומגוונות לאבחון ותמייהה באנשים עם לקיות למידה – החל משימוש באוטות EEG לזיתו ADHD, דרך ניתוח תנומות עיניים או כתיבה לאבחן דיסלקציה, ועד לטכנולוגיות לבישות כגון שעון חכם או אלגוריתמים חכמים לאיתור מוקדם של אוטיזם. שילוב טכנולוגיות מתקדמות בהנדסת דרישות פותח פתח לדיק, יעילות והתאמה אישית טובה יותר של פתרונות חינוכיים וטיפולים.

שאלות המחקר:

- מהי הטכנולוגיה הטובה ביותר לסייע למידה מיטבית של ילדים עם אוטיזם (ASD) מרחוק?
- כיצד ניתן לאבחן דיסלקציה בדיק גבוה?
- כיצד ניתן לאתר הפרעת קשב וריכוז (ADHD)?
- מהו הפתרון הטוב ביותר לזיתו מוקדם של אוטיזם (ASD)?
- כיצד ניתן להשתמש בכתב יד כדי לזהות ולהבחין באופן מדויק בין דיסלקציה לדיסגרפיה?

טכניות:

- The Smartwatch Autism Spectrum Data Scheme (SM-ASDS)
- Rasterized eye-tracking heat-maps run through a CNN-Transformer to classify dyslexia risk.
- Detection of Attention Deficit Hyperactivity Disorder (ADHD) using EEG.
- A comparative analysis between classification algorithms for early ASD detection.
- RNN with LSTM - Sequential pattern detection in handwriting.

Smart Autism Watch

הציגת הנושא:

הפרעת הספקטרום האוטיסטי (ASD - Autism Spectrum Disorder) היא ליקות נירית התפתחותית מורכבת, המתבטאת בקשישות, הבנה חברתית, התנהגות חזורתית, ותחומי עניין מצומצמים. ילדים עם ASD מתמודדים עם אתגרים משמעותיים ברכישת מיומנויות בסיסיות כגון קריאה, כתיבה, הקשה ודיבור. בהתאם לכך, תוכניות הלימוד עבורם חייבות להיות מותאמות אישית ולהתבסס ברגישויות החושיות, בקצב הלמידה האינדיבידואלי וביכולות הוויסות העצמי.

לצורך כך פותח Smart Autism Learning System, מערכת חכמה מבוססת טכנולוגיות IoT (Internet of Medical Things) וסיבותו ללמידה מרוחק מבוססות Edge שטשרה לתמוך בלמידה מותאמת אישית לילדים עם אוטיזם, באמצעות חכם לביש הכלול חיישנים המנטרים את פעילות הילד, מנתחים אותה ומעדכנים את התוכנית הלימודית בהתאם.

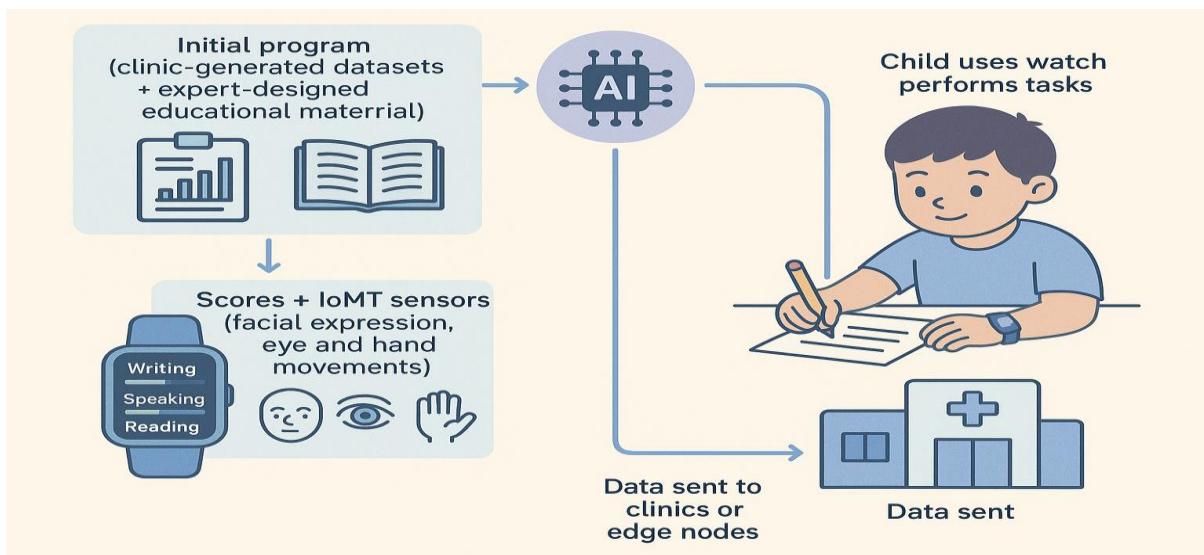
הבעיה של RASS:

ילדים עם אוטיזם זקוקים להתקומות מתמשכות בלמידה. כיום, ברוב המוגנות הלימודיות אין יכולת לעקוב בזמן אמת אחרי התקדמות הילד, להבין את רמת הקשב והתגובה שלו ולמשימות או להתאים את התוכן לקשיים תחושתיים וחברתיים. בנוסף, מערכות קיימות מתמקדות בעיקר בזיהוי האבחנה (ASD) באמצעות קליניים כמו EEG או ראיונות, ומتعلמות מדפסי הלמידה בפועל של הילד.

מכאן נגזרת שאלת המחקר:
 כיצד ניתן לשפר את תהליכי הלמידה של ילדים עם ASD באופן מותאם אישית וдинמי (מרוחק)?

הטכניקה לפתרון:

- SM-ASDS (Smartwatch Autism Spectrum Data Learning Scheme) המערכת המוצעת -
 מבוססת על שעוני חכמים מחוברים למכשורי קצה (edge nodes) ולמרכז מידע רפואי/חינוכיים. היא כוללת:

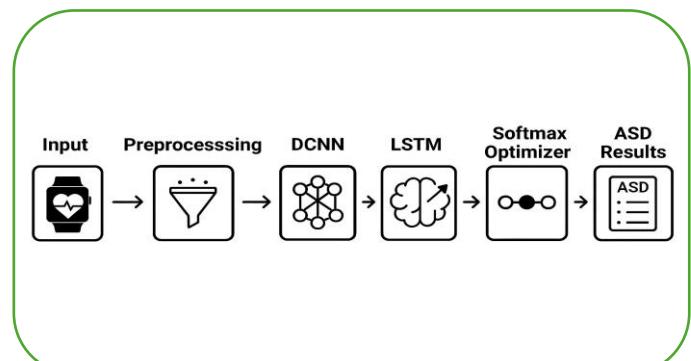
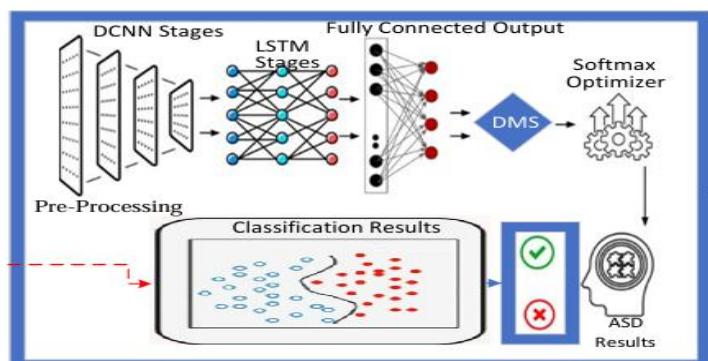


- חישני MT so לשימוש הקלות, תנועות גוף, קרבה, תנועות עיניים ועוד.
- עיבוד מקדים (Preprocessing) של נתונים גולמיים וסינון רשעים.
- שילוב של רשתות עצביות מסוג (Convolutional Neural Networks (CNN)) לשילוב ALSTM (Adaptive Long Short-Term Memory) ליזוי תבניות בזמן.
- מערכת אופטימיזציה של זמן תגובה, משאבי מחשב ודיק.
- Offloading (דינמי) – חלק מהנתונים מעובדים בשעון, חלק במכשיר נייד וחלק נשלחים לקצה (Edge) לעיבוד מתקדם.

הדגמת טכניקות – תרחיש שימוש:

ילדי נן 8 המאבחן עם ASD לובש שעון חכם אשר מנטר את תגובותיו תוך כדי שימוש קריאה אינטראקטיבי (אפליקציית קריאה).

המערכת מבצעת את הפעולות הבאות :



1. Input – בשלב זה השעון החכם אוסף נתונים בזמן אמת באמצעות חישני MT so מובנים:

מטרת הניטור	מה נמדד בפועל	סוג קלט
זיהוי של קשיי שפה, קשיי בהגיה או חוסר הבנה	בדיקה אינטואטיבית של הקריאה בקול – האם הילד מדבר ברוח, האם יש הפסכות ארוכות או חזרתיות	קול (Audio)
הערכת רמת ההקשבר והמעורבות בפעילויות התוכן, על סכיבתו או מסיט את העניין	תגובה מיקוד המבট – האם הילד מסתכל על התוכן, על סכיבתו או מסיט את העניין	תנועות עיניים
זיהוי מצבים טסכול, איסקפט תחושתי או גירוי יתר	תגובה, תנועות ידיים חוזרות או תנועות עיניים יתרכזות	תנועות גוף
איתור עומס קוגניטיבי, עיכוב בעיבוד שמייעתי או חוזותי	מדידת פרקי הזמן שלוקח הילד להגיב להנחיות	זמן תגובה (Latency)
בחינת הבנת הנאמר ובדיקה של יכולת הבדיקה שמייעתי	האם הילד מזהה מילים מוקלטות או מרכיב לפחותים מסוימים	תגובה לגירוי שמייעתי

.2. Preprocessing – כדי שהנתונים יהיו ניתוחיים לניתוח מדוקן, המערכת מבצעת פעולה כזו:

- סינון רעים (למשל רעש רקע בקהל)
- ניתוח רכיבים בלתי תלויים – (ICA) להפרדת אוטות (כמו מצטוצץ מהקהל)
- נורמל ערכים (כדי שכל קלט יהיה ביחס אחד)

המטרה היא להפוך את הנתונים ה"גולםיים" לנקיים, מדוקנים וסטנדרטיים לעיבוד מתќדם.

DCNN – Deep Convolutional Neural Network .3

- מזהה תבניות חוזתיות שימושיות בתחום הקלטיים (כמו שינוי בקהל או מבט ממושך)
- מעבד מידע למרחב – למשל איפה הילד מסתכל, ואיך הדיבור שלו משתנה בזמן.

ALSTM – Adaptive Long Short-Term Memory .4

- מזהה דפוסים לאורך זמן (רצפים)
- מזהה אם ההתנהגות משתנה לאורך השיעור – לדוגמה, האם הילד מגלה עייפות לקראת הסוף.

שילוב בין השניים: מאפשר הבנה גם של הריגע הספציפי וגם של הקשר הכללי לאורך זמן

.5. – + החלטה בזמן אמיתי – Adaptive Offloading

כאן המערכת:

- מעריכה האם הילד מגיב היטב או לא.
- מחליטה האם להמשיך במשימה הנוכחית או לעבור לגירוי אחר (למשל מסיפור ייזואלי למשחק).
- מחלקת עומס החישוב בין השעון, הטלפון, והשתטים לפי כמות המידע והזמןנות

.6. פלט – לאחר שהמערכת אספה, עיבדה וניתחה את התוצאות של הילד – מגיע שלב הפלט, (Output) שבו מתקבלות החלטות בזמן אמיתי על בסיס המידע שנלמד. הפלט הוא תוצאה של כל השלבים הקודמים, והוא כולל שלוש שכבות פעולה:

תגובה מצד המערכת	פירוט התנהגותי	מצב למידה
המשך ישיר של הפעולות הקיימות	הילד מגיב بصورة מהירה, ממקדת ונכונה למשימות הלימוד	מטריך (Focused)
מעבר למשימה קצרה יותר או הצגת תוכן חזותי במקום מילולי	מופיעות תשובות איטיות, טעויות חוזרות ונראות שהילד מושך בקלות	מתתקשה (Struggling)
הפסקה זמנית בפעולות או מעבר לפעולות רגועה ומרגיעה	סימנים לתחושת עומס – תנועות חרוטיות, הימנעות מהמסך, תשובות פיזיות לא רגילות	מושך (Overwhelmed)
שליחת התראה למורה, הורה או מטפל רלוונטי	היעדר תגובה לאורך זמן, חוסר מעורבות או התנטקות מהפעולה	מנוטק (Idle/Disconnected)

המערכת בוחרת באופן אוטומטי את המשימה הבאה מתוך מאגר מותאם הילד, לפי נתוני הלמידה, הקושי הנוכחי, וההיסטוריה של הילד (לדוגמא: אם הילד קרא סיפור והתבלבל במילים, המערכת תציג משחק זיהוי תמונה-מילה/אם הילד לא הגיב כלל, המערכת תעבור למצב "מנוחה חשושית" עם מוזיקה שקטה או צבעים רכים).

ולבסוף, נשלח דוח למורה, תרפיסט או הורה, עם נתונים חשובים:

- **אחוז הצלחה**
- **זמןוני תגובה**
- **רמת קושי**
- **המלצות להמשך**

Eye-tracking based Detection of Developmental Dyslexia in Children Using Convolutional-Transformer Network

הצגת הנושא:

דיסלקציה התפתחותית (DD) היא לקות למידה ספציפית הפגעת ביכולת קריאה שוטפת, איות כתיבה, ומח'יבת זיהוי מוקדם להתרבות עיליה. המודלים המסורתיים נשענים על מבחני קריאה / כתיבה או הדמיות מוח (EEG / fMRI / MRI) הדורשים מומחי תחום או סובלים מגבלות עלות ודינק, וכן פחות נוחים לפרש רחבה בכתבי-ספר. פתרון מציע: שימוש ב- Eye-tracking וגישה חזותית לשירה לצוין מסלולי העין בזמן קריאה, ללא שלב ארוך של הפקת תוכנות ידניות. המודול החדש מציג דיק SOTA של 98.21% בזיהוי דיסלקציה חזאה-נבדקים על בסיס מסלולי עיניים גולמיים, ומכוון לכלי סיכון יומיומי בבתי-ספר.

ההבחנה נעשית בין קבוצת סיכון גובהה (HR) וקבוצת סיכון נמוכה (LR) של ילדים בגיל 10-9, תוך הדגשת הצורך במבנה מודלים מודיים וחסכוניים לעיבוד. הבסיס המדעי: מסלולי עיניים משקפים דפוסי קריאה – ילדים בסיכון נוטים לזמן קריאה כולל ארוך יותר, סקאות קצרות יותר וגרסאות רבות.

שאלת מחקר (RASS): האם המרת חזותית ישירה של מסלולי עין גולמיים + ארכיטקטורת Convolutional-Transformer בדיק זיהוי דיסלקציה בין HR ל- LR תוך פשטות קדם-עיבוד ושרידות לרוחב נבדקים? (נימוקים בהקשר: יעלות, דיק, חסכו בהנדסת תוכנות).

הטכנית לפתרון :

- הצגת הגישה הכללית: המרת סדרות (Y,X) לשתי העיניים לייצוג תמונה אחידים 128×128 של מסלול העין לאורך זמן, ללא שלב הנדסת תוכנות מלאכותי .
- אחידות תחום וצמצום רעש: גרמול טוחן צירם, מיצוע בין עין ימין ושמאל להפחחת עודפות ושיפור חסינות .
- ייזואליזציה עיליה: בחירה בייצוג (שיטת שנייה) המבahir זמן קריאה, גרסיות וסקאות לעומת ייצוג כרונולוגי "մבולגן" .
- הפקת טוקנים מקומיות: שלוש שכבות Convolution מפיקות מפות $28 \times 28 \times 16$ המחולקות ל-16 טלאים (patches) בגודל $\rightarrow 16 \times 7 \times 7$ השטחה והיתל לינארי לממד 784 (טוקנים חזותיים).
- הוספה מידע מקום ו- Class Token: הזרקת positional embeddings וטוקן סיווג לפני מעבר דרך שכבות Transformer מרובות ראש-קסב .
- מודל היברידי CNN + Self-Attention: קונבולוציות לתבניות מקומיות יציבות; קשב רב-ראשי לתלות ארכוכ-טוחן במסלול העין .
- פרמטריזציה ארכיטקטונית: בлок Transformer עם 6 שכבות, 8 ראשיים, אקטיביצית GELU ; ראש MLP עם טבלת שכבת softmax .

- אימון ואופטימיזציה: Conv2D + BN, Momentum SGD (0.9) → 0.01 → 0.001 → 0.1 → 0.01 → 0.001 (בשלבים – לאחר 40 אפוקים, 80 אפוקים, ו- 80<sup>>ובהתאמה).
לומדות: הרכבת ביצועים: שימוש במדדי Accuracy, TPR, TNR; ניסוי חוצת-נבדקים.
- דיק ותוצאות – Accuracy 98.21% , TPR 99.23% , TNR 97.06% : שיפור על פנו שיטות קודמות (SVM-RFE, CNN-Feature, Spectrum+CNN).
- תרומת הארכיטקטורה (אבלציה): הסרת ; 95.29% → CNN מודל CNN בלבד → ; 90.08% ; Attention → 94.37% . (מחיש שמיוזג מקומי+גלובלי קרייטי).
- יתרונות ליבנה: ללא DCT / padding להשלמת אורך (פשטות), ללא סינון אות (שימור מידע + חווין), שימוש בתונונים מקוריים בלבד .

הדגם טכניות (פירוט מדורג):

- שלב ראשון – יצירת ייצוגי מסלול עין: (Visualization & Normalization)
א. זיהוי שהייצוג הcranio-וגלי "մבולגן" ואינו מבדי היטב.
ב. המרה לשיטה השנייה: פרישת הקואורדינטות לפי זמן, איחוד טווחי צירים לכל הנבדקים, מיצוע בין עיניים להפחחת שונות ועופות .
ג. קיבוע רזולוציה 128×128 ל민ית עיות סקילינג ושימור פרטימ עדינים במסלול .
ד. תוצאה: תמונות בהן ניתן לחלץ ויזואלית פער זמן קראיה, רגסיות וסקאות (לרוב HR ארוך יותר LR, סקאות מהירות בציג Y).

שלב שני – המרת תמונה לטוקנים: (Convolutional Feature Map Embedding)
3 שכבות Conv2D מפיקות מפה $28 \times 28 \times 16$, חילקה ל- 16 טלאים $7 \times 7 \times 16$ → השטחה והיתל לממד 784 (וקטור טוקן).

שלב שלישי – קידוד רצף ורחבת הקשר: (Transformer Layers)
הוספה positional embeddings + class token; Transformer 6 שכבות (Multi-Head Attention + MLP) לcccccccattion תלוות אורך טווח .

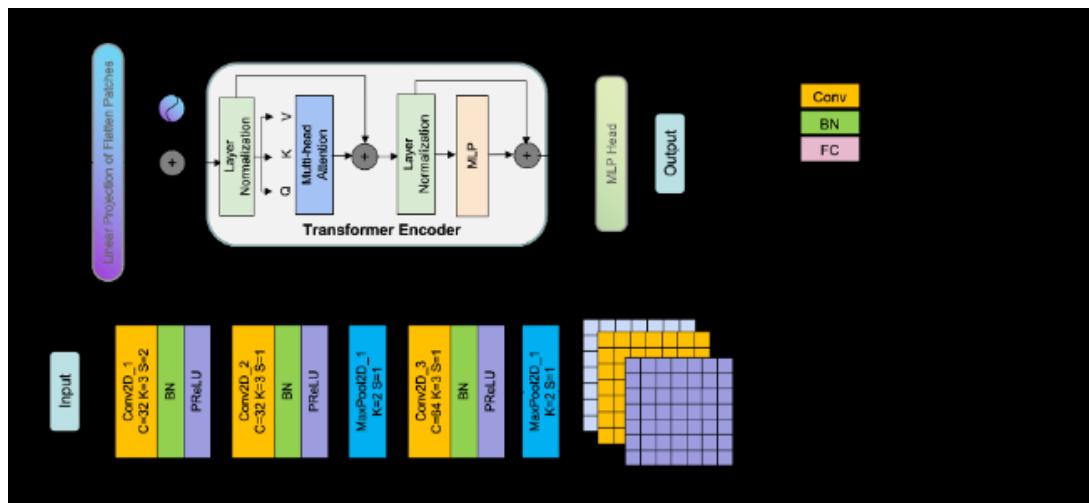
שלב רביעי – למידת דפוסים היברידית: (Hybrid CNN-Transformer Rationale)
הסינרגיה: קונבולוציות → קורלציות מקומיות יציבות → Attention; אינטגרציית דפוסים גלובליים / פיזור זמני לא טיפוסי .

שלב חמישי – ראש סיווג: (MLP Head & Metrics)
ראש MLP מפיק הסתברויות לשתי מחלקות; LR / HR הערכה במדדי TPR, Accuracy, RNR על תח-קיפולים מרוביים .

שלב שישי – אימון ואופטימיזציה:
NLשיפור קונברגנציה SGD; עם Momentum; תזמון קצב למידה בשלבים (0.1 → 0.01 → 0.001).

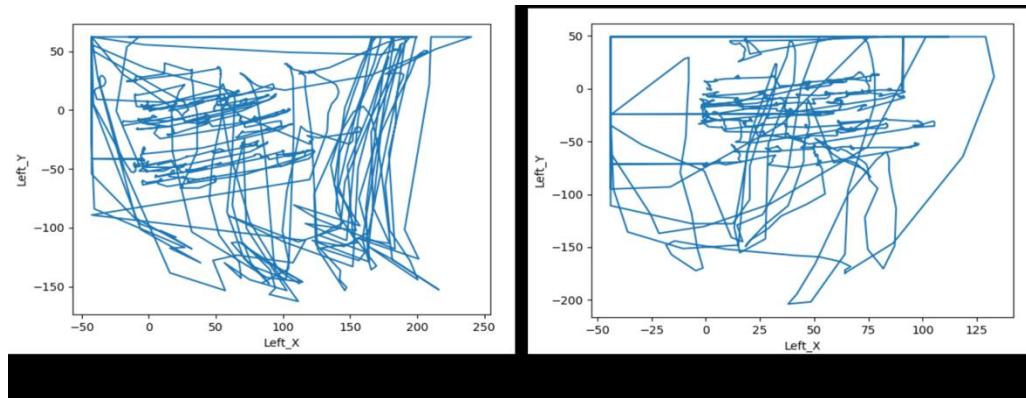
שלב שני – אבלציה להערכת תרומת רכיבים:
הציגת ירידת ביצועים בהסרת מודולים משתמש חשיבות CNN (騰出本地重要性) ו- (Attention) גלובלית) ושילובם .

שלב שלישי – יתרונות מערכתיים ויישומיים:
לא הנדסת תכונות ידנית / Padding / סינון → פשוטות, פחות שגיאות החדרה, תגובה מהירה וחוכן בין-نبזקן .



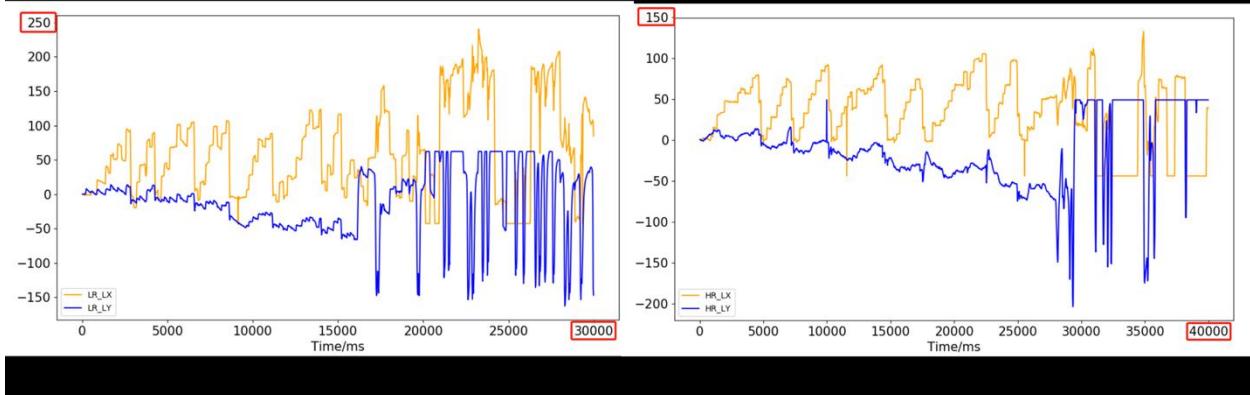
רכיב	תפקיד	מבנה רלוונטי לדיסלקייה
תמונת מסלול מבט קלט	מציגה את מסלול המבט עברו סקאות, ורגסיות	מקודדת קיבועים (fixations) בלבד קיראה יחיד
בלוקי קונבולוציה (x3)	מחצרים מוטיבים מרחבים מקומיים	LOCדים אשכולות של קיבועים ארוכים או סקאות מהירות
(Patch Embedding) + קידוד מיקום	משמרים סדר מרחבי של אירופי המבט טוקנים	ממירם מפה תכונות לרצף טוקנים
מקודד (6 שכבות) Transformer	מדגים תלות ארכט-טוווח דרכ self-attention	מדגיש תבניות כמו רגרסיות חוזרות או דילוגים לא סדריים
ראשMLP	מפיק הסתברותLR / HR (ציון סיכון)	מאגד תכונות שנקלטו לקבוצת סיכון

תבניות תנועת עיניים מדגימות:



איור 3 – קורא בסיכון נמוך

התקדמות חלקה משמאל לימין עם קיבועים קצרים וארוכים ומעט רגרסיות – מעיד על פענוח התקודמות (decoding) שוטף.



איור 4 – קורא בסיכון גובה

ריבוי קיבועים ארוכים וסקัดות לאחר (רגרסיות) יוצר עקיבה צפופה ומשוננת. אפשרות "טוווח-עין" מרחבים אלו מסמנים קושי בפענוח, אופייני לדיסלקציה.

תוצאות מסכמת: דיק TNR 97.06%, TPR 99.23%) – 98.21% לעומת שיטות קודמות בטבלה (למשל Spectrum feature + CNN 96.6%).

משפט מסכם: צינור ה- Visualization המנरמל מסלולי עין (שלבים 1–2) מזמן ארכיטקטורת Convolutional-Transformer היברידית (שלבים 3–5) הנתמכת באופטימיזציה עיליה (שלב 6) ומאמנתה בניתו אבלצייה (שלב 7) – שילוב זה מאפשר זיהוי דיסלקציה מדויק במיוחד הנדסת תכונות ידנית מורכבת (שלב 8).

ADHD detection using EEG

הצגת הנושא:

הפרעת קשב וריכוז (ADHD - Attention Deficit Hyperactivity Disorder) היא אחת מהלקלויות הננוירודת�팽חותיות הנפוצות ביותר בקרב ילדים ומתבגרים. מדובר בהפרעה כרונית המתבטאת בקש"י קשב, אימפלסיביות ולעיטים גם בהיפראקטיביות. תסמינים אלו משפיעים על תפקוד יומיומי, הישגים לימודים וחברתיים, ועלולים להימשך גם לגיל הבגרות.

למטרות חשיבות האבחון, השיטות המקובלות כיום מתבססות בעיקר על שאלונים, ראיונות ותצלומות, שיטות סובייקטיביות העוללות להוביל לאבחן שגוי. מאמר זה מציג שיטה חדשנית המבוססת על ניתוח אותות EEG (אלקטרוэнצפלוגרם- נתוני גלי מוח הנמדדים באמצעות אלקטրודות המתחברות לקרקפת), כבסיס לאבחן.

הבעיה של RASS:

אבחן ADHD מהוות אתגר מתמשך בתחום הרפואה, הפסיכולוגיה והחינוך, שכן אבחן מאוחר או שגוי עלול להוביל לפגימות משמעותיות ברמה האישית והחברתית. כיום, אבחוני ADHD מבוססים על הערכות סובייקטיביות (שאלונים, ראיונות ותצלומות התנהגותיות) שתלוויות בגורמים חיצוניים, מידת שיתוף הפעולה של הנבדק ואינטואיציית המבחן. כתוצאה לכך, יתרונו הטווח, חוסר דיקוק ואף פספוס אבחנתי.

לפיכך, שאלת המחקר העיקרית היא: כיצד ניתן לצמצם את שיעור האבחונים השגויים של ADHD באמצעות ניתוח אותות EEG בשילוב במודלים ניירוניים מתקדמים?

הטכנייה לפתרון:

המאמר מציג שיטת אבחון חדשנית להפרעת קשב וריכוז (ADHD) המבוססת על ניתוח אותות EEG באמצעות טכניות מתקדמות של עיבוד אותות ולמידת מכונה.

השיטה כוללת מספר שלבים מרכזיים:

- עיבוד מוקדם -Preprocessing- סינון רעשים וניתוח רכיבים בלתי תלויים (ICA) – שיטה להפרדת אותו לפי מקורות) לניקוי EEG.
- יצירת מטריצות קישוריות- בניית ייצוגים מרחביים של קשרים בין ערוצי EEG בכל חלון זמן (גודל של 19×19).
- טרנספורמציה DCT- דחיסת המידע לחילוץ תכונות עיקריות מתוך מטריצות הקלט (Dynamic Connectivity Tensors (DCT) – שיטה לייצוג מידע בתדרים, בדומה לJPEG).
- ConvLSTM -רשת ניירונים מסוג Convolutional LSTM (שילוב של קונבולוציה וזיכרון קצר-ארוך לזרחי) תבניות מרחביות זמניות באזוטות.
- מנגןון Attention- רכיב המאפשר למודל להתמקד באזוריים קריטיים במידע ולשפר את הדיקוק על ידי מתן "משקל" גבוה יותר לתכונות חשובות.
- שכבת פלט- קביעה אם לנבדק יש הפרעת קשב וריכוז (ADHD) או לא.

השילוב בין שלבים אלה מאפשר אבחן ADHD מדויק יותר (99.75% דיקוק) על בסיס ניתוח של אותות EEG בלבד.

הדגמת טכניקות:

מקרה לימוד קבוצתי: מוגם הכלל 91 ילדים בגילאי 7-12, בהם 46 ילדים המאובחנים עם הפרעות קשב וריכוז (ADHD) ו-45 ילדים בקבוצת ביקורת. במהלך המבחן, הילדים התבකשו לבצע משימה חזותית קצרה, במהלך אספונטני EEG (רישום חשמלי של פעילות מוחית) שנמדדço באמצעות 19 אלектטרודות המחברות ל�רכפת. הנתונים נאספו בפרק זמן של 30 דקות ונמדד בקצב דגימה של 512Hz.

להלן פירוט שלבי יישום המודל על בסיס מקרה למד פרטני, בהתאם לסוגי הישויות הרלוונטיים:

שלב ראשון - Preprocessing: בשלב זה מתבצעת פונקציה של עיבוד מוקדם על אובייקטי הקלט - אותות EEG שנמדדכו מהנבדק במסגרת הלימוד הקבוצתי. המטרה המרכזית היא לשפר את איכות המידע שנקלט, כך שהיא מתאימים לעיבוד מדויק בשלבים הבאים. הפעולות כוללות סינון רעשים חיצוניים (כגון תנעויות שרירים ופעימות לב), הסרת רעשים ביולוגיים פנימיים (כגון מצמצמים ותנועות עיניים) באמצעות ניתוח רכיבים בלתי תלויים (ICA) (Independent Component Analysis) ו-Volume Conduction (Volume Conduction) שיטה סטטיסטית להפרדת מקורות האותות, וכן הפחיתה השפעת הולכת נפח (Volume Conduction) באמצעות שיטת Current Source Density (CSD), אשר מדגישה פעילות מקומית ומפחיתה השפעות משותפות על ערוצים סמוכים.

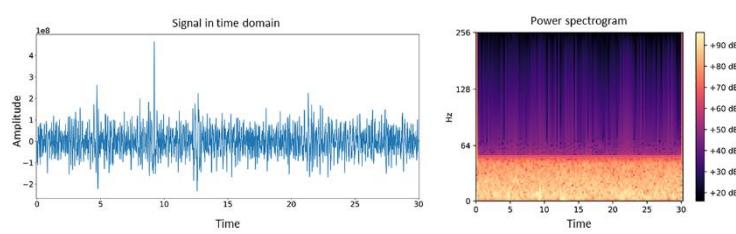


Fig. 4. Time domain and Power spectrogram of an instance of the data.

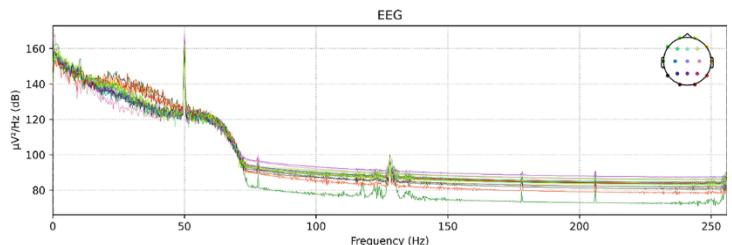
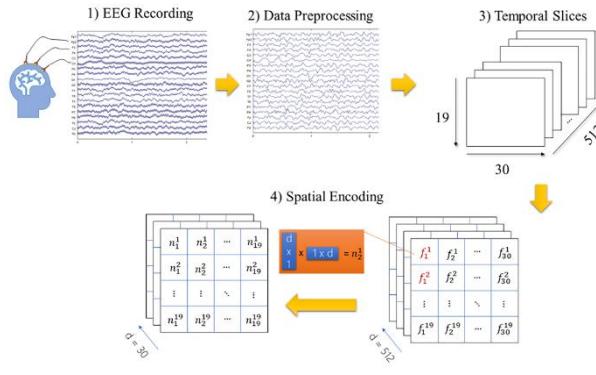


Fig. 2. Power spectral density of an instance of EEG recordings before filtering.

האיורים שמעל מוגרים את ניתוח הנתונים בשלב העיבוד המוקדם. מצד שמאל מופיע האות המקורי במרחב הזמן (Time Domain), ובמרכז מופיע ספקטרוגרמה המוגדרת את התפלגות התדרים לאורך 30 שניות. מימין מוצגת צפיפות ההספק (Power spectral Density) לפי ערוץ, אשר מאפשרת לזהות רעשים בתדרים בעיתתיים (למשל רעש קווי סביב 50Hz). תוצאות אלו שימושו כבסיס לקביעת מסננים מתאימים ולהסרת רכיבים מזוהמים באותות.

שלב שני - (DCT): בשלב זה מתבצעת פונקציה של הפקת ייצוגים מרחביים-זמןניים (spatiotemporal) מתוך אותות EEG שהם האובייקט שנמדד מהמבצעים במסגרת הלמידה הקבוצתי. הנתונים מחולקים לחלונות זמן של שנייה אחת, ועל כל חלון מבוצע חישוב מתאם בין כל זוג ערוצים, לצורך יצירת טנסור קישוריות דינמית (DCT) – מבנה תלת ממדי המתאר את יחס הגומלין בין אזורים במוח לאורך זמן. המטרה בשלב זה היא להפחית את ממד הנתונים תוך שימור מאפיינים חיוניים שיאפשרו למודל לזהות תכונות פעילות מוחית להפרעת קשב וריכוז.



האיור מציג את תהליך שלב 2: חיתוך האותות לחלונות זמן וחישוב קשרים בין ערוצים לצורך יצירת ייצוג מרחב-זמן של פעילות מוחית.

שלב שלישי - (Convolutional Long Short-Term Memory (ConvLSTM)): בשלב זה מופעלת פונקציה למידה על גבי האובייקט המרכזי שהוא טנסור הקלט שהופק בשלב הקודם מתוך EEG שנמדד במסגרת מקורה הלמידה הקבוצתי. הטנסור מזון לרשת ניירונים מסווג ConvLSTM, אשר משלבת עיבוד מרחב (Convolution) עם עיבוד סדרתי של מידע לאורך זמן (LSTM). רשת זו מותאמת במיוחד ללמידה של תכונות מרחביות זמן רבות בתוכניות רבות ממדים, ומטרתה לזהות דפוסים חכויים הקשורים להפרעת קשב וריכוז, אשר לא ניתן לזהות בשיטות אבחון קלסיות.

שלב רביעי - Attention Mechanism: בשלב זה מיושמת פונקציה של הקצאת משקל דיפרנציאלי באמצעות מנגן (Attention), על רצף התוכנות שהופק מרשת ConvLSTM ומתבסס על נתונים EEG שנאספו במסגרת הלמידה הקבוצתי. מטרת המנגנון היא לאפשר למודל להתמקד במקטעים המהותיים ביותר רצף הנתונים, ככלומר להבליט את אותם מאפיינים שתורמים להבחנה בין ילדים המאובחנים עם ADHD לבין קבוצת הביקורת. שלב זה תורם לשיפור יכולת ההכללה של המודל ולהגברת הדיוק של תהליכי הסיווג.

שלב חמישי - Classification Output: לבסוף, מתבצעת פונקציית סיווג המבוססת על המאפיינים שנלמדו בשלבים הקודמים, באמצעות רצף התקנות שעבר דרך מנגנון **Attention** ומתבסס על נתונים EEG שנאספו במסגרת מקורה הלימוד הקבוצתי. הסיווג הוא בינהי: בעל הפרעות קשב וריכוז (ADHD) או לא. תהליך זה מתבצע באמצעות שכבה פלט המחברת לרשות **Fully Connected**. מטרת השלב היא להפיק החלטה חד משמעית בהתבסס על מידע ביולוגי בלבד, ללא צורך בהערכות סובייקטיביות מצד הורים, מורים או אנשי מקצוע. על פי תוצאות המאמר, המודל השיג דיוק ממוצע של 99.75%, המעיד על יכולת הבחנה גבוהה בין הקבוצות.

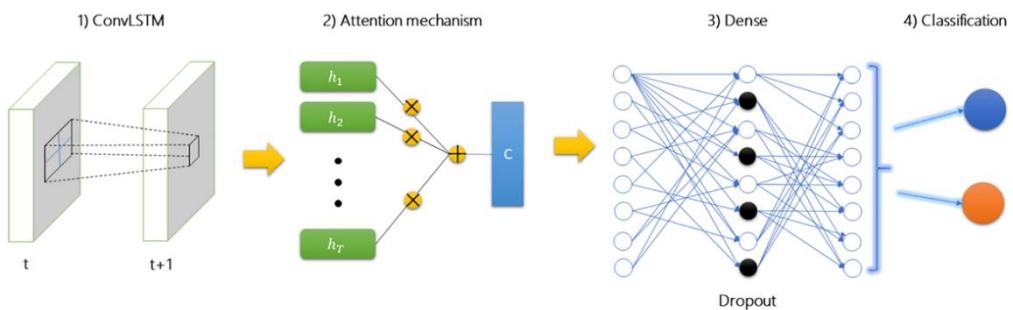


Fig. 6. Proposed ConvLSTM with Attention mechanism.

האיור מתאר את תהליך הסיווג המלא: מהרשת המרחיבית זמנית ConvLSTM (שלב 3), דרך מנגנון **Attention** להתקנות באוטות מייצגים (שלב 4), ועד לשכבות הפלט הסופית שמבצעת סיווג בינהי (שלב 5).

How can handwriting be used to accurately detect and distinguish between dyslexia and dysgraphia?

הציגת הנושא:

דיסלקזיה ודיסגרפיה הן לקויות למידה שימושיות באופן عمוק על יכולות הקריאה, הכתיבה ועיבוד השפה. דיסלקזיה פוגעת בעיקר בקריאה, ומתבטאת בקשישים בזיהוי מילים ועיבוד פונולוגי, כאשר אנשים מתקשים לחבר צלילים לאותיות המתאימות להם. דיסגרפיה, לעומת זאת, משפיעה על כישורי הכתיבה ומביאה לקשיים ביצירת אותיות, ברוחן וב意義ו. הקיום המשותף של דיסלקזיה ודיסגרפיה מסביר את האבחן ודורש גישה מתוחכמת המסוגלת להסתגל למורכבותו אלה תוך זיהוי והבחנה מדויקים בין ההפרעות.

מחקר זה משתמש בדפוסים גיאומטריים מתקדמים וברשותן עצביות חוזרות (RNN) כדי לזהות חריגות בכתב יד המעידות על דיסלקזיה ודיסגרפיה. כתב היד עבר תחילתה סטנדרטיזציה, ולאחר מכן מתבצעת חילוץ מאפיינים המתמקדים בסטיות קוו הבסיס, קשריות אותיות, עובי משיכות ואחריגות נוספת. מאפיינים אלה מושנים לאחר מכן לרשות עצביות חוזרת המבוססת על אוטו-אנקודר כדי לזהות אי-סדריות. התוצאות הראשונות מדגימות את יכולתו של מודל RNN זה להשיג ביצועים המתקדמים ביותר בזיהוי משולב של דיסלקזיה ודיסגרפיה, תוך הצגת האתגרים הקשורים בהתאם לדפוסים מורכבים של במידה עמוקה לקורפו מגוון של כ-33,000 דגימות כתיבה.

RNN רשות עצביות חוזרת: רשות עצבית שמעבדת רצפי נתונים ו"זוכרת" מידע מקלטים קודמים, מה שהופך אותה למתאימה לעובדה עם טקסט, דבר או כל נתון שבו הסדר חשוב.

LSTM זכרון לטוח ארוך קצר: שיפור של RNN שיכול לזכור מידע מידי חשוב לתקופות ארוכות ולשכון נתונים לא רלוונטיים, מה שהופך אותו לאידיאלי לעיבוד רצפים ארוכים כמו טקסט או כתב יד.

הטכנית לפתרון:

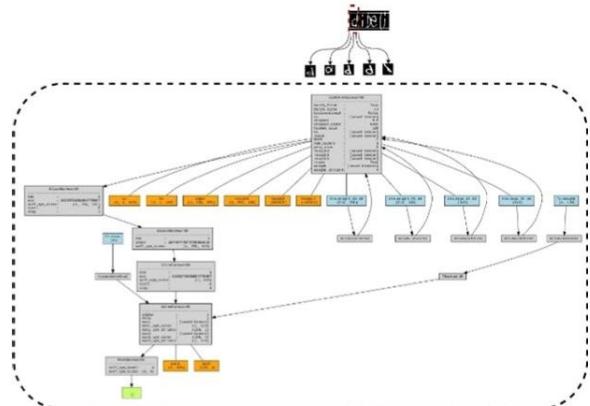
במאמר נעשה שימוש של רשות נירוניים רקורסיביות (RNN) עם אנליה גיאומטרית של כתב יד באמצעות נועה זיהוי דיסלקזיה ודיסגרפיה.

השיטה כוללת מספר שלבים מרכזיים:

- שלב 1 - הכתנת הנתונים ועיבוד מקדים: החוקרים אספו 33,000 דוגמאות כתב יד מקטגוריות שונות (רגיל, דיסלקזיה, דיסגרפיה). כל התמונות הומרו לגונו אפור ושונו לגודל אחיד של 256x256 פיקסלים. הנתונים עברו נרמול וחולקו ל-80% אימון ו-20% בדיקה.
- שלב 2 - חילוץ מאפיינים גיאומטריים: המערכת מנתחת מאפיינים ייחודיים בכתב היד כולל סטיות מקו הבסיס, מרוחחים בין אותיות, שינויים בעובי הנקו, היפוכי אותיות וסיבובים. המערכת מזהה דפוסים חריגים המאפיינים דיסלקזיה ודיסגרפיה.
- שלב 3 - בניית מודל-RNN אוטו-אנקודר: המודל מבוסס על שכבות LSTM ליכידת רצפים זמןניים בכתביה. הוא כולל אנקודר לדחיסת המידע ודקודר לשחזור, עם פונקציית אובדן מותאמת הכוללת עונשים על סטיות קיצונית.

- **שלב 4 - אימון והערכתה:** המודל עבר אימון באמצעות אופטימיזציית Adam ומסווג את הכתיבה לארבע קטגוריות. ההערכתה מתבצעת באמצעות מטריצות בלבד, מדידת דיק וציו F1.

תוצאה: המחקר השיג שיפור של 1% לעומת גישות CNN קיימות, עם יכולת מעולה לזהות דפוסים כתיבה חריגים ורצפים זמניים.



הדגמת טכניקות: זיהוי דיסלקציה ודיסגרפיה באמצעות RNN וניתוח דפוסים גיאומטריים

מבחן הכלול 33,000 דוגמאות כתוב יד מקטגוריות שונות: כתיבה רגילה, דיסלקציה, דיסגרפיה פוטנציאלית נמוכה ודיסגרפיה פוטנציאלית גבוהה. הדוגמאות נעו מאותיות בודדות ועד משפטים שלמים, והתבססו על מסדי נתונים מרובים שנאספו מחקרים קודמים. הנתונים חולקו ל-80% אימון ו-20% בדיקה לצורך אימונות תוצאות המודל.

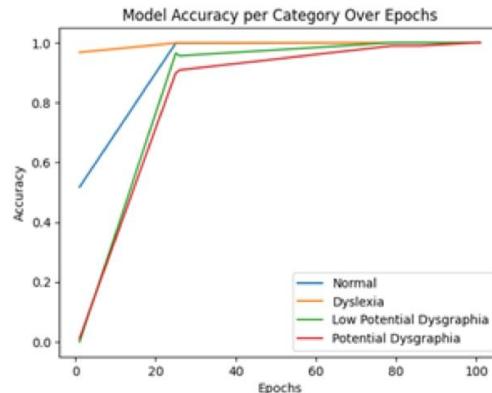
להלן פירוט שלבי יישום המודל על בסיס מקירה למוד פרטני, בהתאם לסוגי הישויות הרלוונטיים:

שלב ראשון: Image Preprocessing - בשלב זה מתבצעת פונקציה של עיבוד מוקדם על תמונות כתוב יד שנסרקו מהנבדקים. המטרה היא לستانדרט את התמונות ולמצער הטוות שלולות להשיפע על דיק הכתיבה. הפעולות כוללות המרת התמונות לגונו אפור, שינוי גודל לרוחולציה אחידה של 256x256 אפיקסלים ונורמל ערכי הפיקסלים. תהליך זה מבטיח שהמודל יתמקד במאפייני הכתיבה עצמה ולא בפרמטרים טכניים של הסריקה.

שלב שני: Geometric Feature Extraction - בשלב זה מתבצעת פונקציה של חילוץ מאפיינים גיאומטריים ספציפיים מתוך תמונות כתוב היד. המערכת מנתחת סטיות מקו הבסיס, בוחנת בעיות קישוריות דרך מדידת מרוחוקים בין אותיות ומחזירה שינויים בעובי הקנו. בנוסף, המערכת מזהה סיבובי אותיות והיפוכים טיפוסיים לדיסלקציה ומחשבת מדדי צפיפות כתיבה כללית. כל המאפיינים נאספים למילון המכיל מידע קרייתי על ליקוי הכתיבה.

שלב שלישי: RNN-Autoencoder Architecture - בשלב זה מופעלת פונקציית למידה על מיליון מאפיינים שהופק בשלב הקודם. המאפיינים מוזנים לרשות נירונים רקורסיבית עם שכבות LSTM המיעודות לכלcit תליות זמניות ברכפי הכתיבה. הארכיטקטורה כוללת בניית אוטואנקודר שדוחס את המידע החיווני ומשחרר את הנתונים לצורותם המקוריים. רשות זו לומדת לזהות דפוסים כתיבה חריגים וחושר עקבות שאופיינים לדיסלקציה ודיסגרפיה.

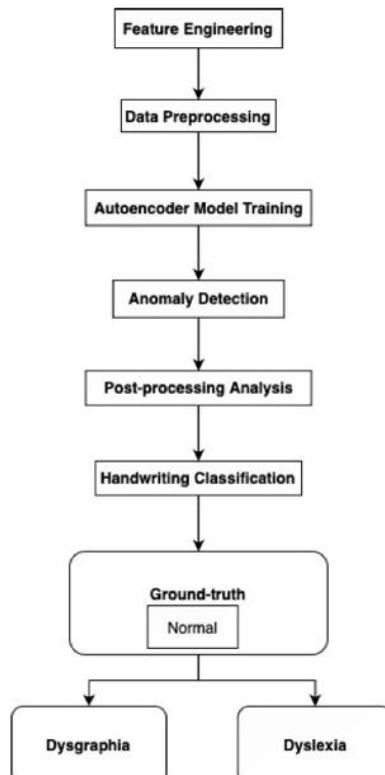
הגרף מציג את שיפור הדיקוק של המודל לאחר 100 תקופות אימון (epochs) עבור ארבע קטגוריות כתיבה שונות. ניתן לראות שכטיבת רגילה (כחול) ודיסלקציה (כתום) מגיעות מהר לדיקוק גבוה, בעוד דיסגרפיה פוטנציאלית נמוכה (ירוק) ופוטנציאלית (אדום) לוקחות יותר זמן להגיע לדיקוק מаксימלי, כאשר כל הקטגוריות מסיימות בדיקוק של כמעט 100%.



שלב רביעי: Sequential Pattern Analysis - בשלב זה מיושמת פונקציה של ניתוח רצפים זמניים באמצעות שכבות LSTM על המאפיינים שהולצו. מטרת הניתוח היא לזהות דפוסי זרימה בכתביה ואיך מעבר מאות אחת לאחרת משפיע על איקות הכתיבה. המערכת לומדת לזהות את ההבדלים בין זרימת כתבית טבעית לדפוסי "קפיצות" וחוסר עקבות שמאפיינים דיסגרפיה. כמו כן היא מזהה דפוסי תיקונים והיסויים שמאפיינים דיסלקציה.

שלב חמישי: Multi-Class Classification Output: - לבסוף, מתבצעת פונקציית סיווג מרובה קטגוריות לארבע קטגוריות: כתבית רגילה, דיסלקציה, דיסגרפיה פוטנציאלית נמוכה ו גבוהה. הסיווג מתבסס על פונקציית אובדן מותאמת היכולת העונשין נסofsים על סטיות קיצונית מקו הבסיס וביעילות קישוריות חמורות. מטרת השלב היא החלטה מדוקת המבוססת על ניתוח אובייקטיבי של דפוסי כתיבה ללא הערכות סובייקטיביות. המודל השיג שיפור של 1% לעומת גישות CNN קיימות בזכות יכולת RNN לכלוד תלויות זמניות וrzפים.

הגרף מציג את זרימת העבודה (workflow) של מערכת זיהוי חריגות כתוב יד, החל מהנדסת מאפיינים (Feature Engineering) ועיבוד מקדים של נתונים, דרך אימון מודל אוטואנකדור וזיהוי חריגות, ועד לסיווג סופי של כתוב היד. בסוף התהיליך המערכת מסוגת את הכתיבה לשולש קטגוריות עיקריות: רגיל (Normal), דיסגרפיה (Dysgraphia) ודיסלקציה (Dyslexia) כאשר כל קטגוריה מtabסת על ניתוח מקיף של מאפיינים גיאומטריים וחריגות שזוועה במהלך התהיליך.



Enhancing Early Diagnosis of Autism Spectrum Disorder in Children: A Comparative Analysis of Machine Learning Techniques

הצגת הנושא:

הפרעת הספקטרום האוטיסטי (ASD) היא לקות נירו-ה��暢ותית מורכבת, המלווה בקשישם בתקשורת, אינטראקציה חברתית והתנהגוויות חרזרתיות. אבחון מוקדם של ASD חיוני להתרבותם של ילדים ובני משפחותיהם.

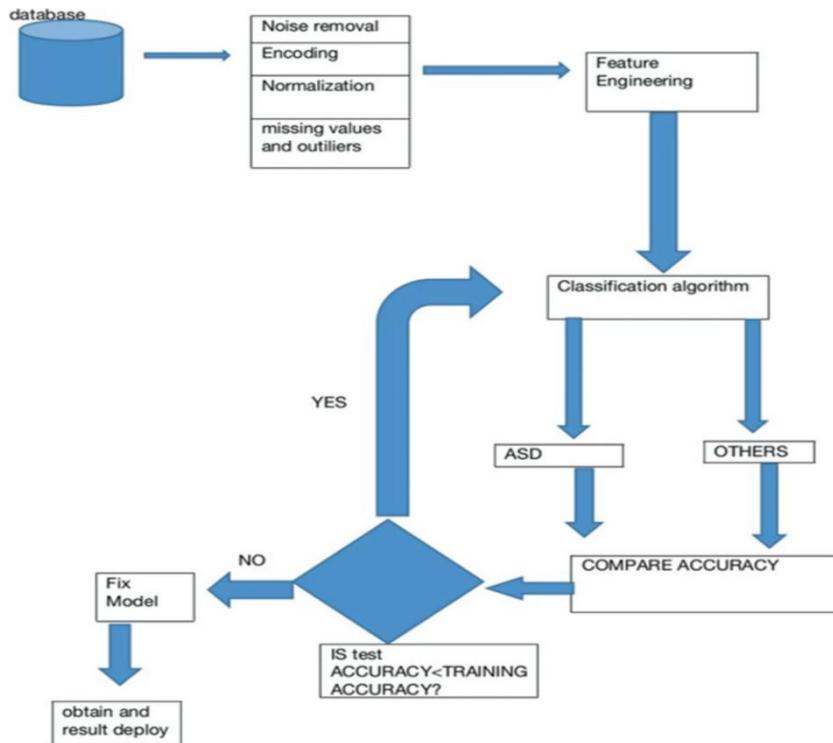
שאלת המחקר (RASS):

כיצד ניתן להשתמש במודלים של למידת מכונה, תוך השוואה בין מספר אלגוריתמים (כגון Random Forest, SVC, Logistic Regression ועוד) על בסיס נתוני Q-CHAT-10?

הטכנית לפתרון:

המחבר בוחן מודלים קלאסיים של למידת מכונה על נתונים התנהגותיים מתוך מאגר Kaggle. המטריה הייתה להעיר אילו אלגוריתמים נתונים את הביצועים הטובים ביותר באבחון ASD. השלבים המרכזיים:

- איסוף נתונים: שימוש בגרסה מקוצרת של שאלון Q-CHAT (10 שאלות מפתח).
- עיבוד מקדים (Preprocessing): ניקוי נתונים, טיפול בערכים חסרים, קידוד משתנים קטגוריים ונורמל.
- בחירת מאפיינים (Feature Selection): זיהוי השאלות/המאפיינים בעלי ההשפעה הגבוהה ביותר.
- מודלים שנבחנו: Logistic Regression, Naive Bayes, SVC, Random Forest, KNN.
- מדדי הערכתה: Accuracy, Precision, Recall, F1-Score.
- יישום ממשי: שימוש במודל שקיבלנו על מנת להעיר באופן המדויק ביותר את הסבירות לתסמנות אצל ילדים.



שלב 1 – איסוף נתונים (Input):

המערכת אוספת את תשובות ההורה לעשר השאלות המרכזיות (כמו "האם הילד מגיב שקרים בשם?", "האם יש קשר עין בקלות?", "האם הילד מציבע על אובייקטים?"). כל תשובה מקודדת לערך מספרי ($0 = \text{לא}$, $1 = \text{כן}$). אם יש נתונים חסרים או תשובות לא עיקריות, המערכת מעלה התרעעה וմבקשת השלמה.

שלב 2 – עיבוד מקדים (Preprocessing):

כדי שהמודל יוכל לעבוד על הנתונים, מתבצעו:

- ניקוי נתונים: סילוק ערכים שגויים או כפולים.
- קידוד קטגוריות: המירה של תשובות מילוליות לערכים בינארים.
- נרמול: התאמת ערכי הקלט כך שכל משתנה יהיה באותו אחיד, לדוגמה 0–1.

שלב 3 – אימון מודלים (Modeling):

לאחר סיום העיבוד המקדים (Preprocessing), המערכת משתמש במספר אלגוריתמים קלאסיים של למידת מכונה, שנבחרו בשל הצלחתם הקודמת במודלי סיוג דומים.

האלגוריתמים שנבחרו:

- לוגיסטי (Regression Logistic)

- מה הוא מחשב:

האלגוריתם מחשב הסתברות בין 0 ל-1, ומחליט על פי סף (threshold, למשל 0.5 או הדגימה חיובית (ASD) או שלילית.

- יתרון:

פרשנות גבוהה – ניתן לראות אילו שאלות תרמו בצורה משמעותית לאבחן (באמצעות משקל הפיצ'ר).

- מתאים במיוחד כאשר יש חלוקה ברורה יחסית בין שתי הקבוצות.

Naive Bayes

- מה הוא מחשב:

לכל קטgorיה (ASD או לא ASD) האלגוריתם מחשב את ההסתברות שהיא נכונה, ובוחר את הקטגוריה בעלת ההסתברות הגבוהה ביותר.

- יתרון: מהיר מאוד, מתאים לנתחים קטנים או פשוטים.

- חזק במיוחד במערכות עם נתונים קטנים יחסית.

- חסרון: ההנחה של אי-תלות לא תמיד תואמת לנתחי התנagoות כמו

.Q-CHAT

Support Vector Classifier (SVC)

- איך זה עובד: האלגוריתם מփש את "ה הפרדה" (Hyperplane)

הניתנת שפרידה בין הקבוצות (ASD / לא ASD) במרחב התוכנות.

- מה הוא מחשב:

SVC מחשב את מיקום הדגימה החדשה ביחס לגבול ההפרדה. אם היא נופלת בצד אחד – היא מוגדרת כ-ASD, אחרת לא.

- יתרון: יכולת סיוג גבוהה גם כישיש דמיון בין קבוצות.

K-Nearest Neighbors (KNN)

- איך זה עובד: KNN אינו "אמן" מודל, אלא מבצע סיוג על סמך

השוואה בין נקודות הדגימה לנקודות אימון קיימות. עבור כל דגימה חדשה, האלגוריתם מחשב את המרחק (לרוב מרחוק אוקלידי) בין הדגימה לכל דגימה אחרת בסט האימון. בוחרים את ה-k שכנים הקרובים ביותר. הבחירה (Majority Voting) מחליטה לאיזו קטגוריה הדגימה תשתייר.

- מה הוא מחשב: המרחקים בין נקודות – ובודח מי השכנים הקרובים

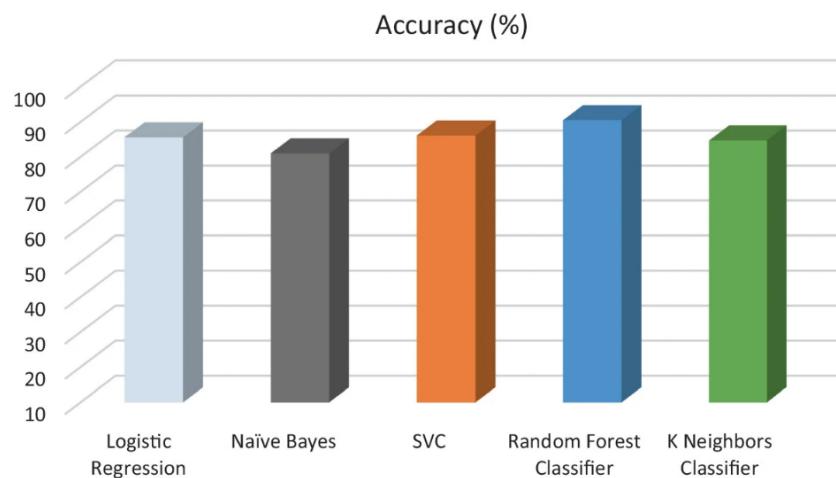
ביותר.

- יתרון: אין צורך בהנחות מוקדמות על הנתונים, פשוט להבנה

וליישום.

Random Forest Classifier

- איך זה עובד: זהו אלגוריתם Ensemble (שילוב מודלים), שבו נבנים הרבה עצים החלטה (Decision Trees), וכל עץ מחליט בעצמו על הסיווג.
- מה הוא מחשב: כל עץ מחליט בנפרד על סיווג (ASD / לא ASD), וההתוצאה הסופית היא הרוב.
- יתרון: דיוק גבוה, עמידות לרעש ויכולת לזהות אילו תכונות (שאלות).
- משפיעותści הרכבה הרבה (Feature Importance).



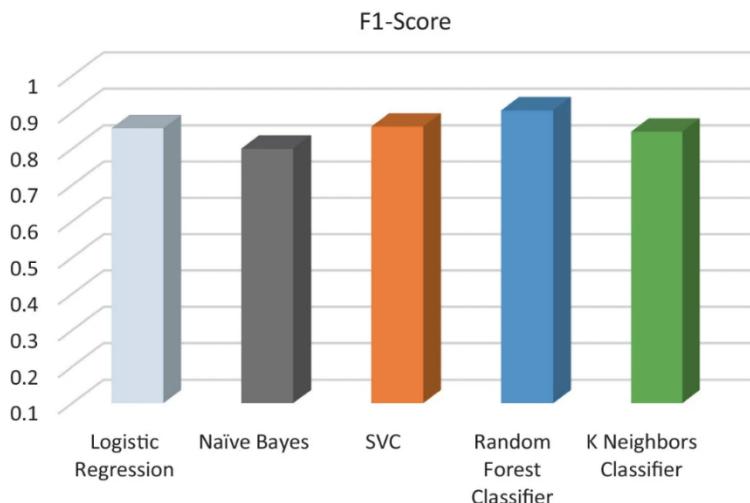
שלב 4 – חישוב מדרדי ביצועים (Evaluation):

לאחר שהמודלים מתאימים, מחשבים מדרדי ביצועים:

- **Accuracy (דיוק):** אחוז התוצאות הנכונות.

TP: דגימות ASD שחזינו נכון. **TN:** דגימות לא-ASD שחזינו נכון. **FP:** ילדים בריאים שסווגו בעוטות כ-ASD. **FN:** ילדים עם ASD שסווגו בעוטות כלל-ASD.

- **Precision:** מראה כמה מתוך כל הדגימות ששוויגנו כ-ASD באמת היו ASD.
- **Recall:** מראה כמה מתוך כל הילדים עם ASD הצלחנו לזהות. מדרד חשוב ככל רצים לפספס ילדים עם ASD (מינימום Precision). **F1-Score:** ממוצע הרמוני של Precision ו-Recall. מושלב בין Precision ו-Recall, במיוחד כישר חוסר איזון בין הקטגוריות. ערך 1 הוא מושלם, 0 הוא כישלון מוחלט.



שלב 5 – תחזית בזמן אמת (Output):

כאשר הורה חדש ממלא את השאלון, המערכת:

- מזינה את התשובות למודל הטוב ביותר (במקרה שלנו זה Random Forest Classifier) שהציג 90.5% דיוק).
- מחשירה תחזית בינהרית – "קיים חסד לא-ASD" או "לא קיים חסד" – יחד עם ציון הסתברות (למשל 85%).
- יוצרת דוח המלצות, כולל פירוט אילו שאלות תרמו לאבחן (Transparency).

שלב 6 – השוואה ובחירה מודל מיטבי:

בסיום ההרצאה ההשוואתית, הוחלט במאמר כי Random Forest מציג את הביצועים האופטימליים, בעיקר בזכות יכולתו לשלב מאפיינים בצורה גמישה ולהימנע במידה מיטבית מהטויות שאפייניות מודלים לינאריים.

מסמך אפיון (SRS Organized by feature)

Specific requirements 3.0

3.1 דרישות ממשק חיצונית (External Interface Requirements)

User Interface 3.1.1

המערכת תספק ממשק משתמש גרפי (GUI) המאפשר העלאת קבצים מסווגים שונים (EEG, תנועת עיניים, כתב יד, שאלונים) בתמוך בהציג ניתוחים גרפיים, תובנות ניתנות להסביר, וכל' תמייה בהחלה עברור אנשי מקצוע.

Hardware Interface 3.1.2

תמייה באינטגרציה עם חיישנים ייעודיים: משקפי מעקב עיניים, EEG, שעוניים חכמים, טאבלט עם עט דיגיטלי. הנתונים יזרמו בזמן אמת או יעברו בעיבוד מוקבץ תוך תאימות מלאה לעיבוד.

Software Interface 3.1.3

המערכת תשלב מודולים לעיבוד נתונים (EEG, תנועת עיניים, כתב יד) עם אלגוריתמים כגון: CNN, ConvLSTM, RNN, Transformer מדדי ביצוע (F1, Recall, Precision, DIk, וכו').

Communications Interface 3.1.4

תקשורת מאובטחת עם קליניקות, מכשירים לבישים, ממשקי הוראה מרוחק ושרותי ענן. פרוטוקול התקשורת שיישמו (למשל: MQTT, Bluetooth Low Energy, Https, וכו') יבטיחו שלמות, זמינות וודאות של הנתונים תוך שמירה על פרטיות וסנכרון.

Functional requirements 3.2

System Feature 1 3.2.1 - סיכון מוקדם:

Purpose of feature 3.2.1.1

איתור ראשוני של סימנים ללקויות למידה או אוטיזם (ASD) בקרב ילדים, תוך שימוש בנתונים פשוטים ובסביבה חינוכית טبيعית, ללא צורך בהתערבות פולשנית.

Stimulus/Response sequence 3.2.1.2

- איסוף נתונים פשוטים: שאלונים (Q chat), הקלטות EEG קצרות, מעקב עיניים וכתב יד.
- עיבוד ראשוני של הנתונים והמרה למבנה נתונים אחד לצורכי ניתוח.
- הפקת סיווג בינארי: אין חשד / יש חשד (נדרש אבחון נוסף).

:Associated functional requirements 3.2.1.3

- המערכת תאפשר תמייהה במספר מקורות קלט מסוגים שונים בהתאם למאפייני הלקויות למידה.
- המערכת תבצע נרמול וניקוי של נתונים הקלט באופן אוטומטי.
- תתקבל החלטה ראשונית תוך פחות מ60 שניות, לפי פרמטרים שהוגדרו מראש.
- כל פלט יוצג בליוי המלצה: להמשיך כרגע / לגשת לאבחן מלא.

:System Feature 2 - אבחן קליני עמוק:

:Purpose of feature 3.2.1.1

אבחן מלא ומדויק בעזרת שילוב חישנים מתתקדים ואלגוריתמים מותאמים לסוג הלקות.

:Stimulus/Response sequence 3.2.1.2

- קליטת נתונים מרובי ערוצים: EEG מלא, מעקב עיניים דו עיני, כתב יד כתמונה.
- ניתוח מותאם לקבוצת אבחנה (ADHD, דיסגראפיה, דיסלקציה, ASD) לפי אלגוריתם רלוונטי.
- הצגת תוצאות הסתברויות ותובנות קליניות בסיס ניתוח ייעודי לאנשי מקצוע.

:Associated functional requirements 3.2.1.3

- כל סוג אבחנה יבוצע בעזרת מודל ייעודי בהתאם ללקות.
- המערכת תתמוך בזיהוי מרובה קטגוריות ואחויז ודותות לכל אבחנה.
- תופק הצגה גרפית של הממצאים (EEG, תנעوت עיניים, כתב יד).
- נתוני הפלט ישמרו לניתוח עתידי / שייתוף עם גורמים טיפוליים.

:System Feature 3 - התאמת תוכנית למידים אישי:

:Purpose of feature 3.2.1.1

בנייה תוכנית למידה מותאמת אישית בהתאם ליכולות ולמוגבלות של הנבחן, בהתבסס על תוצאות האבחן, תוך מעקב בזמן אמת אחר תפקודו הלימודי.

:Stimulus/Response sequence 3.2.1.2

- חיבור שעון חכם לצורך מדידת ביצועים למידים: קריאה, כתיבה, האזנה ודיבור.
- איסוף נתונים פאסיביים (מבט, תנעות פנים, זמן תגובה וכו').
- בניית תוכנית למידה מבוססת AI תוך התאמת לסגנון למידה אישי.

:Associated functional requirements 3.2.1.3

- המערכת תאפשר ניטור רציף של תפקוד המשתמש במצבים שונים.
- כל תוכנית תואמת לפרויל הקוגניטיבי והמוסטורי של הילד.
- תמייהה בייצוא דוחות עבור הורים / אנשי טיפול / מורים.
- תתאפשר התאמת אוטומטית לפי מגמות התקדמות.

System Feature 4 3.2.1

:Purpose of feature 3.2.1.1

עדכן ושיפור מתמיד של אלגוריתמים אבחוניים ותוכניות למידה מותאמות, באמצעות נתוני שימוש מצטברים שמගיעים ממכוירים חכמים וממשובי אנשי מקצוע. מטרת המודול היא להבטיח שהמערכת למדת לאורך זמן ומשתפרת בהתאם לצרכים דינמיים של אוכלוסיות מגוונות.

:Stimulus/Response sequence 3.2.1.2

- המערכת אוספת באופן שוטף נתונים אונוניים על הצלחות/כשלים ביצוע משימות למידה.
- הנתונים עוברים ניתוח לזרחי תבניות שגיאה, מגמות קשב בזמן, ורמת הצלחה לפני אוכלוסייה.
- מתקיים אימון מחדש (retraining) של מודלים קיימים לשיפור דיוק האבחון וההתאמאה.
- נשלחות המלצות ועכונות לתוכניות הלמידה עבור תלמידים דומים.
- נשמרת עמידה בתקני פרטיות, אתיקה, ושיקיפות אלגוריתמית.

:Associated functional requirements 3.2.1.3

- המערכת תתרמה באימון מחדש של מודלים על בסיס נתונים חדשים באופן מחזורי.
- המערכת תבצע התאמאה דינמית לתלמידים מרקע שונה (שפה, מוגבלות גישה, שונות נירולוגית).
- המערכת תזהה דפוסים שיטתיים של שגיאות והתקדמות ותפיק מהם מסקנות.
- המערכת תשלב משוב אנשי מקצוע וממערכות קצר לצורכי שיפור מתמיד.
- המערכת תספק לוג פעילות מתועדת לצרכי ביקורת, פרטיות ואמינות.

:Performance requirements 3.3

- אוטות EEG מ-19 ערוצים בתדר של 512Hz יעבדו תוך פחות מ-3 דקות.
- נתונים מערך עיניים (FPS 60-30) יאובחנו עם פחות מ-5% איבוד פרימיום.
- ניתוח כתוב יד ישלם תוך 5 דקות לדגימה.
- זיהוי ADHD (מבוסס EEG): לפחות ב-99% דיוק בסיווג.
- דיסלקציה ודיסגרפיה: דיוק מעל %92.
- סקר מוקדם לחץ (ASD chat) (באמצעות Q ולמידת מכונה): לפחות 80% דיוק.
- משוב אבחוני יופק תוך פחות מ-3 דקות.
- תכניות למידה מותאמות אישית יוציאו תוך 10 דקות.
- תמיכה בניתוח של 100 משתמשים במקביל.
- מינימום של 1 TB אחסון בענן לכל 1,000 תלמידים בשנה.
- התאמאה לסביבות מציאותיות ולמגון הפרעות בו זמנית.
- צרכית סוללה של שעון חכם לא עלתה על 10% לשעה.
- סוללה תספק לפחות 8 שעות איסוף נתונים פעיל.

:Design constraints 3.4

- תפקוד תקין גם בנסיבות מוגבלים משאבים (שעוניים חכמים, טאבלטים).
- משימות חישוביות (כגון אימון וסיווג) יועברו לעיבוד בקליניקה או בשרת קצה.
- עמידה מלאה בטקנות HIPAA, GDPR.
- כל הנתונים יצפנו (AES-256) בשידור ובאחסון.
- רק נתונים אונימיים יורשו לשמש למחקר או עדכון מודלים.
- המערכת תאפשר המשך איסוף נתונים גם כאשר אין חיבור לאינטרנט, ותבצע סync'ון אוטומטי של המידע שנאסף כאשר החיבור מתחדש.
- רכיבי הלביה (EEG, מעקב עיניים) יפעלו גם ללא חיבור לאינטרנט.
- המערכת תתמוך בעדכוניים עצמאיים של מודולי למדית מכונה.
- תמיכה מלאה בפלטפורמות מוכרות כדוגמת TensorFlow, PyTorch, Keras.

:Software system attributes 3.5

אמינות: תספק יציבות תפעולית גבוהה וتبטיח תקינות בפלט' האבחון גם בתנאי שימוש משתנים או בתנאי עומס, על מנת לאפשר הסתמכות מזקעתית על תוצריה בקרב מאבחןים ואנשי חינוך.

זמן: זמינות לשימוש רציף לאורך זמן, תוך תמיכה בגישה מבוססת ענן מגובה, על מנת לאפשר עבודה במושדות חינוך, קליניקות או בסביבה ביתית ללא השבתות ממושכות.

יכולת תחזוקה ועדכון: עדכון עצמאי של מודולי למדית המכונה, הוספה אלגוריתמים חדשים, ושדרוג רכיבי משק המשמש ללא צורך בשכתוב כולל של הקוד.

ניידות: תתמוך בהתקנה והפעלה על גבי מגוון פלטפורמות חומרה, כולל טאבלטים, מחשבים ניידים ושעוניים חכמים, תוך שמירה על עקביות בביצועים ובמשק המשמש.

שકיפות ויכולת הסבר: תוצרת המערכת (כגון: החלטות אבחון, דירוגי סיכון, המלצות המשר טיפול) יונגים בעליוי הסברים אינטואיטיביים, על מנת לספק תמיכה בהחלטות קליניקות ולהגבר את אמון המשתמשים.

השוואה של טכניקות מול קרייטריונים

Q-CHAT שאלון	- ADHD EEG	אבחן EEG	- Hand-writing דיסגרפיה	- Eye-tracking דיסלקציה	שעון חכם ASD	טכניקות קרייטריוניים	
						טכנייקות	קרייטריוניים
7	10	8*	9	9	9	דיאק	
10	3	7	5	8	8	זמןנות חומרה	
9	6	4	8	5	5	יעילות נתוניים	
9	4	6	5	4	4	יכולת פרשנות ע"י אישי מנצח	
9	3	5	6	8	8	ישימות בזמן אמת	

פירוט מאפייני ההשוואה בין הטכניקות:

דיאק: עד כמה המודל הצליח לזהות את הפרעה (AD/ASD/ADHD/דיסלקציה/דיסגרפיה) בצורה נכונה. הנתוניים מתבססים על אחוזי הצלחה שדווחו במחקר לדוגמה: 99.75% במודל EEG ל-ADHD.

זמןנות חומרה / נגישות: האם השיטה דורשת ציוד יקר או מורכב (כמו EEG קליני או Moravec) או שמיון להפעילה על ציוד פשוט וזול (כמו שעון חכם או שאלון).

יעילות נתוניים: כמה נתונים דרושים כדי לאמן את המודל (כמויות דגימות, חישומים, וכו'). לדוגמה: عشرות אלפי דגימות כתיבה בכתב יד לעומת רק 300 שורות בשאלון Q-CHAT.

יכולת פרשנות (עבור אישי חינוך / קלינאים): עד כמה ניתן להבין את אופן הפעולה של המודל ולהקל על תובנות מעשיות. לדוגמה: האם ניתן להסביר מדוע התקבלה אבחנה מסוימת בעזרת משקל משתנים, תכונות כתב או דםויות, או שמדובר במודל שקשה להבין את ההיגיון הפנימי שלו.

ישימות בזמן אמת / התקינה על מכשירים חכמים: עד כמה המודל מסוגל לפעול מידית. לדוגמה על גבי שעון חכם או טאבלט ללא צורך בעיבוד כבד במחשב חזק או דורש חיבור מתמשך לשרת חיצוני.

הסביר ציונים לפי קרייטריונים:

דיק:

- שעון חכם (9): דיק גובה (98%) במלות מגוונות בזכות שילוב טנסורים ומודלים היברידיים (לא 10 כי יש שונות בין משימות).
- מעקב עיניים (9): זיהוי דיסלקציה בדיק גובה של 98.2% בקרב ילדים שונים (לא 10 כי מספר ההקלטות שעלייהן בוצע האימון היה קטן יחסית).
- כתב יד (8*): השיטה הצליחה לזהות בצורה טובת את ההפרעות, אבל לא צוין אחוז דיק מספרי וכן ניתן צוין משוער עם כוכבית.
- אבחון ADHD באמצעות EEG (10): תוצאה מksamילית (99.75%) על מאות הקלטות מגוונות - עקבי וברור.
- שאלון (7): דיק 90.5% בשאלון קצר, אך מוגבל בגל מעת פריטים ואופי סובייקטיבי.

זמןנות חומרה / נגימות:

- שעון חכם (8): מבוסס על חישנים לבושים זמינים כלומר דורש תשתיות אך לא קלינית.
- מעקב עיניים (5): דורש ציוד שלא נגיש לרוב בת הספר.
- כתב יד (7): טאבלט או עט דיגיטלי - שכיח יחסית אך יקר.
- אבחון ADHD באמצעות EEG (3): ציוד קליני מורכב עם צורך באיש מקצוע.
- שאלון (10): מילוי שאלון אונליין - זמן לכולם, ללא ציוד נוספת.

עלויות נתוניים:

- שעון חכם (5): דורש תיאום בין מקורות נתונים שונים וכן לא פשוט.
- מעקב עיניים (8): השגת ביצועים גבוהים מ-185 הקלטות - שימוש יעל מאד.
- כתב יד (4): 33K דגימות עם תיוג מורכב - איסוף כבד.
- אבחון ADHD באמצעות EEG (6): הדגימות בינויות בונפה אך דורש עיבוד מוקדם של נתונים.
- שאלון (9): מאגר קטן מספק לדיק גובה.

יכולת פרשנות (עבור אנשי חינוך / קלינאים):

- שעון חכם (4): המודל מורכב מרשת עמוקה שמשלב כמה סוג נתונים וכן רוב תהליכי קבלת החלטות מסווג. מגנון הקשב תורם מעט להבנה אך לא מספיק.
- מעקב עיניים (5): ניתן לראות אזורים במפה שהשפיעו על ההחלטה דרך דרך מגנון קשב, אבל המודל עדין קשה לפירוש מלא.
- כתב יד (6): ניתן לראות את שחרור הכתב ואת תכונות התנועה שהשפיעו על האבחון וכן המידע יותר נגיש להבנה בהשוואה למודלים אחרים.
- אבחון ADHD באמצעות EEG (4): המודל מציג אзор זמן/תדר מסוימים, אך השימוש עם רשות נירונים על טנסורים הופך את ההבנה למורכבת מאוד.
- שאלון (9): קל מאד להבין מה השפיע מכיוון שכל שאלה מקבלת משקל ברור שניית להסביר וכן יש שיקיפות גבוהה.

"שימוש בזמן אמת / התקנה על מכשירים חכמים:

- שעון חכם (8): המערכת בנויה על חישנים לביצים שמבצעים ניתוח ישירות במכשיר ולכן אפשר פעולה כמעט מידית בשיטה.
- מעקב עיניים (6): ניתוח הקלט מתאפשר על מחשב רגיל, אך לא מותאם להרצה בזמן אמת על מכשירים פשוטים (דורש עיבוד גרפי).
- כתוב יד (5): העיבוד מתבצע לרוב אחרי השלמת הכתיבה, וכן לרוב לא אפשר זיהוי מיידי.
- אבחון ADHD באמצעות EEG (3): דורש עיבוד כבד עם ציוד ייעודי ומעבדה, כולל ניקוי רעשים וכן לא מתאים לזיהוי בזמן אמת או על התקנים ניידים.
- שאלון (9): הניתוח מבוסס על טופס פשוט הנotonin פلت מיידי אפשרי לאחר ההזנה.

ניתוח והפקת לקרים עבור הנושא – לקייםות למידה:

Machine Learning ASD לאבחן דיסגרפיה מוקדם	ניתוח כתב יד לאבחן דיסגרפיה	Eye-tracking לאבחן דיסלקציה	ניתוח EEG ADHD לאבחן דיסלקציה	שעון חכם לאוטיזם (Smartwatch ASD)	טכנית שאלת מחקר
-	-	-	-	מערכת לבישה המנטרת התנהגות, קשב ורגשות בזמן אמת וمعدכנת תוכן לימודי מותאם אישית	כיצד ניתן לשפר למידה של ילדים עם ASD מרחוק?
-	-	-	אלגוריתם ניתוח EEG עם ConvLSTM לזיהוי דפוס קשב והיפראקטיביות	-	כיצד ניתן לאבחן ADHD באופן מדויק ולא פולשני?
-	-	Heatmaps של תנועות עיניים ב מבחני קריאה ומודל CNN-Transformer לזיהוי רמזים לדיסלקציה	-	-	כיצד ניתן לאתר דיסלקציה בשלבים מוקדמים?
-	מערכת ניתוח כתב יד המשלבת RNN LSTM עם סיווג לקות מסווג למאפיינים גיאומטריים	-	-	-	כיצד ניתן להבחין בין דיסלקציה לדיסגרפיה?
מבחן אוטיזם באמצעות CNN, מאפשר גילוי מוקדם ואובייקטיבי	-	-	-	-	כיצד ניתן לאבחן ASD באופן מוקדם ובօպן אובייקטיבי?

ניתוח והפקת לקחים RA:

Requirements Specification	Stakeholders Identification	Requirements Elicitation	טכניקה / RA
נדרשים: תగובתיות גבוהה, התאמה אישית, פרטיות נתונים, משק נוכחי	הורם, מורים, ילדים, מטפלים – משתתפים בתצפיות ושאלונים	mbosso תרחישים מציאותיים עם ילדים בכיתה, ניתוח חישנים אמיתי	שעון חכם לאוטיזם (SM-ASDS)
דרישות למודלים עם דיק גבוה, הדמיה גרפית של קשרי מוח, אינטגרציה עם תוכנות אבחון	נוירולוגים, פסיכולוגים, הורים	שימוש בנתוני EEG מציאותיים, שאלונים סטנדרטיים	EEG לאבחון ADHD
דרישות כוללות: ניתוח עיניים בזמן אמת, אוניבימיזציה של נתונים מבט, דיק גבוה	ילדים עם חסד לדיסלקציה, מומחים להפרעות למידה	שילוב שאלוני קריאה אינטרקטיביים	Eye Tracking לאבחן דיסלקציה
דרישות: ניתוח גרافي מדויק, סיוג תלת-רמות (רגיל, דיסגרפיה, דיסלקציה), חווית משתמש לילדים	מורים, מאבחןים דיקטיבים, קלינאי תקשורת	איסוף מדידות דינמיות של כתוב יד בזמן פעילות רגילה	ניתוח כתוב יד לזרחי דיסגרפיה ודיסלקציה
דיק אבחוני גבוה, עיבוד נתונים רפואיים, הגנה על פרטיות, שילובמערכות בריאות ציבוריות	חוקרם, רפואיים, אנשי הדמיה, מטפלים בילדים עם ASD	איסוף נתונים MRI פתוחים, פיתוח ליפוי קבוצות גיל ואבחון קוגניטיבי	Machine Learning על MRI לאבחן ASD מוקדם

ביבליוגרפיה:

1. Smart Autism Spectrum Disorder Learning System Based on Remote Edge Healthcare Clinics and Internet of Medical Things, Mohammed Mazin Abed, Alyahya Saleh, Mukhlif Abdulrahman Abbas, Abdulkareem Karrar Hameed, Hamouda Hassen, Lakhan Abdullah, *Sensors*, Volume 24, Issue 23, December 2024
Student - Alika Bochkaryov

2. Eye-tracking based Detection of Developmental Dyslexia in Children Using Convolutional-Transformer Network,
Li Xin, Li Zhongjie, Xu Feiyang
Student - Ehab Marrid

3. Detection of ADHD Disorder Using Dynamic Connectivity Tensors in Bidirectional Circular Reservoir Computing,
Bakhtyari Mohammadreza, Mirzaei Sayeh,
2021 28th National and 6th International Iranian Conference on Biomedical Engineering, ICBME 2021.
Student - Tali Michaeli

4. Enhancing Early Diagnosis of Autism Spectrum Disorder in Children: A Comparative Analysis of Machine Learning Techniques,
Tripathi, Ashish, Gupta, Rohit Kumar, Sharma, Muskan
Lecture Notes in Networks and Systems, Volume 1116 LNNS, 2024.
Student - Saar Avivi

5. Handwriting Anomalies and Learning Disabilities through Recurrent Neural Networks and Geometric Pattern Analysis 5th International Conference on Electrical, Communication and Computer Engineering, ICECCE 2024.
Student - Ron Afriat