**משימות פרוייקט גמר**

25.12.24 – 4.1.25

בהמשך לשיחת ההתנעה שקיימנו היום 25.12.24, מסכם את המשימות שנעבוד עליהן בשבוע הבא:

1. להבין מה היא רשת נוירונים ומה מיוחד ברשת לזיהוי אובייקטים + לצבור ידע על מושגים של העולם הזה לפני תחילת העבודה.

2. השגת DATA לזיהוי אובייקטי רחפנים, עדיפות לרחפנים שמצולמים בIR.

3. ללמוד איך עובדים עם רשת נוירונים שקשורה לזהוי אובייקטים כמו YOLO (על PC).

\*אופציונלי- להבין איך עובדים עם הכרטיסים שהחברה מתעסקת איתם (דורי - נשמח אם תוכל לתת לנו את שמות הכרטיסים.

בנוסף, סיכמנו שנכתוב סטטוס שבועי בקבוצת הוואטסאפ/ מייל .

במידה ותחשבו על עוד דברים ששווה שנתחיל איתם עדכנו אותנו.

בהמשך לשיחת ההתנעה שקיימנו היום 25.12.24, מסכם את המשימות שנעבוד עליהן בשבוע הבא:

1. להבין מה היא רשת נוירונים ומה מיוחד ברשת לזיהוי אובייקטים + לצבור ידע על מושגים של העולם הזה לפני תחילת העבודה.  
2. השגת DATA לזיהוי אובייקטי רחפנים, עדיפות לרחפנים שמצולמים בIR.  
3. ללמוד איך עובדים עם רשת נוירונים שקשורה לזהוי אובייקטים כמו YOLO (על PC).

\*אופציונלי- להבין איך עובדים עם הכרטיסים שהחברה מתעסקת איתם (דורי - נשמח אם תוכל לתת לנו את שמות הכרטיסים.

בנוסף, סיכמנו שנכתוב סטטוס שבועי בקבוצת הוואטסאפ/ מייל .

במידה ותחשבו על עוד דברים ששווה שנתחיל איתם עדכנו אותנו.

נקודות שלמדנו לגבי רשת נוירונים:

ניתן לייצר כל פונקציה באמצעות אוסף של פונקציות לא לינאריות.

רשת נוירונים היא מודל חישובי בהשראת המבנה והתפקוד של המוח האנושי, המשמש בעיקר ללמידת מכונה ובינה מלאכותית. היא מורכבת ממספר שכבות של יחידות חישוב הנקראות "נוירונים" או "צמתים," המחוברות ביניהן.

מרכיבים מרכזיים:

שכבת קלט (Input Layer):

מקבלת את הנתונים הראשוניים. כל נוירון בשכבה זו מייצג מאפיין (Feature) של הנתונים.

שכבות חבויות (Hidden Layers):

שכבות בין שכבת הקלט לשכבת הפלט.

כל נוירון מחובר לנוירונים בשכבה הקודמת והבאה באמצעות משקלים.

נוירונים מבצעים חישובים על הקלטים באמצעות פונקציות מתמטיות, כולל הפעלת פונקציה לא-לינארית (Activation Function).

שכבת פלט (Output Layer):

מייצרת את התוצאה הסופית, שיכולה להיות ערך יחיד (כמו מספר) או ערכים מרובים (למשל, הסתברויות).

איך זה עובד?

הנתונים עוברים דרך הרשת, מנוירון אחד למשנהו, כאשר כל נוירון מבצע חישובים ומעביר את הפלט הלאה. (כל נוירון הוא בעצם פונקציה לא לינארית, הפלט שלו מקבל משקל ועובר לנוירון הבא).

במהלך האימון, משווים את הפלט הצפוי (Prediction) לנתון האמיתי (Ground Truth) באמצעות פונקציית עלות (Loss Function).

----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

לגבי דאטאסטס

דאטאסט מחולק לשלוש קבוצות כדי להבטיח למידה נכונה והערכה מדויקת:

Train Set: משמש לאימון המודל והתאמת הפרמטרים.

Validation Set: משמש לכיוונון היפרפרמטרים וזיהוי Overfitting במהלך האימון.

Test Set: משמש להערכת הביצועים הסופיים על נתונים חדשים.

המטרה: לוודא שהמודל לומד היטב, לא מתאים יתר על המידה, ומתפקד טוב בעולם האמיתי.

לגבי train ו-test : כבר עבדנו עם סטים כאלה בעבר בקורסים של למידת מכונה.

לגבי validation: עדיין לא יצא לנו לעבוד עם סט ולידציה. זאת תהיה הפעם הראשונה.

----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

לגבי מודל YOLO

YOLO (You Only Look Once) הוא מודל מתקדם לזיהוי עצמים בתמונות ובווידאו. העקרונות המרכזיים של YOLO הם:

חלוקה לרשתות (Grid):

התמונה מחולקת לרשת של תאים, וכל תא אחראי לזהות עצם אם מרכזו נופל בתא זה.

חיזוי ישיר (Direct Prediction):

המודל חוזה את סוג העצם (class), את מיקומו (bounding box), ואת ההסתברות שלו בבת אחת, מתוך כל תא ברשת.

חישוב בזמן אמת:

מכיוון שהמודל מבצע את כל החיזויים במעבר יחיד (single forward pass), הוא מהיר מאוד ומתאים ליישומי זמן אמת. (יש מקורות שכותבים כי הוא מתאים ליישומים שקרובים לזמן אמת ולא בדיוק לזמן אמת).

End-to-End Training:

המודל מאומן מקצה לקצה על פונקציית עלות אחת שמשלבת דיוק מיקומי הגבולות (bounding box), סיווג העצמים, ודיוק ההסתברויות.

Generalization טוב יותר:

בגלל החיזוי הכללי על כל התמונה, YOLO מזהה עצמים גם בתמונות עם רקע מורכב, לעיתים טוב יותר ממודלים אחרים.

יתרונות:

מהירות גבוהה.

דיוק טוב במקרים עם רקע פשוט.

חסרונות:

עשוי להיכשל בזיהוי עצמים קטנים או קרובים מאוד זה לזה.

----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------

**5.1.25-12.1.25**

1. הבנת ההבדל בין YOLO לרשתות אחרות שמשמשות לאותו טאסק. (למשל לעומת DETECTRON2)

2. הבנת הרשיונות של הדאטאסטס ושל מודל YOLO עצמו.

3. הבנת חשיבות validation set,כיצד פועל המנגנון לזיהוי overfitting וכיצד לעבוד עם סט הולידציה.

4. הבנת מושגי קלסיפיקציה, סגמנטציה, רגרסיה, שכבת קונבולוציה,transformer, attention ו- רשתות CNN.

5. התחלת כתיבת דוח איפיון עד לפגישה ב12.1.25

משימה 1

YOLO נחשב למודל מוביל כאשר המהירות היא גורם קריטי, במיוחד בזיהוי בזמן אמת. יתרונו המרכזי הוא היכולת לזהות אובייקטים בתמונה בפסיעה אחת, מה שהופך אותו ליעיל מאוד לשימוש במערכות מעקב, מצלמות אבטחה, זיהוי תנועה, או מעקב אחר רחפנים בתנאי שטח. הוא דורש פחות משאבי חומרה בהשוואה למודלים אחרים, מה שהופך אותו לשימושי במיוחד במערכות בעלות מגבלות חומרה כמו IoT או מצלמות ניידות.

לעומתו, SSD מספק איזון בין מהירות לדיוק, ומתאים יותר לזיהוי אובייקטים קטנים, אך הוא איטי מעט מ-YOLO.

Faster R-CNN מצטיין בדיוק גבוה מאוד, במיוחד באובייקטים קטנים וצפופים, ולכן מתאים לניתוח תמונות מורכבות, אך בשל מהירותו האיטית הוא אינו אידיאלי לזמן אמת.

CenterNet מספק דיוק מצוין בסביבות צפופות עם אובייקטים קטנים, אך הוא פחות מהיר מ-YOLO.

Detectron2 הוא הכלי המוביל במשימות מתקדמות כמו זיהוי סמנטי או מסיכות, ומתאים לפרויקטים מורכבים הדורשים יכולות זיהוי מתקדמות, אך הוא דורש משאבים רבים ואינו מתאים לזמן אמת.

בסופו של דבר, הבחירה תלויה בדרישות הפרויקט: לזמן אמת ופריסה קלה – YOLO;

לדיוק רב יותר בזיהוי אובייקטים קטנים – SSD או Faster R-CNN;

למשימות מתקדמות – Detectron2.

**סיכום יתרונות וחסרונות של YOLO לעומת מודלים אחרים**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **חסרונות לעומת YOLO** | **יתרונות לעומת YOLO** | **מודל** |
| * דיוק נמוך יחסית בזיהוי אובייקטים קטנים וצפופים. * מתקשה בזיהוי במקרים של חפיפות אובייקטים. | * מהירות גבוהה מאוד (מתאים לזמן אמת). * דורש פחות משאבי חומרה. * תהליך פשוט יחסית לאימון ושימוש. | YOLO |
| * איטי יותר מ- YOLO. * פחות יעיל בסביבות מוגבלות משאבים. | * דיוק טוב יותר בזיהוי אובייקטים קטנים בזכות Anchor Boxes. * מהיר יחסית לשימוש ברזולוציות גבוהות. | SSD |
| * איטי משמעותית (לא מתאים לזמן אמת). * דורש משאבי חומרה חזקים מאוד. | * דיוק גבוה מאוד, במיוחד באובייקטים קטנים וצפופים. * מתאים לניתוח תמונות מורכבות (כגון רפואיות). | Faster R-CNN |
| * איטי יותר מ- YOLO. * לא תמיד מותאם לזמן אמת בסביבות תובעניות. | * ביצועים מצוינים בזיהוי אובייקטים קטנים וצפופים. * מבנה פשוט יותר מ-Faster R-CNN. | CenterNet |
| * מורכב יותר לשימוש. * דורש חומרה כבדה ואיטי משמעותית מ- YOLO. | * תומך בזיהוי סמנטי, מסיכות, ו-Keypoints. * דיוק מוביל במשימות מתקדמות. | Detectron2 |

**בחירה לפי צורך**

* זמן אמת ומשאבים מוגבלים: YOLO.
* דיוק באובייקטים קטנים: SSD או Faster R-CNN.
* סביבות צפופות או מסובכות: Faster R-CNN או CenterNet.
* משימות מתקדמות (Segmentation/Keypoints): Detectron2.

**משימה 2**

כל הdata sets שיש לנו הם עם רישיון מסוג CC BY 4.0 .

רישיון **CC BY 4.0** (Creative Commons Attribution 4.0 International) הוא רישיון חופשי מבית Creative Commons שמאפשר להשתמש, לשנות, לשתף ולהפיץ את החומר שבקובץ הנתונים (dataset), בתנאי שתינתן קרדיט ליוצר המקורי.

**מה המשמעות של CC BY 4.0?**

1. **שימוש חופשי**:
   * ניתן להשתמש בנתונים לכל מטרה, כולל שימוש מסחרי.
   * אפשר להעתיק, להפיץ, ולהשתמש בתוכן גם בפרויקטים פרטיים וגם בפרויקטים ציבוריים.
2. **קרדיט חובה**:
   * חובה לתת קרדיט ליוצר המקורי של המידע.
   * הקרדיט צריך להיות ברור וכולל את שם היוצר או המקור, קישור לרישיון, וציון אם נעשו שינויים במידע.
3. **שינויים והתאמות**:
   * מותר לשנות או לערוך את הנתונים, למשל לצורך עיבוד מחדש או ניתוח מותאם.
   * יש לציין אם נעשו שינויים משמעותיים.
4. **שיתוף חוזר**:
   * ניתן לשתף מחדש את הנתונים, גם לאחר שינוי, בלי לשנות את רישיון המקור.
   * אין דרישה שהפרויקט הסופי יהיה תחת אותו רישיון.

**דגשים חשובים**

* **שימוש מסחרי**: הרישיון מאפשר שימוש למטרות רווח, כל עוד ניתנת קרדיט ראוי.
* **אין אחריות**: הרישיון לא מבטיח את אמינות הנתונים או התאמתם למטרה כלשהי. האחריות היא על המשתמש.
* **קרדיט ברור**: אם אתה משתמש ב-dataset בפרויקט, מאמר, או מוצר, עליך להוסיף ציטוט ברור, לדוגמה:

"Data source: [Dataset Name], licensed under CC BY 4.0."

**למי מתאים הרישיון?**

רישיון CC BY 4.0 מתאים במיוחד לפרויקטים פתוחים (Open Source) או מסחריים, בהם רוצים לשתף נתונים תוך שמירה על הכרה ביוצר המקורי.

כדי להשתמש במודל **YOLO** (שפותח על ידי Ultralytics) **בשימוש מסחרי**, עליך לעמוד בתנאים של רישוי מתאים. מודל YOLO פועל תחת שני סוגי רישיונות עיקריים: **AGPL-3.0** ו-**Enterprise License**. לשימוש מסחרי, יש להשתמש ב-Enterprise License.

**שלבים לשימוש מסחרי ב-YOLO**

**1. הבנת המגבלות של AGPL-3.0**

* אם תבחר להשתמש ב-YOLO תחת רישיון **AGPL-3.0**, תהיה מחויב לפתוח את **כל קוד המקור של הפרויקט שלך** לציבור.
* אם אינך מעוניין לפתוח את הקוד (כפי שנדרש ברישיון AGPL-3.0), עליך לרכוש רישיון מסחרי (Enterprise License).

**2. רכישת רישיון מסחרי (Enterprise License)**

* היכנס לאתר Ultralytics כדי לבדוק את פרטי הרישוי המסחרי.
* צור קשר עם Ultralytics דרך עמוד יצירת הקשר באתר או באמצעות דוא"ל, ובקש מידע על רכישת הרישיון.
* לאחר הרכישה, תוכל להשתמש במודל YOLO בפרויקטים מסחריים **ללא חשיפת קוד המקור** שלך.

**3. אישור רישיון מסחרי**

* לאחר רכישת הרישיון, תקבל מסמך או אישור שמוכיח את זכויות השימוש שלך.  
  שמור את האישור הזה לצורכי תיעוד ולמקרה של בדיקה משפטית.

**4. שימוש במודל**

* התקן והשתמש במודל YOLO כמו בכל פרויקט אחר, תוך שמירה על תנאי הרישיון שקיבלת.
* ודא שהשימוש שלך במודל אינו מפר את תנאי הרישיון.

**5. תמיכה ועדכונים**

* רישיון Enterprise לרוב כולל תמיכה טכנית, גישה לעדכונים, ותמיכה בשילוב YOLO בפרויקטים מסחריים. השתמש בשירותים אלה במידת הצורך.

**יתרונות של רישיון מסחרי (Enterprise License)**

* **שימוש פרטי:** אין צורך לפתוח את קוד המקור שלך לציבור.
* **שימוש מסחרי חוקי:** תוכל להשתמש במודל בפרויקטים מסחריים, כולל מכירת מוצרים ושירותים מבוססי YOLO.
* **תמיכה טכנית:** קבלת עזרה ישירה מהצוות של Ultralytics.
* **שקט נפשי:** עמידה מלאה בתנאי הרישוי.

**דוגמאות לשימוש מסחרי חוקי**

1. פיתוח תוכנה לזיהוי רחפנים המיועדת למכירה.
2. שילוב YOLO במערכות מעקב מבוססות AI למטרות מסחריות.
3. יצירת אפליקציות לניהול מצלמות אבטחה עם פונקציונליות זיהוי אובייקטים.

**כעת השימוש ברישיון Enterprise הוא על סטטוס Coming soon. לכן כדי לקנות את הרישיון יש ליצור קשר עם חברת ultralytics לבירור.**

**משימה 3**

הבנת חשיבות Validation Set

* Validation Set מאפשר להעריך את ביצועי המודל על נתונים שלא נראו באימון, ולמדוד את יכולת ההכללה (Generalization) שלו.
* הוא משמש לניטור ביצועים, כוונון פרמטרים, וזיהוי בעיות כמו Overfitting.

כיצד פועל המנגנון לזיהוי Overfitting

* השוואת ביצועים: אם דיוק המודל על סט האימון ממשיך לעלות, אך הביצועים על סט הוולידציה מתדרדרים, זו אינדיקציה ל-Overfitting.
* Early Stopping: עצירת האימון כאשר הביצועים על סט הוולידציה מפסיקים להשתפר.

כיצד לעבוד עם סט הולידציה

1. חלוקת נתונים: שמור 20%-30% מהנתונים לולידציה, עם ייצוג מגוון של המקרים האפשריים.
2. מטריקות הערכה: השתמש במטריקות כמו mAP, Precision, ו-Recall להערכת ביצועים.
3. התאמת מודל: כוונן היפר-פרמטרים על סמך ביצועי סט הוולידציה, ולא רק על סט האימון.
4. ייצוג מציאותי: ודא שסט הוולידציה כולל תנאים דומים לתרחישים אמיתיים בהם המודל ישמש.

**משימה 4**

1. קלסיפיקציה (Classification)

* משמעות: חלוקת נתונים לקטגוריות מוגדרות מראש (למשל, זיהוי תמונה כחתול או כלב).
* שימושים: זיהוי אובייקטים, סיווג טקסט, זיהוי פנים.

2. סגמנטציה (Segmentation)

* משמעות: חלוקת התמונה לאזורים לפי משמעותם.
  + Semantic Segmentation: כל הפיקסלים מקבלים תווית (למשל, רקע, כביש, בניין).
  + Instance Segmentation: בנוסף לתוויות, מזהים אובייקטים בודדים (למשל, כלב 1, כלב 2).
* שימושים: זיהוי אובייקטים מדויק (רפואי, רכב אוטונומי).

3. רגרסיה (Regression)

* משמעות: חיזוי ערכים רציפים במקום קטגוריות (למשל, חיזוי מחירים, מהירות).
* שימושים: תחזיות (כלכליות, מדעיות), מיקום אובייקטים בתמונות (Bounding Boxes).

4. שכבת קונבולוציה (Convolution Layer)

* משמעות: רכיב ברשת CNN שמנתח את התמונה דרך פילטרים (Kernels) כדי לזהות תכונות (Features) כמו קצוות, טקסטורות.
* שימושים: ניתוח תמונות, זיהוי אובייקטים.

5. Transformer

* משמעות: ארכיטקטורה חדשה ללמידה על רצפים, שמחליפה רשתות מסורתיות כמו RNN.
  + מבוססת על מנגנון Attention.
* שימושים: עיבוד שפה טבעית (NLP), ראייה ממוחשבת (Vision Transformers - ViT).

6. Attention

* משמעות: מנגנון שמאפשר למודל להתמקד בחלקים חשובים בקלט, במקום לנתח את כולו בצורה אחידה.
* שימושים: תרגום מכונה, זיהוי אובייקטים, עיבוד תמונות.

7. רשתות CNN (Convolutional Neural Networks)

* משמעות: רשתות עמוקות שמתמחות בניתוח נתונים מבניים, במיוחד תמונות.
  + מורכבות משכבות קונבולוציה, pooling, ו-fc layers.
* שימושים: זיהוי אובייקטים, עיבוד תמונות, ראייה ממוחשבת.

סיכום:

* קלסיפיקציה: סיווג קטגוריות.
* סגמנטציה: חלוקה מדויקת של תמונות.
* רגרסיה: חיזוי ערכים רציפים.
* שכבת קונבולוציה: זיהוי תכונות בתמונה.
* Transformer: ארכיטקטורה חדשנית לרצפים.
* Attention: מנגנון להתמקדות באזורים חשובים.
* CNN: רשתות לניתוח תמונות.