**המחלקה למדעי המחשב**

דו״ח פרויקט גמר

**סיווג כלי שייט**

**Boat Type Classification**

**תוכן עניינים**

**עמוד פתיחה**............................................................................................................1

**תוכן עניינים**............................................................................................................2

4**. תקציר**................................................................................................................3

5**. מבוא**..................................................................................................................5

5.1+5.2 מוטיבציה והגדרת הבעיה................................................................5

5.3.מטרות ויעדים.......................................................................................5

**6. סקירה ספרותית**.................................................................................................6

7**. סקר שוק**...........................................................................................................11

8**. חלופות**..............................................................................................................13

9**. ארכיטקטורה** ....................................................................................................14

10**. תכן מפורט**.......................................................................................................17

11**. תיאור התוצר גרסת Alpha**................................................................................18

11.1 אלגוריתמים........................................................................................18

11.2 קוד....................................................................................................19

11.3 הדגמה................................................................................................19

12**. הערכה** .............................................................................................................21

12.1 Dataset..............................................................................................21

12.2 מדדים................................................................................................22

12.3 צורת הבדיקה......................................................................................22

13**. תוצאות**.............................................................................................................23

14**. סיכום ומסקנות**.................................................................................................26

15**. רשימת מקורות**.................................................................................................27

**4. תקציר**

כלי שייט קטנים הינם כלי שייט נפוצים מאד, כלים אלו לרוב אינם מצויידים בכלים מכניים רבים או במערכת קשר חשמלית. כאשר כלי שייט אלו נתקלים בבעיה בעת הפלגה לרוב הדבר היעיל ביותר שביכולתם לעשות הוא להפעיל אות מצוקה. אות המצוקה נצפה לרוב במגדלי פיקוח אשר שולחים סיוע לכלי השייט הזקוק לכך. כלי שייט שונים מאופניים בתקלות נפוצות שונות ובמספר אנשים שונים השוהים בכלי השייט, לכן ישנה חשיבות רבה לציוד הסיוע שעימו יגיעו המחלצים אל כלי השייט התקול. מכיוון שלרוב אות המצוקה הנצפה הינו אות מצוקה פירוטכני מגדלי הפיקוח אינם יודעים את סוג כלי השייט הנזקק לסיוע.

מטרת האלגוריתם שיצרנו הינה לזהות את סוג כלי השייט בזמן אמת. כאשר יתקבל אות מצוקה האלגוריתם יוכל לזהות את סוג כלי השייט ולדווח על ממצאיו למגדל הפיקוח שיוכל להצטייד בהתאם.

אלגוריתם זה יוכל לסייע רבות לשייטים שונים ולמגדלי הפיקוח. כיום קיימים מס' אלגוריתמי זיהוי וסיווג כלי שייט שונים אך נכון לרגע זה לא קיימים אלגוריתמים המתמקדים בסיווג כלי שייט קטנים. האלגוריתמים הקיימים היום בנויים בעזרת רשתות נוירונים מלאכותיות ומסווגים ליניאריים שונים. אחוזי הדיוק בין האלגוריתמים הנפוצים נעים בטווח 76-82%. האלגוריתמים הקיימים בשוק מסווגים כלי שייט למס' רב של מחלקות ואינם יוצרים מיקוד בשום שלב.

האלגוריתם שיצרנו עובד בצורה הבאה: האלגוריתם יקבל צילומים של כלי שייט במצוקה, הצילומים יעברו דרך רשת נוירונים המאומנת מראש לסיווג כלי שייט ולאחר שיעברו את השכבות המתאימות ברשת הנוירונים יחולצו המימדים שהתקבלו ויעברו אל מסווג ליניארי דיסקרמיננטי אשר יקטלג את סוג כלי השייט שהתקבל ויעביר אל מגדל הפיקוח את ממצאיו. לאחר מכן מגדל הפיקוח יוכל לשלוח סיוע מותאם לכלי השייט.

האלגוריתם אומן על מידע המכיל 2865 צילומים וחלוקה ל-6 מחלקות כלי שייט שונות. את הצילומים העברנו במס' פונקציות שונות כך שיתאימו כקלט לאלגוריתם המוצע. שינינו את גודל הצילומים אך שמרנו על פרופורציות הצילום, והרחבנו את טווח הגוונים בכל צילום.

לאחר אימון האלגוריתם בחנו את האלגוריתם על צילומים אותם לא ראה בשלב האימון. האלגוריתם סיווג במדויק 90% כלי שייט קטנים ו-93% מסירות המפרש.

Small marine vessels are very common, these vessels usually don’t have many mechanical tools or electronic communication devices. When these marine vessels are in distress in open water the most efficient option available to them is to activate a distress signal. These distress signals are usually spotted by control towers which call for search and rescue to assist them. Different types of marine vessels have significantly different common faults and the number of people on board can vary significantly. Therefore, the equipment the rescue team needs to arrives with also varies between the different vessel types/ most distress signals of these types of vessels is pyrotechnical in nature therefore the control towers usually don’t know the exact type of vessel that is in distress. The rescue teams then must make “educated” guesses on what equipment to bring, which can lead to severe mistakes which can cost lives.

The goal of our algorithm is to recognize the types of the distressed vessels in real time. So that when a distress signal is received, the algorithm can report the type of vessel involved and save valuable time.

This algorithm could greatly assist sailors and control towers. Today there are a few detection algorithms that focus of classifying different marine vessels. However, currently none of these are focused on small marine vessels. The existing algorithms are based on artificial neural networks and/or different linear classifiers. Their accuracy ranges between 76-82%. The existing algorithms classify marine vessels to many different labels.

The algorithm we implemented works as follows: The algorithm receives photos of distressed marine vessels, these photos will be processed by a neural network which was trained in advance to classify these vessels by type. After the data passes the appropriate layers, a number of features are extracted and are run through a discriminate linear classifier which classifies the type of marine vessel which was received and reports the Information to the control tower. The control tower can then send aid which is specific to the vessel.

The algorithm was trained on a set of 2865 pictures which contain 6 different types of vessels. The photos where processed by a set of functions so the data will fit as input for the algorithm. We changed the size but kept the proportions of the photos, and we increased the color range in each photo.

After training the algorithm we tested the algorithm on photos that were not part of the training set. The algorithm classified correctly 90% of the small vessels and 93% of the sail boats.

**5. מבוא**

**5.1+2 מוטיבציה לקיום הפרויקט והגדרת הבעיה**

כלי שייט קטנים, הכוללים את כלל כלי השייט עד 24 מטר אורך(ישנן מספר הגדרות וחלוקות), לרוב אינם מצוידים בציוד הנדרש לתיקון תקלות בזמן אמת. או שהמשיט אינו יודע לזהות את הבעיה בזמן אמת. בחלק גדול מהמקרים מגדל פיקוח אינו יודע איזה סוג כלי שייט שלח קריאה, בנוסף – ישנן מקרים בהם הסירות אינן מצוידות במכשירים לשליחת סימן מצוקה וסירות שונות העוברות לידן ישגרו סימן מצוקה עבורן.

לכן כאשר הפיקוח שולח סירת הצלה הוא לא תמיד מצויד בציוד הנדרש לתיקון/איתור התקלה. אם מגדל הפיקוח ידע על איזה סוג כלי שייט מדובר הוא יוכל לשלוח עם המחלצים ציוד ואביזרים התואמים לדגם ובכך לתקן את הבעיה בצורה מהירה ובטיחותית יותר. ​

אחוז גדול מכלי השייט הקטנים אינם נושאים מערכת חשמלית. ​בנוסף, עבור יאכטות קטנות- בחלק גדול מכלי שייט אלה מערכת החשמל מעוגנת בירכתיי כלי השייט כך שבעת שריפה בכלי מערכת החשמל מפסיקה לעבוד כמעט מיד. ​

גדלי סירות שאינן מחויבות בהחזקת מכשירים המפעילים אות מצוקה במהלך היום-

1. סירות אשר אורכן לא עולה על 5 מטר.

2. סירות אשר אורכן לא עולה על 8 מטר ואינן מכילות ציוד מכני כבד.

3. כלל הסירות אשר אינן מחזיקות במנוע.

לפי התקנות הבינלאומיות כלל כלי השייט אשר אינן מחזיקות במנוע אינן נדרשות להחזיק מטף בכלי השייט, לרבות כלי שייט אשר מכילות מערכת חשמלית.

**5.3 מטרות**

אנו נרצה לשפר את היכולת של מרכזי הפיקוח והבקרה לזהות את סוגי כלי השייט, **בדגש על כלי שייט קטנים**, על מנת להביא לפתרון הבעיה באמצעות סיווג כלי השייט מתוך תמונה שמרכז הפיקוח יקבל.​ נרצה להגדיל את דיוק סיווג כלי השייט הנלקחים מצילומי RGB הצולמו בתנאי תאורה באור יום, וצילומי אינפרא אדום אשר צולמו בתנאי תאורה ירודים.

**6.סקירה ספרותית**

 כלי שייט קטנים, הכוללים את כלל כלי השייט עד 24 מטר אורך, לרוב אינם מצוידים בציוד הנדרש לתיקון תקלות בזמן אמת, או שהמשיט אינו יודע לזהות את הבעיה בזמן אמת. כאשר כלי שייט קטן חווה תקלה בזמן סערה (ים גבוה, ראות לא מיטבית) הוא יוצר קשר עם מגדל פיקוח והמגדל שולח סיוע לכלי השייט. בחלק גדול מהמקרים מגדל פיקוח אינו יודע איזה סוג כלי שייט שלח קריאה. ולכן הפיקוח שולח סירת הצלה שאינה תמיד מצוידת בציוד הנדרש לתיקון/איתור התקלה. אם מגדל הפיקוח ידע על איזה דגם מדובר הוא יוכל לשלוח עם המחלצים ציוד ואביזרים התואמים לדגם ובכך לתקן את הבעיה בצורה מהירה ובטיחותית יותר. בנוסף אחוז גדול מכלי השייט הקטנים אינם נושאים מערכת חשמלית.[1] לכן, כאשר כלי שייט קטן נקלע לצרה וזקוק לחילוץ הוא משדר אות מצוקה. עבור יאכטות קטנות- בחלק גדול מכלי שייט אלה מערכת החשמל מעוגנת בירכתיי כלי השייט כך שבעת שריפה בכלי מערכת החשמל מפסיקה לעבוד כמעט מיד.

במקרים בהם מגדל הפיקוח אינו יודע באיזה כלי שייט מדובר, הוא עלול לשלוח סירת הצלה המכילה ציוד אשר אינו מתאים לכלי השייט הנזקק ובכך לא לטפל בבעיה. בעיה נוספת היא מספר אנשי הצוות. כלי שייט בגדלים שונים יכולים להכיל מספר שונה של אנשי צוות,[1] כאשר מגדל הפיקוח לא מודע לסוג הסירה הוא לא יודע על כמה אנשי צוות מדובר ועלול לשלוח סירת הצלה קטנה מהנדרש ובכך לא להכיל את כל אנשי הצוות. או מנגד – לשלוח סירת הצלה גדולה מדי המצריכה מספר גדול יותר מהנדרש של אנשי צוות לתפעול סירת ההצלה ובכך לסכן לחינם חיי אדם נוספים.

כיום ישנם פתרונות יעילים לזיהוי כלי שייט גדולים בלבד, כלומר, מעל 24 מטר אורך או מעל 100 טון משא. פתרונות אלו נשענים ברובם על טכנולוגית CNN לזיהוי עצמים מתוך תמונות SAR.[2] הטכנולוגיות הקיימות היום בשוק אינן נותנות מענה לכלי שייט קטנים. אנחנו נרצה לשפר את אופן הזיהוי של כלי השייט על מנת להגיע לפתרון גם עבור ספינות הקטנות מ-24 מטר.

עבור הפרויקט אנחנו צריכים dataset אשר מכיל מאגר כמה שיותר גדול של ספינות בכלל וסירות קטנות בפרט. במהלך חיפוש Dataset מתאים לפרויקט שלנו, מצאנו מאגר גדול של תמונות SAR של ספינות וכי ניתן לפתור את בעיית זיהוי הספינות על ידי שימוש ב-CNN בעזרת ה-dataset הקיים [2]. אולם גילינו במהרה כי ה-dataset אינו התואם את הדרישה שלנו, כלומר אינו מכיל label של ספינות לקנה המידה הדרוש עבורנו. התוויות הקיימות באותם מאגרי נתונים הם:

Boat, cargo ship, container ship, tanker ship

Boat היא הקטגוריה הכי פשוטה וקטנה שה-dataset מספק, כלומר לא ניתן לרדת לקנה מידה קטן יותר וכאן חווינו בקושי, כי הרי ללא data מתאים לא נוכל לאמן מודל שיוכל לזהות את סוג הסירה. לפי המאמר ניתן להגיע לדיוק של כ-91.35% בזיהוי סירה מסוג Boat, שזהו אחוז דיוק מאוד גבוה, אך לא מספק את הדרישה לקנה מידה קטן יותר [3]. על מנת לפתור בעיה זו, הגענו למחקר העוסק בשיפור זיהוי מתוך SAR על מנת לסווג סירות גומי של מהגרים בים. זהו מחקר עדכני שעובדים עליו בימים אלו, טרם פורסם dataset וטרם הוצע אלגוריתם על ידם אך הם מוכיחים כי הדבר אפשרי ואכן ניתן לסווג מתוך תמונות SAR מתאימות סירות גומי על ידי עיבוד מתאים של התמונות [4], זיהוי מתוך SAR הוא אפשרי מאוד כאשר מדובר בעצם מתכתי בעקבות החזרת אור, אך במאמר מסבירים שהזיהוי נהיה מסובך יותר כאשר העצם אינו מתכתי, כמו ספינת גומי, לכן הם מציגים דרכים בהם ניתן לעבד את התמונות על מנת לאפשר ולשפר זיהוי במקרים אלו [5]. עבורנו זהו מידע תורם כי אכן ניתן לזהות עצמים קטנים מתוך SAR. מפני שטרם פורסם ה-dataset בנושא לא נוכל לעבוד עליו.

מכיוון שאנו מתמודדים עם בעיית גודל של עצמים, הגענו למאמר העוסק בזיהוי נוסף של ספינות, ואף לקנה מידה הרצוי שלנו אך לא מSAR אלא מתמונות RGB ואינפרה-אדום אשר צולמו על ידי מצלמה עם חיישן מתקדם יותר ובשיטה שונה ע״י מצלמה המוצבת בנמל. במאמר הציגו והשוו לSAR וטענו כי זוהי שיטה מיושנת ומבוססת על תמונות באיכות נמוכה וגם המאגר שלה מאוד מוגבל ויש למצוא כיוון נוסף. המחקר רצה להראות כי ניתן לשפר את הזיהוי של ספינות על ידי אלגוריתם אותו הם מציעים. הם הגיעו לדיוק של 87.60% בתאורת יום, ולדיוק של 74.68% בתאורת לילה [6]. הDataset עליו הם עובדים הרבה יותר איכותי מהdataset של תמונות הSAR ומאפשר לנו להתקדם. האלגוריתם שהם הציעו מוצג בהשוואה לCNN אשר הניב דיוק של 81.9% ביום ו-59.9% בלילה, כלומר הם הצליחו לשפר את הדיוק.

הקושי העיקרי בזיהוי עצמים נובע מתוך איכות התמונה, לכן השימוש בתמונות SAR מוגבל מפני שהאיכות שלהן ירודה ולא מאשפרת גמישות [7]. עם הצגת טכנולוגיה חדשה לצילום תמונות בים על ידי תמונות שהן הרבה יותר איכותיות ניתן להגיע לדיוקים גבוהים יותר וגמישות גדולה יותר בזיהוי ואף לקנה מידה של עצמים קטנים יותר, כמו ספינות מפרש, דבר הלא מתאפשר עם תמונות SAR. למרות זאת SAR עדיין האמצעי הנמצא בשימוש הרחב, אנחנו נרצה להראות כי יש אפשרות עדיפה יותר ומתקדמת המאפשרת זיהוי של מגוון כלי שייט רחב, גם מתחת ל-24 מטר. ניתן לראות כי יש מקום נוסף לשיפור, במיוחד בזיהוי מתוך תמונות בלילה.

אנו נרצה לבחון את שיפור זיהוי הספינות על ידי שילוב אלגוריתמים של Computer Vision מבוססי CNN, ומודל סיווג ליניארי מסוג Linear Discriminant Analysis(LDA) ובכך להגדיל את הדיוק.

כאשר חיפשנו מידע בנושא מצאנו מאמר אשר עסק בסיווג כלי שייט שונים דרך שילוב CNN עם LDA[6]. המחקר עסק בסיווג כלי שייט ללא דגש על כלי שייט קטנים, יצירת המסווג נעשה ע"י שימוש בשתי רשתות CNN שונות. כאשר הרשתות הגיעו לשלבים האחרונים, הוצאו מהם הfeatures שהתקבלו לפני סיווג סופי והותכו יחד בעזרת מסווג LDA אשר סיים את ההליך. האלגוריתם שהחוקרים יצרו הגיע ל-87.60% דיוק עבור תמונות מסוג RGB ול-70.98% דיוק עבור תמונות IR. תוצאות אלו מעולות, אך במאמר לא מצוין האם אלו תוצאות התקבלו עבור ה-train או ה-test. בנוסף, המאמר עסק בסיווג כלי שייט באופן כללי ואינו התמקד בכלי שייט קטנים. במחקר השתמשו בשתי רשתות CNN- רשת ResNet-152 ורשת VGG-19.

שתי רשתות אלו מאומנות לסיווג תמונות. לאחר ניסיונות וקריאה נוספת גילינו שרשת מסוג ResNet אכן מתאימה עבור האלגוריתם שלנו, אך שילוב שתי הרשתות אינו. ניתן להסביר זאת ע"י הבנת רשת ה-VGG. רשת זו מבצעת מס' רב של למידה ולמידה מחדש של המידע ולכן נוטה להעלמות גרדיאנטים. תופעה זו פוגמת ביכולת הרשת להגיע אל המשקל המינימלי הרצוי. מצב זה מתרחש כאשר השונות בין ערכי האקטיבציה באותה שכבה קטנים מאד ולכן הגרדיאנטים המתקבלים קטנים ואינם מאפשרים לרשת להתקדם בצורה מיטבית. רשת ה-ResNet אינה בסכנה להעלמות גדריאנטים ומכיוון שאנו מתמקדים בכלי שייט קטנים- אשר בנויים במבנים דומים מאד אפשר להבין כי רשת ה-ResNet מתאימה יותר למודל מאשר רשת ה-VGG. [8] בעקבות המאמר האחרון חקרנו על אלגוריתם ה-LDA. אלגוריתם זה מצמצם מימדים בעזרת מיקסום פיזור המחלקות אחת מהשניה וצמצום הפיזור בתוך המחלקות. בסוף האלגוריתם מסווג את הפריטים למחלקות לפי מס' מימדים נמוך.[9]

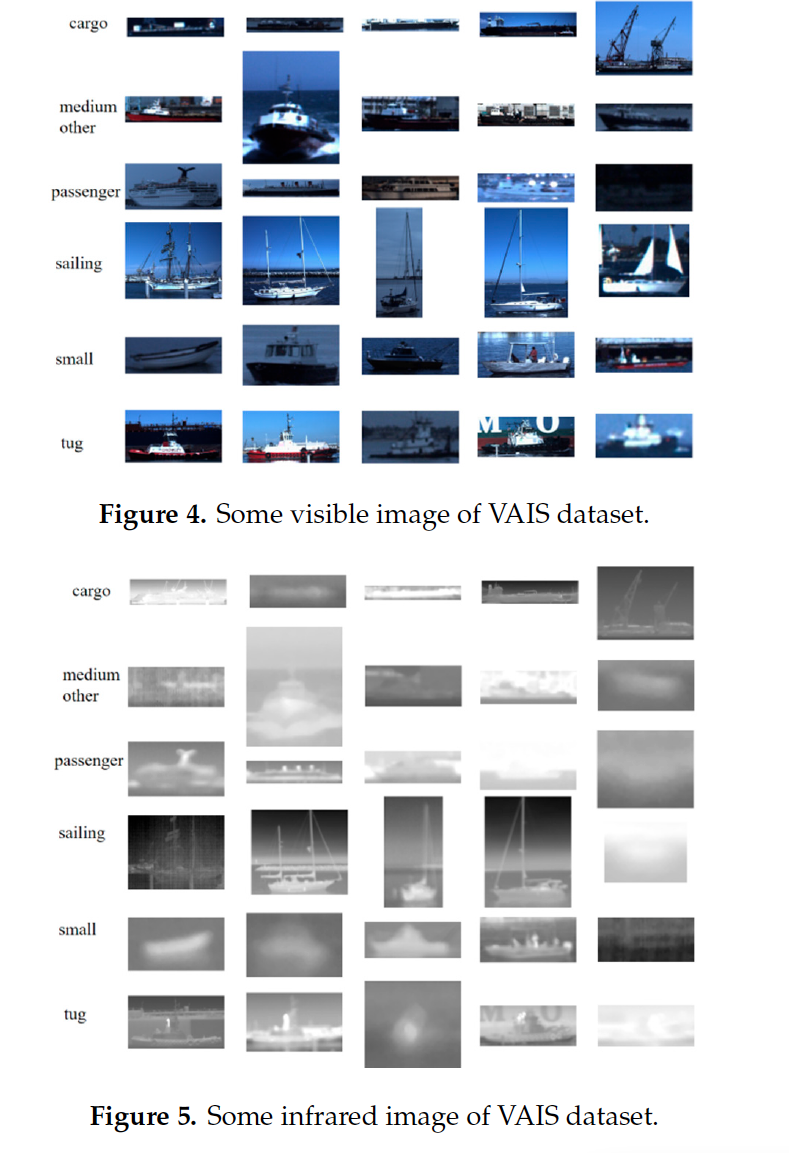
מכיוון שSAR עדיין נמצא בשימוש רחב, נבדוק האם ניתן בדרך זו גם להגדיל את הדיוק מתוך תמונות אלה ולאפשר זיהוי כלי שייט קטנים. כמו כן נרצה להראות כי יש דרך טובה יותר להתמודד עם הקושי של זיהוי הספינות ע״י שימוש במצלמות ייעודיות המאפשרות צילום של הספינות ובכך להעביר למרכזי הבקרה תמונת מצב ברורה של סוגי הסירות יחד עם יכולת זיהוי מדויקת יותר של סוג הסירה ובכך לאפשר למרכזי הבקרה תגובה מהירה יותר בעת חירום לכל סוגי הסירות, גם כאשר ישנן בעיות בקשר.

דוגמה לתמונות כלי השייט מהdatasets השונים:

**SAR Images**

**תמונה שמכילה טקסט

התיאור נוצר באופן אוטומטי**

****

**7. סקר שוק**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| אחוזי דיוק | Input-סוג תמונה | אלגוריתם |
| 76 | SAR לווין | CNN |
| 64 | SAR לווין | SVM |
| **82** | **Visible and Infrared images** | **CNN** |

צילומי SAR:

תמונה המתקבלת ממכ"מ המותקן על פלטפורמה נעה(מטוס/לווין). תמונות אלו הינן איחוד של מספר שידורים המצלמים באזור מסוים.

תמונה שמכילה טקסט, שמי הלילה

התיאור נוצר באופן אוטומטי**יתרונות:**

* מאפשר מיפוי גבהים מדויק בעזרת הטכנולוגיה בו המכ"מ משתמש.
* רזולוציה גבוהה
* פועל גם בלילה
* חודר עננים
* חודר קרקעית

**חסרונות:**

* תמונות SAR הינן רועשות מאוד מכיוון שהן איחוד של מספר שידורים שונים.
* חוסר זיהוי של מטרות נעות.
* קבלת תמונת SAR לוקחת זמן ארוך מכיוון שיש צורך במספר רב של שידורים. מטרות נמרחות בתמונה.
* מרחב הקטגוריות מאוד מצומצם.

**צילומי RGB וצילומי IR**

|  |  |
| --- | --- |
| **Infrared** | **RGB** |
| בעזרת פילטר ספציפי, מצלמה יכולה לצלם תמונה אינפרא אדום. תמונה זו רגישה לאורכי גלים אלקטרומגנטים בטווח האינפרא אדום ובכך תופסת בצילום את אורכי הגל. כל העצמים ובעלי החיים על פני כדור הארץ פולטים קרינה בטווח האינפרא אדום.  **יתרונות:**  אין תלות בתנאי ראות ומזג אוויר.  טשטוש רעש בצילום – רקע אחיד יהיה בעל קרינה אחידה ולכן הרעש בתמונה יהיה מינורי.  איכות הצילום תהיה זהה בכל שעות היממה.  **חסרונות:**  מצריך מצלמה עם פילטר ייעודי.  עלול לשלב עצמים שונים לעצם אחד אם הם בעלי עוצמת קרינה זהה. | תמונה רגילה. איכות התמונה תלויה בעדשה ובתנאי ראות.  **יתרונות:**  בעלת צבעים חדים.  מכילה מגוון רחב של פרטים.  בעלת רזולוציה גבוהה.  **חסרונות:**  תלות בתנאי ראות ובמזג אוויר.  מצריכה יציבות כדי למנוע רעש בתמונה. |

**8. חלופות**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| חסרונות | יתרונות |  |
| * לא מתאים עבור מס' תצפיות גדול –זמן האימון יהיה גבוה מאד. * לא מתאים עבור תמונות בעלות רעש רב, מתקשה לנקות את הרעש. * מצריך חישובים נוספים כדי ליצור חיזוי. | * עובד טוב עבור מחלקות בהן ההפרדה ברורה. * יעיל עבור בעיות בעלות מס' מימדים גבוה. * יעיל במקרים בהם מס' המחלקות גדול ממס' התצפיות | SVM |
| * יעילותו תלויה במספר התחזיות. * רגיש מאוד לרעש. | * מהיר פשוט וצורך מעט מקום. * עובד טוב עבור מספר מחלקות גדול. | SFLPP |
| * **מצריך חישובי התפלגויות על התצפיות.** * **לא מתאים עבור מס' מחלקות קטן.** * **אינו מתאים עבור התפלגויות ענן.** | * **מהיר פשוט וצורך מעט מקום.** * **עובד טוב עבור מספר מחלקות גדול.** * **יעילותו לא תלויה במספר התצפיות.** | LDA |

**9. ארכיטקטורה**

Diagram

Description automatically generated

הארכיטקטורה שבנינו כפתרון לבעיה מכילה שילוב שיטות שונות המשמשות לסיווג פריטים למחלקות.

ראשית נתאר בקצרה את התרחיש ופתרונו, כלי שייט במצוקה אשר משתמש באות מצוקה כדי להתריע למגדלי פיקוח על מצבו. מגדל הפיקוח קולט את אות המצוקה ובוחר להשתמש במערכת שנתאר על מנת לקבוע את סוג העזרה שישלח אל כלי השייט. המערכת מחזיקה מצלמה הממוקמת על מגדל הפיקוח או על אסדה בקרבת מקום אשר מצלמת את סביבתה. תמונת כלי השייט שבמצוקה נקלטת במערכת ומועברת אל האלגוריתם שיצרנו. האלגוריתם מזהה את סוג כלי השייט ומדווח למגדל הפיקוח על ממצאיו, מגדל הפיקוח כעת יבחר לפי המידע שקיבל איזה סוג עזרה יש להושיט לכלי השייט הנתון.

כאשר מתקבל אות מצוקה מגדל הפיקוח יפעיל את המנגנון, המצלמה השייכת למגדל הפיקוח תצלם את האזור בו נצפה אות המצוקה. תצלומים אלו אשר יכילו את כלי השייט במצוקה יועברו אל תהליך עיבוד. בתהליך העיבוד התמונה תעבור מספר שינויים. התמונה נכנסת אל המערכת כטנסור- מטריצת מס' רב מימדית אשר מתארת את הפיקסלים של התמונה. כדי שהתמונה תוכל לעבור אל רשת הנוירונים נבצע בה התאמות. ראישת, נשנה את גודלה לגודל המתאים לעבודת הרשת-224\*224. לאחר מכן, נשנה את טווח הצבעים שערכי הטנסור מתארים. משום שאנו משתמשים בצילומים רגילים ובצילומי אינפרא אדום כקלט לאלגוריתם שלנו הטנסור יצטרך לתאר את שני טווחי הצבעים המתאימים לצילומים אלו. לכן נמדל את ערכי הפיקסלים כך שיכילו את טווח ה- BGR אשר מכיל בתוכו את שני טווחי הצבעים. לאחר שניצור אחידות בצבעי הצילומים השונים ניצור טנסור חדש אשר מחזיק את ערכי התמונות בצורה המתאימה לפעולת רשת הנוירונים בה נשתמש.

האלגוריתם בנוי משני חלקים, רשת נוירונים אשר ממפה ומעבדת את התמונה, ואלגוריתם LDA אשר מקבל כקלט את הfeatures הסופיים מרשת הנוירונים ומעבד אותם שנית, במהלך העיבוד LDA יוריד את מימד הfeatures למספר התואם למחלקות כלי השייט השונים שנרצה לסווג פחות 1. בסוף העיבוד, הLDA יבצע classification ויוציא כפלט את סוג הסירה שתמונתה הוכנסה אל המערכת.

CNN-

רשת נוירונים עובדת בצורה הבאה – קלט הנכנס אל הרשת עובר עיבוד ע"י פילטר בשכבות הקונבולוציה ולאחר מכן עובר הורדת ממדדים בעזרת שכבות pooling. לבסוף שכבת הנוירונים עוברת אל שכבת הfully connected בה נוצרים קשרים בין כל הנוירונים ברשת כך שנוכל לקבל את כל המידע שהצטבר ברשת ולעבדו למטריצה הפלט. לאחר שכבת הfully connected הרשת עוברת flatten & softmax , אנו לא מגיעים אל שכבות אלו מכיוון שבמודל שיצרנו איננו זקוקים לו.

רשת הנוירונים בה נשתמש היא מסוג ResNet-50.

רשת זו משמשת את הרשת לאימון מהיר ואיכותי יותר, הפילטר מאפשר לרשת ליצור חיבורי נוירונים נכונים ולוותר על חיבורים אשר יצרו רעש גדול בפונקציית האקטיבציה ולכן עלולים לפגוע באיכות הסיווג.

האלגוריתם שלנו אינו ימשיך אל שכבת הסיום, אנו נוציא את הfeatures שנלמדו ברשת לפני שכבת fully connected כדי שלא נאבד מידע ונעביר את הfeatures שהתקבלו אל מודל הLDA.

מודל הLDA הינו מודל מפוקח אשר מקבל מידע ומערך של מספר features שונים ויוצר שיערוך לסיווג המחלקות לאחר היתוך features שונים והורדת ממדדים.

ישנם מודלים ליניאריים רבים אשר מורידים ממדדים בעזרת היתוך(יצירת feature חדש אשר מתאר מס' featres שונים). מודלים רבים מאבדים מידע בתהליך ההיתוך ולכן יעילות המסווג הנוצר נפגמת.

היתרון הגדול של מודל הLDA מתבטא בדרך בה הוא יוצר את הfeatures החדשים, המודל ממקסם את השונות בין המחלקות השונות ובאותה עת ממזער את השונות בתוך המחלקה עצמה.

אנו יוצרים את האלגוריתם על מנת לסווג נכון בין כלי שייט שונים, כלי השייט בסופו של דבר בנויים בצורה דומה ולכן אימון המודל להבדיל בין המחלקות השונות הינו תהליך מורכב ועדין. השוני בין המחלקות מורגש מאד ביחסים בין חלקי כלי השייט השונים ולא בצורה הכוללת של כלי השייט ולכן מודל הLDA הינו המודל המתאים למשימה. יכולת המודל למקסם את השונות בין המחלקות נחוצה לנו מאד משום שהשונות הינה מאד עדינה וספציפית.

לאלגוריתם חמישה שלבים:

ראשית, המודל יוצר וקטור ממוצעים לכל feature בכל המחלקות. לאחר מכן, המודל יחשב שתי מטריצות שונות. מטריצה אחת תכיל את פיזור המידע עבור כל מחלקה ומטריצה נוספת תכיל את פיזור המחלקות השונות.

בשלב השלישי המודל יפתור מערכת משוואת המשתמשת בערכים העצמאיים של הכפלת המטריצות וכך נקבל את הוקטורים והערכים העצמיים המתאים את חשיבות כל feature לסיווג.

את הצירים החדשים עבור הfeatures שהמודל יוצר.

בשלב הרביעי, המודל יבחר את הפיצ'רים החדשים שבעזרתם יתבצע הסיווג. הערכים העצמיים מייצגים את פיזור המידע ולכן נדרג אותם. הוקטורים המייצגים את הערכים העצמיים הנמוכים ביותר ימחקו בהנחה שמעט המידע שהם מייצגים מוכל בוקטורים המתארים ערכים עצמאיים גבוהים יותר. בסוף השלב הרביעי נקבל מטריצת משקולות הבנויה מוקטורים עצמיים אשר כל אחד מהם מתאר feature שונה.

בשלב החמישי והאחרון נכפיל את מטריצת המשקולות שהתקבלה בסיום השלב הרביעי במטריצת מרחב הדגימות לסיווג(הקלט של המודל) ונקבל את הטרנספורמציה הרצויה. בשלב זה הדגימות יסוווגו לפי הfeatures החדשים שהתקבלו בתהליך.

לאחר סיום האלגוריתם, סוג הסירה שהתקבל כפלט מהאלגוריתם יועבר אל מגדל הבקרה כדי שיוכל לפעולה ולסייע בהתאם.

**10. תכן מפורט**

אנו נעזר ברשת נוירונים מלאכותית CNN בתור האלגוריתם המרכזי לחילוץ הפיצ'רים שבעזרתם נסווג את כלי השייט. נבצע סיווג על הפיצ׳רים באמצעות המסווג Linear Discriminant Analysis (LDA).

CNN היא שיטה לניתוח תמונה. זוהי רשת נוירונים מלאכותית הבנויה משכבות שונות, בכל שכבה התמונה שהתקבלה עוברת עיבוד כלשהו ובסוף הרשת מתקבל סיווג התמונה למחלקה-זיהוי העצם בתמונה.

תמונה מכילה מספר עצום של פיקסלים, לא כל פיקסל נחוץ לזיהוי העצם בתמונה. מספר הפיקסלים קובע את מספר הממדים שהרשת צריכה לעבד, מכיוון שלא כל הפיקסלים נחוצים הרשת משתמשת בשיטות שונות כדי לברור מבין הממדים את הפיקסלים איתם תעבוד ותעניק להם משמעות.

בכך הרשת בעצם מצמצמת את מספר הממדים של התמונה- היא משמיטה את הפיקסלים שאינם רלוונטיים לזיהוי העצם בתמונה.

מסווג ליניארי מסוג LDA הינו מסווג אשר מצמצם ממדים עבור סיווג אובייקטים בתמונה. המסווג מקבל את מרחב התמונות ואת המחלקות הרצויות כקלט ובעזרת מקסום הפיזור בין המחלקות השונות ומזעור הפיזור בתוך כל מחלקה המסווג יוצר הפרדות ברורות בין המחלקות ומוריד את ממדי המידע. לאחר הורדת הממדים המסווג מקטלג את האובייקטים שהתקבלו למחלקות המתאימות.

בשונה מתכנון האלגוריתם הראשוני, בעת המימוש ביצענו ניסויים ברשת הנוירונים המלאכותית. לאחר ניסויים שונים בהם חקרנו מספר רשתות שונות מצאנו כי הרשת בשם ResNet-50 משמשת את האלגוריתם שלנו בצורה הטובה ביותר וממקסמת את דיוק הסיווג.

Diagram

Description automatically generated

**11. תיאור התוצר גרסת Alpha**

**11.1 אלגוריתמים**

לצורך כתיבת הפרויקט השתמשנו ב- Google Colab, סביבת פיתוח וירטואלית נוחה לכתיבת פרויקטים של למידת מכונה ולמידה עמוקה בשפת התכנות Python.

תחילה המערכת טוענת את הDataset אל סביבת הפיתוח של Google Colab באמצעות הפונקציה import\_data אשר עוברת על נתיב מוגדר מראש ממנו נטענות התמונות ונשמרות בסביבת הפיתוח.

בזמן טעינת התמונות, כל תמונה עוברת עיבוד מקדים והכנתה לאימון באלגוריתם של רשת הנוירונים. העיבוד נעשה ע״י שימוש בספרייה של ראייה ממוחשבת- OpenCV, באמצעותה אנו קוראים את התמונה וממירים כל תמונה לייצוג במטריצת פיקסלים. אנו משנים את גודל מימד התמונה כך שכל התמונות יהיו בגודל מימד אחיד ויתאימו לרשת הנוירונים, במקרה שלנו נרצה שכל התמונות יהיו בגודל 224x224.

לאחר טעינת התמונות יש לחלק את התמונות לפי סוג התמונות (VI or IR) על מנת שנוכל לאמן כל קבוצה בנפרד, כמו כן מחלקים את הDataset לTrain וTest בכל קבוצה.

על מנת לקבל את הקטגוריה של כל תמונה אנו מבצעים label encoding באמצעות הפונקציה label\_encoder, אשר מקבלת את התגיות של התמונות ומחזירה ייצוג מספרי שלהן.

לדוגמה בסוף נקבל כי כל מספר מייצג קטגוריה באופן הבא:

Input:[‘cargo’, ‘medium-other’, ‘passenger’, ‘sailing’, ‘small’, ‘tug’]

Output:[0, 1, 2, 3, 4, 5]

לאחר שלב זה הנתונים מוכנים לאימון במודל.

האלגוריתם שיצרנו משתמש תחילה ברשת הנוירונים המאומנת מראש **ResNet50** אשר בעזרתה אנו נבצע את חילוץ הפיצ׳רים של כל תמונה ולאחר מכן נשתמש במודל הלינארי **Linear Discriminant Analysis(LDA),** לבצע את הסיווג הסופי של כל תמונה ולנבא את הקטגוריה.

חילוץ הפיצ׳רים נעשה באמצעות הפונקציה feature\_extractor אשר מקבלת את המודל של ResNet50 ואת הדאטה המיועד לאימון, הפלט של הפונקציה הוא מערך של הפיצ׳רים לכל תמונה, מימד הפיצ׳רים בשלב זה הוא 100,352. אנו רוצים לצמצם מימד זה כדי לקבל מודל כמה שיותר מדויק ואמין, זאת אנו עושים באמצעות LDA אשר לוקח את הפיצ׳רים ומוצא את הקומבינציה של המאפיינים לכל קטגוריה ומוריד את המימדים. במקרה של האלגוריתם שהצענו המימדים ירדו ל-5. אופן הפעולה של LDA עובד בצורה בה הוא לוקח את מספר המחלקות הקיים ומחזיר פיצ׳רים (C מייצג את מספר המחלקות). צמצום זה נותן מודל מדויק ומהיר מאד לניבוי כלי השייט.

לאחר חילוץ הפיצ׳רים נבצע וולידציה לדאטה באמצעות LDA ונבדוק את עקומת הלמידה של המודל באמצעות הפונקציה show\_learning\_curve, אשר מקבלת את המודל, הפיצ׳רים ואת וקטור הקטגוריות של האימון. הפונקציה נעזרת ב-Cross Validation על מנת לאמן את הדאטה כל פעם על חלק אחר ולהשוות את התוצאה של הtrain אל מול הvalidation ובכך לגלות את דיוק ושגיאת המודל שיצרנו.

לאחר שלב הוולידציה נוכל לאמן את כל הדאטה של ה-train על כל המודל ובכך למעשה נשלים את אימון המודל. בשלב זה נקבל מדד דיוק של accuracy וF1 ביחס לtrain ונדע האם המודל והאלגוריתם יעיל ומצליח לנבא באחוז הדיוק הרצוי.

בשלב הסופי, נוכל לבצע בדיקה על הTest, ולקבל את המדדים accuracy וF1 ביחס לדאטה של הTest. את הדאטה של הtest המודל לא מכיר ולכן בדיקה זו אמינה לבחינת הדיוק של המודל שיצרנו. מכיוון שהמטרה הסופית שלנו היא לגלות את אחוזי ההצלחה של האלגוריתם לניבוי כלי שייט, בדגש על קטנים, נרצה לדעת את הדיוק לכל קטגוריה בנפרד, ולשם כך אנו נעזרים בConfusion Matrix המציגה את הניבויים האמיתיים והשקריים לכל קטגוריה ביחס לקטגוריה האמיתית של הקלט.

**11.2 קוד**

הקוד לפרויקט מצורף למסמך זה. הקוד הוא מסוג ipynb אשר ניתן לפתוח אותו בסביבת פיתוח של Google Colab או Kaggle ולהריצו בסביבה זו. הdataset ניתן להורדה מ[כאן](https://drive.google.com/drive/folders/1cb9fXBFbpasn7HXVWxtoqVm8-qM3w02m?usp=sharing).

יש להוריד את הדאטה ולעדכן את הpath של הdataset במחלקה Config.

Graphical user interface, text, website

Description automatically generated

עקב השימוש ברשתות נוירונים ועל מנת להאיץ את אופן הפעולה של הקוד מומלץ להשתמש בGPU כדי להריץ את הקוד.

**11.3 הדגמה**

Diagram

Description automatically generated

שלב הראשון: טעינת הספריות- pandas וNumPy- ספריות לעיבוד מידע. Sklearn- ספרייה שימושית ללמידת מכונה ואימון מודלים. OpenCV- ספרייה לשימוש בתחום הראייה הממוחשבת ועיבוד תמונה. TensorFlow/Keras- ספרייה לשימוש ללמידה עמוקה ורשתות נוירונים.

שלב שני: טעינת הDataset ועיבוד הנתונים באמצעות OpenCV.

שלב שלישי: קידוד הלייבלים, יצירת וקטור קטגוריות של התמונות והכנת הdataset לאימון. בסיום שלב זה נקבל פלט x אשר מכיל את המידע על התמונות ווקטור y המכיל את הקטגוריה של כל תמונה.

שלב רביעי: נבצע חילוץ פיצ׳רים ע״י שליחת התמונות לרשת הנוירונים ResNet50. בסיום השלב נקבל את הפיצ׳רים של כל תמונה.

שלב חמישי: נבצע וולידציה על הדאטה והפיצ׳רים שקיבלנו על מנת לגלות את הדיוק של המודל שאנו יוצרים בעזרת LDA.

שלב שישי: נאמן את כל הדאטה על המודל LDA.

שלב שביעי: לאחר שאימנו את המודל נוכל לבדוק את הדיוק שלו אל מול דאטה חדש שהמודל לא התאמן עליו לפני, זהו הtest. כמו כן נבצע עליו חילוץ פיצ׳רים באמצעות ResNet50.

שלב שמיני: נעביר את הפיצ׳רים למודל הLDA שאימנו בשלב 6 ונקבל את הניבויים לכל תמונה בtest.

שלב תשיעי: נבדוק את התוצאות ונגלה את הדיוק של המודל על הdata לכל קטגוריה, בדיקה זו נעשה באמצעות Confusion Matrix.

**12. הערכה**

**12.1 תיאור Dataset**

הDataset עליו אנחנו עובדים נקרא VAIS [[1]](#footnote-1), מכיל סה״כ 2865 תמונות של כלי שייט. התמונות הן מסוג Visible אשר צולמו בתנאי תאורה של אור יום, ותמונות מסוג Infrared (אינפרא אדום) אשר צולמו בתנאי תאורה קשים או בעת לילה.

הDataset מכיל 6 קטגוריות שונות של כלי שייט:

Cargo, medium, sailing, passenger, small, tugboats.

התפלגות כלי השייט:

התפלגות התמונות מסוג Visible וInfrared:

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Image** | **Train** | **Test** | **Total** |
| **VI** | 873 | 750 | 1623 |
| **IR** | 539 | 703 | 1242 |

Chart, bar chart

Description automatically generated

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Labels** | **Train** | **Test** | **Total** |
| **Small** | 342 | 345 | **687** |
| **Sailing** | 214 | 214 | **428** |
| **Cargo** | 103 | 105 | **208** |
| **Medium** | 99 | 100 | **199** |
| **Passenger** | 74 | 78 | **152** |
| **Tugboat** | 69 | 37 | **106** |

ניתן לראות כי בDataset יש כמות גדולה יחסית של דוגמאות של כלי שייט קטנים, נתון התורם לפתרון הבעיה של סיווג כלי שייט בדגש על כלי שייט קטנים.

**12.2 מדדים**

המודל שיצרנו פותר בעיה מסוג Multilabel Classification, כלומר בעיית סיווג המכילה מספר מחלוקות שונות. כדי שנוכל למדוד את יעילות המודל שיצרנו אנו משתמשים בשתי שיטות: Accuracy ו-F1.

ממד Accuracy (דיוק) מחשב את הדיוק של כל מחלקה בהתאם לפלט שקיבלנו לעומת הפלט שנכנס.

הטווח של המדד הוא בין 0 ל-1, ככל שהתוצאה גבוהה יותר כך קיבלנו מודל מדויק יותר.

על מנת לחשב את הדיוק, המדד מקבל את התוצאות של המודל (המחלקות שהמודל חוזה) ואת המחלקות האמתיות ומשווה ביניהם, לבסוף בודק כמה תוצאות היו נכונות סה״כ מתוך כלל הדוגמאות במודל.

#TP = True Positive

#TN = True Negative

מדד F1 Score: מדד נוסף לבדיקת הדיוק של המודל באמצעות המשוואה הבאה:

המדד למעשה בודק את הממוצע ההרמוני בין precision ו-recall, אשר מייצגים את הדיוק של המודל בדגש על כמות הניבויים האמיתיים החיוביים (True Positive) לעומת ניבויים שגויים (False Positive and False Negative). במילים אחרות מדד זה שם דגש על הדיוק של המודל בניבוי אמיתי חיובי, האופן בו המודל מצליח לנבא תוצאה נכונה ורלוונטית.

**12.3 צורת הבדיקה**

על מנת לבדוק את המודל השתמשנו בשיטת Cross Validation- KFold, הדאטה המיועד לאימון יחולק K פעמים ל-train ו-validation באופן רנדומלי, יאמן את המודל על הtrain ויבדוק את הדיוק אל מול הvalidation. אנו בחרנו בK=5, בסופו של דבר יש לנו dataset יחסית קטן עם כמות גדולה של פיצ׳רים אשר מחולצים מרשת הנוירונים (100,352). בחירה בK גדול יותר עלולה לגרור זמן למידה ארוך וצריכה מרובה של משאבים וגם לא בהכרח תתרום להבנת המודל. החלוקה לtrain ו-validation היא 80% ו-20% בהתאמה. המטרה העיקרית שלנו היא שהמודל ילמד כמה שיותר דוגמאות כלי שייט ונוכל להגדיל ולוודא את הדיוק של המודל.

לאחר מכן אנו מאמנים את הtrain על המודל ובודקים את הדיוק שלו לאחר שלב זה אנו בודקים את הדיוק על דוגמאות שהמודל לא ראה עדיין שאלו הדוגמאות הנלקחות מתוך ה-test.

לבסוף בודקים את התוצאות מול Confusion Matrix, מטריצה המראה את הדיוק לכל קטגוריה בנפרד לפי

True Positive, True Negative, False Positive, False Negative. המייצגת כמה המודל יודע לזהות נכון את כלי השייט, כמה המודל יודע לזהות שזה לא הכלי שייט ובכמה המודל טעה. כמו כן נראה מטריצה נוספת המבוססת על Confusion Matrix המראה את ההתפלגות של הניבויים לפי כל קטגוריה, כלומר נוכל לדעת כמה ניבויים היו נכונים לכל קטגוריה ובאילו קטגוריות היא ניבא באופן שגוי.

**13. תוצאות**

תחילה ביצענו אימון ובדיקות על 3 רשתות אשר מאומנות מראש, Pretrained networks:

ResNet152, ResNet50, VGG19.

בדיקה זו נעשתה על מנת לבדוק את הרשת המתאימה יותר לאלגוריתם שאנו מציעים.

בסיום קיבלנו את התוצאות הבאות:

Chart, bar chart

Description automatically generated

ראינו כי הרשת של VGG19, כפי שהיה צפוי מסקירת הספרות שביצענו הביאה תוצאות פחות מדויקות.

הרשת של ResNet50 הביאה את הדיוק היותר גבוה וגם מתוך הסקירת ספרות שביצענו הבנו כי רשת זו המתאימה ביותר למטרה שלנו, שבסיומה נרצה את הדיוק המרבי עבור כלי שייט קטנים.

בנוסף לדיוק הנמוך של הרשתות, זמן האימון הלוקח לאמן כל רשת לוקח זמן רב וצורך במשאבים רבים. ברצוננו לשפר גם זאת, ניסינו לבצע זאת באמצעות האלגוריתם שיצרנו.

ביצענו תחילה בדיקה של האימון של התמונות מסוג VI וקיבלנו את התוצאות הבאות:

התוצאות של שלב האימון (לאחר חילוץ הפיצ׳רים ואימונם על מודל LDA):

Chart, line chart

Description automatically generated

ניתן לראות שהתוצאה של שלב האימון היא 0.91, שזהו אחוז דיוק גבוה אך בשלב זה יש חשש מoverfit, כלומר מודל שמותאם מידי לדאטה עליו הוא אומן, דבר היוצר לרוב מודל שלא יהיה אמין בשלב הtest. כדי לוודא שאין overfit, אפשר לראות בעקומת הלמידה כי השגיאה בין הtrain לvalidation קטנה ככל שמספר הדוגמאות גדל, כלומר ניתן להניח מגרף זה שהסיכוי שלנו לoverfit בשלב זה הוא קטן, לכן נוכל להמשיך לבחון המודל על הtest. קיבלנו כי הדיוק של המודל על ה-test הוא **0.79**, שזו תוצאה אליה שאפנו להגיע לכל הפחות.

מטרתנו היא לבדוק האם המודל יודע לנבא באחוז דיוק כמה שיותר גבוה (מעל 80%) כלי שייט קטנים ובדקנו זאת ע״י Confusion Matrix:

נוכל לראות מהמטריצה כי המודל זיהה נכון 280 כלי שייט קטנים מתוך 309, כלומר מדובר בדיוק של **90%** לכלי שייט קטנים. בנוסף המודל זיהה נכון 174 ספינות מפרש מתוך 187, זהו דיוק של **93%**, את שאר 13 ספינות המפרש המודל זיהה בתור ספינות קטנות, כלומר לא מדובר בשגיאה בקנה המידה של כלי השייט.

Graphical user interface, application

Description automatically generated

לאחר אימון הtrain ובדיקת הtest של התמונות מסוג VI, אימנו את המודל על תמונות האינפרא אדום.

בשלב האימון קיבלנו כי המודל מגיע לדיוק של 0.95 ובשלב הtest המודל הביא דיוק של 0.52, תוצאה נמוכה ביחס לתמונות מסוג VI, אך לא מפתיעה לאור העובדה כי מדובר בתמונות פחות איכותיות. כמו באימון הקודם נרצה לבדוק באילו קטגוריות המודל צדק יותר ובאילו פחות באמצעות Confusion Matrix ונקבל:

Calendar

Description automatically generated with low confidence

הפעם נראה כי המודל זיהה נכון 127 כלי שייט קטנים מתוך 225, מדובר בדיוק של 56%.

את ספינות מפרש המודל זיהה נכון 119 מתוך 142, מדובר בדיוק של 83%.

תוצאות אלו פחות מפתיעות לאור העבודה כי איכות תמונות אלו מאוד נמוכה, וקשה לזהות אפילו בעין אנושית את כלי השייט.

זמני אימון של המודלים השונים (בשניות):

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Model | VI | IR |
| ResNet152 | 336.937 | 319.029 |
| ResNet50 | 157.738 | 145.69 |
| VGG19 | 271.061 | 256.074 |
| ResNet50(feature extraction) + LDA | 56.46 | 25.21 |

ניתן לראות כי אימון המודל שיצרנו מהיר משמעותית מאימון הרשתות.

סיכום התוצאות לכל קטגוריה(בדיקה ב-test):

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **IR** | | **VI** | | **Label** |
| **F1** | **Accuracy** | **F1** | **Accuracy** |
| 0.47 | 63% | 0.65 | 61% | **Cargo** |
| 0.39 | 36% | 0.53 | 41% | **Medium-other** |
| 0.26 | 25% | 0.63 | 66% | **Passenger** |
| 0.72 | 83% | 0.94 | 93% | **Sailing** |
| 0.61 | 56% | 0.84 | 91% | **Small** |
| 0.12 | 7% | 0.56 | 45% | **Tug** |

את התוצאות של כלי השייט של medium-other וtug, המודל זיהה בדיוק נמוך יותר אך טעה עם כלי שייט קטנים אחרים בקטגוריה דומה. כלומר, סה״כ המודל יודע לזהות ולהבדיל באופן מדויק בין סוגי כלי השייט השונים ובמיוחד בכלי שייט קטנים.

**14. סיכום ומסקנות**

נראה כי הגענו לתוצאה מרשימה בדיוק של כלי שייט קטנים, וזאת המטרה של הפרויקט שלנו. רצינו לייצר מודל יעיל ומהיר והגענו לדיוק של 90% בסיווג כלי שייט קטנים ולדיוק לא פחות טוב בשאר כלי השייט כפי שניתן לראות בסעיף הקודם.

אפשר לראות משלב האימון של המודל כי ככל שיש יותר דוגמאות אותם המודל לומד כך הוא יהיה יותר מדויק, לכן על מנת לשפר את המודל שיצרנו נצטרך dataset גדול יותר שילמד כמה שיותר סוגים שונים של כלי שייט ואולי אפילו בקטגוריות נוספות. מציאת Dataset מתאים לפתרון הבעיה שלנו היה הקושי העיקרי איתו התמודדנו. רצינו dataset שיהיה כמה שיותר איכותי ויכיל מגוון רחב של כלי שייט שונים, בדגש על כלי שייט קטנים. לבסוף מצאנו את הdataset בו השתמשנו והוא אכן תרם רבות ופתר את הבעיה אליה ניגשנו. הצלחנו לסווג בהצלחה רבה את כלי השייט הקטנים. כמו כן, קושי ואתגר נוסף איתו התמודדנו הוא למידת הנושא של רשתות נוירונים ולמידה עמוקה באופן עצמאי ללא ידע מקדים. התמודדנו עם קושי זה באמצעות קריאת חומרי הקריאה השונים והמאמרים שמצאנו בנושא ובכך צברנו ידע רב חדש בכתיבת פרויקט זה.

המלצה להמשך היא להרחיב את הdataset על מנת לאפשר מגוון רחב של כלי שייט אותם המודל יוכל ללמוד ולסווג בהצלחה רבה כלי שייט שונים נוספים.

**15. רשימת מקורות**

1. **U.S. Department of Homeland Security, United States Coast Guard, “A Boater's Guide to the Federal Requirements for Recreational Boats, and Safety Tips”, 2011.**
2. **Y. Wang, C. Wang, H. Zhang, Y. Dong, and S. Wei, “A SAR dataset of ship detection for deep learning under complex backgrounds,” *Remote Sensing*, vol. 11, no. 7, p. 765, 2019.**
3. **M. Ma, J. Chen, W. Liu, and W. Yang, “Ship classification and detection based on CNN using GF-3 Sar Images,” *Remote Sensing*, vol. 10, no. 12, p. 2043, 2018.**
4. **P. Lanz, A. Marino, T. Brinkhoff, F. Köster, and M. Möller, “The InflateSAR Campaign: Evaluating SAR Identification Capabilities of Distressed Refugee Boats,” *Remote Sensing*, vol. 12, no. 21, p. 3516, Oct. 2020.**
5. **P. Lanz, A. Marino, T. Brinkhoff, F. Köster, and M. Möller, “The InflateSAR Campaign: Testing SAR Vessel Detection Systems for Refugee Rubber Inflatables,” *Remote Sensing,* vol. 13, no. 8, p. 1487, Apr. 2021.**
6. **E. Zhang, K. Wang, and G. Lin, “Classification of Marine Vessels with Multi-Feature Structure Fusion,” *Applied Sciences*, vol. 9, no. 10, p. 2153, May 2019.**
7. **M. M. Zhang, J. Choi, K. Daniilidis, M. T. Wolf and C. Kanan, "VAIS: A dataset for recognizing maritime imagery in the visible and infrared spectrums," *2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*, 2015, pp. 10-16.**
8. **R.Hewage,”Extract Features,Visualize Filters and Feature Maps in VGG16 and VGG19 CNN Models”,*Towards Data Science*, May 2020.**
9. **C.Hee Park, H. Park, “ A comparison of generalized linear discriminant analysis algorithms”, *Pattern Recognition*, vol.41, Issue.3, March 2008.**
10. **Ren, Y.; Yang, J.; Guo, Z.; Zhang, Q.; Cao, H. “Ship Classification Based on Attention Mechanism and Multi-Scale Convolutional Neural Network for Visible and Infrared Images”.** *Electronics* **2020,** *9***, 2022. https://doi.org/10.3390/electronics9122022**

1. Visible And Infrared Spectrum [↑](#footnote-ref-1)