**המרכז האקדמי רופין**

**בית-הספר להנדסה**

**המחלקה להנדסת חשמל ומחשבים**

**ספר פרויקט לשנת תש"פ**

**נושא הפרויקט:**

**Deep Learning for Malware Classification**

מבצעים:

עדן אביטן ת.ז 203286992

רועי אספורטס ת.ז 205718083

תומר עפרוני ת.ז 205711682

מנחה:

מנחה פנימי: ד"ר בני סלומון

השנה: תשפ״ב

תוכן עניינים

[1. תקציר 3](#_Toc116925324)

[2. מבוא 4](#_Toc116925325)

[2.1. הגדרת הבעיה 4](#_Toc116925326)

[2.2. שיטות עבודה וטכנולוגיות 4](#_Toc116925327)

[3. למידת מכונה ולמידה עמוקה 5](#_Toc116925328)

[3.1. למידת מכונה 5](#_Toc116925329)

[3.2. למידה עמוקה 6](#_Toc116925330)

[3.2.1. רשת עצבית מלאכותית 6](#_Toc116925331)

[4. מודלי למידה 7](#_Toc116925332)

[5. תהליך ביצוע המחקר 10](#_Toc116925333)

[6. תוצאות 10](#_Toc116925334)

[7. מסקנות 10](#_Toc116925335)

# תקציר

בעולמנו כיום עולה השימוש בטכנולוגיה בצורה כבירה ועם עלייה זו, צצים אין ספור איומים על המשתמשים השונים. מתקפות הסייבר בעולם מהוות סיכון מרכזי לפגיעה במרחב הקיברנטי של היעד במטרה לגנוב ממנו מידע ואף להסב לו נזק.

בנוסף לכך, תחום טכנולוגי אחר אשר מתפתח במהירות אדירה הינו הבינה המלאכותית – מצב שבו מנסים לדמות את יכולות החשיבה האנושיות ומבנה מוח האדם בעזרת אמצעים טכנולוגים. נושא זה מסתעף לתחומים רבים, אם כי הנושא העיקרי שמעניין אותנו הוא "הלמידה העמוקה" – תחום הנגזר מתוך למידת המכונה, אשר מתבסס על רשתות נוירונים (מודל מתמטי חישובי שפותח בהשראת תהליכים מוחיים/קוגניטיביים) בעלות מספר רב של שכבות.

פרויקט זה בא לשלב בין שני העולמות הללו. מטרתנו היא לדמות, לשחזר ואף להשוות את תוצאותינו לניסוי [1] שנערך באוניברסיטת סאן חוזה כחלק מתזה שבוצעה בתחום. הרעיון הכללי הוא בניית מודל למידה עמוקה אשר בהינתן תמונה של נוזקה (Malware) יידע לסווגה למשפחת נוזקות ספציפית.

תמונה של נוזקה – זוהי בעצם תוצאת המרה של נוזקה לכדי תמונה. כך נוכל לבצע סיווג על בסיס למידה עמוקה באמצעות עיבוד וניתוח התמונה.

בנוסף לכך, נרצה להשוות את תוצאות הסיווג כתוצאה משימוש ב-CNN לתוצאות סיווג שונות, המבוססות על מודלים שונים מעולמות למידת המכונה, אותם נבנה. זאת בכדי לנסות ולבדוק עלות אל מול תועלת (כגון: זמני ריצה, ביצועים וכו') בין מודלים פרימיטיביים אל מול מודלים חדישים כדוגמת CNN.

מכיוון שמדובר במודל סיווג נתונים, התוצאות אותן נרצה לספק יהיו הסתברויות שינועו בין 0 ל-1, כך שככל שנתקרב ל-1 אזי מדובר בזיהוי נכון.

בפרויקט זה בנינו ארבעה מודלים. שלושה מהם, הם מודלים פרימיטיביים שמטרתם להוות נקודת ייחוס למודל ה-CNN אותו רצינו לחקור, והם: LDA, QDA, GNB. כל אחד מאלה רץ (אימון ומבחן) על מאגר הנתונים כאשר כל מודל נחקר בשלושה אופנים שונים, כך שבכל אחד מהם התמונות במאגר הנתונים הוגדרו להיות:

32x32, 64x64, 128x128 פיקסלים.

התוצאות שהשגנו אכן מוכיחות את עליונות השימוש ב-CNN אל מול המודלים השונים שנבדקו בפרויקט זה.

בתוצאותינו ניתן לראות כי בתהליך המבחן על מאגר הנתונים 128x128 להוסיף השוואת נתונים ביחס לאחרים וביחס למחקר + מסקנות.

טודו:

# מבוא

תשתית החברה כיום מתבססת ברובה על מחשבים ואינטרנט. אבטחת הסייבר היא אומנות ההגנה על רשתות, מכשירים ונתונים מפני גישה בלתי מורשת או שימוש פלילי ובנוסף מהווה אבן יסוד בכל הנוגע להבטחת הסודיות, תקינות וזמינות המידע. לפי המחקר [1] עליו אנחנו מתבססים, בשנת 2018 הובחנו כ-669 מיליון סוגי נוזקות חדשות.

תחום העולה גם הוא בעולם הטכנולוגי בעקבות תוצאות וממצאים מחקריים טובים הוא תחום הבינה המלאכותית.

מתחום זה נגזרת הלמידה העמוקה אשר בה נעסוק בפרויקט זה. למידה עמוקה היא תחום העוסק באלגוריתמים ומודלים בהשראת מבנה ותפקוד המוח, מודלים אלו נקראים רשתות עצביות מלאכותיות.

ניתן לראות שילובים בין העולמות הללו בתוכנות אנטי וירוס שונות אשר מבססות את יכולת ההבחנה שלהן על בסיס בינה מלאכותית על מנת לאתר ולזהות פעולות ותהליכים זדוניים.

עקב העובדה כי תהליכים וקבצים זדוניים משתנים בקצב מהיר, קיים אתגר עבור עולם אבטחת הסייבר המתבסס על בינה מלאכותית לזהות ולנתר את אותם האיומים. בנוסף, מודלים ואלגוריתמים מבוססי למידה עמוקה מצריכים יכולות מחשוב גדולות על מנת לספק תוצאות בזמן סביר.

* 1. הגדרת הבעיה

הבעיה אותה הפרויקט בא לפתור היא בעיית סיווג נוזקות למשפחות באמצעות למידת מכונה. כלומר, סיווג שיטתי של איומים אלו, המאיימים על מערכות תקשורת ואינטרנט המהוות תשתית עבור ארגונים רבים. ביצוע והצלחה בפתירת בעיה זו, כרוך בקשיים רבים והתאמות משמעותיות.

* 1. שיטות עבודה וטכנולוגיות
     1. סביבת העבודה שבה השתמשנו היא Jupyter Notebook אשר תרוץ על Google Colab.
     2. הפרויקט כולו נכתב ב-Python, כאשר השתמשנו במגוון ספריות שונות, כגון:
* Keras אשר שימשה ליצירת מודל ה-CNN.
* Scikit-Learn אשר שימשה ליצירת המודלים LDA, QDA, GNB.
* Pandas & Numpy אשר סייעו בעיבוד המידע.
  + 1. מאגר הנתונים שעליו התבססנו הוא Malimg Dataset המכיל כ-9764 תמונות בסקלה של גווני הצבע האפור. את המאגר נמיר לשלושה גדלים שונים (פיקסלים) והם: 32x32, 64x64, 128x128. זאת על ידי שימוש בספריית Pillow.
    2. הפרויקט וקוד המקור מנוהלים באמצעות GitHub.

1. למידת מכונה ולמידה עמוקה
   1. למידת מכונה

תת-תחום במדעי המחשב ובבינה מלאכותית. התחום עוסק בפיתוח אלגוריתמים המיועדים לאפשר למחשב ללמוד מתוך דוגמאות, ופועל במגוון משימות חישוביות בהן התכנות הקלאסי אינו אפשרי.

תחום זה מכיל שלושה סוגי למידה עיקריים והם:

* למידה מונחית (Supervised Learning): מאופיינת על ידי תיוג מאגר המידע לקטגוריות, כך שבתהליך הלמידה של המערכת היא תוכל להשוואת את תוצאותיה לתיוג שהוגדר מראש, ובעצם ללמוד לסווג את המידע על סמך תשובות שהוגדרו, תהליך זה יקרא שלב האימון (Train). לבסוף, המערכת תידרש לסווג קלטים חדשים שאיננה מכירה לקבוצה המתאימה, תהליך זה יקרא שלב הבדיקה (Test).
* למידה בלתי מונחית (Unsupervised Learning): מאופיינת על ידי היכולת לקבל מידע שאינו מתויג לקטגוריות, ובעצם לדעת לנתח ולאגד אותו ללא התערבות אדם.
* למידת חיזוק (Reinforcement Learning): מאופיינת על ידי היכולת להעניק תגמול על התנהגות נכונה ו-״להעניש״ כאשר ההתנהגות אינה נכונה. המערכת תקבל משוב חלקי בסיום העבודה ותדע להסיק מסקנות לגבי השלבים אשר אותם יש לשפר/לשמר.

פרויקט זה מתמקד בעיקרו בלמידת מונחית, כאשר תייגנו את התמונות ל-25 משפחות שונות של נוזקות.

בעת אימון מודלי למידת מכונה, יש להיזהר ממצב של התאמת יתר (Overfitting), כמתואר באיור (1), אשר עלול לגרום לכך שהמערכת תדע לסווג בצורה טובה את הדאטה שניתן לאימון, אך לא תצליח לעשות זאת עבור מידע חדש. טודו: אולי נכניס פה curse of dimentionality

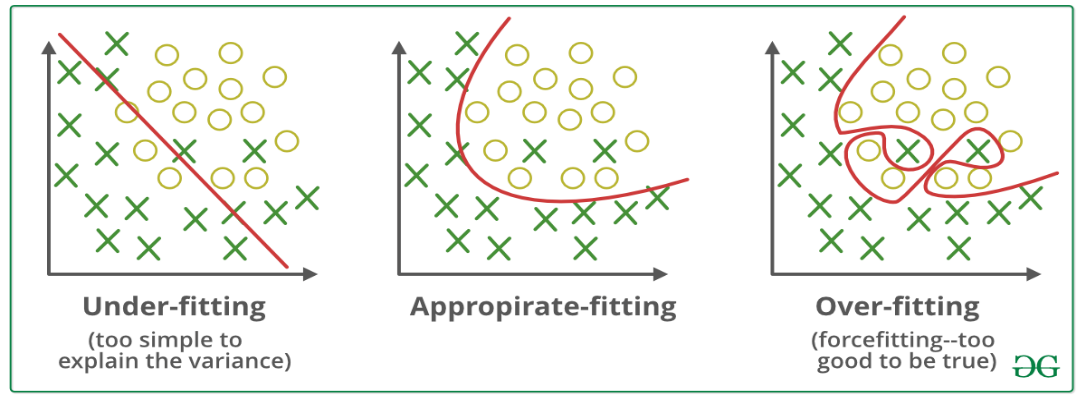


Figure 1

* + 1. בעיית הסיווג

בעיית הסיווג היא בעיה הנגזרת מתחום הלמידה המונחית (Supervised Learning) אשר לפיה, בהינתן קלט אל המודל נרצה להחליט לאיזו מחלקה הוא שייך.

* 1. למידה עמוקה

היא חלק ממשפחה רחבה יותר של שיטות למידת מכונה המבוססות על רשתות עצביות מלאכותיות בשילוב עם למידת מאפיינים. הרעיון מאחורי שיטה זו היא היכולת ללמד מחשבים לבצע עבודה אשר נראית טבעית למוח האדם אך מסובכת לביצוע המחשב.

בלמידה עמוקה המודל יקבע אילו מהפיצ׳רים רלוונטיים להסקת המסקנות ואילו לא, לעומת למידת מכונה, אשר בה יש לבצע עבודת הכנה מוקדמת של סידור הדאטה ובחירת הפיצ׳רים המתאימים.

במקרה שלנו, הפיצ׳רים באמצעותם נרצה לפתור את בעיית הסיווג הם הפיקסלים של התמונות אותם נכניס כקלט למודלים.

* + 1. רשת עצבית מלאכותית

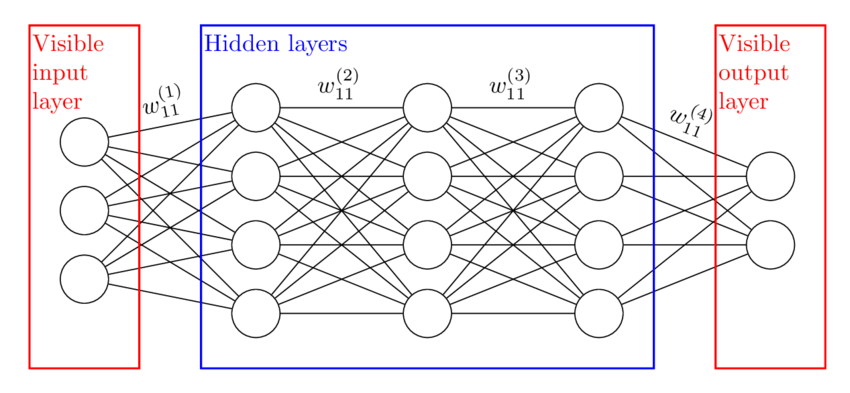
רשת עצבית מלאכותית (ANN – Artificial Neural Network) היא מודל מתמטי חישובי, שפותח בהשראת תהליכים מוחיים או קוגניטיביים המתרחשים ברשת עצבית טבעית ומשמש במסגרת למידת המכונה. הרשת מכילה לרוב מספר גדול של יחידות מידע המקושרות זו לזו, כאשר צורת הקישור בין היחידות מזכירה את אופן חיבור הנוירונים במוח ומכאן נובע שמה.

ברשת מספר רב של נוירונים כאשר כל אחד מהם מבצע חישוב פשוט יחסית. אל הנוירון מתקבל קלט אשר עליו מבוצע עיבוד באמצעות נוסחה מוגדרת שתוצאתה מהווה הפלט של אותו הנוירון. פלט זה מועבר הלאה אל נוירונים אחרים ברשת אשר מבצעים תהליך דומה.

הרשת מאופיינת על ידי מספר תכונות כגון, צורת חיבור הנוירונים המהווה את האופן בו הנוירונים מחוברים האחד לשני בין השכבות השונות, פונקציית ההפעלה (Activation Function) הקובעת האם קלט הנוירון ברשת הוא חשוב או לא וזאת באמצעות פעולות מתמטיות, ומשקלי נוירונים אשר קובעים עבור כל נוירון את חשיבותו ביחס למודל עצמו ולהמשך התהליך.

רשת הנוירונים מורכבת משלוש שכבות עיקריות (איור 2) – שכבת הקלט, שכבת העיבוד ושכבת הפלט.

* שכבת הקלט (Input Layer): שכבה זו מקבלת את המידע הראשוני אשר אמור להיקלט אל תוך המודל. אל כל נוירון השייך לשכבה זו מתקבל ערך מידע יחיד. משכבה זו עובר המידע אל השכבה הבאה בתור – השכבה החבויה (Hidden Layer).  
  במקרה שלנו, שכבת הקלט היא הפיקסלים של התמונה, לפיכך עבור מודל של מספר הנוירונים בשכבת הכניסה תהיה . בנוסף, כל פיקסל יהווה מאפיין (Feature) עבור המודל.
* שכבה חבויה (Hidden Layer): שכבה זו ממוקמת בין שכבת הקלט ושכבת הפלט. מטרת השכבה היא ביצוע חישובים וטרנספורמציות לא לינאריות על הנתונים אשר נקלטו בה. לבסוף, שכבה זו תעביר את תוצאותיה אל שכבת הפלט (Output layer).  
  במקרה שלנו, השכבה החבויה תורכב משכבות קונבולוציה שונות (אשר יפורטו בהמשך) כדי לבצע חישובים מתאימים.
* שכבת הפלט (Output Layer): השכבה הסופית ברשת אליה מתקבלים כלל התחזיות והתוצאות מהמודל.  
  במקרה שלנו, תוצאות המודל אשר יתקבלו בשכבה זו יהיו מספרים בין אפס לאחד, אשר יהוו הסתברות של הקלט להיות שייך למשפחת נוזקות מסוימת. שכבת הפלט שלנו מורכבת מ-25 נוירונים אשר כל אחד מהם מהווה משפחת נוזקות שונה.



איור 2: מבנה רשת נוירונים

1. מודלי למידה

מודל למידת מכונה הינו אלגוריתם אשר מטרתו היא פתרון בעיה כלשהי. במקרה שלנו, בעיה זו היא בעיית הסיווג. קיימים מספר אלגוריתמים ושיטות פתרון. שיטות אלה בכלליותם מנסות, בעזרת כלים מתמטיים וסטטיסטיים, למצוא דפוסי התנהגות בתופעות כלשהן אשר יסייעו בפתרון הבעיה. את תופעות ובעיות אלה ניתן לתאר במגוון צורות, אך כאשר אנו רוצים להמיר אותן לכדי מודל מתמטי אותו ניתן לנסות לפתור בשיטות הידועות, יש לתאר אותן באותם מונחים. מונחים אלו יכולים להיות:

* מאפייני התופעה (Features) אשר בחלקם יכולים להיות פרמטרים כמותיים ובחלקם האחר, פרמטרים שהינם יותר אבסטרקטיים אשר צריך לקבוע כיצד ובאיזה אופן יש להמירם לכדי משתנים כמותיים. בחלק מהמקרים, אנו קבועים אלו מהמאפיינים רלוונטיים עבור המודל ולפיכך גם מספקים לו את מאפיינים אלו. במקרים אחרים, נספק למודל את כלל המאפיינים וניתן לו לקבוע בעצמו אילו מהמאפיינים רלוונטיים עבורו.
* פלט המודל, אשר מהווה את פתרון הבעיה. במקרים מסוימים פתרון הבעיה יכול להיות משתנה בדיד אשר יכול לייצג הסתברות כלשהי, ובמקרים אחרים מספר משתנים אשר כל אחד מהם מאפיין תוצאה אפשרית אחרת שיכולה להתקבל ביחס לקלט הנתון. קיימים מגוון רחב של אפשרויות נוספות, כאשר כל אפשרות נקבעת בהתאם לסוג הבעיה.
  1. QDA (Quadratic Discriminant Analysis)

זהו מודל/אלגוריתם למידת מכונה העוסק בבעיית הסיווג. כלומר, מטרתו לסווג בין 2 מחלקות (Classes) או יותר, באופן כזה שעבור כל מחלקה, לבסוף, מותאם גאוסיאן אשר תוחם בתוכו את כלל הערכים האפשריים עבור מחלקה זו כמתואר באיור (3).

מודל זה עובד על ידי חישוב מאפיינים סטטיסטים על הנתונים המסופקים לו. עבור משתנה קלט בודד יוגדרו הממוצע והשונות שלו עבור כל מחלקה (Class). כאשר מדובר משתני כניסה מרובים, קיים ייצוג מטריציוני באופן דומה.

תוצאות חישוב סטטיסטי זה משמשים לבסוף בכדי לייצג את המודל המדובר ולבסוף גם ישמשו לביצוע תחזיות בהמשך.

הנחות יסוד אשר מודל זה מניח על המידע המתקבל אליו:

* הנתונים מתפלגים נורמלית.
* לכל מחלקה יש שונות משותפת (Covariance) אחרת אשר מאפיינת אותה.

נגדיר את חישוב הערך הממוצע () לכל קלט () עבור כל מחלקה () באופן הבא:

נגדיר שונות למחלקה באופן הבא:

כאשר זהו מספר המופעים של אותה מחלקה.

* 1. LDA (Linear Discriminant Analysis)

מודל זה מתבסס ברובו על מודל ה-QDA, אם כי השוני העיקרי ביניהם הוא שבניגוד ל-QDA, LDA משתמש בשונות משותפת זהה עבור כלל המחלקות הקיימות.

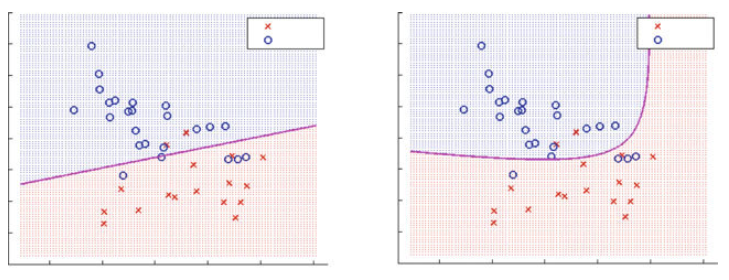
הנחות יסוד אשר מודל זה מניח על המידע (המידע המתקבל למודל):

* הנתונים מתפלגים נורמלית.
* לכל מחלקה יש את אותה השונות המשותפת.

יתר החישובים מתבצעים באופן דומה לחישובי QDA מלבד ההנחות המצוינות לעיל.

LDA

QDA



איור 3: LDA Vs QDA

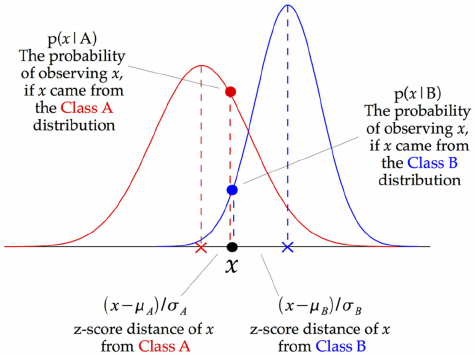
* 1. GNB (Gaussian Naive Bayes)

גם מודל זה מתבסס ברובו על מודל ה-QDA. השוני העיקרי בין שני המודלים הוא שמודל ה-GNB מניח כי מטריצות השונות המשותפת המתקבלות הן מטריצות אלכסוניות.

הנחות יסוד אשר מודל זה מניח על המידע (המידע המתקבל למודל):

* הנתונים מתפלגים נורמלית.
* לכל מחלקה יש מטריצת שונות משותפת אחרת אשר מאפיינת אותה, כאשר מטריצה זו היא מטריצה אלכסונית.
* אין תלות סטטיסטית בין ערכי האלכסון (בין הקלאסים השונים).

יתר החישובים מתבצעים באופן דומה לחישובי QDA מלבד ההנחות המצוינות לעיל.

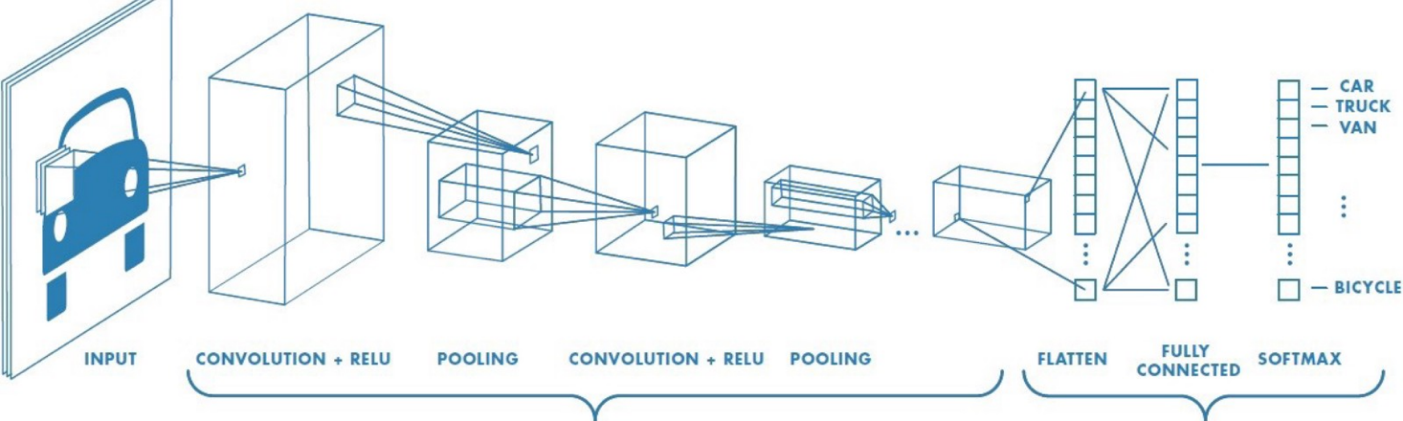


איור 4 : GNB

* 1. CNN (Convolutional Neural Network)

זוהי סוג של רשת נוירונים המשמשת בעיקר לניתוח תמונות. הרשת מבוססת על שכבות כינוס (Convolution) הממומשות על ידיי העברת פילטר על גביי הקלט ומשתמשת בפעולת הקונבולוציה (לפחות בשכבה אחת). ברשת CNN, בדרך כלל נתייחס לצבעי התמונה המשמשת כקלט כמערך תלת מימדי כאשר כל מערך בו מאופיין על ידי אחד משלושת הצבעים: אדום, ירוק וכחול (RGB). בנוסף, מקדמי הקונבולוציה נלמדים עצמאית במהלך אימון המודל.

כאשר משתמשים ב-CNN על תמונות, נקבל עמידות רבה (Invariance) ביחס לטרנספורמציות על נתונים אשר תעזור להקטין את הסיכויים לקבלת overfitting אשר עלולים להגרם עם ריצת המודל.



* + 1. קונבולוציה

במקרה שלנו נשתמש בקונבולוציה בדידה אשר מהווה פעולה מתמטית של סכימת מכפלות האיברים בין שתי מטריצות כמתואר באיור (5).



איור 5: קונבולוציה

* + 1. פילטר (Filter)

חלון מטריציוני בגודל מסוים המכיל תבנית שבעזרתה מתבצעת פעולת הקונבולוציה על הקלט, כאשר המטרה הסופית היא למצוא דמיון בין התבנית לבין אזורים שונים על גבי התמונה. למשל, קווים ישרים, עיקולים, צורות, דפוסים וכו'. ככל שהרשת יותר עמוקה, כך המודל ידע לזהות אובייקטים ודפוסים יותר מורכבים.

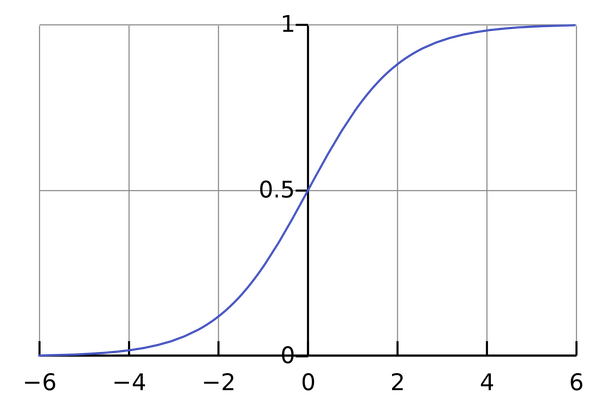
טודו: להוסיף גם סוגי שכבות, אולי פיצ'ר מאפ (קודם זה) + תמונה לפילטר RELU.

* + 1. Activation Function

פונקציית אקטיבציה היא פונקציה מתמטית אשר עשויה להיות שונה בכל שכבה ושכבה ברשת. פונקציה זו קובעת עבור כל נוירון ברשת האם הינו פעיל או לא. כלומר, קובעת אם הקלט של כל נוירון רלוונטי לתהליך החיזוי (או רלוונטי להוות כקלט של נוירון אחר).

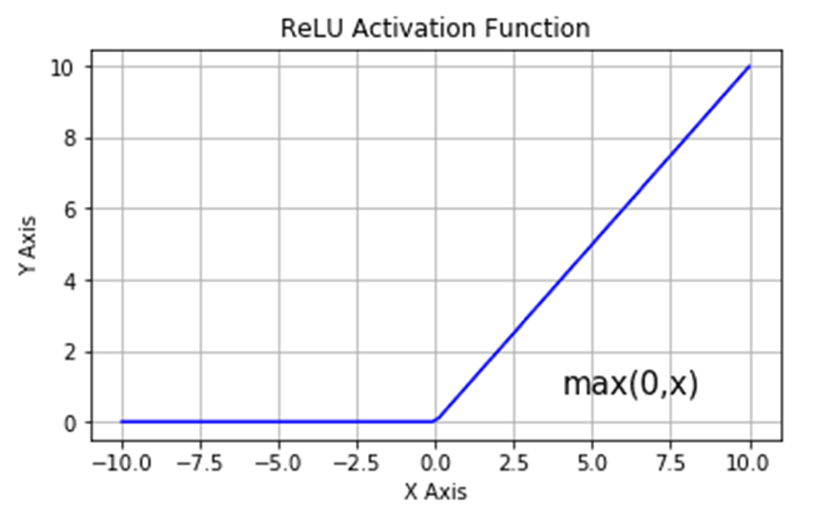
* + - 1. Softmax

זוהי סוג של פונקציית אקטיבציה אשר נהוג להשתמש בה בשכבת הפלט (Output Layer) של מודלי סיווג. פונקציה זו מקבלת וקטור תוצאות וממירה אותו לכדי וקטור הסתברויות שלבסוף יהווה את פלט המודל.



* + - 1. ReLU

זוהי סוג של פונקציית אקטיבציה אשר נהוג להשתמש בה כחלק משכבת הקונבולוציה. פונקציה זו תעביר אך ורק ערכים חיוביים ואילו ערכים שליליים תחליף ב-0.



* + 1. סוגי שכבות טודו:
       1. Conv2D
       2. Max Pooling
       3. Dropout
       4. Dense
       5. Flatten

1. תהליך ביצוע המחקר
   1. חקר מקדים

תחילה, נדרשה מאיתנו למידה של כל עולם למידת המכונה, הלמידה העמוקה, הכלים והטכנולוגיות שאיתם נדרשנו להשתמש בפרויקט זה. לאחר מכן, עברנו לשלב חקר וניתוח המחקר המרכזי עליו התבססנו בפרויקט זה על מנת לבסס את הבעיה שאותה נרצה לפתור. לבסוף, שילבנו בין כל יכולות אלו לכדי עיצוב המבנה המרכזי ואופן ביצוע הפרויקט.

* 1. עיבוד נתונים

לפני תהליך בניית המודלים, נדרשנו לעבד את מאגר המידע בו השתמשנו בכדי להתאימו למבנה הפרויקט אותו הגדרנו בשלב החקר המקדים. בנוסף, יצרנו כלים אשר עזרנו לנו לייעל את תהליך העבודה שלנו כצוות ואת תהליך העבודה על פלטפורמת הענן Google Colab.

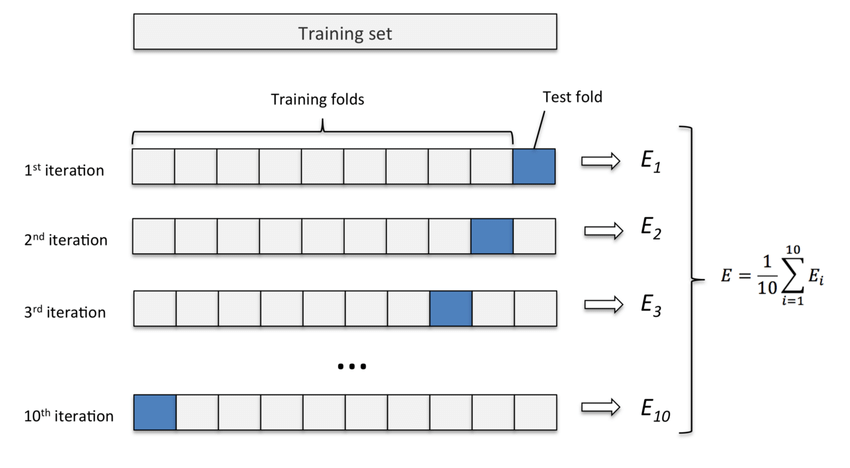
כפי שהוגדר במבנה הפרויקט נדרשנו לבצע שינוי רזולוציה של מאגר התמונות לשלושה גדלים, והם: 32x32, 64x64 ו-128x128. כלומר, הפעולה אותה ביצענו הייתה לעבור על כל מאגר התמונות שלנו תוך שינוי גודלה המקורי של כל לתמונה לכל אחד מהגדלים שצוינו לעיל (תוך כדי פעולה זו בוצע מיפוי התמונות).

* 1. בניית מודלים

עבור כלל המודלים, תחילה נמשוך ונסדר את המידע הרלוונטי עליו ירוצו המודלים. כאשר אנו מדברים על המודלים הפרימיטיביים, בהתחלה נשטח את מערך התמונה וננרמל אותו. עבור מודלי ה-CNN, נדרוש רק לנרמל את מערך התמונה (אין צורך לבצע שיטוח מכיוון שמודל זה מסוגל לעבוד עם מידע דו-ממדי). בשלב הבא נריץ את המודל על ידי שימוש ב-Stratified K-Fold, אשר ידאג לאופן חלוקת המידע באופן הבא, ראשית חלק זה ירוץ כ-8 פעמים כאשר K, המייצג את אופן חלוקת המידע בין אימון ומבחן, ינוע בין 2 ל-10. כך שיחס התמונות שיבחרו לאימון יהיו ויחס התמונות אשר יבחרו למבחן יהיו , תוך כדי שמירה על יחס תקין בין כלל המשפחות. כחלק משלב זה יבוצע תהליך החיזוי (סיווג) על המודל המאומן עבור קבוצת האימון והמבחן. לבסוף, על התוצאות שיתקבלו, יתבצע ניתוח והצגה.

* Stratified K-Fold: על ידי שיטה זו נוכל ליישם חלוקת מידע מאוזנת ולדאוג לכך שעבור כל חלוקה אותה נגדיר אשר תהיה תלויה ב-K, נוכל לבצע את תהליך החיזוי (סיווג) על כל המידע *וכך נוכל להבטיח שלא ייווצר מצב* שבו מידע מסוים ייבדק רק עבור שלב האימון או שלב המבחן. תהליך זה מתרחש באופן הבא – עבור K נתון, יוגדרו K חלוקות () אשר כל אחת מהן תחולק כך שיחס התמונות שיבחרו לאימון יהיו ויחס התמונות אשר יבחרו למבחן יהיו . כל חלוקה שכזו תגדיר חלוקה שונה של המידע. לכל חלוקה , נבצע את תהליך החיזוי על סדרת האימון והמבחן. לבסוף, כל תוצאות תהליכי החיזוי ימוצעו ויהוו את תוצאת ה-K. את תהליך זה נריץ כ-8 פעמים כאשר K ינוע בין 2 ל-10. המידע אותו אנו בחרנו להציג בפרויקט *עבור כל מודל הוא בעצם ה-*K *אשר נתן את התוצאות הטובות ביותר בסדרת המבחן.*

לדוגמה, ניתן לראות באיור (טודו) את תהליך זה עבור . כך ש- זוהי תוצאת החיזוי של איטרציה ספציפית עבור האימון והמבחן ו- זו התוצאה הסופית עובר ריצה K כלשהי אשר קיימים לה שני רכיבים – תוצאת הסיווג לקבוצת האימון ותוצאת הסיווג לקבוצת המבחן.



* 1. אופן ניתוח תוצאות המודלים ושיפורם

כחלק מתהליך התקדמות הפרויקט, פעלנו בשיטה מחזורית של הבנת הקווים המנחים אותם נרצה לשמר ולעומת זאת הבנה של אלה אשר נרצה לשפר. כלומר, כאשר אנו מתייחסים לשיטה זו עבור ניתוח תוצאות המודלים ושיפורם, תהליך זה כלל ניתוח תוצאות שלאחריו נרצה להביא לכדי מצוי הפרמטרים אשר משמשים את המודל. כל זאת בדגש על מודלי ה-CNN אשר דרשו מאיתנו מגוון רחב של ניסוים בהם שינינו את מבנה המודלים, שכבותיהם ואת הפרמטרים המסופקים להם. לאחר ביצוע ההתאמות חזרנו על תהליך זה מספר פעמים נוספות עד אשר הגענו לתוצאה רצויה.

1. תוצאות

בכל אחד מהמקרים, נציג את תוצאות המודלים כאשר נבצע חלוקה למקרים ביחס לשכבת הקלט המאופיינת על ידי כמות הפיקסלים של כל תמונה במאגר התמונות הנבדק.

טודו: עבור כל best K להוסיף את הצגת חלוקת מס' התמונות (הדאטה סט) לטריין טסט

* 1. QDA

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Size | Best K - Test | Test Accuracy | Best K - Train | Train Accuracy |
| 32x32 | 10 | 58.224 | 2 | 96.815 |
| 64x64 | 4 | 54.915 | ALL | 100 |
| 128x128 | 7 | 48.976 | ALL | 100 |

טבלה 1: תוצאות QDA

Chart, line chart

Description automatically generated

**Train (Includes test results)**

K = 2

Success Rate (after normalizing):

- Train: 96.815 %

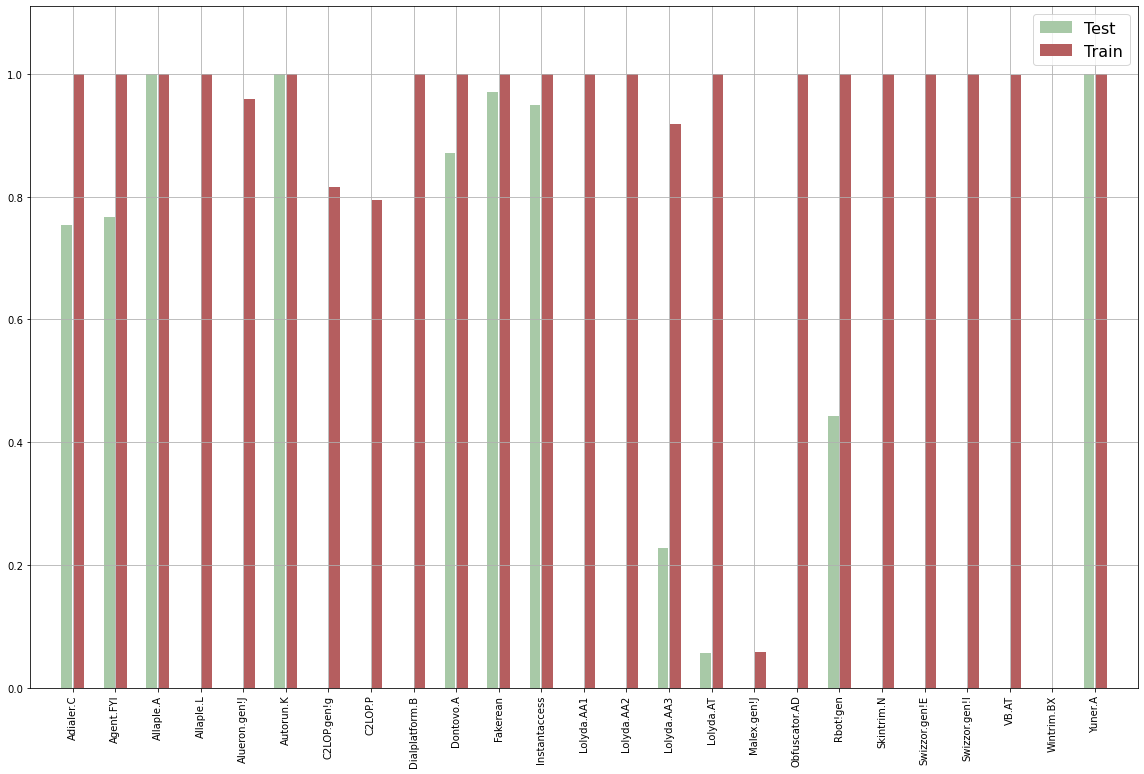
- Test: 55.653 %

Malware family with the highest false classification (after normalizing):

- Train: Wintrim.BX

- Test: Allaple.LA picture containing text, monitor, electronics, display

Description automatically generated

****

**Test (Includes train results)**

K = 10

Success Rate (after normalizing):

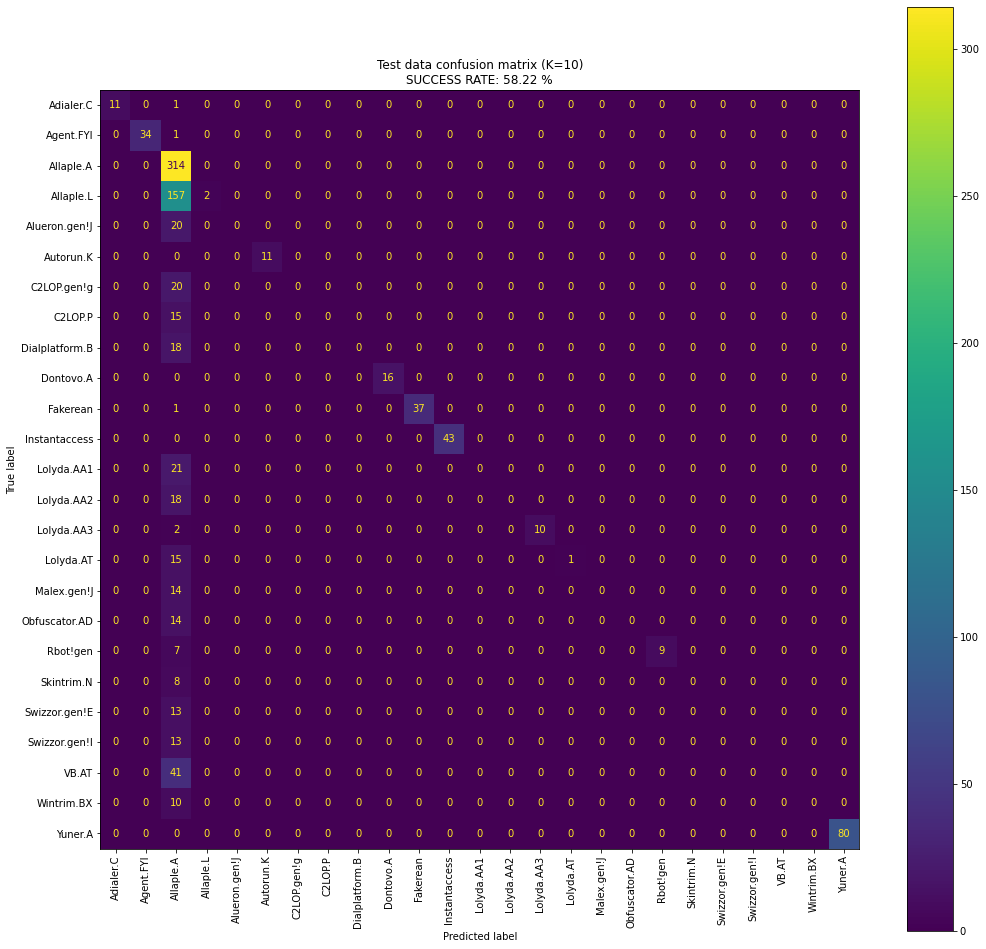
- Train: 93.821 %

- Test: 58.224 %

Malware family with the highest false classification (after normalizing):

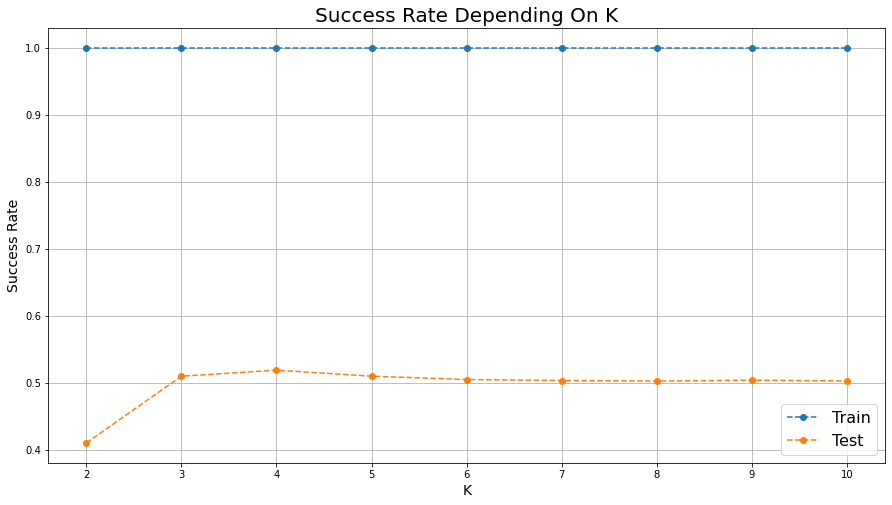
- Train: Wintrim.BX

- Test: Alueron.gen!J



Chart, bar chart

Description automatically generated



**Train (Includes test results)**

K = ALL

Success Rate (after normalizing):

- Train: 100.000 %

Malware family with the highest false classification (after normalizing): N/A

**Test (Includes train results)**

K = 4

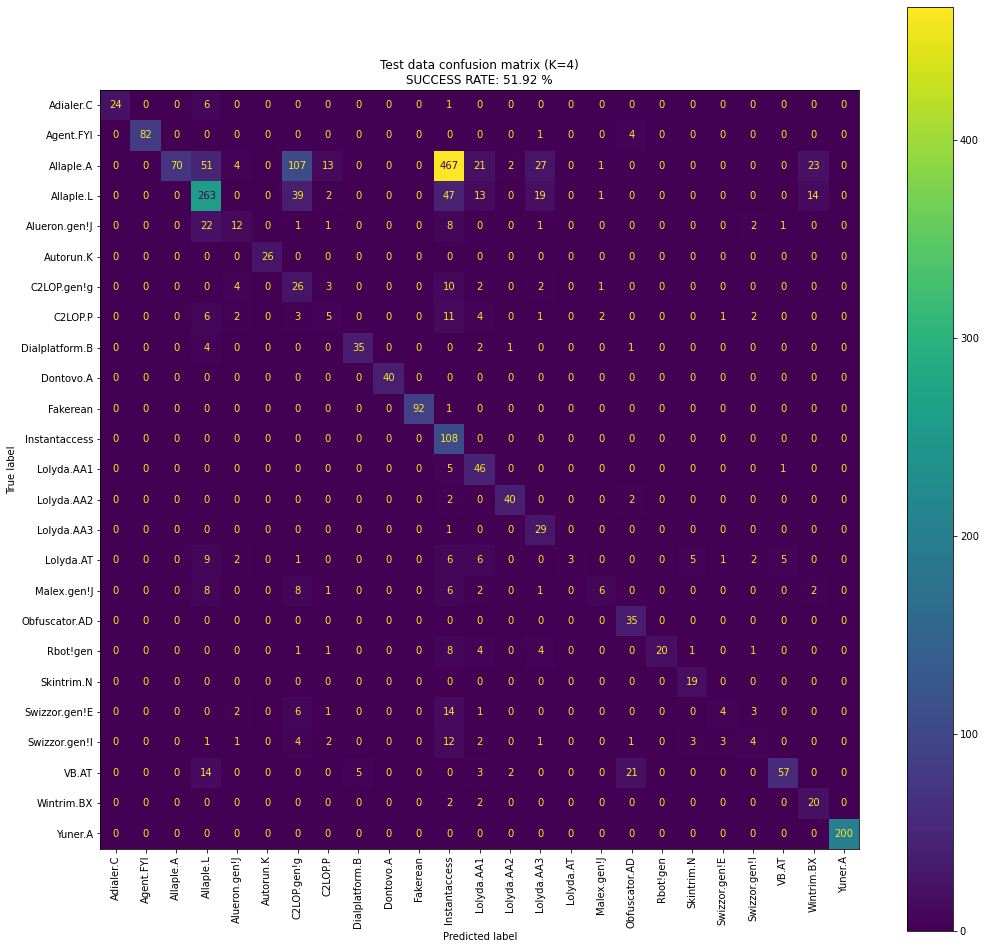
Success Rate (after normalizing):

- Train: 100.000 %

- Test: 51.915 %

Malware family with the highest false classification (after normalizing):

- Train: N/A

 - Test: Lolyda.AT

Background pattern

Description automatically generated



**Train (Includes test results)**

K = ALL

Success Rate (after normalizing):

- Train: 100.000 %

Malware family with the highest false classification (after normalizing): N/A

**Test (Includes train results)**

K = 7

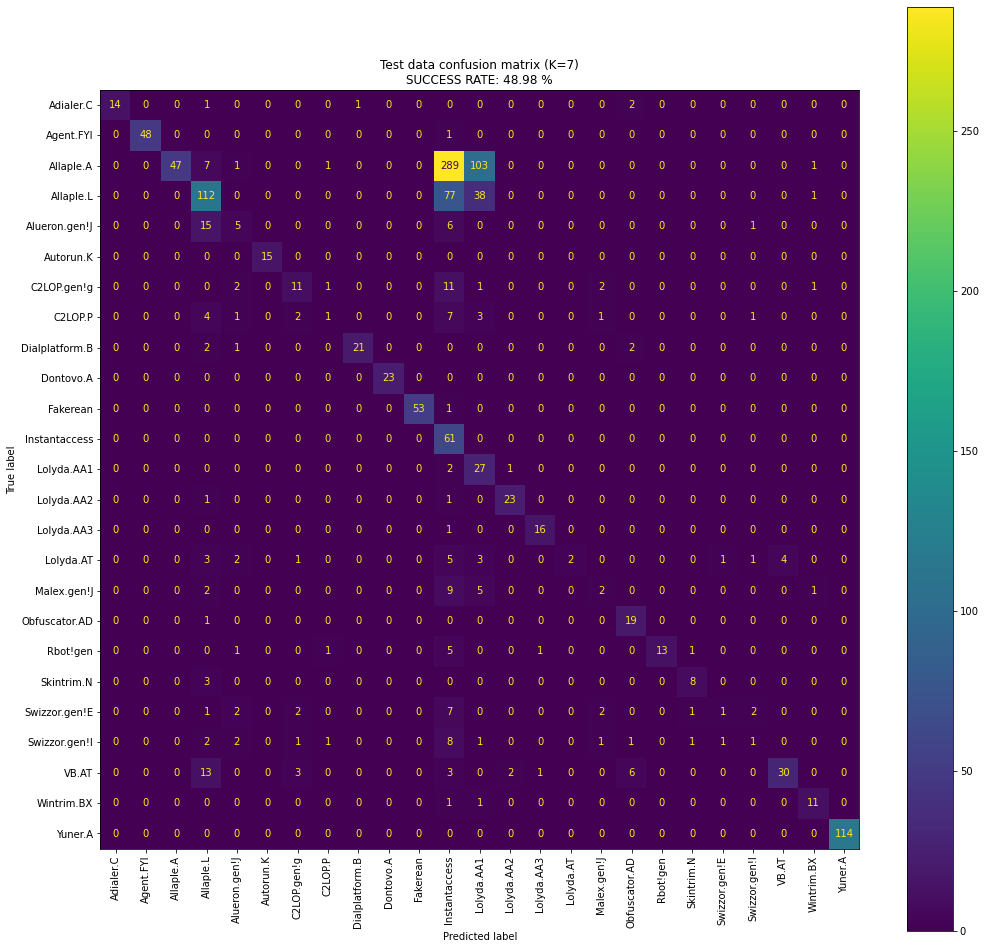
Success Rate (after normalizing):

- Train: 100.000 %

- Test: 48.976 %

Malware family with the highest false classification (after normalizing):

- Train: N/A

 - Test: Swizzor.gen!I

* 1. LDA

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Size | Best K - Test | Test Accuracy | Best K - Train | Train Accuracy |
| 32x32 | 6 | 97.009 | 2 | 99.15 |
| 64x64 | 10 | 97.347 | 2 | 100 |
| 128x128 | 3 | 70.73 | ALL | 100 |

טבלה 2: תוצאות LDA

Chart, line chart

Description automatically generated

**Train (Includes test results)**

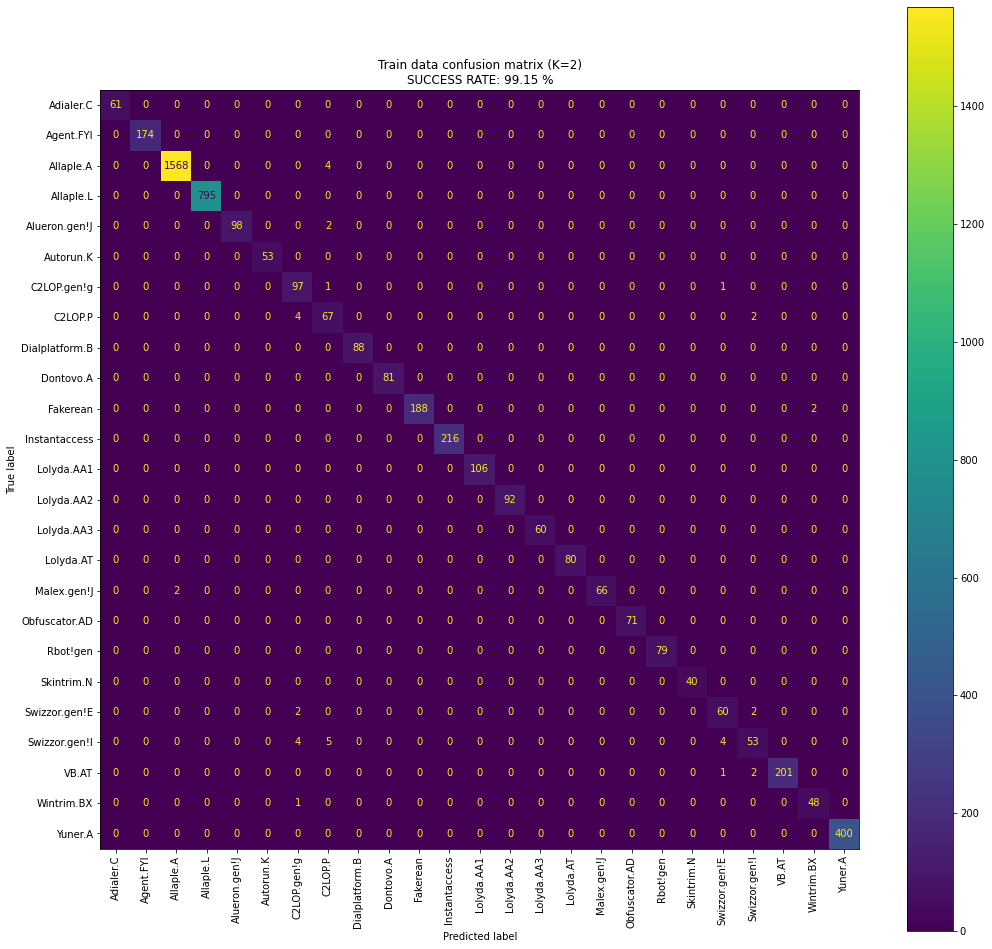
K = 2

Success Rate (after normalizing):

- Train: 99.150 %

- Test: 96.846 %

Malware family with the highest false classification (after normalizing):

 - Train: Swizzor.gen!I

- Test: Swizzor.gen!I

Background pattern

Description automatically generated

**Test (Includes train results)**

K = 6

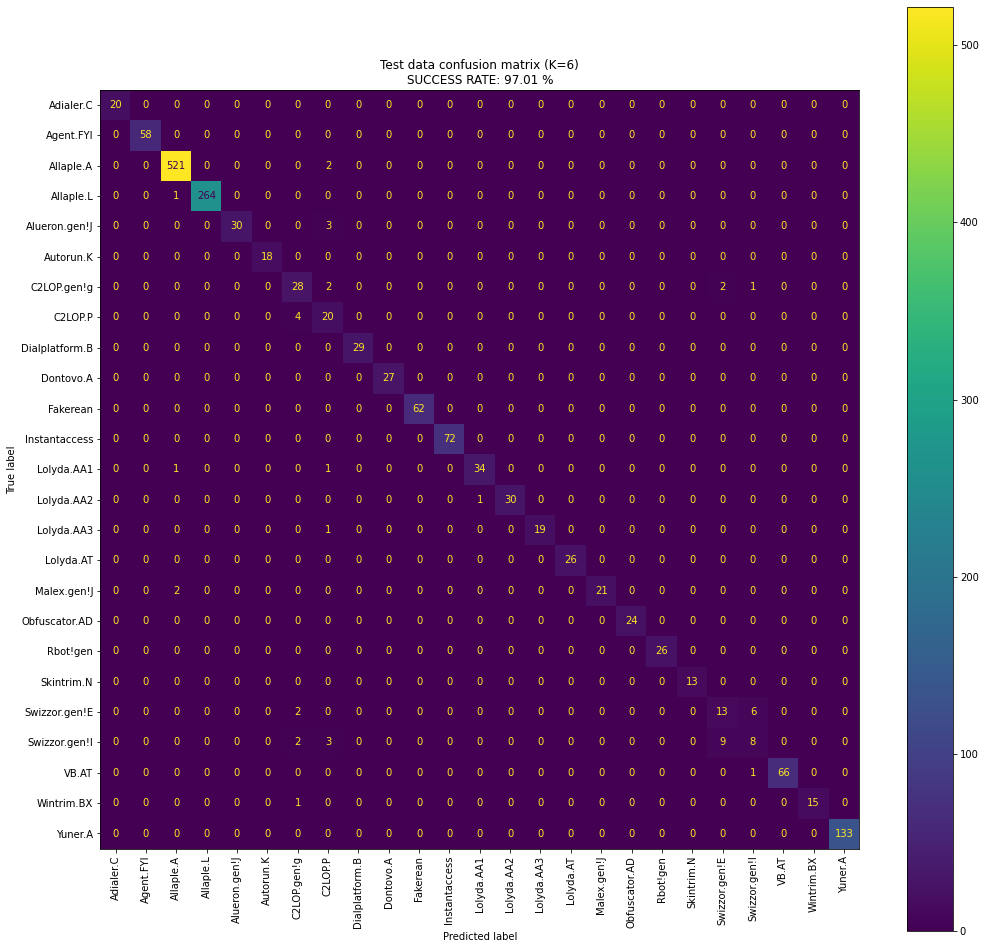
Success Rate (after normalizing):

- Train: 98.417 %

- Test: 97.009 %

Malware family with the highest false classification (after normalizing):

- Train: Swizzor.gen!I

 - Test: Swizzor.gen!I

Chart, background pattern, bar chart

Description automatically generated



**Train (Includes test results)**

K = 2

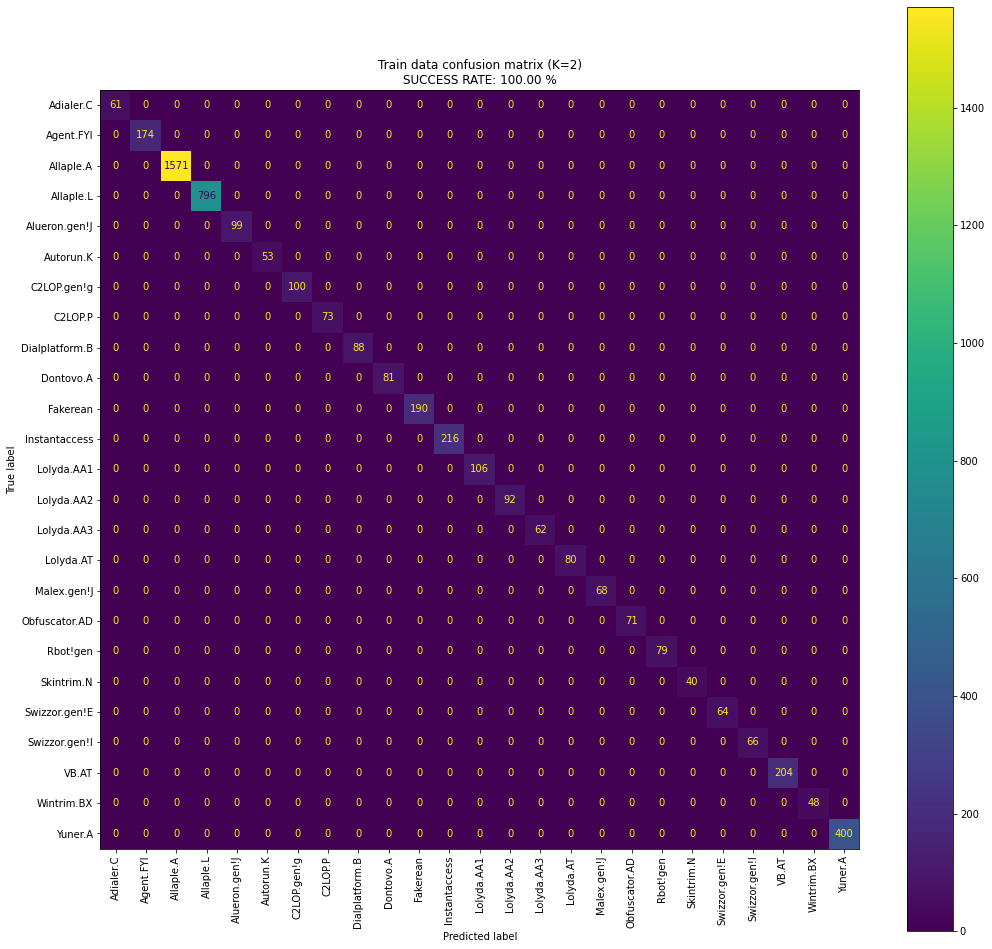
Success Rate (after normalizing):

- Train: 100.000 %

- Test: 53.175 %

Malware family with the highest false classification (after normalizing):

- Train: N/A

 - Test: Swizzor.gen!E

Background pattern

Description automatically generated

**Test (Includes train results)**

K = 10

Success Rate (after normalizing):

- Train: 99.933 %

- Test: 97.347 %

Malware family with the highest false classification (after normalizing):

- Train: Lolyda.AA3

A picture containing text, monitor, electronics, display

Description automatically generated - Test: Swizzor.gen!I

Chart, line chart

Description automatically generated

**Train (Includes test results)**

K = ALL

Success Rate (after normalizing):

- Train: 100.000 %

Malware family with the highest false classification (after normalizing): N/A

**Test (Includes train results)**

K = 3

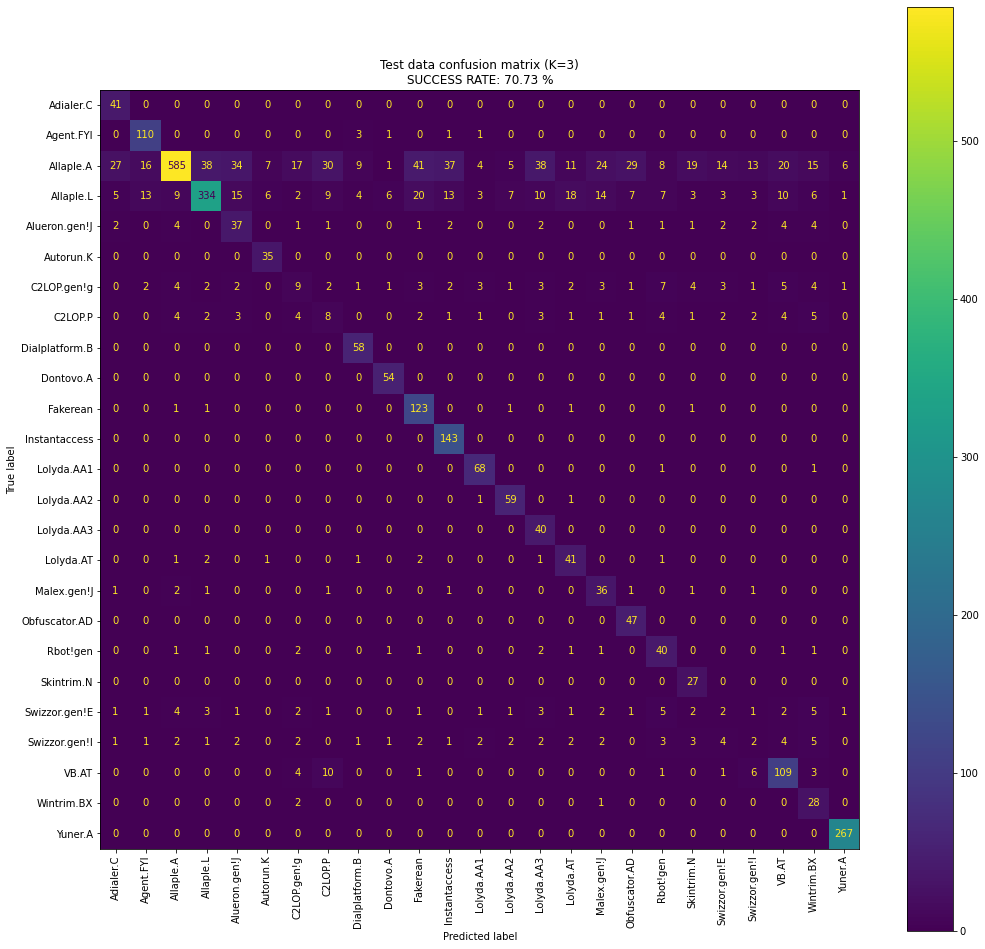
Success Rate (after normalizing):

- Train: 100.000 %

- Test: 70.730 %

Malware family with the highest false classification (after normalizing):

- Train: N/A

 - Test: Swizzor.gen!I

**Background pattern

Description automatically generated**

* 1. GNB

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Size | Best K - Test | Test Accuracy | Best K - Train | Train Accuracy |
| 32x32 | 9 | 95.258 | 2 | 95.678 |
| 64x64 | 3 | 96.467 | 2 | 97.111 |
| 128x128 | 3 | 96.887 | 2 | 97.634 |

טבלה 3: תוצאות GNB

**Chart, line chart

Description automatically generated**

**Train (Includes test results)**

K = 2

Success Rate (after normalizing):

- Train: 95.678 %

- Test: 94.982 %

Malware family with the highest false classification (after normalizing):

- Train: Swizzor.gen!I

 - Test: Swizzor.gen!I

**Chart, bar chart

Description automatically generated**

**Test (Includes train results)**

K = 9

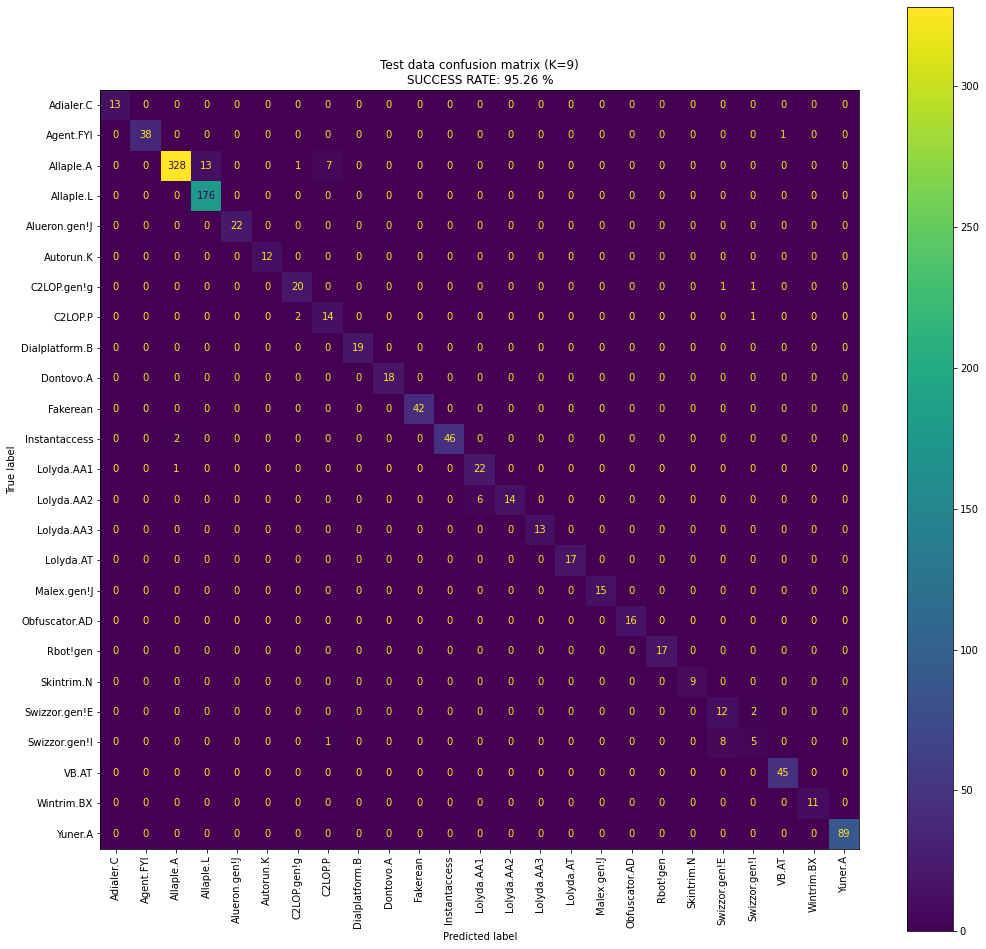
Success Rate (after normalizing):

- Train: 95.428 %

- Test: 95.258 %

Malware family with the highest false classification (after normalizing):

- Train: Swizzor.gen!I

 - Test: Swizzor.gen!I

Chart, bar chart

Description automatically generated

**Chart, line chart

Description automatically generated**

**Train (Includes test results)**

K = 2

Success Rate (after normalizing):

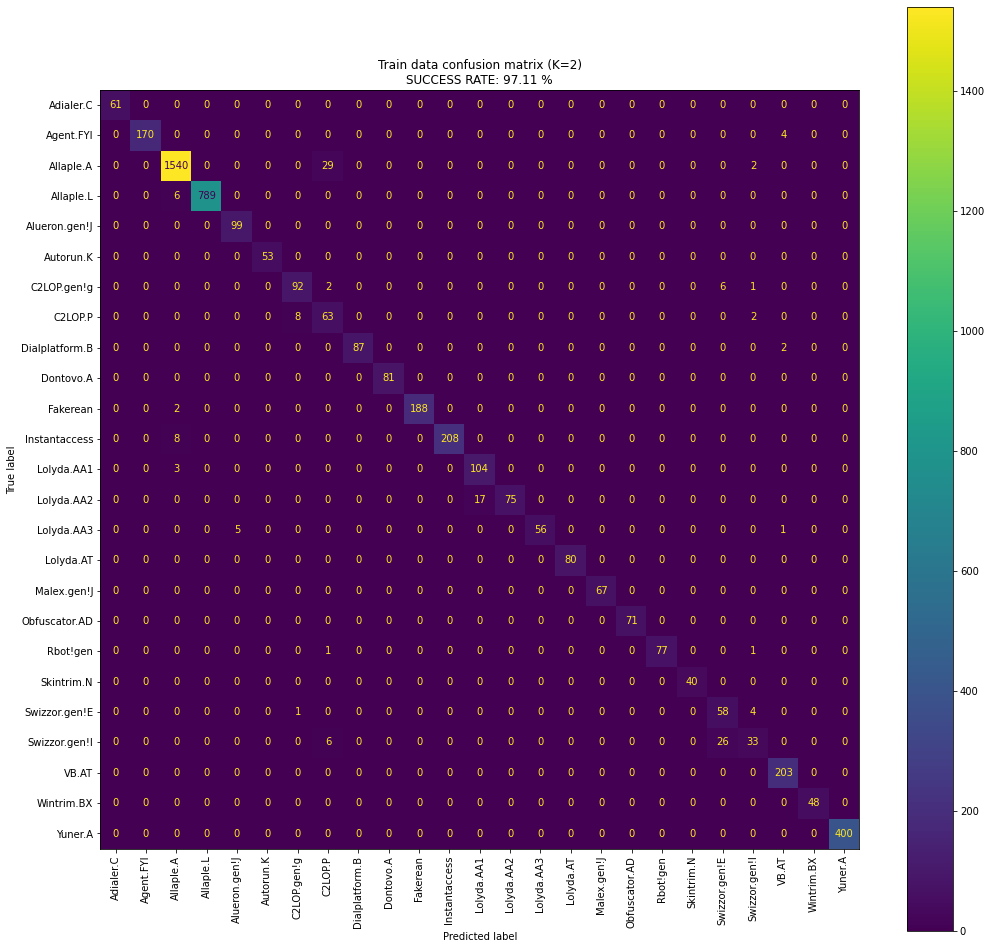
- Train: 97.112 %

- Test: 96.221 %

Malware family with the highest false classification (after normalizing):

- Train: Swizzor.gen!I

- Test: Swizzor.gen!I

****

**Chart, background pattern, bar chart

Description automatically generated**

**Test (Includes train results)**

K = 3

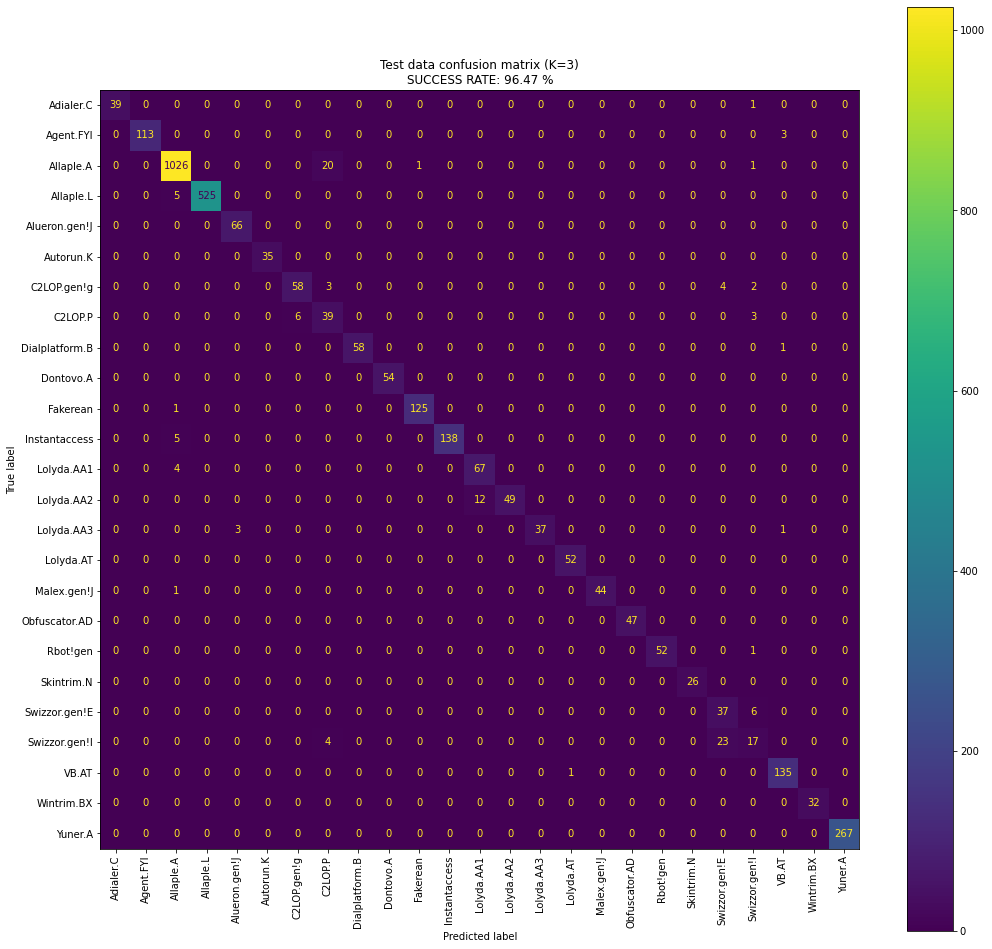
Success Rate (after normalizing):

- Train: 96.881 %

- Test: 96.467 %

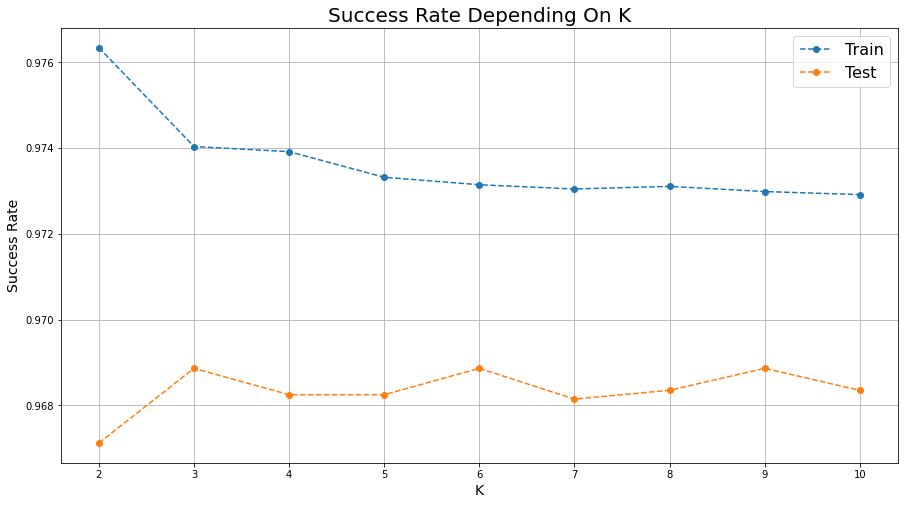
Malware family with the highest false classification (after normalizing):

- Train: Swizzor.gen!I

 - Test: Swizzor.gen!I

Chart, bar chart

Description automatically generated

****

**Train (Includes test results)**

K = 2

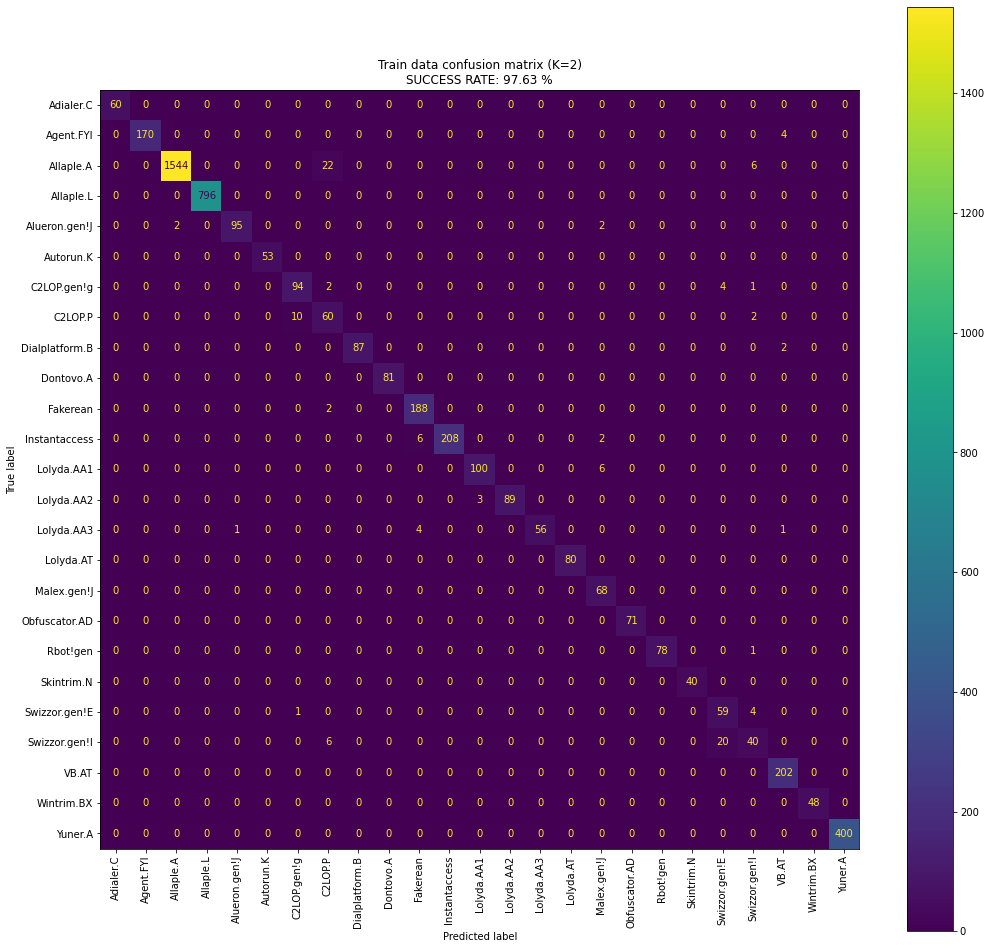
Success Rate (after normalizing):

- Train: 97.634 %

- Test: 96.712 %

Malware family with the highest false classification (after normalizing):

- Train: Swizzor.gen!I

**** - Test: Swizzor.gen!I

**Chart, background pattern, bar chart

Description automatically generated**

**Test (Includes train results)**

K = 3

Success Rate (after normalizing):

- Train: 97.404 %

- Test: 96.887 %

Malware family with the highest false classification (after normalizing):

- Train: Swizzor.gen!I

**A picture containing text, monitor, electronics, display

Description automatically generated** - Test: Swizzor.gen!I

**Chart, background pattern, bar chart

Description automatically generated**

* 1. CNN
     1. מודל 1

טודו: הסבר כללי

**Train (Includes test results)**

טודו:

**Test (Includes train results)**

**Train (Includes test results)**

**Test (Includes train results)**

**Train (Includes test results)**

**Test (Includes train results)**

* + 1. מודל 2

טודו: הסבר כללי

* + - 1. טודו: לשים סאמרי של מודל עבור כל גודל

**Train (Includes test results)**

טודו:

**Test (Includes train results)**

**Train (Includes test results)**

**Test (Includes train results)**

**Train (Includes test results)**

**Test (Includes train results)**

* + 1. מודל 3

טודו: הסבר כללי

**Train (Includes test results)**

טודו:

**Test (Includes train results)**

**Train (Includes test results)**

**Test (Includes train results)**

**Train (Includes test results)**

**Test (Includes train results)**

* + 1. מודל 4

טודו: הסבר כללי

**Train (Includes test results)**

טודו:

**Test (Includes train results)**

**Train (Includes test results)**

**Test (Includes train results)**

**Train (Includes test results)**

**Test (Includes train results)**

* + 1. מודל 5

טודו: הסבר כללי

**Train (Includes test results)**

טודו:

**Test (Includes train results)**

**Train (Includes test results)**

**Test (Includes train results)**

**Train (Includes test results)**

**Test (Includes train results)**

1. מסקנות

מחקר הפרויקט בא לבדוק האם שימוש בלמידה עמוקה באמצעות רשת CNN עדיף על פני שימוש בשיטות שונות מתחום למידת המכונה עבור בעיית סיווג תמונות ובפרט, תמונות של נוזקות. בנוסף, הפרויקט בא לבצע השוואה למחקר (טודו: קישור למחקר).

* 1. מסקנות כלליות עבור מודלים פרימיטיביים
     1. LDA

מודל זה נתן את התוצאות הטובות ביותר מבין כל המודלים הפרימיטיביים עבור גדלי התמונות ו- , תוצאות של כ-97.009 וכ-97.347 אחוזי הצלחה בהתאמה. *אם כי כאשר רץ המודל על קלט של , ניתן היה להבחין בירידה דרסטית באחוזי ההצלחה – 70.7%.*

בנוסף, ניתן לראות שעבור גדלי התמונות ו- מירב השגיאות של המודל בסיווג הנוזקות אירעו עבור שתי משפחות עיקריות (Swizzor.gen!E, Swizzor.gen!I), אם נבחן את תוצאות מודלים אלו ללא התייחסות למשפחות אלה, נוכל להגיע לאחוזי דיוק טובים בהרבה.

לעומת זאת, כאשר אנו מסתכלים על המודל , ניתן לראות בעיה רוחבית בתהליך הסיווג *–*  לא רק עבור שתי המשפחות שציינו לעיל, אלא עבור מספר רב של משפחות. נוכל לפרק בעיה זו לשני חלקים. החלק הראשון של בעיה זו הוא בעיית סיווג התמונות עבור שתי המשפחותSwizzor.gen!E ו-Swizzor.gen!I, חלק זה של הבעיה קיים עבור כלל גדלי התמונות. חלקה השני של הבעיה מתרחש רק עבור גודל התמונות , חלק זה מעלה בעיה רוחבית בתהליך הסיווג. כלומר, קיימות מספר רב של משפחות אשר למודל יש קושי לזהותן *וניתן לומר כי בעיה זו נגרמת כתוצאה ממספר מאפיינים גדול יחסית למספר התמונות הנבדקות – על בעיה זו נרחיב בהמשך.*

היבט נוסף עליו רצוי לתת את הדעת הוא זמני ריצת המודל עבור כל אחד מהגדלים השונים. עבור אלגוריתם זה ניתן לראות זמני ריצה איטיים יחסית בהשוואה לשאר המודלים. דבר אשר יכול להוות מכשול כאשר מעוניינים לפתור בעיה זו בסביבה דלת אמצעיים.

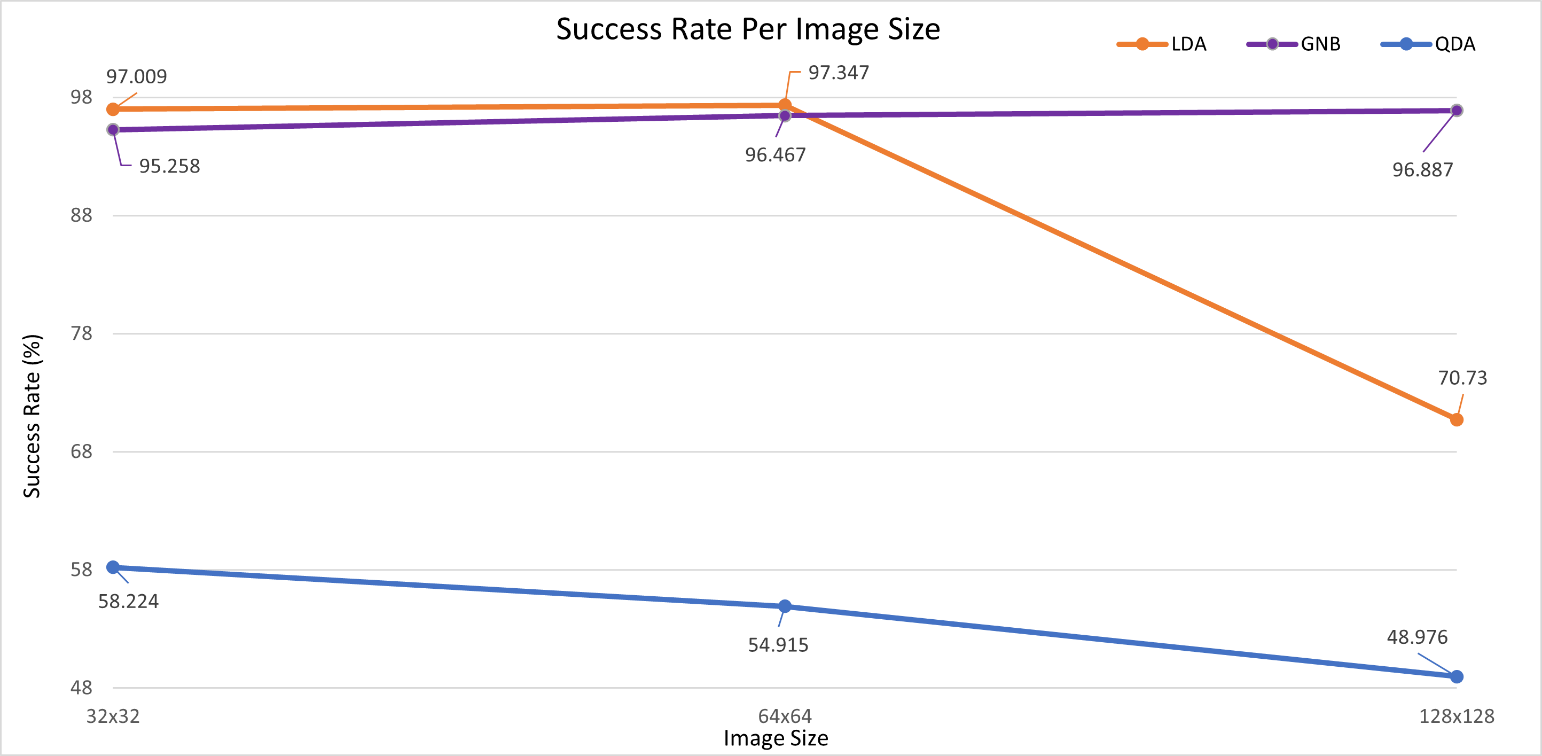
* + 1. QDA

מודל זה נתן את התוצאות הגרועות ביותר מבין כל המודלים הפרימיטיביים עבור כלל גדלי התמונות.

כבר בשלבי ריצת המודל ניתן היה לשים לב לבעיה הנקראת Variable Collinear אשר מתרחשת כתוצאה מקורלציה חזקה מאוד בין שני משתנים שונים המקשה מאוד לבצע הערכה/סיווג על כל אחד מהם בנפרד. בעקבות בעיה זו, ניתן להסיק שהמודל אינו מתאים לפתרון הבעיה בה עוסק הפרויקט או לחילופין, מודל זה ידרוש התאמות רבות בניית המודל ועיצוב הנתונים. התאמות אלו אינן כלולות בסקופ הלימודי של פרויקט זה ועל כן לא נעסוק בכך.

* + 1. GNB טודו: להוסיף על זה שעבור 64 128 K=3. זה אומר שעם קצת דוגמאות אחוזים פצצה

מודל זה נתן את התוצאות היציבות ביותר מבין כל המודלים הפרימיטיביים עבור כל גדלי התמונות. כלומר, בכל אחד מהמודלים הנבדקים התקבלו תוצאות בעלות אחוזי הצלחה גבוהים ויציבים. כמו כן, מודל זה הציג זמני ריצה טובים מאוד ביחס לכלל המודלים שנבדקו בפרויקט, דבר שיש לקחת בחשבון בעת ניתוח והבנת יתרונותיהם וחסרונותיהם של האלגוריתם וסביבת העבודה.

אנו סבורים כי בעיית הממדים ("Curse of Dimensionality") לא קורת במודל זה על אף שכמות הממדים גדולה באופן יחסי, בנוסף לכך שכמות הממדים זהה בכל המודלים. זאת בניגוד לכך שבצורה כזו או אחרת בעיה זו אירעה בכל אחד מין המודלים הפרימיטיביים האחרים. ניתן להסיק כי עבור מודל זה בעיה זו לא מתקיימת וניתן לראות תוצאות יציבות מכיוון שלמודל זה מאפיינים והנחות אשר מסייעים לכך. מודל זה בעל הנחה מרכזית מרומזת לפיה תלות סטטיסטית בין כל מאפייני (Features) המודל אינה קיימת. עם זאת, על אף יתרונותיו הרבים של אלגוריתם זה, קיים חסרון מרכזי להנחותיו. חיסרון זה הוא יכולת מיפוי וזיהוי דפוסים מוגבלת הן במספרן והן במורכבותן. לכן, לא ניתן לומר באופן חד משמעי כי מודל זה מסוגל להתגבר על בעיה זו גם כאשר כמות המשפחות (Classes) הנתונות למודל תגדל (בשילוב עם כמות הדוגמאות). כידוע כמות הדוגמאות עבור המודל שלנו מוגבלות ומספרן באופן יחסי נמוך. לפיכך, במידה ויעלה הצורך לפתור את בעיית הסיווג הנתונה בפרויקט זה עם כמות משפחות רחבה יותר, ייתכן כי מודל שכזה לא יצליח להתמודד עם מודלים מורכבים יותר כגון מודלי רשתות עצביות, אלא אם כן, מספר הדוגמאות יגדל משמעותית ביחס למספר המשפחות הגדל (אם מספר הדוגמאות יישאר נמוך עדיין נוכל להמשיך ולראות תוצאות יחסית טובות גם בהשוואת למודלי רשתות עצביות).

טודו: לכתוב משהו על הגרף

* 1. מסקנות עבור מודלי CNN
     1. מסקנות כלליות

ניתן לומר באופן גורף כי כלל המודלים הנבדקים בפרויקט זה מסוג CNN נתנו תוצאות וביצועים טובים מאוד בנוסף ליציבות גבוהה. זאת מכיוון שאלגוריתם זה בבסיסו בעל יכולות זיהוי ומיפוי דפוסים, בדגש על דפוסים בעת סיווג תמונות.

יכולת זיהוי ומיפוי דפוסים זאת נובעת בעיקרה מתוך הגדרתו של אלגוריתם ה-CNN. ניתן לומר כי יכולת זו היא היכולת המרכזית אשר יוצרת את ההבדל בין אלגוריתם זה לבין שאר האלגוריתמים. תהליך מיפוי וזיהוי הדפוסים מתרחש בשכבת הקונבולוציה ובו קיים ניסיון לחקות את האופן שבו בני האדם תופסים את הסביבה באמצעות העיניים, אשר בעת תהליך הזיהוי העין האנושית מחלקת את התמונה הרחבה לתת תמונות קטנות ומנתחת (באמצעות המוח) אותן אחת אחת. לשם כך בתהליך המחקר נבדקו מגוון רחב של פילטרים אשר אנו טוענים כי השפיעו על תהליך הקונבולוציה ברשת באופן משמעותי ותרמו באופן ניכר לתוצאותיו של המודל. עוד בנוגע ליתרונותיו של אלגוריתם זה הם שכבות ה-Pooling וה-Fully Connected אשר בהן אנו משתמשים בחלק מהמודלים. Pooling Layer מעניקה את יכולת הסינון והשימור של מאפיינים קטנים תוך הפחתת מספר הפיצ'רים אותם לבסוף נספק לשכבת ה-Fully Connected. זו תעניק למודל את יכולת הסיווג וזיהוי הקשרים. בנוסף, אנו סבורים כי אחת הסיבות אשר העניקה את ביצועים אלו היא היכולת של מודלים מסוג CNN לבחור באופן עצמאי את הפיצ'רים הרלוונטיים עבורם ללא התערבות האדם וזאת בניגוד לשאר המודלים אשר נאלצו לבצע את תהליך הסיווג בעזרת כלל הפיצ'רים (פיקסלים) מבלי לבצע סינון מתאים. מאידך, במקרה המדובר בפרויקט זה, שכבת הקלט הורכבה מפיקסלים אשר בנויים מצבע אחד ולא משלושה צבעים (כלומר, מטריצה אחת, דו-ממדית). במובן מסוים, דבר זה פישט את הבעיה ותרם לפתרונה ברמת הביצועים וזמני הריצה. דבר שאולי במקרים אחרים לא היה מתקיים.

* + 1. מסקנות ביחס למודלים

כמתואר בגרף (טודו), ניתן לראות את אחוזי ההצלחה של מודלי ה-CNN ביחס לגדלי התמונות השונים.

כמו כן, אפשר לשים לב כי עבור כל המודלים (באופן כללי) קיימת מגמת שיפור כתלות במספר הפיצ'רים. ניתן לראות כי המודל המורכב (Complex model) הפיק תוצאות פחות טובות מיתר המודלים וזאת על אף מורכבותו (עוד מגוון שכבות) אשר קיווינו שתספק תוצאות טובים יותר, וזאת על אף שזמני הריצה שלו הם הגבוהים ביותר מבין מודלי ה-CNN. על כן, מצאנו כי מודל בעל מבנה שכזה אינו כדאי הן מבחינת הביצועים והן מבחינת זמני הריצה.

בכל אחת מקטגוריות הגדלים, ניתן לשים לב לקורלציה מסוימת בין המודלים (בהשוואה זו נתעלם מהמודל המורכב).

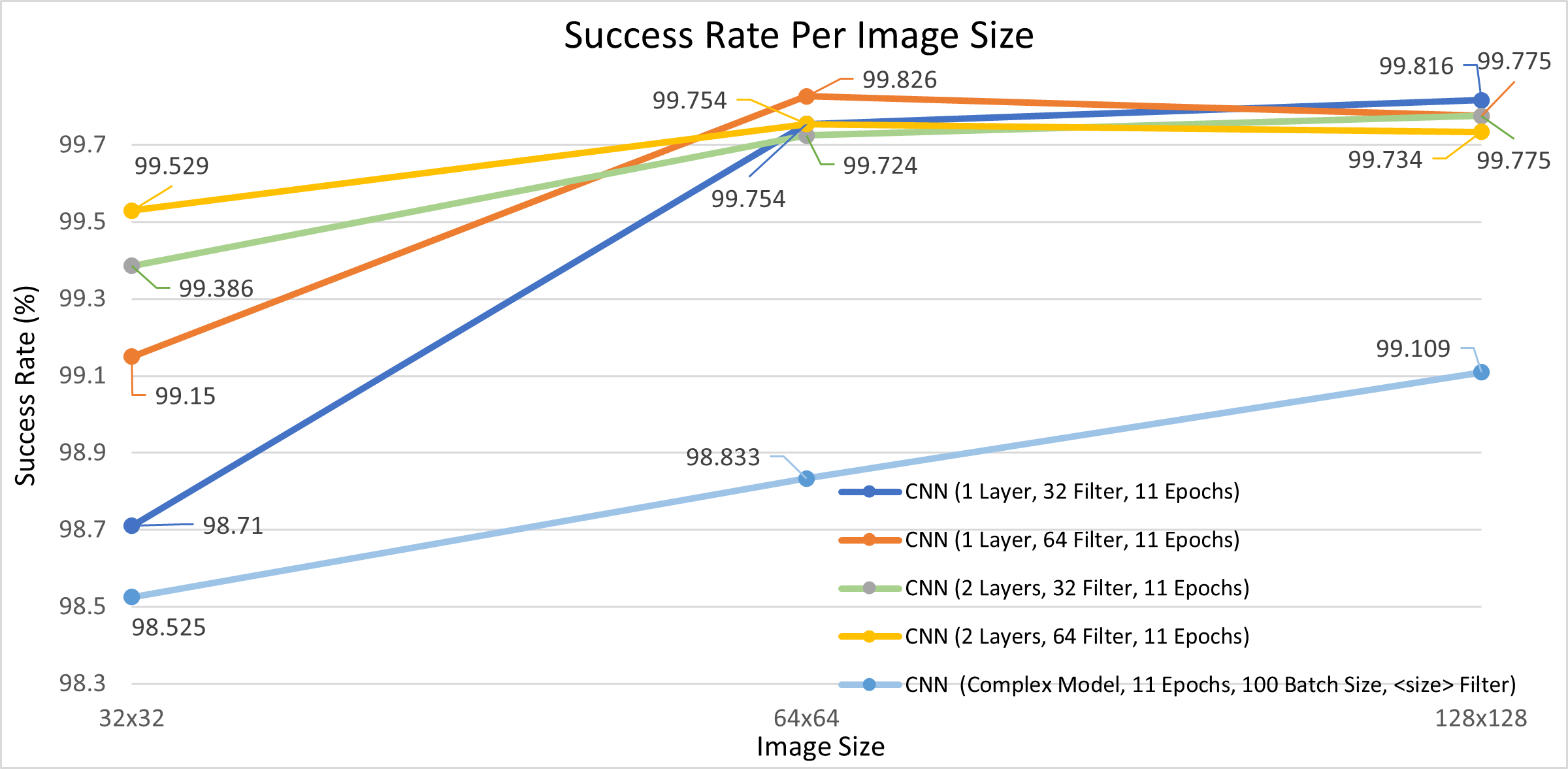
בקטגוריה זו ניתן לראות פיזור על פני טווח ערכים רחב (1%~). בנוסף, ניתן לראות כי עבור ארבעת המודלים ה"פשוטים", המודל בעל 64 פילטרים מספק באופן עקבי תוצאות טובות יותר מזה של המודלים בעלי 32 פילטרים (שכבת אחת, שתי שכבות).

* + - 1. ו-

בקטגוריות אלו, ניתן לראות מקבץ המתפזר על פני טווח ערכים קטן מאוד. לכן, במקרה זה לא נוכל לקבוע כי קיימת מגמה/סידור מסוים בין המודלים השונים.

נקודות נוספות:

* + - עבור התוצאות עליהן אנו מתבוננים, המודל בעל שכבה אחת ו-64 פילטרים הוא המודל אשר נתן את התוצאה הטובה ביותר והיא 99.826 אחוזי הצלחה.
    - המודל המשורטט בצבע כחול, בעל שכבה אחת ו-32 פילטרים, הוא מודל בעל מגמת השיפור הגבוהה ביותר מבין כל המודלי ה-CNN, מגמת שיפור של 1.675%.



* + 1. השוואה ביחס למחקר

ביחס למחקר בתחום, עליו ביססנו את הפרויקט, ניתן לראות כי הצלחנו לשפר את כלל המודלים שנבדקו במספר אחוזים. למשל:

* עבור רשת CNN 128x128, בעלת 2 שכבות קונבולוציה ו-64 פילטרים, המחקר השיג כ-95.7 אחוזי הצלחה (המודל בעל הביצועים הטובים ביותר במחקר). אילו מנגד, אנו, בפרויקט זה, הצלחנו להשיג כ-99.7 אחוזי הצלחה.
* מהתבוננות על המודלים המוצלחים ביותר במחקר ניתן לראות כי המודלים מספקים 0 אחוזי הצלחה עבור סיווג משפחת הנוזקות Autorun.K. לעומת זאת, בפרויקט זה, עבור המודלים המקבילים למודלים אלו, הצלחנו לשפר את פרמטר זה ואף להגיע ל-100 אחוזי הצלחה, לדוגמא במודל 64x64 שכבה 1 ו-64 פילטרים כמתואר בגרף (טודו).

כאמור, כותבי המחקר מפרטים רק על העקרונות שעליהם התבססו בתהליך בניית המודלים. כתוצאה מכך, נעזרנו בעקרונות אלה כקווים מנחים על מנת לנסות ולהתחקות לאופן פעולתם.

טודו: מספור גרף

בגרפים אלו ניתן לראות השוואה בין אחוזי ההצלחה של מודלי המחקר לבין מודלי הפרויקט שלנו.

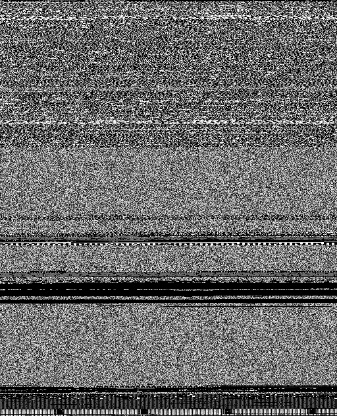
* 1. משפחות בעלות דמיון

על סמך התוצאות (פרק 6) וניתוח הנתונים (פרק זה) ניתן לזהות סוגי משפחות אשר בהן קיימת בעיה בסיווגן בשל דמיון בין המשפחות במספר אופנים.

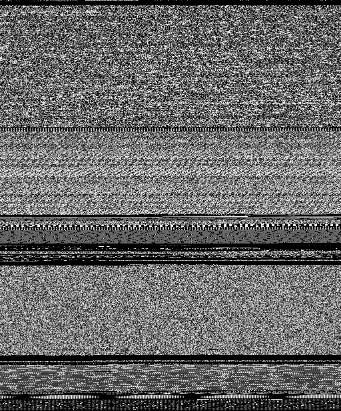
* + 1. כללי

בחלק זה נתאר את הבעיה עבור משפחות אשר ניתן לראות את הקושי בסיווגן בכלל המודלים.

* משפחת Swizzor.gen!, הכוללת בתוכה אתSwizzor.gen!E ו-Swizzor.gen!I, אשר היוו בעיה בסיווגן עבור כלל המודלים. דבר זה לא מפתיע, זאת מכיוון כי מדובר בשני וריאנטים של אותה המשפחה.



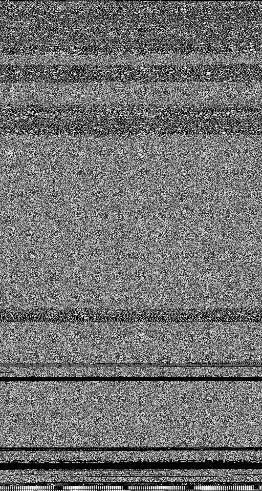
Swizzor.gen!E



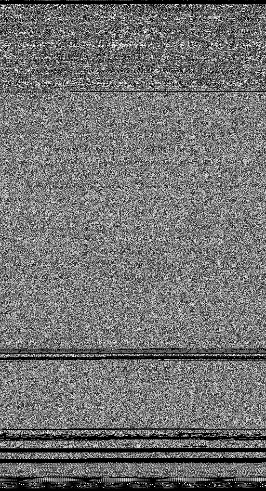
Swizzor.gen!I

בנוסף, ניתן לראות את הדמיון הרב בין שתי התמונות כפי שמוצר באיור (טודו).

* משפחת C2LOP, הכוללת בתוכה את C2LOP.gen!g ו-C2LOP.P, אשר היוו בעיה בסיווגן עבור כלל המודלים. דבר זה לא מפתיע, זאת מכיוון כי מדובר בשני וריאנטים של אותה המשפחה. בעיית הסיווג אותה זיהינו עבור משפחה זו היא ש-C2LOP.P מזדהה כמו C2LOP.gen!g.



C2LOP.gen!g



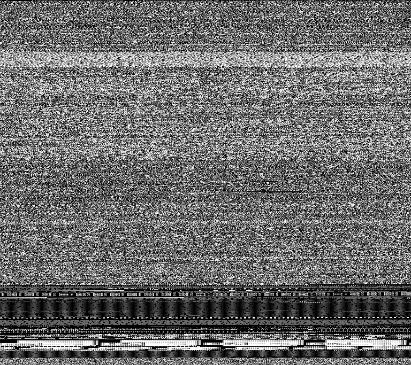
C2LOP.P

בנוסף, ניתן לראות את הדמיון הרב בין שתי התמונות כפי שמוצר באיור (טודו).

* + 1. עבור מודלים ספציפיים

בחלק זה נתאר את הבעיה עבור משפחות בעלות דמיון אשר ניתן לראות את הקושי בסיווגן בהתייחסות למודלים ספציפיים.

* CNN
* עבור אלגוריתם זה זיהינו שתי משפחות אשר קיימת בעיה בסיווגן ברוב המודלים ואילו ביתר המודלים המקבלים יותר פיצ'רים (אלו מודלים בעלי אחוזי הצלחה גבוהים יותר), בעיה זו נפתרה (אצלנו). הבעיה אליה נחשפנו היא שתמונות אשר שייכות למשפחת Autorun.K זוהו כחלק ממשפחת Yunar.A.



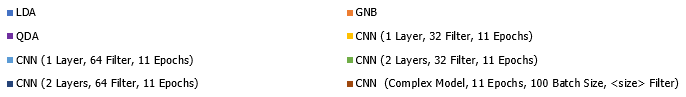
Autorun.K

Yunar.A

חוסר היכולת בסיווג משפחות אלה היה מפתיע וזאת מכיוון שמדובר בשתי משפחות שונות לחלוטין האחת מהשנייה. אך כפי שניתן לראות באיור (טודו), קיים דמיון רב בין שתי משפחות אלה.

* 1. זמני ריצה

בעת ניתוח נושא זה, ניתן להבחין ב-2 מגמות הפוכות. האחת, ב- 32x32פיקסלים והיא מגמה אשר למודלים הפרימיטיביים יש זמני ריצה נמוכים יחסית ביחס למודלי ה-CNN ובמגמה השנייה שמתקיימת עבור 64x64 ו-128x128 פיקסלים, ניתן להבחין כי זמני הריצה של מודלי ה-CNN משתפרים משמעותית ביחס לזמני הריצה של המודלים הפרימיטיביים. חשוב לקחת בחשבון היבט זה כחלק משיקולי בחירת המודל בהתחשב במשאבי סביבת העבודה אשר עליה המודל ירוץ. כלומר, כאשר קיימת דרישה לביצועים ממוצעים בשילוב לסביבת עבודה דלת אמצעים מודל ה- 32x32 GNB אשר בעל אחוזי הצלחה וזמני ריצה טובים יחסית יכול להתאים, אך במקרים אחרים בהם נדרשים אחוזי הצלחה טובים יותר כנראה שמודל שכזה לא יספיק. כאשר אנו מתבוננים על קטגוריית המודלים 64x64 ומעלה, ניתן לראות בבירור את חוסר הכדאיות בשימוש במודלים הפרימיטיביים אל מול מודלי ה-CNN, וזאת בשל זמני ריצה גבוהים ואחוזי הצלחה נמוכים בניגוד למודלי ה-CNN אשר בעלי זמני ריצה טובים ואחוזי הצלחה גבוהים מאוד. גם כאשר אנו מתבוננים רק על מודלי ה-CNN ניתן להבחין בחוסר כדאיות של המודל המורכב (Complex Model) וזאת מכיוון שזמן ריצתו של מודל זה גדול משמעותית מזמני הריצה של המודלי CNN האחרים על אחת כמה וכמה שאחוזי הצלחתו נמוכים/זהים למודלים האחרים.

סיכום טודו: יש גרפים שעדן עשה באקסל

הפרויקט חקר את מאגר הנתונים Malimg בשלוש וריאציות שונות של גדלי תמונות: *, כאשר כל וריאציה היוותה קלט עבור כל אחד מהמודלים שנבדקו (*CNN, QDA, LDA, GNB*).*

*על סמך התוצאות שקיבלנו, בבדיקת סדרת המבחן עבור כל אחד מהמודלים, ניתן להסיק כי כל אחת מרשתות ה-*CNN *שהופעלו השיגה תוצאה טובה יותר מיתר המודלים (*QDA, LDA, GNB*) עבור אותה הקטגוריה.*

בנוסף, גם ביחס למאמר בתחום, עליו ביססנו את הפרויקט, ניתן לראות כי הצלחנו לשפר את כלל המודלים שנבדקו במספר אחוזים. למשל, עבור המחקר במאמר השיג כ-95.7% הצלחה ואילו מנגד, הצלחנו להשיג כ-99.7% אחוזי הצלחה. כאמור, כותבי המאמר מפרטים רק על העקרונות שעל בסיסם בנו את המודלים בניסוי, וכתוצאה מכך, נעזרנו בעקרונות אלה כקווים מנחים על מנת לנסות ולהתחקות לאופן פעולתם.

באשר למודלי למידת המכונה בהם השתמשנו, ניתן לראות בתוצאות שקיבלנו שעבור LDA, בקטגוריות של *, השגנו תוצאות גבוהות של כ-97% עבור כל אחד. אם כי כאשר רץ המודל על קלט של , ניתן היה להבחין בירידה דרסטית באחוזי ההצלחה – 70.7% בלבד.*

במודל ה-QDA ניתן להבחין כי כלל הקטגוריות נכשלו מבחינת אחוזי הצלחה כאשר כולם נמצאו מתחת ל-60%.

אנו מסיקים כי ירידה כה דרסטית באחוזי ההצלחה עבור כל המקרים הללו נובעת מהגדרה הנקראת

"Curse of Dimensionality". לפיה, מספר הדוגמאות שצריך על מנת שתהיה יכולת להעריך פונקציה שרירותית מסוימת בדיוק גבוה, גדל בצורה אקספוננציאלית ביחס למספר הקלטים אשר אותה פונקציה מקבלת.

עבור מודל ה-GNB, הצלחנו להשיג אחוזי הצלחה גבוהים יחסית, כ-96% עבור כל אחת מהקטגוריות. אנו סוברים כי בעקבות ההנחה של אי תלות סטטיסטית אשר מניח אלגוריתם ה-GNB, הוא מצליח להתגבר על הבעיה של קודמיו וזאת מכיוון שאי התלות מפחיתה את כמות המקרים שעל המודל ללמוד.