

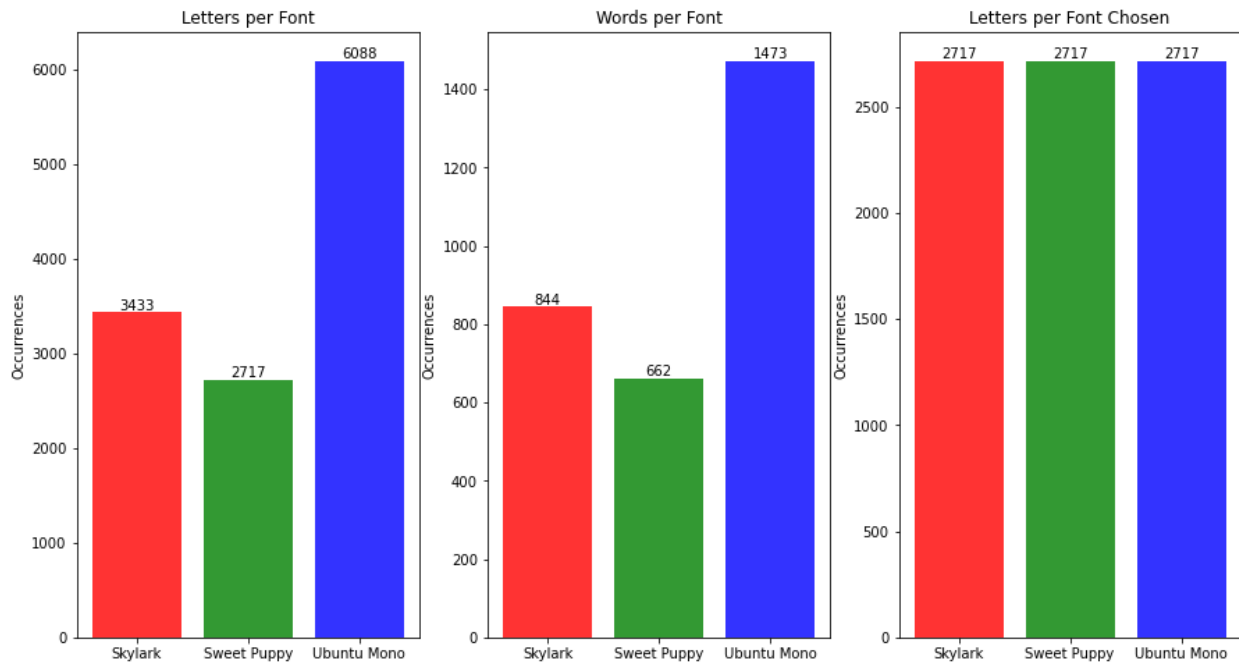
פרויקט: זיהוי פונטים מתמונות

מגיש: רז רמון 315474197
דוח פרויקט:

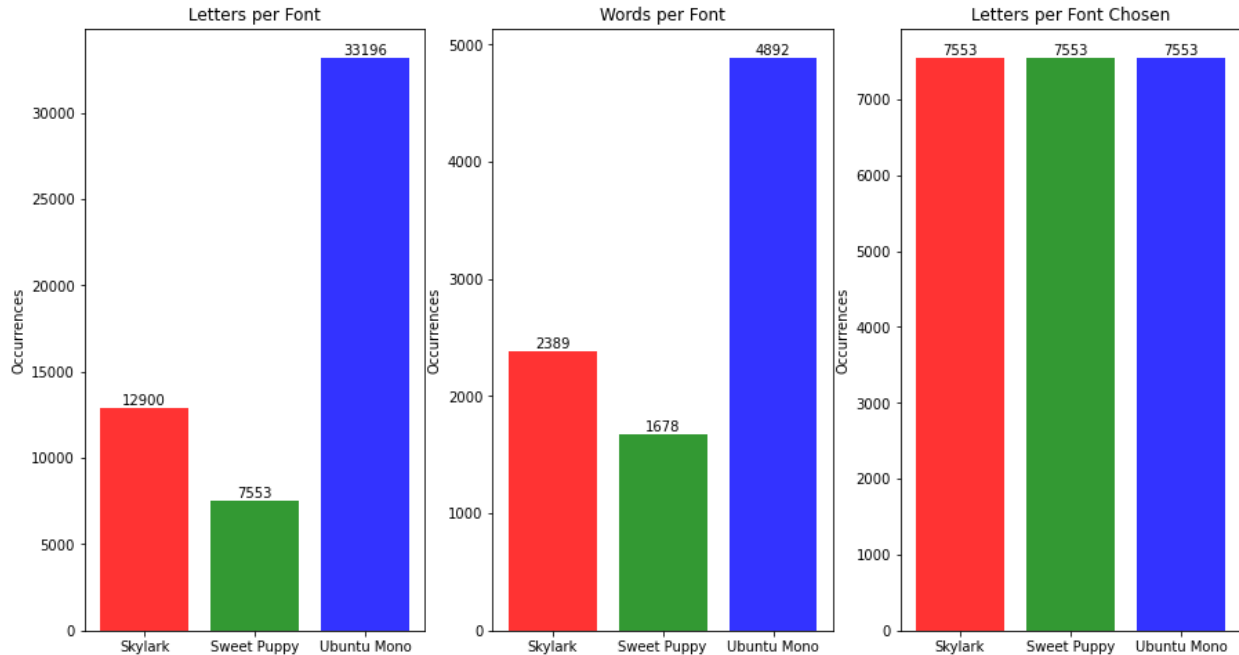
מהלך העבודה

חלק 1 – בדיקת dataset:

דבר ראשון שעשיתי זאת בדיקה של התמונות – כמה אותיות יש לנו מכל פונט, כמה מילים. לאחר מכן, על מנת ליצור אחידות ולא bias כלפי פונט מסויים, לקחתי את המינימום של האותיות מבין כל הפונטים – שכן אני מאמן על אותיות, ולא על מילים, אך היה חשוב לראות האם יש קשר בין אורכי המילים לבין הפונטים. הבחירה באותיות נעשתה אחרי ביצוע random על האותיות על מנת ליצור גנרליזציה בין כל המילים וכל הצורות של האותיות.



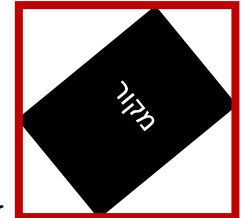
לאחר כמות רבה של ניסיונות על רשתות, ניסיונות להוסיף ולהחסיר שינויים על התמונות – להוסיף רעשים וכו', החלטתי להשתמש בספרייה SynthText על מנת ליצור dataset נוסף לכל סוג פונט בנפרד. הדבר לקח מעל יום, כי הקוד שבGitHub לא עובד, והיה צריך לעשות שינויים בקוד + התאמות של ספריות על מנת שיווצרו תמונות שבהן bounding boxes יהיו במקומות הנכונים (השגיאה שלקחה הכי הרבה זמן) וגם שיהיה לכל מילה פונט. כפי שנראה למטה, לאחר הרבה עבודה הצלחתי ליצור עוד תמונות. ללא סיבה שמצאתי, נוצרו הרבה יותר אותיות של הפונט Ubuntu Mono, אך שוב, גם פה נבחרה הכמות המינימלית של האותיות מבין כל הפונטים עבור כולם, שזה עדיין מגן מן bias. גם פה נעשה random.



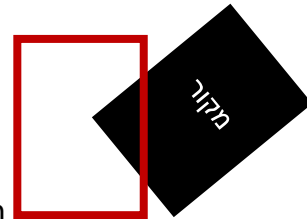
כלומר כמעט שילשתי את כמות האותיות שהמודל מתאמן עליהן, מה שגרם לשיפור ביצועים.

חלק 2 - טיפול בתמונות:

בהינתן datasetn, הייתי צריך איכשהו להוציא את האותיות – על מנת שאוכל ללמד רשת עליהן. בהתחלה ניסיתי עם חתיכה של כל אות על פי האמא והמינו של כל bounding box, אך הדבר יצר בעיה שחלק מהאות אחרת נכנסה לאות הנוכחית והאותיות לא היו מדויקות, אם האות הייתה באלכסון וכתוצאה מכך גם ה bounding box שלה, הדבר יצר בעיה שהתמונה שנחתכה הכילה הרבה יותר מאשר רק האות, לכן החלטתי להשתמש ב getPerspectiveTransform וב warpPerspective על מנת לקחת את ה bounding box המקורי ולעשות הטלה על מנת לקבל את התמונה כפי שרציתי.



זה מה שקרה בניסיון המקורי שלי, כאשר באדום זאת האות שאכן נלקחה.



השימוש ב getPerspectiveTransform הטיל את ה bounding box כך שתמונה תהיה על ציר הא, וכך תהיה לנו תמונה מיושרת. ה wrapPerspective הוא בשביל להיות בדיוק בגודל הרצוי. התמונות נשמרו ב 2 תיקיות שונות, אחת לאימון ואחד לוולידציה, כאשר כל פונט נשמר בתיקייה נפרדת.

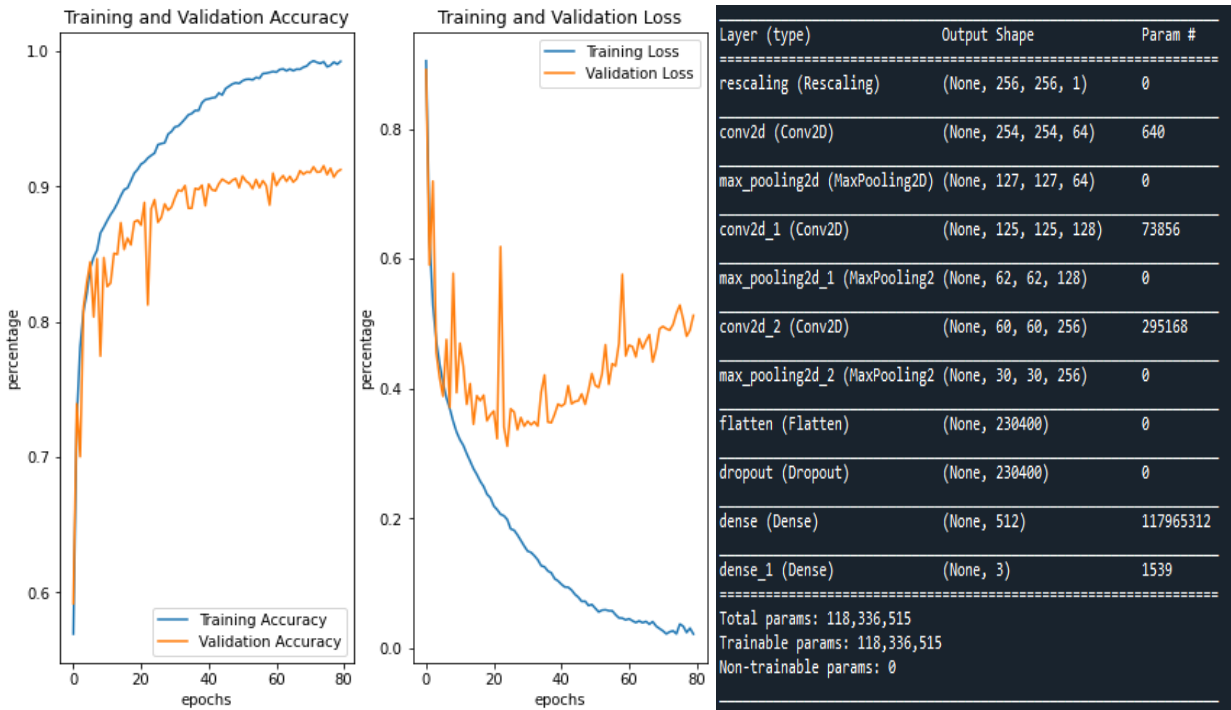
חלק 3 – בניית רשת ראשונה:

החלטתי עוד מההתחלה לעשות בדיקה של זיהוי פונט לאות יחידה לעומת זיהוי פונט למילה – כלומר לסכום את ה predictions על פני כל האותיות במילה ולקחת את המקסימום, ולשים את הפונט הזה לכל האותיות הללו, וכך גם אם אחת מהן לא צלחה, האחרות יתקנו אותה. לבסוף החלטתי שהמודל שבחרתי יוציא אך ורק את הזיהוי למילה.

כל התוצאות הן עם הוספת עוד dataset, שכן ללא התוצאות לא היו מספיק טובות. כל התוצאות של המילה לעומת האות הן כתוצאה מהרצה על סט הוולידציה שניתן.

הרשת הראשונה שניסיתי:

בהתחלה ניסיתי להבין איך ומה אני רושם, איזו רשת אני מחפש. ממה שלמדנו ומחיפושים התחלתי עם רשת בסיסית, בהשראה של רשת מ kaggle, שנועדה לעשות font classification על dataset notMNIST, שזהו גם dataset של אותיות ופונטים. הרשת שלי מקבלת תמונות אפורות, בהתחלה עושה להן נרמול ע"י rescaling(1./255), לאחר מכן 3 שכבות של conv2D עם maxPooling, ולבסוף flatten וdense לסיים ולמספר classes שיש לי וזאת הרשת הראשונה שהרצתי.



התוצאות על פי – אות/מילה(שמאל מילה, ימין אות):

	Precision	recall	f1-score	support
Skylark	0.88/0.88	0.98/0.98	0.93/0.93	501/1915
Sweet Puppy	0.96/0.96	0.97/0.97	0.96/0.96	373/1373
Ubuntu Mono	0.99/0.99	0.93/0.94	0.96/0.96	1133/4910
accuracy			0.95/0.96	2007/8198
macro avg	0.94/0.94	0.96/0.96	0.95/0.95	2007/8198
weighted avg	0.96/0.96	0.95/0.96	0.95/0.96	2007/8198

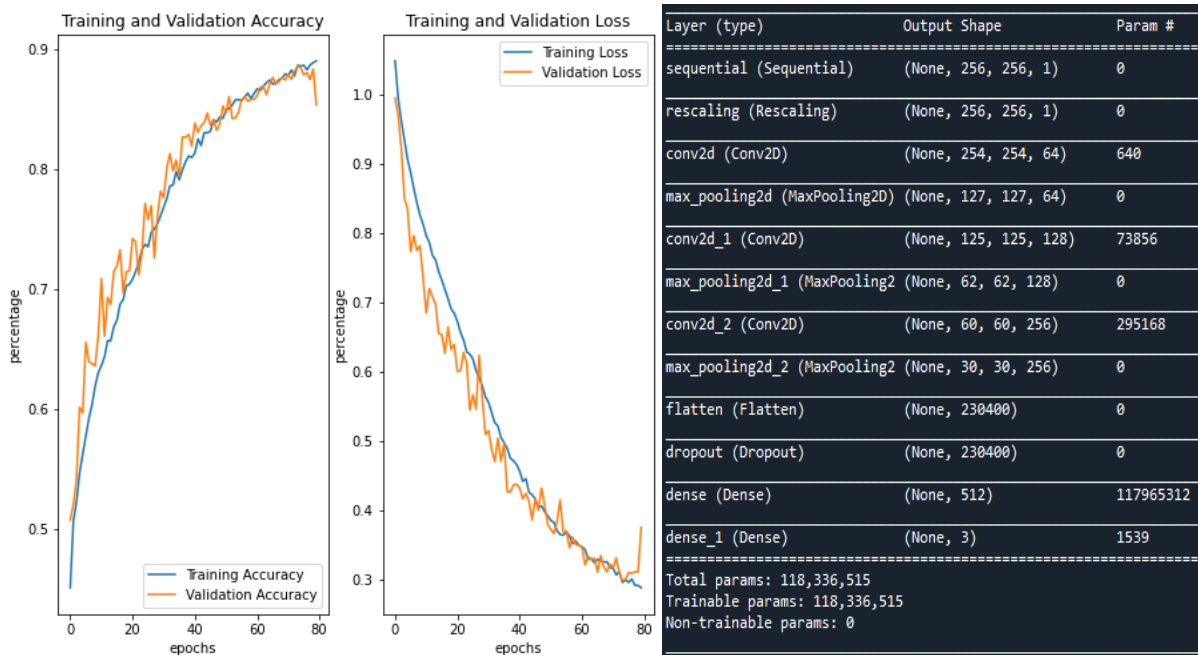
שאלו תוצאות לא רעות בכלל להרצה הראשונה. כפי שנראה, הייתי צריך לעשות פחות epochs, על מנת להפסיק את overfitting. התחלתי עם תמונות בגודל 256, שזאת כנראה הבעיה שלי בהמשך.

ניסיונות שיפור של הרשת:

ניסיון 1:

לאחר מכן, החלטתי לנסות לעשות פעולות על dataset לפני שהוא נכנס לרשת, כלומר לעשות preprocessing כלשהו. לאחר חיפוש מצאתי את הפוסט <https://towardsdatascience.com/how-to-reduce-training-time->

[for-a-deep-learning-model-using-tf-data-43e1989d2961](https://www.tensorflow.org/tutorials/keras/for_a_deep_learning_model_using_tf_data) שבו מסבירים איך לעשות זאת. הפעולה הזאת נכנסה לכל הניסיונות של הרשת הזאת, כולל ניסיונות גם על ה-vgg16.



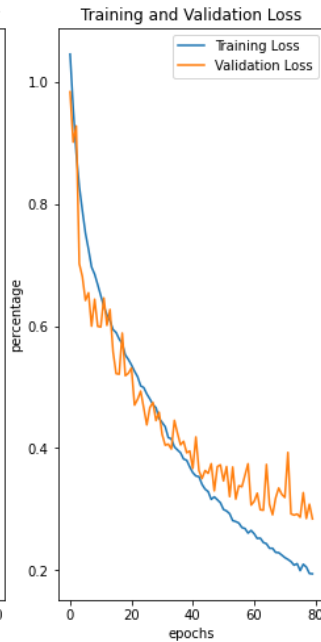
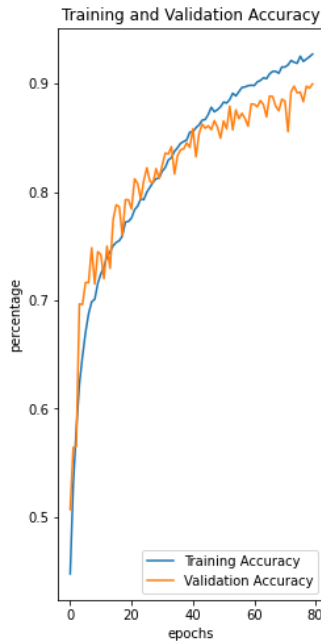
התוצאות על פי – אות/מילה(שמאל מילה, ימין אות):

	Precision	recall	f1-score	support
Skylark	0.86/0.86	0.95/0.95	0.91/0.90	501/1915
Sweet Puppy	0.81/0.79	0.98/0.98	0.89/0.88	373/1373
Ubuntu Mono	0.98/0.98	0.87/0.88	0.92/0.93	1133/4910
accuracy			0.91/0.91	2007/8198
macro avg	0.89/0.88	0.93/0.94	0.91/0.90	2007/8198
weighted avg	0.92/0.92	0.91/0.91	0.91/0.91	2007/8198

כלומר חלק מהpreprocessing הרוס, לכן אחרי כמה ניסיונות מגיע ניסיון 2.

ניסיון 2:

כמו כן, על מנת ליעל את הרשת, על פי הפוסט הזה <https://datascience.stackexchange.com/questions/22760/number-and-size-of-dense-layers-in-a-cnn> החלטתי להוסיף עוד שכבת dense בסוף, ולהוריד ולשנות חלק מהpreprocessing layers.



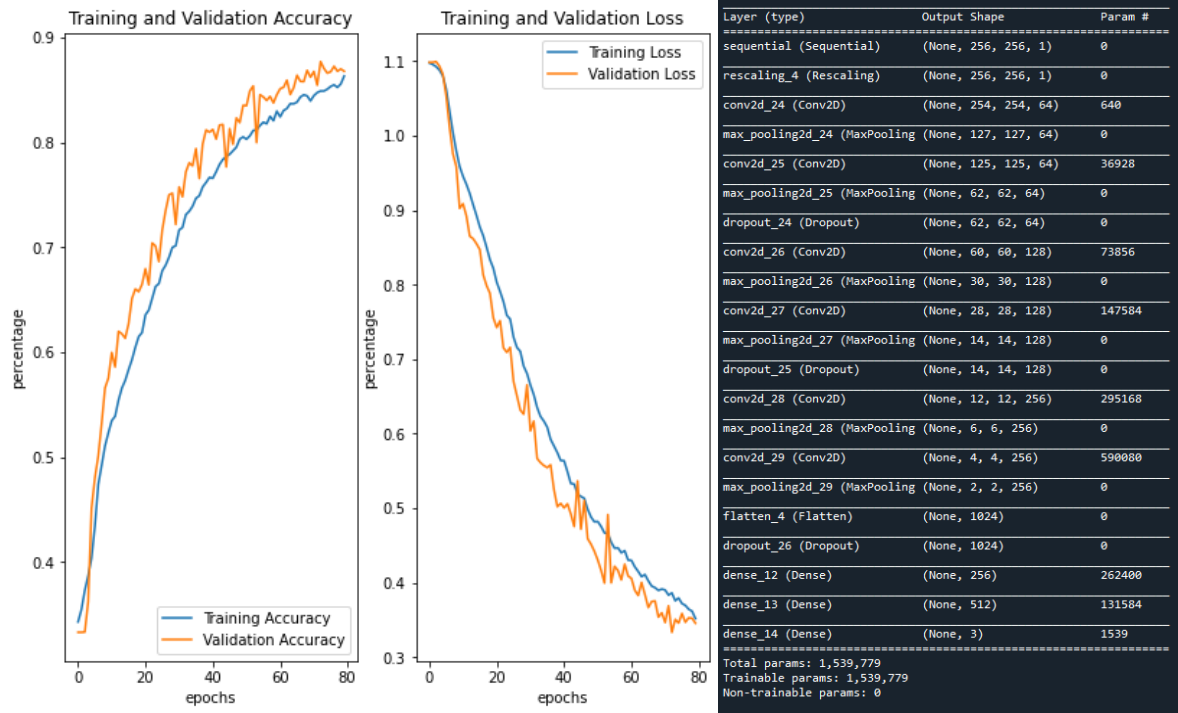
Layer (type)	Output Shape	Param #
sequential_2 (Sequential)	(None, 256, 256, 1)	0
rescaling_1 (Rescaling)	(None, 256, 256, 1)	0
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 254, 254, 64)	640
max_pooling2d_3 (MaxPooling2D)	(None, 127, 127, 64)	0
conv2d_4 (Conv2D)	(None, 125, 125, 128)	73856
max_pooling2d_4 (MaxPooling2D)	(None, 62, 62, 128)	0
conv2d_5 (Conv2D)	(None, 60, 60, 256)	295168
max_pooling2d_5 (MaxPooling2D)	(None, 30, 30, 256)	0
flatten_1 (Flatten)	(None, 230400)	0
dropout_1 (Dropout)	(None, 230400)	0
dense_3 (Dense)	(None, 256)	58982656
dense_4 (Dense)	(None, 512)	131584
dense_5 (Dense)	(None, 3)	1539
Total params: 59,485,443		
Trainable params: 59,485,443		
Non-trainable params: 0		

התוצאות על פי – אות/מילה(שמאל מילה, ימין אות):

	Precision	recall	f1-score	support
Skylark	0.83/0.82	0.97/0.97	0.89/0.89	501/1915
Sweet Puppy	0.91/0.89	0.94/0.95	0.93/0.92	373/1373
Ubuntu Mono	0.99/0.99	0.90/0.90	0.94/0.94	1133/4910
accuracy			0.92/0.92	2007/8198
macro avg	0.91/0.90	0.94/0.94	0.92/0.92	2007/8198
weighted avg	0.93/0.93	0.92/0.92	0.92/0.92	2007/8198

ניסיון 3:

הכפלת כל שכבת קונבולוציה וכל שכבת pooling, כאשר בין כל שינוי גודל של הקונבולוציה, ביצעתי dropout.

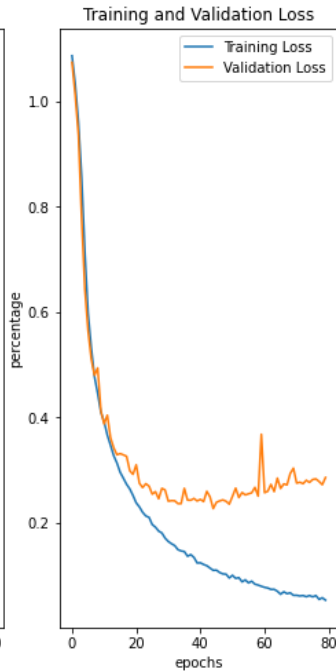
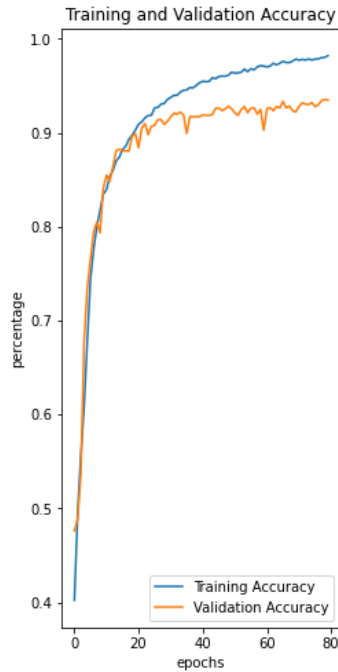


התוצאות על פי – אות/מילה(שמאל מילה, ימין אות):

	Precision	recall	f1-score	support
Skylark	0.76/0.75	0.99/0.98	0.86/0.85	501/1915
Sweet Puppy	0.88/0.95	0.98/0.98	0.93/0.92	373/1373
Ubuntu Mono	0.99/0.99	0.83/0.84	0.91/0.91	1133/4910
accuracy			0.90/0.90	2007/8198
macro avg	0.88/0.87	0.93/0.93	0.90/0.89	2007/8198
weighted avg	0.92/0.92	0.90/0.90	0.90/0.90	2007/8198

כפי שנראה, כנראה ביצעתי יותר מדי dropout, לכן התוצאות השתבשו ולא הצליחו. ניסיון 4:

הקטנה של התמונות לגודל 100, הוספה של עוד שכבה של conv2d בגודל 512 ואחריה maxPooling, כמו כן, גם פה יש שינוי של dropouts כך שבין כמעט כל השכבות קיימת שכבה כזאת. הרשת נתנה תוצאות יפות, גם ללא data augmentation.



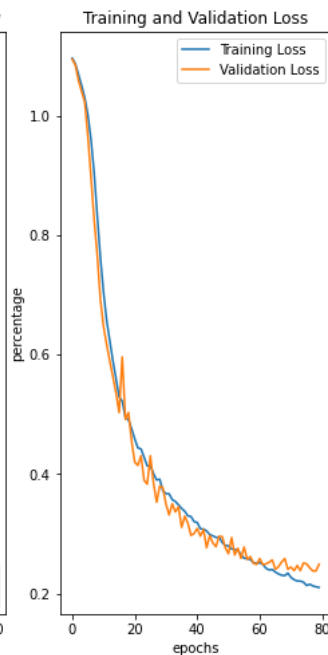
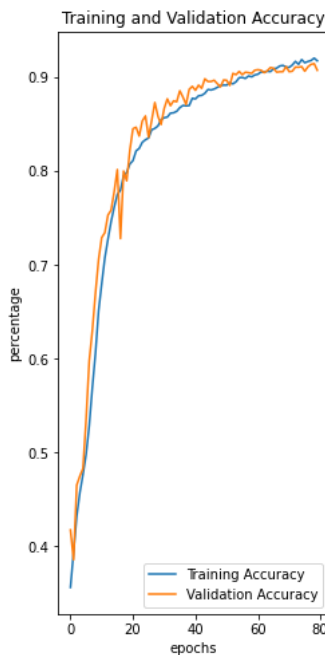
Layer (type)	Output Shape	Param #
rescaling (Rescaling)	(None, 100, 100, 1)	0
conv2d (Conv2D)	(None, 98, 98, 64)	640
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 49, 49, 64)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 47, 47, 128)	73856
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 23, 23, 128)	0
dropout (Dropout)	(None, 23, 23, 128)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 21, 21, 256)	295168
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 10, 10, 256)	0
dropout_1 (Dropout)	(None, 10, 10, 256)	0
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 8, 8, 512)	1180160
max_pooling2d_3 (MaxPooling2D)	(None, 4, 4, 512)	0
flatten (Flatten)	(None, 8192)	0
dropout_2 (Dropout)	(None, 8192)	0
dense (Dense)	(None, 512)	4194816
dense_1 (Dense)	(None, 3)	1539
Total params: 5,746,179		
Trainable params: 5,746,179		
Non-trainable params: 0		

התוצאות על פי – אות/מילה (שמאל מילה, ימין אות):

	Precision	recall	f1-score	support
Skylark	0.94/0.94	0.97/0.97	0.95/0.95	501/1915
Sweet Puppy	0.96/0.96	0.98/0.98	0.97/0.97	373/1373
Ubuntu Mono	0.98/0.99	0.96/0.96	0.97/0.97	1133/4910
accuracy			0.97/0.97	2007/8198
macro avg	0.96/0.96	0.97/0.97	0.97/0.97	2007/8198
weighted avg	0.97/0.97	0.97/0.97	0.97/0.97	2007/8198

ניסיון 5:

הרשת הקודמת עם data augmentation.



Layer (type)	Output Shape	Param #
sequential (Sequential)	(None, 100, 100, 1)	0
rescaling (Rescaling)	(None, 100, 100, 1)	0
conv2d (Conv2D)	(None, 98, 98, 64)	640
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 49, 49, 64)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 47, 47, 128)	73856
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 23, 23, 128)	0
dropout (Dropout)	(None, 23, 23, 128)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 21, 21, 256)	295168
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 10, 10, 256)	0
dropout_1 (Dropout)	(None, 10, 10, 256)	0
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 8, 8, 512)	1180160
max_pooling2d_3 (MaxPooling2D)	(None, 4, 4, 512)	0
flatten (Flatten)	(None, 8192)	0
dropout_2 (Dropout)	(None, 8192)	0
dense (Dense)	(None, 512)	4194816
dense_1 (Dense)	(None, 3)	1539
Total params: 5,746,179		
Trainable params: 5,746,179		
Non-trainable params: 0		

התוצאות על פי – אות/מילה(שמאל מילה, ימין אות):

	Precision	recall	f1-score	support
Skylark	0.94/0.93	0.98/0.98	0.96/0.95	501/1915
Sweet Puppy	0.95/0.95	0.98/0.99	0.97/0.97	373/1373
Ubuntu Mono	0.99/0.99	0.96/0.96	0.97/0.98	1133/4910
accuracy			0.97/0.97	2007/8198
macro avg	0.96/0.96	0.97/0.97	0.97/0.97	2007/8198
weighted avg	0.97/0.97	0.97/0.97	0.97/0.97	2007/8198

ניסיון 6 (הרשת שנבחרה!): הוספה של שכבת conv2d ושכבת maxpooling באמצע, עם תמונות בגודל 100.



Layer (type)	Output Shape	Param #
sequential_3 (Sequential)	(None, 100, 100, 1)	0
rescaling_2 (Rescaling)	(None, 100, 100, 1)	0
conv2d_11 (Conv2D)	(None, 98, 98, 64)	640
max_pooling2d_11 (MaxPooling)	(None, 49, 49, 64)	0
conv2d_12 (Conv2D)	(None, 47, 47, 128)	73856
max_pooling2d_12 (MaxPooling)	(None, 23, 23, 128)	0
conv2d_13 (Conv2D)	(None, 21, 21, 256)	295168
max_pooling2d_13 (MaxPooling)	(None, 10, 10, 256)	0
conv2d_14 (Conv2D)	(None, 8, 8, 256)	590080
max_pooling2d_14 (MaxPooling)	(None, 4, 4, 256)	0
dropout_4 (Dropout)	(None, 4, 4, 256)	0
conv2d_15 (Conv2D)	(None, 2, 2, 512)	1180160
max_pooling2d_15 (MaxPooling)	(None, 1, 1, 512)	0
flatten_2 (Flatten)	(None, 512)	0
dropout_5 (Dropout)	(None, 512)	0
dense_4 (Dense)	(None, 512)	262656
dense_5 (Dense)	(None, 3)	1539
Total params: 2,404,099		
Trainable params: 2,404,099		
Non-trainable params: 0		

	Precision	recall	f1-score	support
Skylark	0.95/0.96	0.98/0.98	0.97/0.97	501/1915
Sweet Puppy	0.97/0.97	0.99/0.99	0.98/0.98	373/1373
Ubuntu Mono	0.99/0.99	0.97/0.97	0.98/0.98	1133/4910
accuracy			0.98/0.98	2007/8198
macro avg	0.97/0.97	0.98/0.98	0.98/0.98	2007/8198
weighted avg	0.98/0.98	0.98/0.98	0.98/0.98	2007/8198

זוהי הרשת עם התוצאות הטובות ביותר שיצא לי, לכן בחרתי לקחת אותה.

לסיים על הרשת שלי:

נראה שכשהתחלתי עם תמונות גדולות, הדבר היה בעייתי, שכן כששרשת היו כל כך הרבה פיקסלים, התוצאות נהיו גרועות וכנראה שהרשת לא הצליחה להתאמן כראוי.

בעת הורדת הרזולוציה של התמונות, הרשת הצליחה להתאמן, יותר מהר ועם תוצאות יותר טובות. הייתי צריך לחקור על כל הdata augmentation, על מנת לחשוב מה מתאים לי ולעשות הרבה ניסיונות עם פרמטרים שונים, עד שהגעתי לתוצאה הכי טובה.

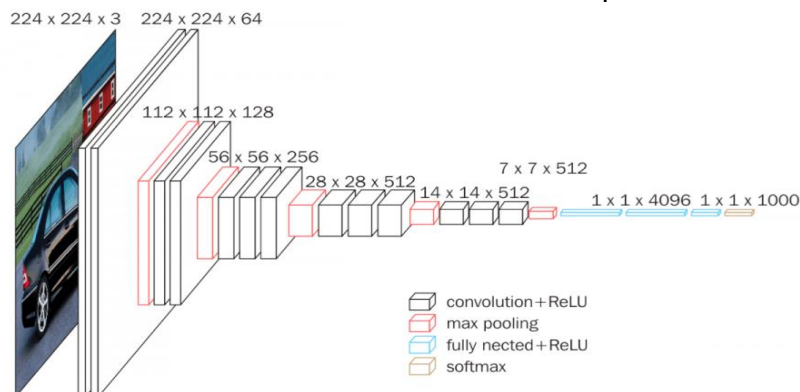
חלק 4 – עבודה על פי המאמר ותוצאות של VGG16:

בעקבות המאמר:

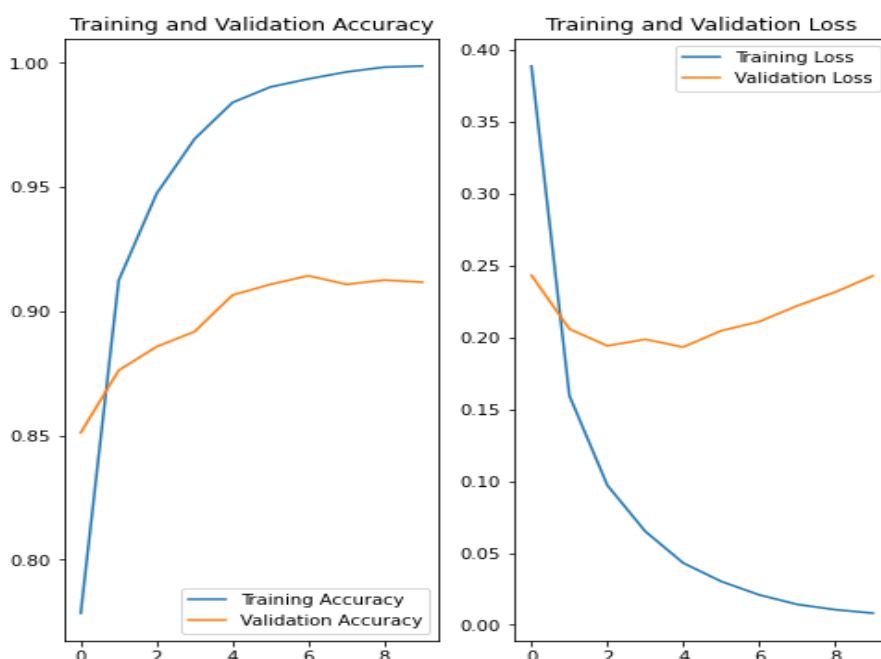
“Font Recognition in Natural Images via Transfer Learning”

<https://www.icst.pku.edu.cn/zlian/docs/20181024110641005904.pdf>

החלטתי לנסות ולהשתמש ברשת קיימת, בטכניקה שנקראת transfer learning, שבה משתמשים ברשת קיימת מאומנת, כלומר שיש לה כבר משקולות לאחר training, וללמד אותה את הdataset הקיים על מנת לזהות את הפונטים. הרשת שאני בחרתי אומנה על imagenet, שזהו dataset ענק עם מעל 14 מיליון תמונות מתויגות ששייכות ל-1000 classes, לכן הרשת מאומנת כבר על מנת לבצע classification על תמונות. הרשת היא VGG16, אשר מתוארת כך:



בהתחלה לקחתי את הרשת לבדה, וניסיתי לאמן ללא המשקולות הקיימות של imagenet, אך הדבר לא הצליח בכלל, ולאחר מכן בחרתי כן להשתמש בimagenet, שהצליח בצורה מעולה על ההתחלה, עוד לפני שניסיתי לשנות משהו. על מנת להתגבר על כך שהרשת מיועדת למספר classes בגודל 1000, הוספתי סיום של 2 שכבות – softmax dense בגודל 3 – שיתאים למספר הclasses fonts, שיש לנו. כפי שנראה, לא הייתי צריך הרבה epochs, שכן כבר החל מ-10 התחיל overfitting, לכן בחרתי לעצור ב-10.



התוצאות תמיד חושבו גם על פי כל אות בנפרד וגם על פי כל מילה – סכמתי את התוצאות, ושמתתי את המקסימום בשביל כל האותיות במילה – כלומר גם אם אות אחת סטתה ללא נבחרה נכון, נתקן בעזרת שאר האותיות במילה.

התוצאות על פי – אות/מילה (שמאל מילה, ימין אות):

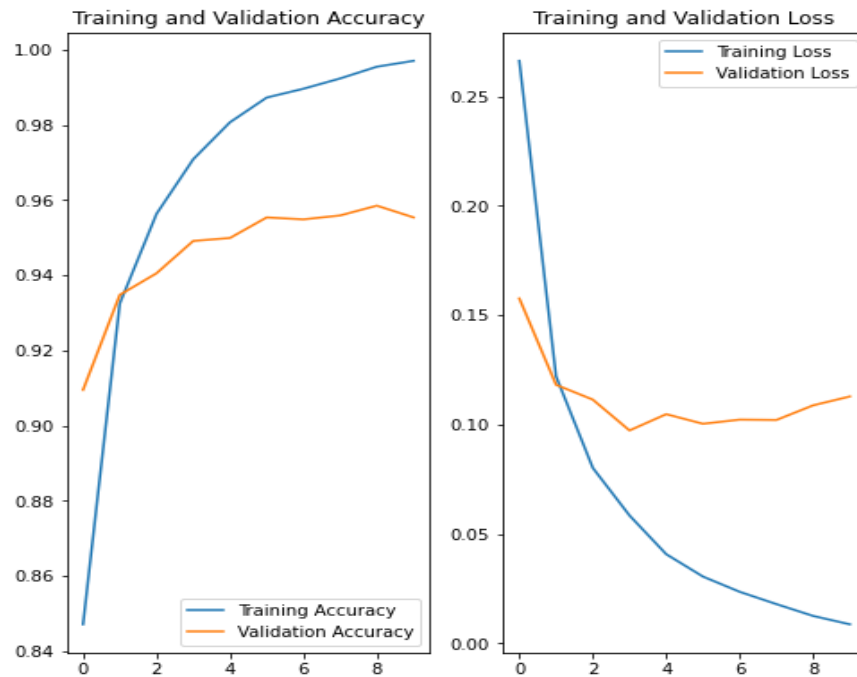
	Precision	recall	f1-score	support
Skylark	0.95/0.95	0.96/0.96	0.96/0.95	501/1915

Sweet Puppy	0.96/0.95	0.97/0.97	0.97/0.96	373/1373
Ubuntu Mono	0.98/0.98	0.97/0.97	0.98/0.98	1133/4910
accuracy			0.97/0.97	2007/8198
macro avg	0.96/0.96	0.97/0.97	0.97/0.96	2007/8198
weighted avg	0.97/0.97	0.97/0.97	0.97/0.97	2007/8198

ניסיונות שיפור של רשת VGG16:

ניסיון ראשון:

הדבר הראשון שרציתי לעשות הוא להוסיף את הdata החדש לשתי הרשתות ולראות מה קורה לתוצאות. באופן מוזר, דווקא לvgg16 קצת ירד הדיוק. Vgg16 עם תוספת של data:

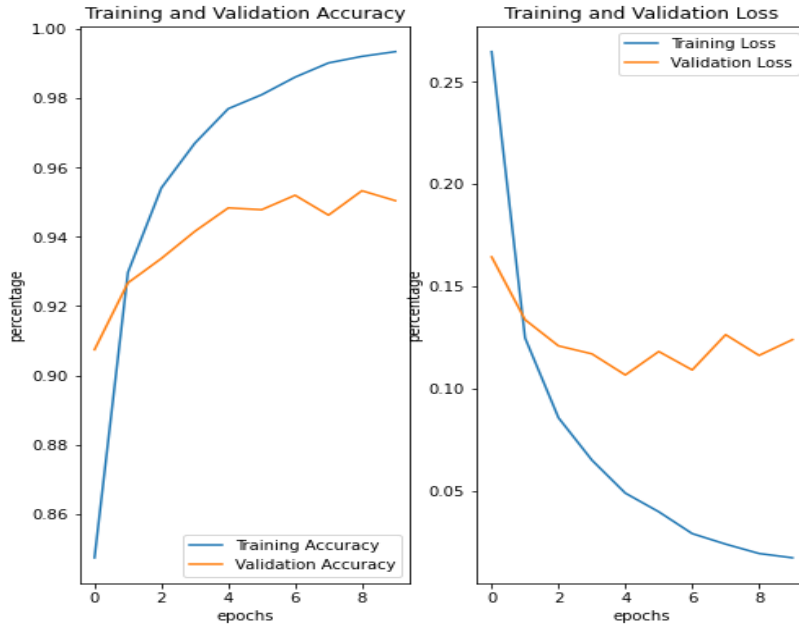


התוצאות על פי – אות/מילה:

	Precision	recall	f1-score	support
Skylark	0.92/0.91	0.97/0.97	0.95/0.94	501/1915
Sweet Puppy	0.95/0.94	0.98/0.97	0.96/0.96	373/1373
Ubuntu Mono	0.99/0.99	0.95/0.95	0.97/0.97	1133/4910
accuracy			0.96/0.96	2007/8198
macro avg	0.95/0.95	0.97/0.97	0.96/0.96	2007/8198
weighted avg	0.96/0.96	0.96/0.96	0.96/0.96	2007/8198

ניסיון שני:

Vgg16 עם תוספת של data ועם layers של salt and pepper ורעש גאוסיאני:

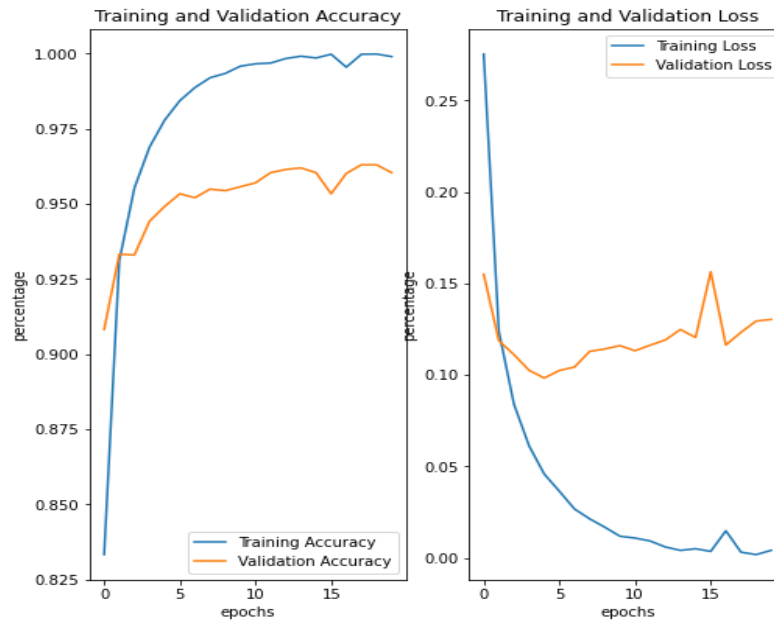


התוצאות על פי – אות/מילה:

	Precision	recall	f1-score	support
Skylark	0.95/0.95	0.97/0.97	0.96/0.96	501/1915
Sweet Puppy	0.95/0.95	0.99/0.98	0.97/0.96	373/1373
Ubuntu Mono	0.99/0.99	0.96/0.97	0.98/0.97	1133/4910
accuracy			0.97/0.97	2007/8198
macro avg	0.96/0.96	0.97/0.97	0.97/0.97	2007/8198
weighted avg	0.97/0.97	0.97/0.97	0.97/0.97	2007/8198

ניסיון 3:

הקטנת גודל התמונות ל150 על 150 במקום 224 על 224.



	Precision	recall	f1-score	support
Skylark	0.94/0.94	0.98/0.99	0.96/0.96	501/1915
Sweet Puppy	0.95/0.94	0.99/0.99	0.97/0.96	373/1373
Ubuntu Mono	0.99/0.99	0.96/0.96	0.98/0.98	1133/4910
accuracy			0.97/0.97	2007/8198
macro avg	0.96/0.96	0.96/0.98	0.97/0.97	2007/8198
weighted avg	0.97/0.97	0.97/0.97	0.97/0.97	2007/8198

לסיים:

על כן ולאחר כל הניסיונות, הבחירה הייתה בין vgg16 עם התוספות של data augmentation לבין הרשת שלי עם התמונות הקטנות והdata augmentation, כלומר **ניסיון 6**, החלטתי לקחת את הרשת שאני יצרתי עם התוספות, שכן לפי דעתי זה ייתן את הגנרליזציה הטובה ביותר, בזמן אימון וזמן ריצה טובים ביותר.

בנימה אישית:

נהניתי מאוד מהעבודה, הרבה זמן רציתי להיכנס לתחום וזה בהחלט הכריח אותי לעשות את הצעד סופסוף, להבין הרבה יותר ולחקור בעצמי, ואפילו לחבר את הGPU שלי על מנת להריץ את המודלים במהירות הטובה ביותר.

נספחים:

תוצאות של הרצת הרשתות עם image_dataset_from_directory כאשר validation_split הוא 0.2:

<https://stackoverflow.com/questions/45117295/what-is-the-relation-between-validation-data-and-validation-split-in-keras-fit>

על פי התשובה, הבעיה עם הדבר הזה שאין לדעת איך keras ייקח מהדאטה – כלומר יכול להיות שהוא ייקח יותר מפונט אחד מאשר מהשני. כפי שהתוצאות מראות, הדבר כנראה נכון, שכן יש הטיה כלפי הפונט UbuntuMono.

הרצתי רוב הזמן את הרשתות עם זה, ולא הבנתי למה תמיד התוצאות על האחרים פחות טובות, לכן הלכתי לבדוק.

התוצאות על הריצות:

המודל VGG:

התוצאות על פי – אות/מילה:

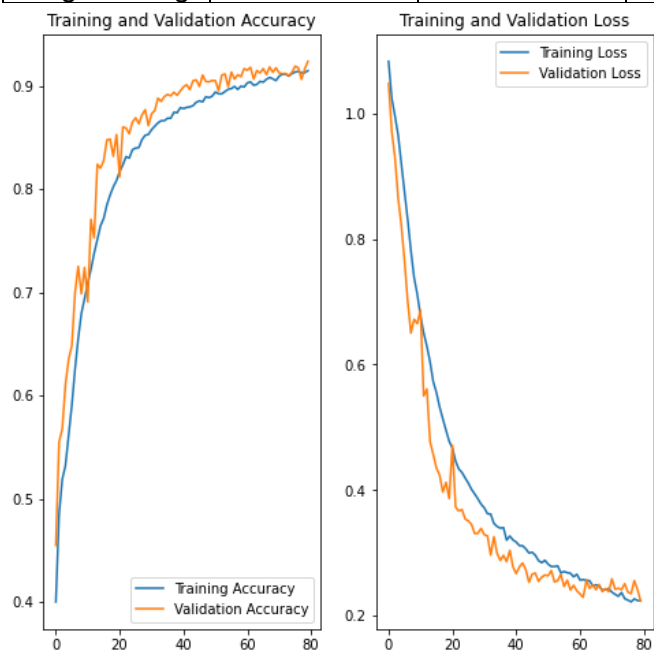
	Precision	recall	f1-score	support
Skylark	0.96/0.96	0.98/0.98	0.97/0.97	501/1915
Sweet Puppy	0.92/0.91	0.99/0.99	0.95/0.95	373/1373
Ubuntu Mono	0.99/0.99	0.96/0.96	0.97/0.98	1133/4910
accuracy			0.97/0.97	2007/8198
macro avg	0.95/0.95	0.97/0.97	0.96/0.96	2007/8198
weighted avg	0.97/0.97	0.97/0.97	0.97/0.97	2007/8198

המודל שלי:

התוצאות על פי – אות/מילה:

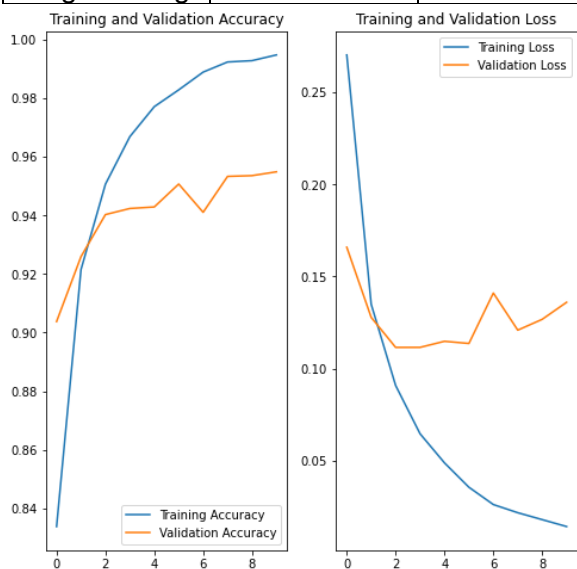
	Precision	recall	f1-score	support
Skylark	0.93/0.93	0.99/0.99	0.96/0.96	501/1915
Sweet Puppy	0.96/0.95	0.97/0.98	0.97/0.97	373/1373

Ubuntu Mono	0.99/0.99	0.96/0.96	0.98/0.98	1133/4910
accuracy			0.97/0.97	2007/8198
macro avg	0.96/0.96	0.97/0.98	0.97/0.97	2007/8198
weighted avg	0.97/0.97	0.97/0.97	0.97/0.97	2007/8198



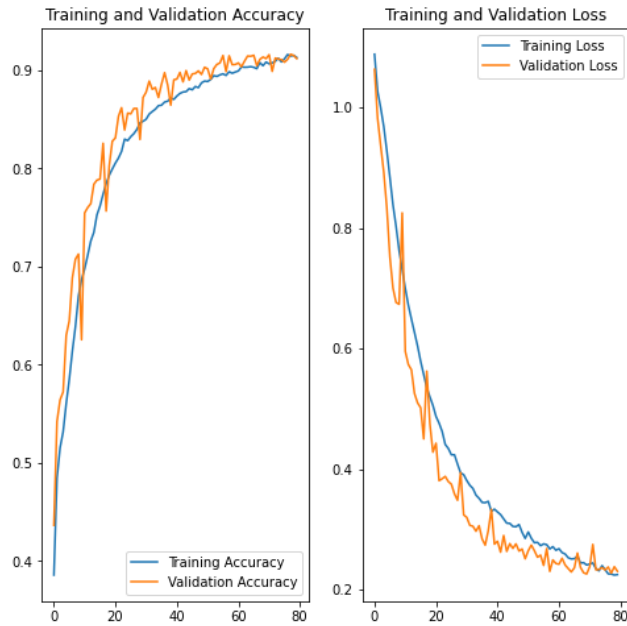
המודל VGG עם data augmentation:
התוצאות על פי – אות/מילה:

	Precision	recall	f1-score	support
Skylark	0.90/0.89	0.98/0.98	0.94/0.93	501/1915
Sweet Puppy	0.91/0.91	0.99/0.99	0.95/0.95	373/1373
Ubuntu Mono	1.00/1.00	0.93/0.94	0.96/0.97	1133/4910
accuracy			0.95/0.96	2007/8198
macro avg	0.94/0.93	0.97/0.97	0.95/0.95	2007/8198
weighted avg	0.96/0.96	0.95/0.96	0.96/0.96	2007/8198



המודל שלי עם רעש גאוסיאני:
 התוצאות על פי – אות/מילה:

	Precision	recall	f1-score	support
Skylark	0.92/0.92	0.98/0.98	0.95/0.95	501/1915
Sweet Puppy	0.95/0.94	0.97/0.97	0.96/0.96	373/1373
Ubuntu Mono	0.99/0.99	0.96/0.96	0.97/0.97	1133/4910
accuracy			0.96/0.96	2007/8198
macro avg	0.95/0.95	0.97/0.97	0.96/0.96	2007/8198
weighted avg	0.97/0.97	0.96/0.96	0.96/0.97	2007/8198



המודל שלי עם רעש גאוסיאני ורעש salt and pepper:
 התוצאות על פי – אות/מילה:

	Precision	recall	f1-score	support
Skylark	0.91/0.91	0.99/0.99	0.95/0.95	501/1915
Sweet Puppy	0.95/0.94	0.97/0.98	0.96/0.96	373/1373
Ubuntu Mono	0.99/0.99	0.95/0.96	0.97/0.97	1133/4910
accuracy			0.96/0.96	2007/8198
macro avg	0.95/0.95	0.97/0.97	0.96/0.96	2007/8198
weighted avg	0.96/0.97	0.96/0.96	0.96/0.96	2007/8198

