

למידה ייצוג וראיה ממוחשבת – מטלה 2



מ<u>גישים</u>: אורן גולדפישר 307967612 חן גרינברג 204640262

:<u>תאריך</u> 20/02/2021

המחלקה להנדסת תעשייה וניהול למידה ייצוג וראיה ממוחשבת -סמסטר א' תשפ"א-



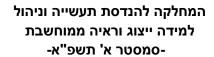
תוכן ענייני

פרמטרים	3
שיטת כיוונון הפרמטרים	4
יוונון הפרמטרים	5
המודל הנבחר וערכי הפרמטרים הנבחרים	88
שיפור המודל	9
מנועות במודל	11



פרמטרים

- אלו הם גדלים קבועים, בהתאם לדרישות הרשת המקורית Width, Height .1 בה בחרנו להשתמש.
- 2. Optimization Method השיטה בה המודל יילמד, כלומר, דרך הפעולה בה הוא יאמן את המשקולות של הרשת בשלב הTrain.
 - 3. Decay בערך זה ייתן קנס על המשקולות, זאת על מנת לחייב משקלים Decay .over-fitting, כדי לצמצם את הסיכויים לLoss.
 - 4. Learning Rate ערך המייצג את המשקל שנקדיש לכל Sample בשלב האימון. כלומר, ככל שהערך גדול יותר, כך התנודות שנבצע במשקולות בעקבות הSamples בשלב האימון, יהיו גדולים יותר.
 - ערך זה מראה את קצב ההתכנסות של המודל, ככל שערך Momentum .זה גבוה יותר, כך הוא "יתקדם" מהר יותר לנקודת ההתכנסות.
- 6. Epochs כמות הפעמים בהם נעביר את כל הSamples שלנו במודל בשלב האימון. ככל שכמות שהEpochs תהיה גדולה יותר, כך המודל יילמד טוב יותר את הדוגמאות מסט האימון שלנו, אבל, כמות גבוהה מדי של Epochs עלולה להוביל לover-fit ליומד בצורה ספציפית מדי מודל עפ"י הדוגמאות שיש ברשותו.
- 7. Batch Size קבוצת הSamples שנכניס למודל בכל פעם שנלמד אותו, כלומר מה תהיה גודל הקבוצה (הBatch) שנכניס למודל בכל איטרציה.
- over- רגולציה אשר מצמצמת את הסיכוי להגיע ל-Early Stopping Criterion .8 epochs אור מספר לאחר מספר לאשר הsitting





שיטת כיוונון הפרמטרים

על מנת למצוא את המודל האופטימלי, ביצענו ולידציה רגילה. הוצאנו מתוך סט האימון שלנו 50 תמונות, אשר שימשו אותנו כסט ולידציה.

בכל פעם שרצינו למצוא פרמטר אופטימלי, הכנסנו את כל האופציות האפשריות, וראינו איזה מבין המודלים נותן לנו את התוצאה הטובה ביותר.

בסופו של דבר, הרצנו את המודל הנבחר על סט ה"טסט", 172 התמונות האחרונות בדאטה, והצגנו את התוצאות.



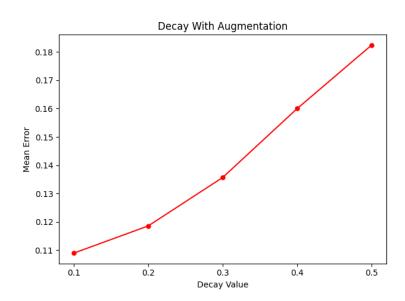
כיוונון הפרמטרים

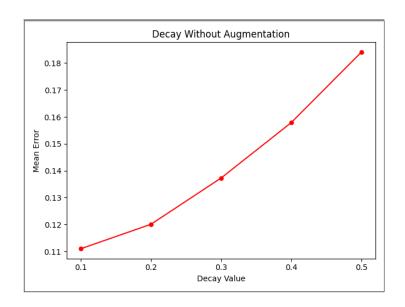
בתחילת העבודה על המודל, בחרנו לשפר את המודל בעזרת Data Augmentation, ואכן הגענו לאחוזי דיוק הגבוהים ביותר על סט הוולידציה. אך לאחר בדיקת זמן הריצה של המודל, עם הפרמטרים האופטימליים, זמן הריצה של המודל היה גבוה מהזמן שהוקצב לנו, ועל כן בחרנו בסופו של דבר לוותר על תהליך זה.

למרות זאת, מכיוון שהפרמטרים האופטימליים (פרט לכמות הEpochs אשר האוגמנטציה באה על חשבונם), נציג את הגרפים עבור שני המודלים.

לאחר קריאה ובדיקה, בחרנו בפרמטרים שעפ"י דעתנו, כיוונון שלהם, יוביל לשיפור המשמעותי ביותר במודל.

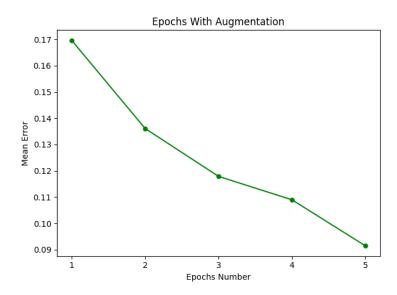
במקרה של היפר פרמטר זה, טווח הערכים בשני המקרים (עם Decay : Decay : במקרה של היפר פרמטר זה, בין 0.1 ל-0.5, כאשר התקדמנו כל פעם בקפיצות של 0.1.



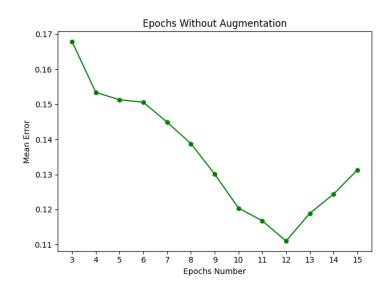


ניתן לראות כי התנהגות הגרף בשני המקרים היא זהה, הערך האופטימלי עבור הdecay הוא 0.1, ועל כן בחרנו בו.

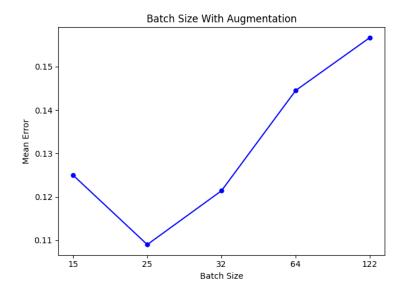
2. Epochs: פרמטר זה בעצם בא על חשבון תהליך האוגמנטציה באופן ישיר, מכיוון שככל שיש יותר תמונות, כך כמות ה Epochs שנוכל להריץ על הרשת מצטמצמת. תחילה כאשר הייתה לנו כמות גדולה של תמונות, הרצנו טווח ערכים שבין 1-5, ואף הגענו לתוצאות הגבוהות ביותר, למעלה מ90 אחוז על סט הוולידציה והטסט אך חרגנו ממגבלת הזמן, והתוצאות עם Epochs 4 היו נמוכות מהתוצאות ללא אוגמנטציה, ועל כן, בחרנו לוותר עליה. טווח הערכים החדש הינו בין 3-15, הערך האופטימלי אליו הגענו הוא12, וניתן לראות כי החל מנקודה זו אנחנו נכנסים למצב של over-fitting, המודל כבר העביר יותר מדי פעמים את התמונות ברשת ולמד אותם יתר על המידה.



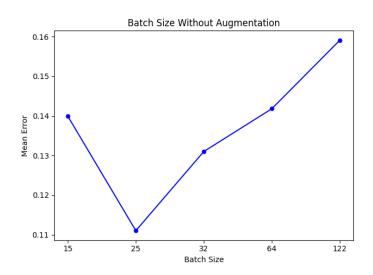




3. <u>Batch Size</u>: גם פרמטר זה, בדומה לDecay, היה עם אותו טווח של ערכים בשני המקרים, ובשני המקרים הצביע על 25 כבחירה האופטימלית.







המודל הנבחר וערכי הפרמטרים הנבחרים

לאחר האפטום הפרמטרים, הגענו לפרמטרים הבאים:

- Width, Height 224 .1
- Optimization Method SGD .2
 - Decay 0.1 .3
 - Momentum 0.9 .4
 - Epochs 12 .5
 - Batch Size 25 .6
- Early Stopping Criterion 0.001 .7

המחלקה להנדסת תעשייה וניהול למידה ייצוג וראיה ממוחשבת -סמסטר א' תשפ"א-

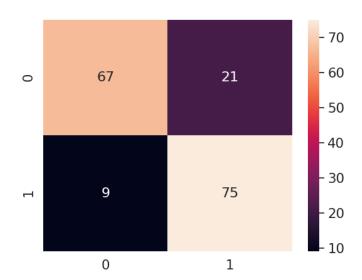


שיפור המודל

test: 82.5581% תוצאות המודל הבסיסי על



:Confusion Matrix



שיפורי המודל:

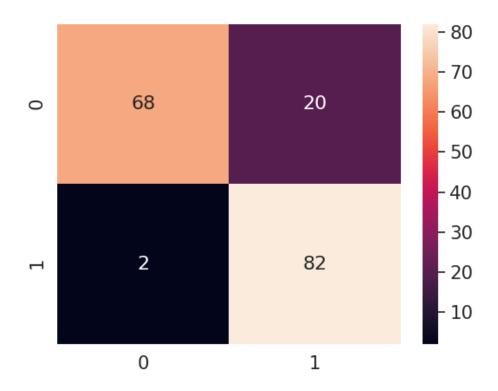
- 1. Weight Decay: כיוונו פרמטר זה, פורט בפרק הקודם.
- 2. Data Augmentation בפרוצדורה זו, אנו מגדילים את הכמות של תמונות האימון שלנו, בעזרת הדאטה המקורי שניתן לנו. אנו מבצעים מניפולציות מסוימות על התמונות הקיימות (היפוך, הטיה, חיתוך וכו'), ובכך מגדילים את סט האימון שלנו, ויוצרים מודל מנוסה יותר, מבלי לאסוף דאטה חדש באמת. במשימה שלנו, סט האימון יחסית קטן, לכן אנו צופים ששיפור זה ישפר משמעותית את המודל שלנו. בנוסף, כמובן שאימון על סט גדול יותר של תמונות לוקח זמן רב יותר ואימון המודל מוגבל לל25 דק'. כל מניפולציה שאנו מבצעים בעצם מגדילה את סט האימון בכמות התמונות הבסיסיות שקיבלנו, לכן נצטרך לבצע טרייד-אוף בין כמות המניפולציות שאנו רוצים לבצע אל מול הזמן הנדרש. לבצע טרייד-אוף בין כמות המניפולציות שאנו רוצים לבצע אל מול הזמן הנדרש. בייחוד לאור העובדה שישנם עוד פרמטרים במודל זה אשר שיפור שלהם בא על חשבון זמן הריצה של המודל. לכן, בחרנו להכניס בקוד שלנו 5 מניפולציות שונות: Horizontal flip, Vertical flip, Rotate 90 Clockwise, Rotate 90 Cunterclockwise, Crop
- לאחר מכן, כאשר ראינו כי לא ניתן להכניס את כל הפרוצדורות במגבלת הזמן אשר ניתנה לנוף השתמשנו ב3 הפרוצדורות אשר יוצרות את השיפור המשמעותי ביותר, ואת ה2 הנותרות השארנו בהערה. בסופו של דבר, ראינו כי המודל האופטימלי מתקבל ללא שיפור זה, ועל כן לא השתמשנו בשיפור זה.
- 3. בנוסף, יש לציין כי נסינו שני מודלים בסיסיים שונים, (vgg16i mobilenet_v2) אך בסופו של דבר, המודל הבסיסי הטוב ביותר היה ResNet50V2, ולכן השתמשנו בו.

תוצאות המודל הסופי



test: 87.2% תוצאות המודל הסופי על

:Confusion Matrix



שגיאות המודל

Second Type Error	First Type Error	Index
-------------------	------------------	-------

המחלקה להנדסת תעשייה וניהול למידה ייצוג וראיה ממוחשבת -סמסטר א' תשפ"א-



0.9971775	0.99996257	1
0.7474400	0.0007010	2
0.7474469	0.9997018	
		3
	0.99925846	
		4
	0.9988369	
		5
	0.9987943	

recall-precision curve



גרף זה, מציג את הדיוק לעומת "קריאות השב", כפונקציה של הthreshold אשר מגדיר האם ההסתברות של סיווג התמונה 1 או -1. כפי שאנחנו רואים, ככל שהthreshold יורד, כך מספר קריאות השב עולה. זאת מכיוון שככל שהוא נמוך, כך יותר תמונות יסווגו כפרח, ומצד שני, הסיכוי שלנו לטעות ירד.

