לתאר את הבעיה -- שיטות פתרון -- בכל אחד רקע קצר אם הפניה לעבודה המסכמת  
את הדרך שאני בוחר

את הכלים

למה בחרתי בדרך הזאת

מה הרצתי

ניתוח כלים שהשתמשתי בהם

מסקנות

השוואה בין שיטותשונות מסכנות שונות

מבנה הפרויקט

I

IDENTETY MAPING?  
  
CONTINAL GAN  
PATCH GAN

להסביר על SRGAN

להראות תוצאת PSNR SSIM FIDככל שמתקתמים באימון

להראות שימוש ב WGAN GP

להראות שימוש ב CGAN

להראות שימוש ב PATCH GAN

להוסיף שימוש ב L1 LOSS RECONSTURCTION

לעשות נירמול לדאטה 1-1 01

לעשות דינירמול

לעשות באטץ נומליזשן מכובה בTEST

**האוניברסיטה הפתוחה**

**המחלקה למתמטיקה ולמדעי המחשב**

**שיפור רזולוציה של תמונות בעזרת רשתות GAN**

פרויקט גמר זה הוגש כחלק מהדרישות לקבלת תואר

"מוסמך למדעים" M.Sc. במדעי המחשב

באוניברסיטה הפתוחה

המחלקה למתמטיקה ולמדעי המחשב

על-ידי

**ליאור בומוורצל**

הפרויקט הוכן בהדכרתה של ד"ר מיריי אביגל

פברואר 2023

# תקציר

הגדלת רזולוציית התמונה משמעה הפיכת התמונה לחדה וברורה יותר, על ידי הוספת פיקסלים נוספים לתמונה, כך שיוצג מידע נוסף אשר לפני היה מיוצג על ידי כמות קטנה יותר של פיקסלים. בפרויקטים כאלה, אלגוריתמים המבוססים על רשתות יריבות זוכים לפופולריות רבה כיוון שהם מייצרים תמונות שנראות אמיתיות וחדות. בשלב האימון, האלגוריתמים מתאמנים על מאגרים רבים של תמונות ברזולוציה גבוהה ולומדים את התכונות והטקסטורות השוליות המאפיינות את העולם האמיתי. במהלך שלב ההפעלה, האלגוריתמים משחזרים את הטקסטורות הללו ומשלימים את המידע הנדרש בהתאם לדרישות המשתמש. כך נוצרת תמונה ברזולוציה גבוהה יותר ובאיכות טובה יותר. אלגורתמים המשתמשים בארכיטקטורה של רשתות יריבות, מייצרים תמונות איכותיות אך לא בהכרח התמונות הכי קרובות לתמונות המקור שרוצים לשחזר, הסיבה לכך היא שהאלגוריתמים מתמקדים בשיפור איכות התמונה על חשבון דיוק השחזור.

לעומת ארכיטקטורות GAN, רשתות להגדלת רזולוציה המשתמשות במזעור מרחק פיקסלים בין תמונת היעד לתמונת המוצא בשיטת MSE, מייצרות תמונה מטושטשת. הסיבה לכך היא שיכול להיות שעבור אזור מסוים של פיקסלים ישנן כמה אפשרויות, לרוב הערך אשר יבחר עבור MSE הוא הערך הממוצע עבור כל האפשרויות, אשר לא בהכרך זהו ערך אפשרי בעולם האמיתי.

# תוכן עניינים

מבוא

הסבר על SRGAN

הסבר על פונקציית ההפסד

הסבר על אימון רשתות GAN

הסבר על מבנה הארכיטקטורה ResNet

תוצאות SRGAN SRRESNET

שימוש ב WGAN-GP

שימוש ב CGAN

שימוש ב PATCH-GAN

הסבר תוצאות FID SSIM PSNR

מבנה המחלקות

# מבוא

בעבודה זו אבצע שימוש באימון רשתות יריבות בארכיטקטורת, Adversarial Generative Networks [1] בראשי תיבות GAN לצורך הגדלת רזולוציית תמונה.

בעבודה אתבסס ראשית על מאמר [2] אשר הציע את ארכיטקטורת SRGAN , אשר אותה נתאר בהרחבה בהמשך. המאמר הראה הגדלת רזולוציה עד פי 4 מתמונת מקור מוקטנת.

מאז מאמר [1] בו ארכיטקטורת GAN הודגמו לראשונה, התפרסמו עוד מגוון רחב של ארכיטקטורות אשר בכולן העקרון הבסיסי של שימוש ברשתות יריבות המתחרות ביניהן. מטרת האחת (הרשת הגנרטיבית) הוא ליצור תמונה, ומטרת השנייה (הרשת הדיסקרימנטיבית) לסווג האם התמונה באה מהעולם האמיתי או יוצרה על ידי הרשת הגנרטיבית.

בעבודה זו אשתמש בעקרונות אשר הוצעו במאמרים אחרים לשיפור אימון GAN לצורך בחינה האם הן יכולות להוות שיפור לארכיטקטורת SRGAN.

לצורך מדידה והשוואה בין תוצרי הרשתות שאייצר אשתמש בכמה מדדים, אשר אסביר עליהם בהרחבה בסוף העבודה. אשתמש במדדי PSNR ו SSIM אשר מדדים הפרש מרחק בין פיקסלים מתמונת היעד לתמונת המוצא של הרשת הגנרטיבית, מדדים אלו ייתנו לרוב עדיפות בציון לתוצרים יותר קרובים לתמונת היעד, המדדים לא ייתחשבו באיכות התמונה ובחדות שלה. בנוסף למדדים אשר משווים מרחק בין פיקסלים, אשתמש במדד FID אשר מודד מרחק בין התפלגויות פיצרים של תמונות יעד לתמונות מוצא, המדד יעדיף מודלים שמייצרים תמונת אשר נראות אמיתיות, גם אם הנראות באה על חשבון הדיוק בשחזור לתמונת המקור.

SRGAN

מאמר [2] מראה הגדלת רזולוציה עד פי 4. המאמר משתמש בכמה עקרונות אשר נתאר בהרחבה.

שימוש בפונקציית הפסד אשר אותה הוא מגדיר כ Perceptual loss.

שימוש באימון רשתות יריבות.

שימוש בארכיטקטורת גנרטור ResNet בעלת skip connections

האלגוריתם דורש באימון זוגות של תמונת בשתי גדלים. תמונות ברזלוציה נמוכה אשר אותם הרשת הגנרטיבית תגדיל, ותמונות ברזולוציה גבוה לצורך השוואה בין תוצרי הרשת הגנרטיבית לתמונת היעד, על כך המחברים מציעים לייצר זוגות של תמונות. ניתן לייצר תמונה מוקטנת מתמונה מוגדלת בכמה דרכים כמו למשל על ידי החלקה של התמונה המוגדלת ודגימה כפי שהמחברים עשו במאמר.

פונקציית ההפסד:

במאמר משתמשים בשתי פונקציות הפסד אשר לחיבור ביניהם הם קוראים perceptual loss (מלשון תפיסה). החלק הראשון הוא שימוש בcontent loss אשר הוצע במאמר [ [9ומוסבר בסעיף 4.1 בעבודה זו. מטרת חלק זה היא לשמור על מבנה התמונה, כלומר לשמור על הפיצ'רים הבסיסיים בתמונת המקור.

החלק השני בפונקציית ההפסד הוא adversarial lossבחלק זה נעשה שימוש בערכי תוצאות ההסתברות של הרשת הדסקרימנטיבית על תמונה שיוצרה מהרשת הגנרטיבית. מטרת חלק זה היא לגרום לארכיטקטורה לייצר טקסטורות אשר דומות לטקסטורות שנדגמו מתמונות אמיתיות אשר איתם אימנו את הארכיטקטורה.

פונקציית ההפסד של אימון הרשתות היריבות על זוגות של תמונות ברזולוציה גבוהה ורזולוציה נמוכה באימון הדסקרימטור

- תמונות ברזולוציה גבוהה

- תמונות ברזולוציה נמוכה

פונקציית ההפסד הגנרטור באימון ה adversarialהיא :

פונקציית ההפסד באימון הגנרטור :

כאשר במקרה זה

SR Resnet

עבודה עם באטץ של 16

נמצאת בנתיב   
C:\Users\liorb\Desktop\work\SrProject\save\_work\sr\_resnet

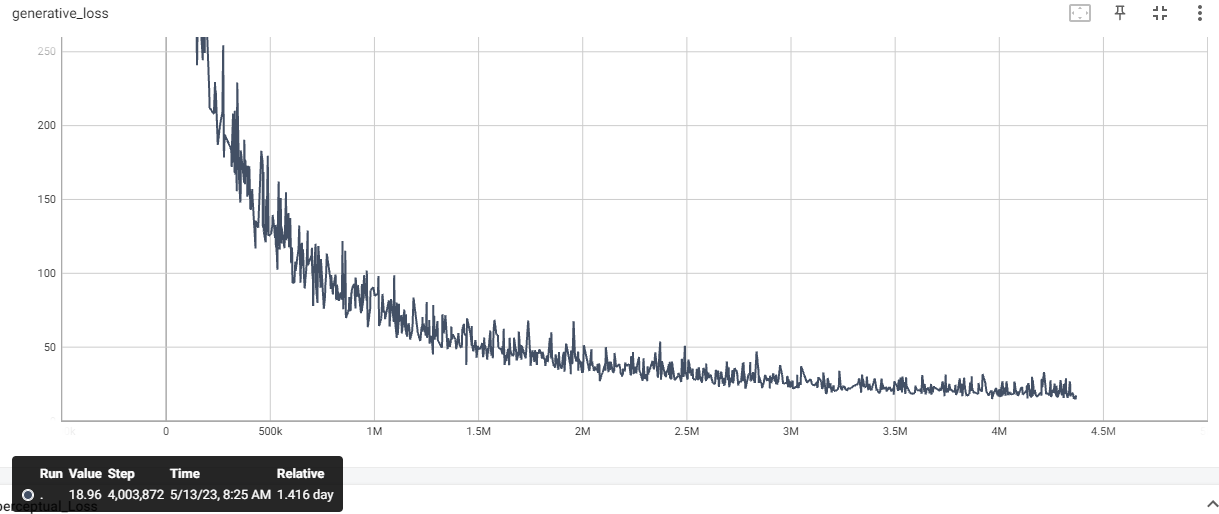
ניתן לראות לאחר 4M צעדים מגיעים לאימון יציב

Generative ~100

מצד שני התמונות נראו מטושטשות

בנוסף ניתן לרארות ערכי FID גבוהים ( 165)

וערכים נמוכים ב- PSNR 21.6 SSIM 0.585

A picture containing line, plot, diagram

Description automatically generated

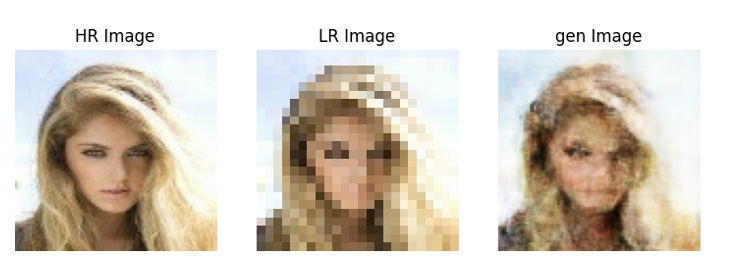
A picture containing line, plot, receipt, diagram

Description automatically generated

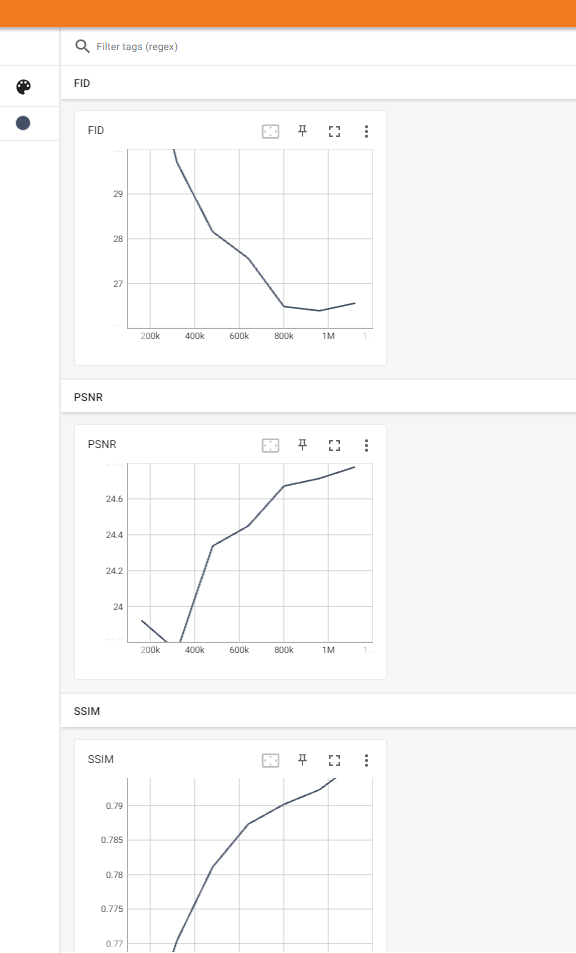
A picture containing line, plot, diagram

Description automatically generated

A collage of a person's face

Description automatically generated with low confidenceA collage of images of a person

Description automatically generated with low confidence

מקווה ש BATCH 1   


A picture containing screenshot, diagram, text, plot

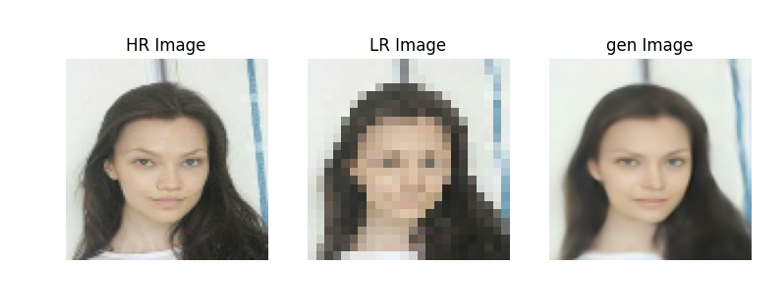
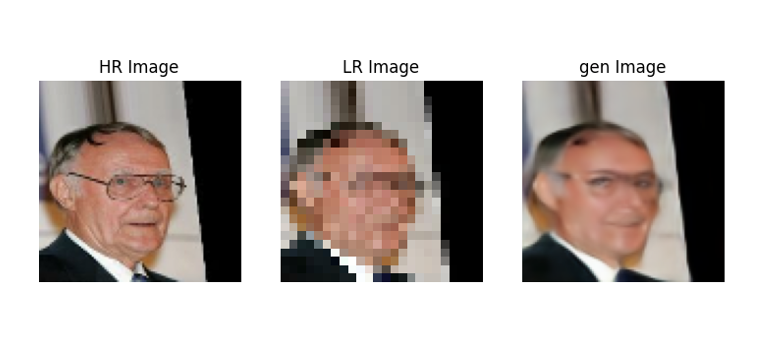
Description automatically generated

נשים לב שה GENERATIVE לא ירד כמו ב 16BATCH

מצד שני התמונות נראו חלקות

בנוסף ניתן לרארות ערכי FID נמוכים ( 26.5)

וערכים גבובים ב- PSNR 24.6 SSIM 0.8



C:\Users\liorb\Desktop\work\SrProject\save\_work\save\_sr\_gan

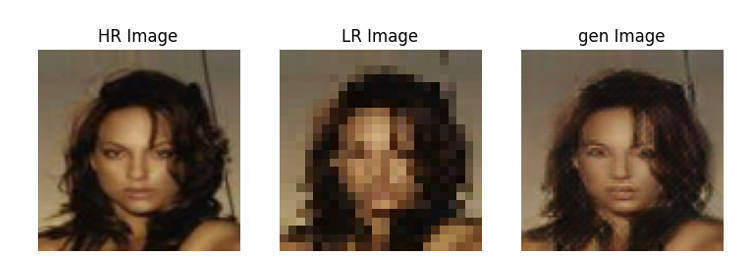
לפני החלפת UPSAMPLE

אומנם התמונה נהיית יותר חדה

אבל, ניתן לראות ריבועים בתמונה המשוחזרת

בנוסף כנראה שהאימון היה לא תקין כי ה GEN DIS LOSSES היו 0 די כל הזמן  
A picture containing human face, person, glasses, forehead

Description automatically generated



מקורות

[1[ Goodfellow, Ian, et al. "Generative adversarial networks." Communications of the ACM 63.11 (2020): 139-144.‏

[2] LEDIG, Christian, et al. Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network. In: Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2017. p. 4681-4690.

A picture containing human face, person, person, clothing

Description automatically generatedA person with a goatee

Description automatically generated with medium confidence

A person with brown hair

Description automatically generated with low confidenceA close-up of a person's face

Description automatically generated



A close-up of a person smiling

Description automatically generatedA person smiling at the camera

Description automatically generated with low confidence

A close-up of a person smiling

Description automatically generatedA blurry image of a person smiling

Description automatically generated with medium confidence

A close-up of a person smiling

Description automatically generatedA person smiling at the camera

Description automatically generated with low confidence

A person with dark hair

Description automatically generated with low confidenceA person with brown hair

Description automatically generated with low confidence

A person with dark hair

Description automatically generated with low confidenceA blurry image of a person

Description automatically generated with medium confidence

A person with long hair and beard

Description automatically generated with low confidenceA person with long hair and beard looking to the side

Description automatically generated with low confidence

A person with long hair and beard

Description automatically generated with medium confidenceA person with long hair and beard looking to the side

Description automatically generated with low confidence