# Holon Institute of Technology

### Neural Style Transfer Project

סטודנטית שנה"ל תשף סמסטר ב': אנה אבא

ד״ר יונתן רובין

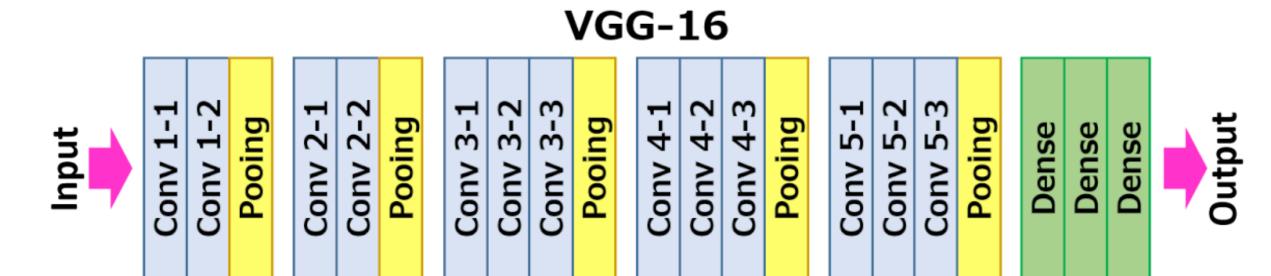
### תיאור כללי על הפרויקט:

– פרויקט זה נלקח מתחום של רשתות נוירונים עמוקות Deep Neural Networks.

הוא לוקח רשת נוירונים קיימת בשם VGG-16, שמקבלת קלט של תמונה ויכולה לזהות ולסווג את מה שרואים בתמונה. רשת זו בעלת שכבות רבות, כאשר כל שכבה מחזיקה נתונים ומידע מסוים שמאפיינים אותה.

האלגוריתם בפרויקט מקבל 2 תמונות , תמונה א' שמייצגת תוכן מסוים ותמונה ב' שמייצגת סטייל מסוים.

ע"י שימוש בנתונים של שכבות מסוימות ב VGG-16, ניתן ליצור תמונה חדשה שמייצגת את התוכן של תמונה א' עם הסטייל של תמונה ב'.



### שלבי הפיתוח:

שלב ראשון – מורידים את רשת ה VGG-16 באמצעות היא ריבוע טוענים את התמונות הרצויות ויוצרים תמונה שלישית שהיא ריבוע אפור שמייצג "רעש" - תמונת העדכון. הרשת מצפה לקבל input מסוים, לכן משנים את גודל התמונות ל (1,224,224,3) ושולחים אותן לפונקציית ה - (vgg16.preprocess\_input(image) שמעבדת אותן וכך מתאימה אותן ל input שהרשת מצפה לקבל.

שלב שני – מגדירים את פונקציית ה – VGG-16 מורכבת ממספר שכבות. כל שכבה נותנת פלט VGG-16 מורכבת ממספר שכבות. כל שכבה נותנת פלט בהתאם לתמונה שהוכנסה לרשת. לכן, בוחרים באחת השכבות האחרונות, מחשבים את הפלט שיצרה תמונת התוכן המקורית ואת הפלט שיצרה תמונת העדכון. נחשב את המרחק בין שתי שכבות הפלט ונחזיר את התוצאה. ככל שהמרחק קטן יותר, כך תוכן התמונות דומה יותר, לכן נרצה להקטין את המרחק הזה בכל איטרציה.

שלב שלישי – מגדירים את פונקציית ה – style loss . גם כאן בוחרים שכבה מסוימת ומחשבים את הפלט של תמונת הסטייל ותמונת העדכון.

כל שכבת פלט – הופכים למטריצת גרם. כל שכבה מורכבת מפילטרים – כל פילטר הוא מטריצה. מטריצת גרם מייצגת את הקורלציה בין כל הפילטרים באותה השכבה.

במילים פשוטות, היא מייצגת את הסטייל של התמונה, ללא קשר לתוכן או למיקום הפיקסלים. מחשבים את המרחק בין שתי מטריצות הגרם ומחזירים את התשובה. ככל שמהרחק קטן יותר, כך התמונות דומות יותר בסטייל שלהן. לכן נרצה להקטין את המרחק. את השלב הזה נבצע על חמש שכבות לאורך הרשת.

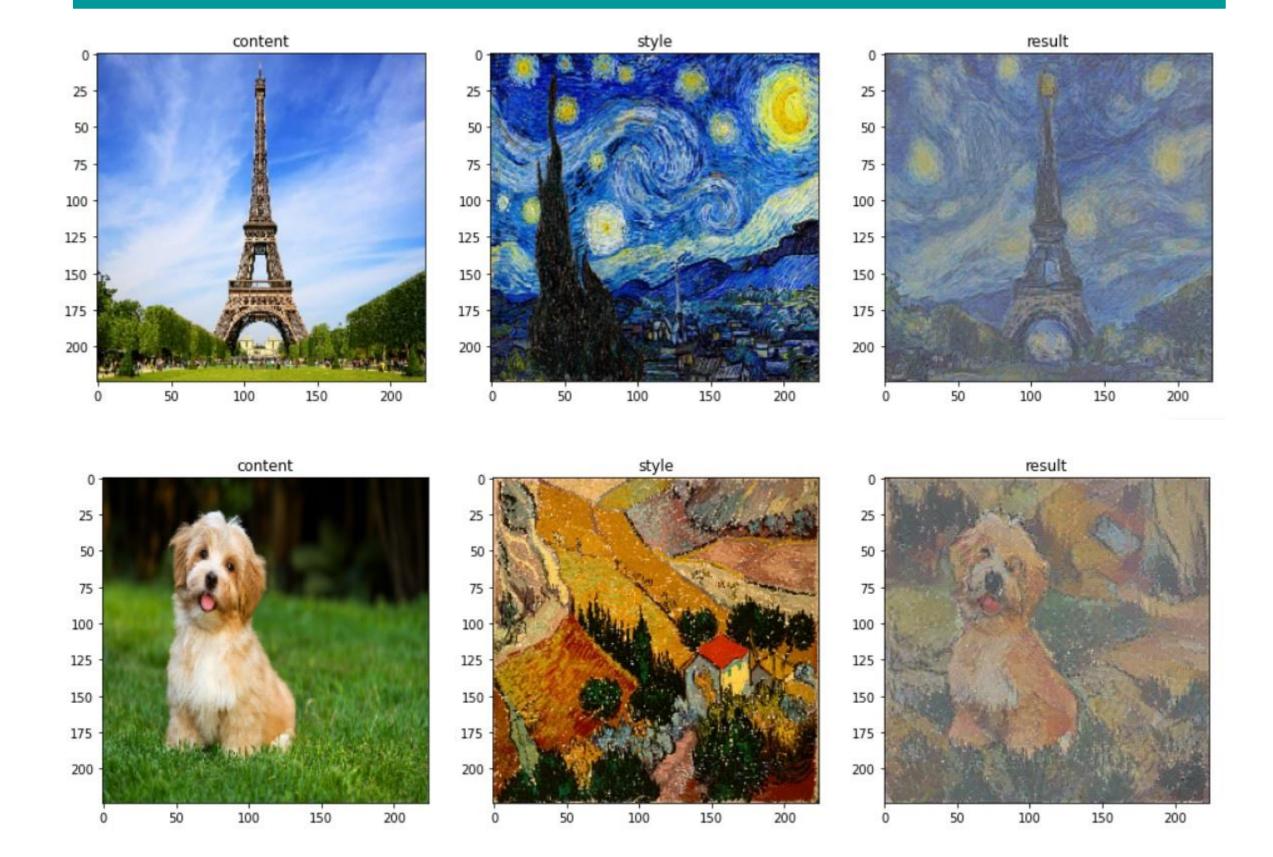
## שלב רביעי – מחשבים את ה loss הכללי: $a * content_loss + \beta * style_loss$ $\beta = \alpha / 1e-3$ ו $\alpha = 1$ כאשר $\beta = \alpha / 1e-3$ ו $\alpha = 1$

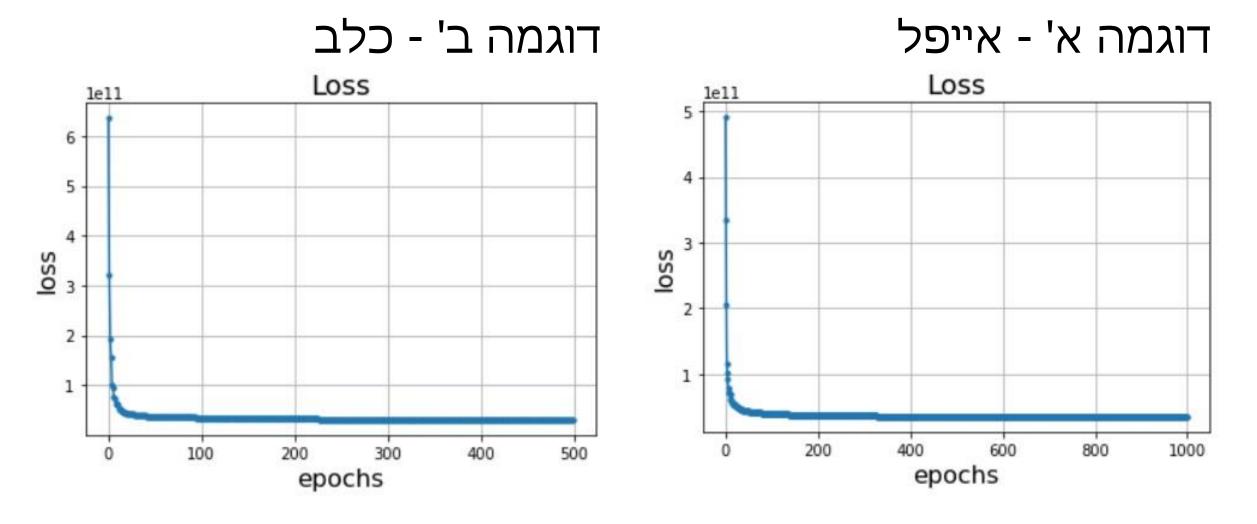
נגדיר את פונקציית הגרדיאנטים שמקבלת את ה - loss\_total , גוזרת אותו לפי תמונת העדכון ומחזירה את הגרדיאנטים שהתקבלו.

- fmin\_l\_bfgs\_b שלב חמישי – מריצים את הפונקציה n פעמים.

פונקציה זו מקבלת את ה- loss והגרדיאנטים (שכבר הגדרנו) בתור פונקציה , ובאמצעות אלגוריתם שנקרא L-BFGS ממזערת את ה - loss ומשנה את תמונת העדכון בהתאם.

#### תוצאות:





ה- Loss מתחיל להתכנס כבר בהתחלה.

אחרי כמה מאות איטרציות, התוצאה לא משתנה משמעותית.

### מסקנות והמלצות להמשך:

ניתן להשתמש ברשתות נוירונים למטרות שונות, בין היתר גם ליצירות אומנותיות.

ניתן לקבל תוצאות שונות על ידי בחירה שונה של פרמטרים כמו לדוגמה לבחור בשכבות אחרות ב style loss , רק בשכבות הנמוכות ברשת או להיפך רק בגבוהות.

### מקורות עזר:

- 1. A Neural Algorithm of Artistic Style <a href="https://arxiv.org/pdf/1508.06576.pdf">https://arxiv.org/pdf/1508.06576.pdf</a>
- 2. Neural Style Transfer on Real Time Video –