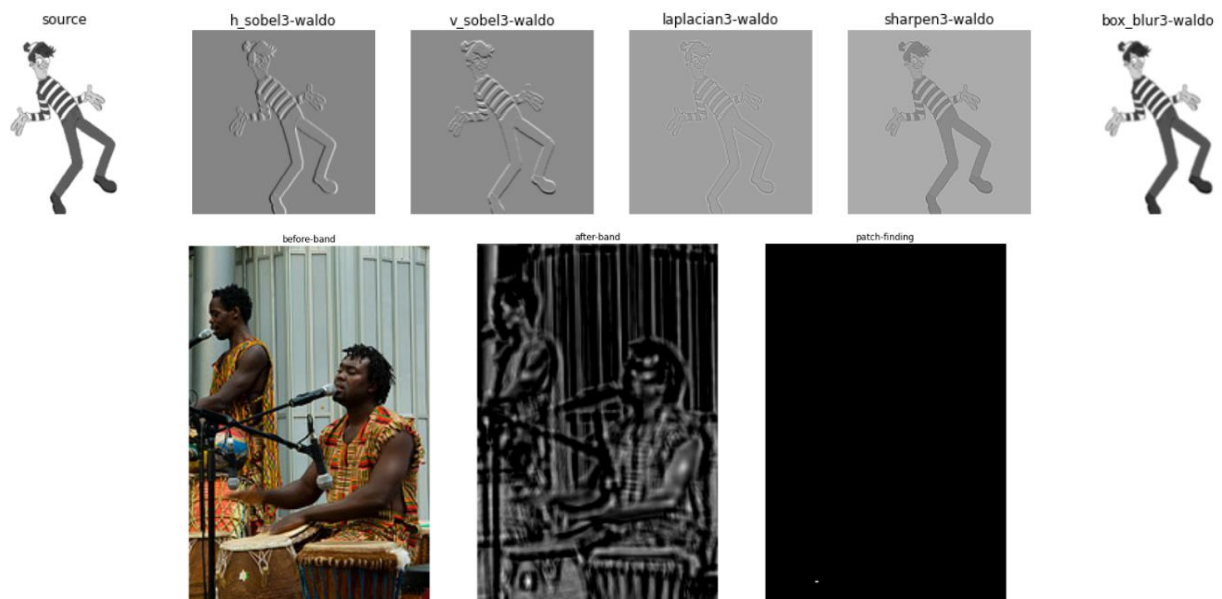




שם: אילון מזרחי

ת.ז: \*\*\*\*\*

תאריך הגשה: 2020\05\15



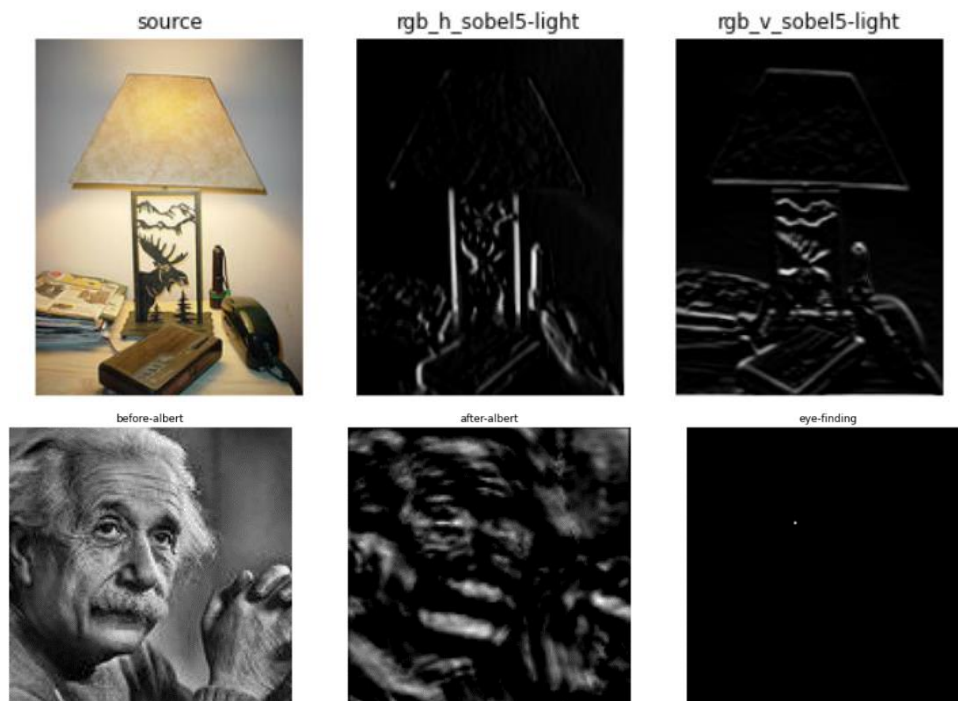
## Abstract:

הגדרת הבעיה: מימוש פונקציה שתומכת בפעולות קונבולוציה וקורלציה, על ידי התחשבות בכל הפרמטרים השונים אשר פונקציות אלה מקבלות: מספר הפעולות שיש לעשות  $N$ , באיזו פעולה מדובר  $CORR$ , גודל הצעד  $S$ , גודל הריפוד  $P$ , פונקציית האקטיבציה  $ACTV$  והאם יש להפעיל  $normalized\ cross-correlation$  ייצוג על ידי הארגומנט  $Norm$ , תמונת המקור ופילטר.

על הפונקציה לעיל לתמוך במודל שכבות, ולהיות מדויקת ברמת דיוק של הפונקציות השייכות לספריות המוכנות. בנוסף על הפונקציה להיות מסוגלת להפעיל  $template-matching$ , כפי שנלמד בהרצאה.

האלגוריתם המוצע: פעולה הנקראת  $myCorr$  כמו שהתקבלה בטופס הבחינה שמממשת את הנאמר לעיל. הפעולה משתמשת בכל היפר-פרמטרים הרלוונטיים לקונבולוציה \ לקורלציה לפי בחירת המשתמש. הפונקציה מסוגלת בנוסף לבצע אקטיבציה לפי פונקציית עזר שהוגדרה עבור אקטיבציית  $relu$ , ועוד, מסוגלת לבצע  $normalized\ cross-correlation$  על מנת לבצע  $template-matching$ . ב-  $myCorr$  מתבצע מעבר על התמונה המרופדת כולה, הכפלת כל ערך של ה-  $patch$  בערך המתאים של הפילטר וסכימת כל המכפלות אל התוצאה, כפי שנעשה בפעולת קורלציה \ קונבולוציה. בנוסף הוצע מודל שתי שכבות אשר מבצע חידוד ומבליט את הקווים האנכיים בתמונת הקלט.

תוצאות האלגוריתם המוצע: תוצאת האלגוריתם המוצע הושוותה בכמה צורות שונות אל מול שתי תמונות, ביניהן תוצאת הפונקציה המוכרת של ספריית  $scipy$  והשגיאה המקסימלית (המרחק המקסימלי בין התוצאות) שהתקבלה היא 7.27 (באמצעות פילטר חידוד). בנוסף התקבלו תוצאות מדויקות עבור מיקום ה-  $match$  בתמונה המקורית בביצוע ה-  $template\ matching$ .



## Introduction:

אחד מהנושאים הפופולריים ביותר בעולם המודרני של הראייה הממוחשבת הוא למידה עמוקה באמצעות רשתות נוירונים. בבסיס תחום זה יש לבצע מניפולציות רבות ושונות על תמונות, על מנת שהמודל המשתמש במניפולציות אלה יהיה מסוגל לבצע את הפעולות שלשמן הוא הוגדר ואף יגיע לתוצאות טובות יותר בתחומים שונים: זיהוי \ חיזוי של תבניות בתמונות \ וידאו, חילול תמונות וכו'. כל תמונה מיוצגת על ידי מטריצה של פיקסלים וכל פיקסל מקבל ערך שונה המייצג את חוזקו \ עומקו.

מניפולציות אלה מושגות במידה רבה גם באמצעות 2 פעולות מתמטיות הנקראות קונבולוציה וקורלציה. בבסיס פעולות אלה, מועבר פילטר (בד"כ מיוצג על ידי מטריצת תבנית קטנה) על כל תת מטריצה השייכת לתמונת הקלט באמצעות צעדים שגודלם מוגדר בקלט. כל פיקסל השייך לפילטר שפוסע על תמונת המקור, כופל כל פיקסל שנמצא בתת מטריצה של המקור ותוצאת סכום מכפלות אלו מיוצגת על ידי פיקסל חדש בתמונת התוצאה. לבסוף מתקבלת תמונה חדשה בהתאם לפילטר שהוגדר (דוגמאות לפילטרים: חידוד, טשטוש, מציאת קצוות וכו'). על מנת לשמור \ לשנות את גודל תמונת התוצאה, ראשית יש לרפד את התמונה בפיקסלים נוספים, כיוון שפעולות מתמטיות אלה מקטינות את גודל התוצאה. בעיה זו היא מעניינת מפני שישנם המון סוגים של פרמטרים אליהם צריך להתייחס על מנת שהאלגוריתם יעבוד או כדי לשפרו: גודל הצעד של הפילטר על התמונה, גודל ריפוד התמונה לפני ביצוע בפעולה המתמטית עליה, מספר התמונות שיש לייצר בסופו של דבר, מספר הערוצים בתמונה ובפילטר וגודל הפילטר. כל הפרמטרים שהוצגו משפיעים על גודלה ומראה של תמונת התוצאה במידה רבה ויש להתאים את האלגוריתם לנוסחאות המתמטיות המיוצגות על ידי כל הפרמטרים הרלוונטיים:

פעולת קורלציה, מיקום התחלתי של patch בתוך תמונת המקור, לאחר ריפודה לפי הצורך (כדי לשמור על תוצאה בעלת גודל זהה לתמונת המקור, יש לבצע ריפוד בגודל 1. m, n הם מיקום ה-patch הנוכחי שיש לבצע עליו סכום מכפלות עם הפילטר ו- i, j הם מיקומי הפיקסלים בתוך ה-patch והפילטר:

$$\sum_n \sum_m Patch\_Image[n, m] \circ filter[i + n, j + m]$$

פעולת קונבולוציה (שקולה להיפוך הפילטר ב- 180 מעלות ולאחר מכן פעולת קורלציה):

$$\sum_{n,m} \sum_{i,j} Patch\_Image[n, m] \circ filter[i - n, j - m]$$

בנוסף, אתגר נוסף הוא להחליט באיזו פונקציית אקטיבציה כדאי להשתמש על מנת להגיע למטרה, כיצד לממש אותה, באיזו פונקציית נרמול כדאי להשתמש וכיצד לממש אותה. לדוגמה, עבור template matching כדאי להשתמש ב-normalized cross-correlation ולבצע אקטיבציית relu.

Normalized cross-correlation:

$$h[m, n] = \frac{\sum_{k,l} (g[k, l] - \bar{g})(f[m + k, n + l] - \bar{f}_{m,n})}{\left( \sum_{k,l} (g[k, l] - \bar{g})^2 \sum_{k,l} (f[m + k, n + l] - \bar{f}_{m,n})^2 \right)^{0.5}}$$

mean template
mean image patch

קיימים אלגוריתמים שונים לפתרון הבעיות הנ"ל, ביניהם פעולות הקונבולוציה והקורלציה של ספריית scipy, אך זו אינה תומכת בתמונת קלט עם ערוצי RGB. בנוסף פונקציות מוכנות אלה אינן תומכות בגודל הצעד S, אינן תומכות ב-normalized cross-correlation, והן מסוגלות לייצר תמונת פלט יחידה.

מתוך כל אלה, כדאי לחשוב על פתרון מעניין אשר מאפשר התחשבות בכל הפרמטרים האפשריים ובכל סוג של תמונה.

## Solution:

בפריקט זה הוצע אלגוריתם אשר מממש פעולות של קונבולוציה \ קורלציה על פי בחירת המשתמש, לפי הדרישות שתוארו למעלה שאינן נלקחות בחשבון בפונקציות המוכנות של `scipy`.

פונקציית האם

```
def myCorr(Im, Ker, S=1, P=0, N=1, Norm=False, CORR=True, ACTV=None);
```

מסוגלת להוציא N פלטים של תמונות והיא ראשית קוראת לפונקציית העזר

```
def pre_corr(Im, Ker, S, P, N, Norm, CORR, ACTV);
```

אשר מבצעת pre-processing עבור הבעיה הנתונה, כלומר בדיקות בסיסיות לתקינות הקלט, החלטה כיצד להתייחס אל הפילטר בהתאם לקביעת סוג הפעולה (קורלציה או קונבולוציה) על ידי הארגומנט CORR וריפוד תמונת הקלט אם יש צורך בכך, לפי הארגומנט P. לאחר מכן בתוך פונקציית האם, מוגדרים הגדלים הרלוונטיים של תמונות הפלט המפולטרות, והגדלים הרלוונטיים של הלולאות. כל אלה מתחשבים בתמונה המרופדת, בגודל הצעד ובגודל הפילטר הנתון `Ker`, מתוך הנוסחה הידועה:

$$W_{new} = \frac{(W_{source} - F_{size} + 2 \cdot Padding)}{Stride} + 1$$

$$H_{new} = \frac{(H_{source} - F_{size} + 2 \cdot Padding)}{Stride} + 1$$

גדלי הלולאות לוקחים בחשבון את התמונה המרופדת, והן רצות באינדקסים לפי הפיקסל השמאלי-עליון ביותר של ה-`patch`, אף על פי שניתן לממש את האינדקסציה גם באמצעות ריצה על גודלה של תמונת המקור, לפי מרכז מטריצת `patch`. בתוך הלולאות, אם הפרמטר של `Norm=False`, מוכנס ה-`patch` הרלוונטי לפי האינדקסים אל פעולת עזר אשר מחשבת את סכום המכפלות הרצוי עבורו, עם תמיכה בכל ערוץ של תמונת הקלט. במידה שהפרמטר של `Norm=False` אז נקראת פונקצייה אשר מבצעת `normalized cross-correlation` על פי הנוסחה המתמטית שהוצגה בעמוד הקודם: ראשית, מכפלת הפרש הפילטר עם הערך הממוצע שלו בהפרש ה-`patch` עם הערך הממוצע שלו. לאחר מכן מעבר על כל הפיקסלים וחישוב ריבוע של אותם ההפרשים (ברמת הפיקסל) והוצאת שורש מהתוצאה. הפעולה מחזירה את תוצאת המכפלה הראשונה חלקי תוצאת השורש.

כל תוצאה כזו של תת מטריצה נכנסת לאינדקס הרלוונטי בתמונת התוצאה. לאחר מכן פונקציית האם קוראת לפונקציית האקטיבציה הרלוונטית `relu` הידועה, אשר מומשה גם היא, על ידי איפוס כל הפיקסלים בתמונת הקלט אשר ערכיהם שליליים. חתימות הפונקציות המוצגות:

```
def relu(img); def current_corr2d(current_mat, kernels);
```

```
def cross_correlation_norm(patch, f);
```

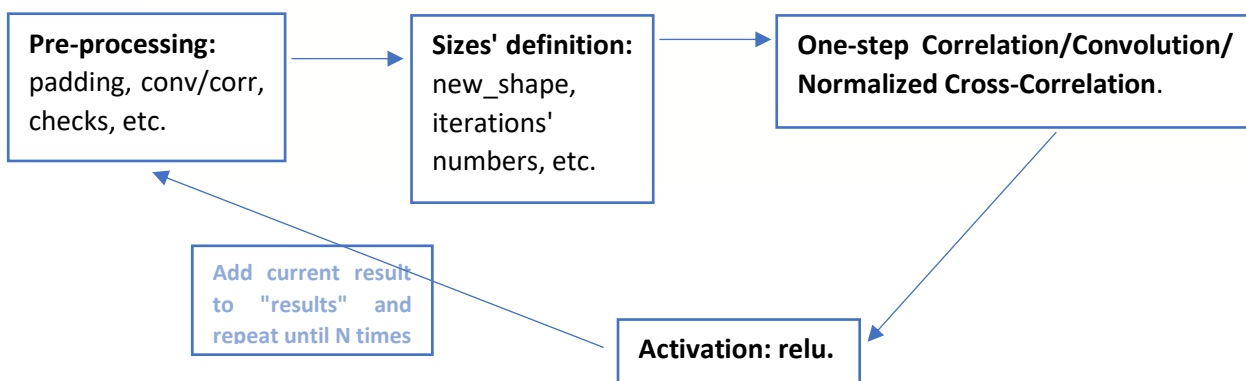
במידה שהוכנס  $N > 1$ , אז התהליך חוזר על עצמו עד אשר מוכנסות לתוך הפלט  $N$  תמונות תוצאה.

על מנת לבצע template matching, ראשית יש לקבוע את הארגומנט הרלוונטי כ-  $\text{Norm}=\text{True}$ , ולאחר מכן להעביר את תמונת התוצאה בתוך פעולת threshold שמומשה גם היא, אשר מאפסת כל ערך מתחת לסף וממקסמת כל ערך מעל הסף:

```
def thresh(img, t):
```

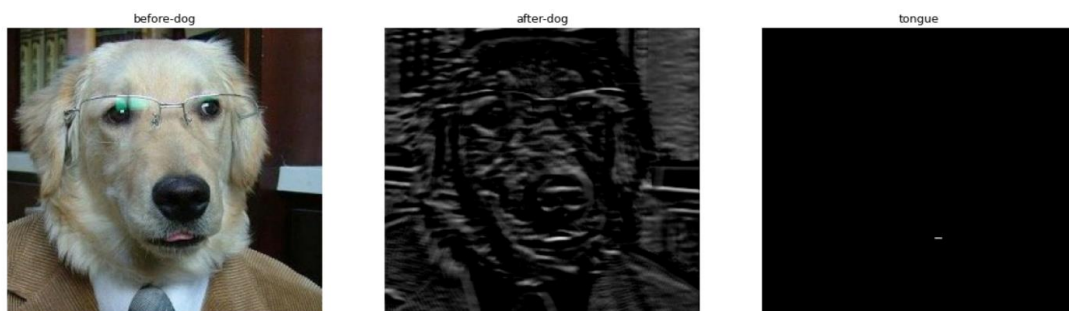
בנוסף, נוצרה מחלקה של מודל לדוגמה של רשת פשוטה, אשר מממשת שתי שכבות קונבולוציה על פי הפונקציה הנ"ל, כל אלה מומשו גם הם בצורה בסיסית ביותר על מנת לבחון את שילוב האלגוריתם המוצע בתוך מודל של כמה שכבות. והשמות הרלוונטיים בקוד הם: `Sobel_Model`, `Convolutional_Layer`.

תרשים זרימת הפתרון המוצע:



במציאת template matching, ישנה חשיבות בבחירת ערך הסף. ערך סף גבוה מדיי יוביל לתמונה שחורה ול"פספוס" ערך פיקסל המקסימום בתמונה לאחרת הקורלציה המנורמלת. ערך סף נמוך מדיי יוביל למציאתו של רעש לבן בתמונה לאחר הקורלציה במקום למצוא רק את ה- matching. לפיכך, ראשית יש למצוא את הערך המקסימלי של פיקסל בתמונת הביניים ובחירת ערך הסף בהתאם לערך זה- נמוך ממנו במקצת. בחירות שונות של ערך הסף:

בחירה טובה של ערך הסף להיות 0.8:

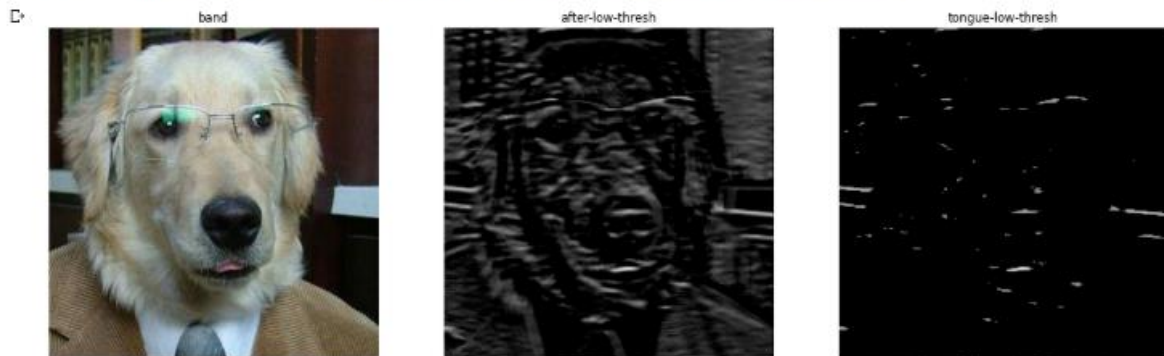


בחירות שגויות לערך הסף, כפי שתוארו :

Bad choices of threshold

```
[31] # Too low threshold
find_tongue = thresh(new_dog, 0.4)
find_tongue = np.squeeze(find_tongue, axis=2)

Image.show_all([dog, np.squeeze(new_dog, axis=2), find_tongue], ["band", "after-low-thresh", "tongue-low-thresh"])
```



```
# Too high threshold
find_tongue = thresh(new_dog, 0.99)
find_tongue = np.squeeze(find_tongue, axis=2)

Image.show_all([dog, np.squeeze(new_dog, axis=2), find_tongue], ["band", "after-high-thresh", "tongue-high-thresh"])
```



תוצאות המודל שהוגדר בעל שתי השכבות :





## Results:

האלגוריתם המוצע, נבדק על ידי פונקציה שהוגדרה, המבצעת לולאה של 10 איטרציות לכל תמונה. הפונקציה הורצה על 9 תמונות שונות, עם פרמטרים שונים ועם פילטרים שונים. חתימת הפונקציה הנ"ל:

```
def test_myCorr(img, kernel_lst, title_lst, S=1, P=0, N=1, Norm=F
    else, CORR=True, ACTV=None);
```

בנוסף האלגוריתם נבדק על ידי השוואת תוצאתו על ידי פילטר שלא מבצע כלום (משאיר את התמונה כפי שהיא) לתמונת המקור לפי מדידת מרחק ב- 3 שיטות: MSE, L1-distance, L2-distance. התוצאה שהתקבלה היא התוצאה הרצויה, כלומר, כל השגיאות התאפסו. עוד בדיקה שבוצעה, היא השוואת תוצאת האלגוריתם על ידי פילטר חידוד, אל תוצאת פונקציה מוכנה מהספרייה `scipy`, באותן שיטות מדידה. התוצאה שהתקבלה היא לא מדויקת, כלומר הקונבולוציה של `scipy` שונה במקצת מהקונבולוציה שהוגדרה ב- `myCorr`. התוצאות להלן:

Correlating with a no-effect filter to compare with source image

```
[ ] new_gray_waldo = myCorr(Im=normalized_gray_waldo, Ker=no_effect3, P=1)
```

```
[ ] # Comparing a gray image before correlation and the same image after a correlation with no-effect filter
    calculate_differences(normalized_gray_waldo, new_gray_waldo)
    Image.show_all([np.squeeze(new_gray_waldo, axis=2), waldo], ["my_correlation-waldo", "source-Waldo"]])
```

```

MSE: 0.0
Norm L2: 0.0
Norm L1: 0.0
Histogram Comparison: True
```

my\_correlation-waldo



source-Waldo



## Comparing Scipy Convolution to myCorr Convolution

```
[ ] my_sharpened_waldo = myCorr(img=normalized_gray_waldo, Ker=sharpen3, P=1, CORR=False)
    scipy_result = scipy.signal.convolve2d(norm(waldo), np.squeeze(sharpen3, axis=2), 'same')

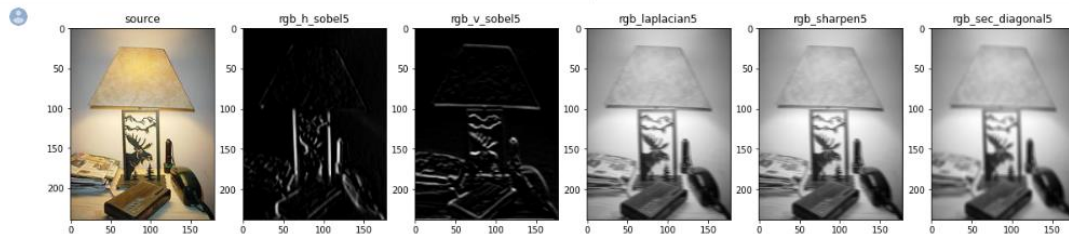
[ ] # Comparing a myCorr convolution with scipy convolution by sharpening filter
    calculate_differences(my_sharpened_waldo, scipy_result[:, :, np.newaxis])
    Image.show_all([np.squeeze(my_sharpened_waldo, axis=2), scipy_result, ["my_convolution-waldo", "scipy_convolution-waldo"]])
```

MSE: 3.0627064500293143e-33  
 Norm L2: 1.4167481424343606e-14  
 Norm L1: 7.275957614183426e-12  
 Histogram Comparison: False

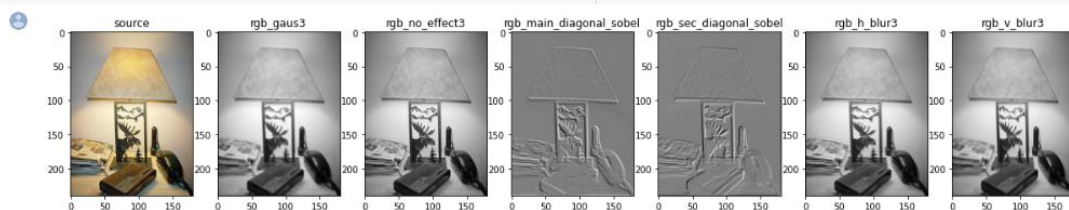


הרצת בודדת של פונקציית הבדיקות שתוארה לעיל:

```
[ ] test_myCorr(img=light, kernel_lst=rgb_kernels5[: len(rgb_kernels5) // 2], title_lst=rgb_titles5[: len(rgb_kernels5) // 2], P=1, S=1, ACTV=relu)
```



```
[ ] test_myCorr(img=light, kernel_lst=rgb_kernels3[len(rgb_kernels3) // 2 :], title_lst=rgb_titles3[len(rgb_kernels3) // 2 :], P=1, S=1)
```





## Discussions:

כפי שצוין לעיל, תוצאת הקונבולוציה שמומשה בפתרון שונה במקצת מתוצאת הקונבולוציה שמבצעת פונקציה בספרייה `scipy`, לכן כדאי לחקור את המימוש של `scipy` ולשים לב אם ישנן דרכים בהן ניתן לשפר את הפתרון, או שמא זהו שוני רלוונטי.

בנוסף, ניתן בהמשך לממש תמיכה בערכים נוספים עבור הארגומנטים של הפונקציה `myConv`:

1. מימוש פונקציות אקטיבציה נוספות אשר יתמכו בפונקציית האם שהוצעה.
2. מימוש סוגי `padding` שונים, בנוסף לריפוד באפסים כפי שבוצע באלגוריתם ה- `padding` שהוצע.

## Summary and Conclusions:

תהליך הקונבולוציה (או קורלציה) הינו תהליך חשוב מאוד בעולם הראייה הממוחשבת, לו שימושים רבים. עם זאת הוא מהווה תהליך ארוך אשר דורש בחירת פרמטרים רבה ותכנון מושכל. אי לכך, יש לספק אלגוריתם יעיל ככל הניתן, אשר תומך בכלל הפרמטרים שהתהליך דורש, ומספק גמישות גבוהה בבחירת ערכיהם. כיום, כאשר תחום הלמידה העמוקה מתפתח בקצב אדיר, יש לספק גם תמיכה של האלגוריתם במימוש של מודל שכבות מורכב. קיימים פתרונות יעילים אשר מספקים שכבות קונבולוציה \ תהליך קונבולוציה, אך אלו לא בהכרח תומכים בכלל הפרמטרים שהוצגו, לדוגמה, האלגוריתם של `scipy`. לפיכך, בפרויקט זה הוצע פתרון אשר מספק את רוב הדרישות לעיל והוא נבדק על מעל 50 תמונות וסיפק תוצאות טובות, למשל, קורלציה על ידי פילטר שלא מבצע כלום ועל ידי בחירת כל הפרמטרים הרלוונטיים הובילה לתוצאה שקולה בדיוק לתמונת המקור. פתרון זה מספק תוצאות טובות, אך יש להמשיך לחקור בנושא על מנת לשפרו, מפני שזהו תחום בו ההתפתחות היא אדירה, והדרך אל האופטימום עלולה להיות אינסופית.

**בהמשך, צירוף המסמך מתוך Google Colab**

## Imports

In [0]:

```
import numpy as np
import math
import cv2
import scipy.signal

from matplotlib import pyplot as plt
from skimage.metrics import mean_squared_error

%matplotlib inline
```

## Image Wrapper Class

In [0]:

```
class Image(object):
    def __init__(self, path):
        self.path = path

        self.rgb_image = None
        self.bgr_image = None
        self.gray_image = None

    def read_image(self, return_image = False):
        self.rgb_image = plt.imread(self.path)
        if return_image:
            return self.rgb_image

    def bgr(self, return_image = False):
        self.bgr_image = np.flip(plt.imread(self.path), 2)
        if return_image:
            return self.bgr_image

    def gray(self, return_image = False):
        self.gray_image = cv2.cvtColor(plt.imread(self.path), cv2.COLOR_RGB2GRAY)
        if return_image:
            return self.gray_image
```

```

@staticmethod
def show(image, title = 'image'):
    if len(image.shape) == 3:
        plt.imshow(image)
    else:
        plt.imshow(image, cmap = 'gray')

    plt.axis('off')
    plt.savefig("./data/" + title + ".png")
    plt.title(title)

@staticmethod
def show_all(image_list, title_list):
    assert len(image_list) == len(title_list), "Incompatible lengths
of lists!"
    N = len(image_list)
    plt.figure(figsize=[20, 20])

    for i in range(N):
        plt.subplot(1, N, i + 1)
        Image.show(image_list[i], title_list[i])

plt.show()

```

Converts (N, N, 1) filter to (N, N, 3) filter

In [0]:

```

def add_filter_rgb_channels(f):
    rgb_f = np.zeros((f.shape[0], f.shape[1], 3))
    f = np.squeeze(f, axis=2)

    for c in range(rgb_f.shape[2]):
        rgb_f[:, :, c] = f

    return rgb_f

```

## Filters' Definitions

In [0]:

```

# 3x3x1 filters
h_sobel3 = (np.asarray([[1, 0, -1], [2, 0, -2], [1, 0, -1]]) / 9)[:,
:, np.newaxis]
v_sobel3 = (np.asarray([[1, 2, 1], [0, 0, 0], [-1, -2, -1]]) / 9)[:,
:, np.newaxis]
laplacian3 = np.asarray([[ -1] * 3, [-1, 8, -1], [-1] * 3])[:, :, np.n
ewaxis]
sharpen3 = np.asarray([[0, -1, 0], [-1, 5, -1], [0, -1, 0]])[:, :, np
.newaxis]

```

```

box_blur3 = (np.asarray([[1] * 3, [1] * 3, [1] * 3]) / 5)[:, :, np.newaxis]
gaus3 = (np.asarray([[1, 2, 1], [2, 4, 2], [1, 2, 1]]) / 5)[:, :, np.newaxis]
no_effect3 = np.asarray([[0] * 3, [0, 1, 0], [0] * 3])[:, :, np.newaxis]
h_blur3 = np.asarray([[0] * 3, [1] * 3, [0] * 3])[:, :, np.newaxis]
v_blur3 = np.asarray([[0, 1, 0], [0, 1, 0], [0, 1, 0]])[:, :, np.newaxis]
main_diagonal_sobel = (np.asarray([[0, 1, 2], [-1, 0, 1], [-2, -1, 0]])[:, :, np.newaxis]
sec_diagonal_sobel = (np.asarray([[-2, -1, 0], [-1, 0, 1], [0, 1, 2]])[:, :, np.newaxis]

kernels3 = [h_sobel3, v_sobel3, laplacian3, sharpen3, box_blur3, gaus3,
            no_effect3, main_diagonal_sobel, sec_diagonal_sobel, h_blur3, v_blur3]

titles3 = ["h_sobel3", "v_sobel3", "laplacian3", "sharpen3", "box_blur3", "gaus3",
          "no_effect3", "main_diagonal_sobel", "sec_diagonal_sobel", "h_blur3", "v_blur3"]

# 5x5x1 filters
h_sobel5 = (np.asarray([[2, 1, 0, -1, -2], [2, 1, 0, -1, -2], [4, 2, 0, -2, -4],
                        [2, 1, 0, -1, -2], [2, 1, 0, -1, -2]]) / 25)[:, :, np.newaxis]

v_sobel5 = (np.asarray([[2, 2, 4, 2, 2], [1, 1, 2, 1, 1], [0, 0, 0, 0, 0],
                        [-1, -1, -2, -1, -1], [-2, -2, -4, -2, -2]]) / 25)[:, :, np.newaxis]

laplacian5 = np.asarray([[-1] * 5, [-1] * 5, [-1, -1, 8, -1, -1], [-1] * 5, [-1] * 5])[:, :, np.newaxis]

sharpen5 = np.asarray([[0, 0, -1, 0, 0], [0, 0, -1, 0, 0], [-1, -1, 5, -1, -1],
                        [0, 0, -1, 0, 0], [0, 0, -1, 0, 0]])[:, :, np.newaxis]

box_blur5 = (np.asarray([[1] * 5, [1] * 5, [1] * 5, [1] * 5, [1] * 5]) / 9)[:, :, np.newaxis]

```

```

gaus5 = (np.asarray([[1, 4, 7, 4, 1], [4, 16, 26, 16, 4], [7, 26, 41,
26, 7],
                    [4, 16, 26, 16, 4], [1, 4, 7, 4, 1]]) / 273)[: ,
: , np.newaxis]

no_effect5 = np.asarray([[0] * 5, [0] * 5, [0, 0, 1, 0, 0], [0] * 5,
[0] * 5])[: , : , np.newaxis]

main_diagonal_blur = (np.asarray([[1, 0, 0, 0, 0], [0, 1, 0, 0, 0], [
0, 0, 1, 0, 0],
                                [0, 0, 0, 1, 0], [0, 0, 9, 0, 1]]) / 25
)[: , : , np.newaxis]

h_blur5 = np.asarray([[0] * 5, [0] * 5, [1] * 5, [0] * 5, [0] * 5])[:
, : , np.newaxis]

v_blur5 = np.asarray([[0, 0, 1, 0, 0], [0, 0, 1, 0, 0], [0, 0, 1, 0,
0],
                    [0, 0, 1, 0, 0], [0, 0, 1, 0, 0]])[: , : , np.new
axis]

sec_diagonal_blur = (np.asarray([[0, 0, 0, 0, 1], [0, 0, 0, 1, 0], [0
, 0, 1, 0, 0],
                                [0, 1, 0, 0, 0], [1, 0, 0, 0, 0]]) / 25
)[: , : , np.newaxis]

kernels5 = [h_sobel5, v_sobel5, laplacian5, sharpen5, box_blur5, gaus
5,
            no_effect5, main_diagonal_blur, sec_diagonal_blur, h_blur
5, v_blur5]

titles5 = ["h_sobel5", "v_sobel5", "laplacian5", "sharpen5", "box_blu
r5", "gaus5",
           "no_effect5", "main_diagonal_blur", "sec_diagonal_blur", "
h_blur5", "v_blur5"]

# 3x3x3 filters
rgb_h_sobel3 = add_filter_rgb_channels(h_sobel3)
rgb_v_sobel3 = add_filter_rgb_channels(v_sobel3)
rgb_laplacian3 = add_filter_rgb_channels(laplacian3)
rgb_sharpen3 = add_filter_rgb_channels(sharpen3)
rgb_box_blur3 = add_filter_rgb_channels(box_blur3)
rgb_gaus3 = add_filter_rgb_channels(gaus3)
rgb_no_effect3 = add_filter_rgb_channels(no_effect3)
rgb_h_blur3 = add_filter_rgb_channels(h_blur3)
rgb_v_blur3 = add_filter_rgb_channels(v_blur3)

```

```

rgb_main_diagonal_sobel = add_filter_rgb_channels(main_diagonal_sobel
)
rgb_sec_diagonal_sobel = add_filter_rgb_channels(sec_diagonal_sobel)

rgb_kernels3 = [rgb_h_sobel3, rgb_v_sobel3, rgb_laplacian3, rgb_sharp
en3, rgb_box_blur3,
                rgb_gaus3, rgb_no_effect3, rgb_main_diagonal_sobel, r
gb_sec_diagonal_sobel, rgb_h_blur3, rgb_v_blur3]

rgb_titles3 = ["rgb_h_sobel3", "rgb_v_sobel3", "rgb_laplacian3", "rgb
_sharpen3", "rgb_sec_diagonal3",
               "rgb_gaus3", "rgb_no_effect3", "rgb_main_diagonal_sobel",
"rgb_sec_diagonal_sobel", "rgb_h_blur3", "rgb_v_blur3"]

# 5x5x3 filters
rgb_h_sobel5 = add_filter_rgb_channels(h_sobel5)
rgb_v_sobel5 = add_filter_rgb_channels(v_sobel5)
rgb_laplacian5 = add_filter_rgb_channels(sharpen5)
rgb_sharpen5 = add_filter_rgb_channels(sharpen5)
rgb_box_blur5 = add_filter_rgb_channels(box_blur5)
rgb_gaus5 = add_filter_rgb_channels(gaus5)
rgb_no_effect5 = add_filter_rgb_channels(no_effect5)
rgb_h_blur5 = add_filter_rgb_channels(h_blur5)
rgb_v_blur5 = add_filter_rgb_channels(v_blur5)
rgb_main_diagonal_blur = add_filter_rgb_channels(main_diagonal_blur)
rgb_sec_diagonal_blur = add_filter_rgb_channels(sec_diagonal_blur)

rgb_kernels5 = [rgb_h_sobel5, rgb_v_sobel5, rgb_laplacian5, rgb_sharp
en5, rgb_box_blur5,
                rgb_gaus5, rgb_no_effect5, rgb_main_diagonal_blur, rg
b_sec_diagonal_blur, rgb_h_blur5, rgb_v_blur5]

rgb_titles5 = ["rgb_h_sobel5", "rgb_v_sobel5", "rgb_laplacian5", "rgb
_sharpen5", "rgb_sec_diagonal5",
               "rgb_gaus5", "rgb_no_effect5", "rgb_main_diagonal_blur", "
rgb_sec_diagonal_blur", "rgb_h_blur5", "rgb_v_blur5"]

```

## Show Input

In [322]:

```

waldo = Image("./waldo.jpg").gray(True)
albert = Image("./albert.jpg").read_image(True)
lena = Image("./lena.jpg").read_image(True)
afeka = Image("./afeka.jpg").read_image(True)
band = Image("./band.jpg").read_image(True)
dog = Image("./dog.jpg").read_image(True)
mnist = Image("./mnist.jpg").read_image(True)[: , :, 0]

```



```
# ImageNet photos
cat = Image("./cat.jpg").read_image(True)
carriage = Image("./carriage.jpg").read_image(True)
light = Image("./light.jpg").read_image(True)
sport = Image("./sport.jpg").read_image(True)
green = Image("./green.jpg").read_image(True)

Image.show_all([waldo, albert, lena, afeka, mnist, cat, carriage, light, sport, green, band, dog],
                ["waldo", "albert", "lena", "afeka", "mnist", "cat", "carriage", "light", "sport", "green", "band", "dog"])
```



## Relu Function Definition

In [0]:

```
def relu(img):
    # Operates 'relu' activation function on a given image
    # Returns the activated image

    for i in range(img.shape[0]):
        for j in range(img.shape[1]):
            for c in range(img.shape[2]):
                if img[i][j][c] < 0:
                    img[i][j][c] = 0

    return img
```

## Max Absolute Normalization Definition

In [0]:

```
def norm(img):
    max_pixel = np.max(np.abs(img))

    if max_pixel != 0:
        return img / max_pixel
    return img
```

## Threshold Function

In [0]:

```
def thresh(img, t):
    temp_img = np.copy(img)
    for i in range(temp_img.shape[0]):
```

```

    for j in range(temp_img.shape[1]):
        for c in range(temp_img.shape[2]):
            if temp_img[i][j][c] < t:
                temp_img[i][j][c] = 0

```

```

    return temp_img

```

## Correlation

### One-step Correlation

In [0]:

```

def current_corr2d(current_mat, kernels):
    assert kernels.shape[0] == kernels.shape[1], "Incompatible size of
kernel!"
    assert current_mat.shape[0] == kernels.shape[0] and current_mat.sha
pe[1] == kernels.shape[1], "Incompatible sizes of matrices!"

    channels_sums = 0
    for i in range(current_mat.shape[0]):
        for j in range(current_mat.shape[1]):
            for c in range(current_mat.shape[2]):
                channels_sums += current_mat[i][j][c] * kernels[i][j][c]

    return channels_sums

```

### Normalized Cross-Correlation Definition

In [0]:

```

def cross_correlation_norm(patch, f):
    mean_patch = np.mean(patch)
    mean_filter = np.mean(f)
    sub1 = patch - mean_patch
    sub2 = f - mean_filter

    sum1, sum2 = 0, 0
    for i in range(f.shape[0]):
        for j in range(f.shape[1]):
            for c in range(f.shape[2]):
                sum1 += np.power(patch[i][j][c] - mean_patch, 2)
                sum2 += np.power(f[i][j][c] - mean_filter, 2)

    sqrt_ = math.sqrt(sum1 * sum2)
    if sqrt_ != 0:
        return sub1 / sqrt_, sub2
    else:
        return patch, f

```

### Checks And Preprocessing

In [0]:

```

def pre_corr(Im, Ker, S, P, N, Norm, CORR, ACTV):

```

```

    # Validates the input arguments and commits preprocess of the corre
lation / convolution operations
    # Returns the padded image and the kernels for the given operation

    # Input checks
    assert len(Im.shape) == 3, str("Expected Im to has 3 dimensions, go
t " + str(len(Im.shape)))
    assert len(Ker.shape) == 3, str("Expected Ker to has 3 dimensions,
got " + str(len(Ker.shape)))
    assert S > 0, "Invalid value for stride S!"
    assert P >= 0, "Invalid value for padding P!"
    assert N > 0, "Invalid value for kenels' number N!"
    assert ACTV == None or ACTV == relu, "Invalid value for activation
function ACTV!"

    new_Ker = list()
    if not CORR: # Convolution
        for k in Ker: # Rotates kernels by 180 degrees
            new_Ker.append(k[::-1])
    else:
        new_Ker = Ker

    # Padd with zeroes the image if P > 0
    Im = np.pad(Im, pad_width=((P, P), (P, P), (0, 0)), mode='constant'
, constant_values=0)

    return np.asarray(new_Ker), Im
myCorr

```

In [0]:

```

def myCorr(Im, Ker, S=1, P=0, N=1, Norm=False, CORR=True, ACTV=None):
    Ker, padded_img = pre_corr(Im, Ker, S, P, N, Norm, CORR, ACTV)
    W, H, C = Im.shape
    K = Ker[:, :, 0].shape[0]
    new_shape = ((W - K + 2*P) // S + 1), ((H - K + 2*P) // S + 1), 1)
    new_img = np.zeros(new_shape)
    results = np.zeros((new_shape[0], new_shape[1], N))

    # Loop limits
    width = W + 2*P - K + 1
    height = H + 2*P - K + 1

    for k_num in range(N):
        for i in range(0, width, S):
            for j in range(0, height, S):
                current_mat = padded_img[i : i + K, j : j + K, :]
                if Norm: # Then do normalized cross correlation
                    current_mat, Ker = cross_correlation_norm(current_mat, Ker)

```

```

        current_sum = current_corr2d(current_mat, Ker)
        new_img[i // S][j // S] = current_sum

    if ACTV is not None:
        new_img = ACTV(new_img)

    results[:, :, k_num] = np.squeeze(new_img, axis=2)

```

```

    return results

```

Test function for myCorr on a given image

In [0]:

```

def test_myCorr(img, kernel_lst, title_lst, S=1, P=0, N=1, Norm=False
, CORR=True, ACTV=None):
    output = list()
    if img.shape[2] == 1:
        output.append(np.squeeze(img, axis=2))
    elif img.shape[2] == 3:
        output.append(img)
    title_lst = np.insert(title_lst, 0, "source")

    for k in kernel_lst:
        output.append(np.squeeze(myCorr(norm(img), k, S, P, N, Norm, CORR
, ACTV), axis=2))

```

```

    Image.show_all(output, title_lst)

```

## Finding items inside images

In [331]:

```

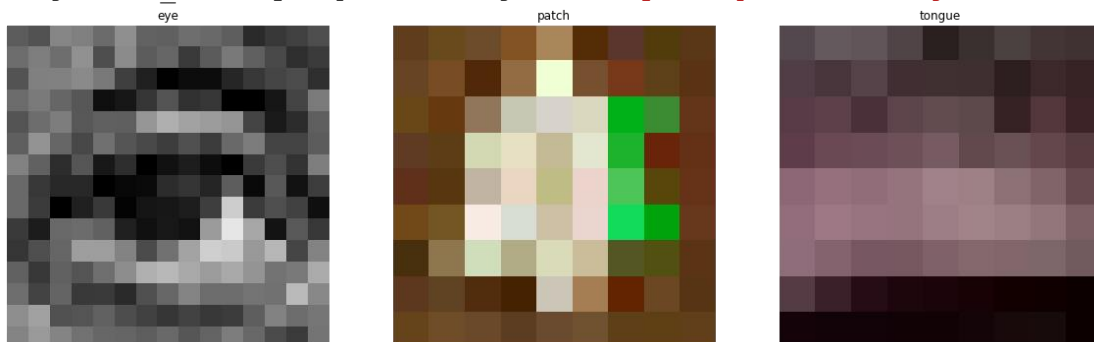
eye = albert[38:53, 37:52]
patch = band[216:225, 32:41, :]
tongue = dog[180:189, 137:146, :]

```

```

Image.show_all([eye, patch, tongue], ["eye", "patch", "tongue"])

```



In [0]:

```

new_albert = myCorr(Im=norm(albert), Ker=norm(eye), N=1, S=1, P=1, AC
TV=relu, Norm=True, CORR=False)

```

In [0]:

```
new_band = myCorr(Im=norm(band), Ker=norm(patch), N=1, S=1, P=1, ACTV=
=relu, Norm=True, CORR=False)
```

In [0]:

```
new_dog = myCorr(Im=norm(dog), Ker=norm(tongue), N=1, S=1, P=1, ACTV=
relu, Norm=True, CORR=False)
```

Good choices of threshold

In [0]:

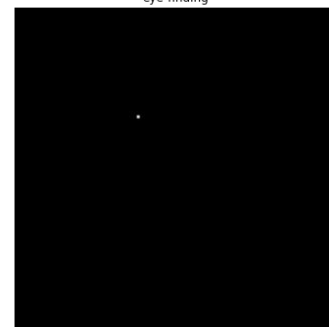
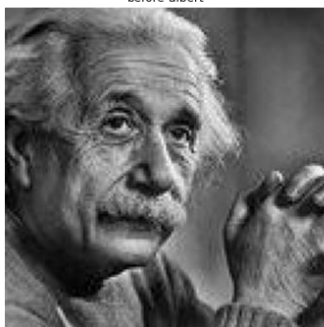
```
find_eye = thresh(new_albert, 0.464)
find_eye = np.squeeze(find_eye, axis=2)

find_patch = thresh(new_band, 0.68)
find_patch = np.squeeze(find_patch, axis=2)

find_tongue = thresh(new_dog, 0.8)
find_tongue = np.squeeze(find_tongue, axis=2)
```

In [336]:

```
Image.show_all([albert, np.squeeze(new_albert, axis=2), find_eye], ["
before-albert", "after-albert", "eye-finding"])
```



In [337]:

```
Image.show_all([band, np.squeeze(new_band, axis=2), find_patch], ["be
fore-band", "after-band", "patch-finding"])
```



In [338]:

```
Image.show_all([dog, np.squeeze(new_dog, axis=2), find_tongue], ["before-dog", "after-dog", "tongue"])
```

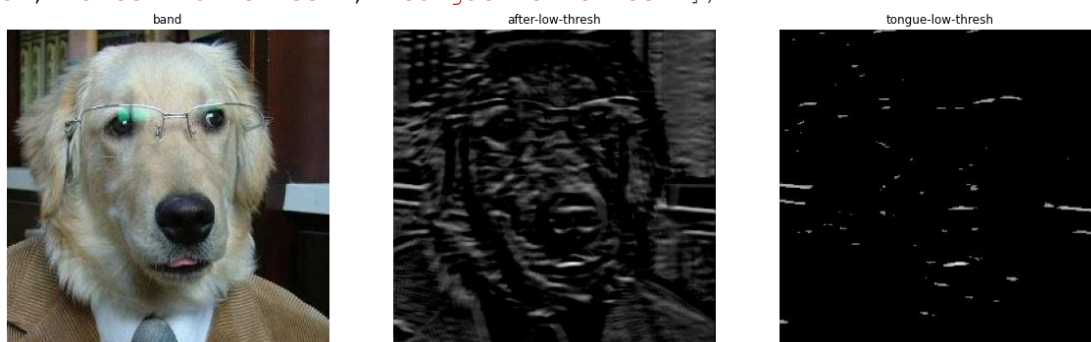


Bad choices of threshold

In [339]:

```
# Too low threshold
find_tongue = thresh(new_dog, 0.4)
find_tongue = np.squeeze(find_tongue, axis=2)
```

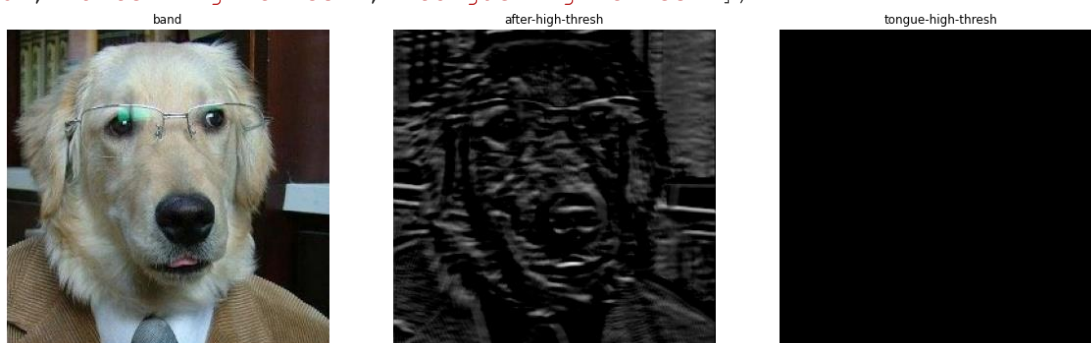
```
Image.show_all([dog, np.squeeze(new_dog, axis=2), find_tongue], ["band", "after-low-thresh", "tongue-low-thresh"])
```



In [340]:

```
# Too high threshold
find_tongue = thresh(new_dog, 0.99)
find_tongue = np.squeeze(find_tongue, axis=2)
```

```
Image.show_all([dog, np.squeeze(new_dog, axis=2), find_tongue], ["band", "after-high-thresh", "tongue-high-thresh"])
```





## Calculates Distances Of myCorr Function

In [0]:

```
def L1(img1, img2):
    # Calculates L1 norm between two images

    assert len(img1.shape) == 3, str("Expected img1 to has 3 dimensions
, got " + str(len(img1.shape)))
    assert len(img2.shape) == 3, str("Expected img2 to has 3 dimensions
, got " + str(len(img2.shape)))
    assert img1.shape[0] == img2.shape[0] and img1.shape[1] == img2.sha
pe[1], "Incompatible sizes of images!"

    return abs(np.sum(img1) - np.sum(img2))
```

```
def L2(img1, img2):
    # Calculates L2 norm between two images

    assert len(img1.shape) == 3, str("Expected img1 to has 3 dimensions
, got " + str(len(img1.shape)))
    assert len(img2.shape) == 3, str("Expected img2 to has 3 dimensions
, got " + str(len(img2.shape)))
    assert img1.shape[0] == img2.shape[0] and img1.shape[1] == img2.sha
pe[1], "Incompatible sizes of images!"

    sum = 0
    for i in range(img1.shape[0]):
        for j in range(img1.shape[1]):
            for c in range(img1.shape[2]):
                sum += math.pow((img1[i][j][c] - img2[i][j][c]), 2)

    return math.sqrt(sum)
```

In [0]:

```
def calculate_differences(img1, img2):
    mse = mean_squared_error(img1, img2)
    norm2 = L2(img1, img2)
    norm1 = L1(img1, img2)
    flag = np.array_equal(img1, img2)

    print('MSE: ' + str(mse) + '\nNorm L2: ' + str(norm2) + '\nNorm L1:
' + str(norm1) + '\nHistogram Comparison: ' + str(flag))
```

In [0]:

```
normalized_gray_waldo = norm(waldo)[: , :, np.newaxis]
Correlating with a no-effect filter to compare with source image
```

In [0]:

```
new_gray_waldo = myCorr(Im=normalized_gray_waldo, Ker=no_effect3, P=1
)
```

In [0]:

```
# Comparing a gray image before correlation and the same image after
a correlation with no-effect filter
calculate_differences(normalized_gray_waldo, new_gray_waldo)
Image.show_all([np.squeeze(new_gray_waldo, axis=2), waldo], ["my_corr
elation-waldo", "source-Waldo"])
MSE: 0.0
Norm L2: 0.0
Norm L1: 0.0
Histogram Comparison: True
```



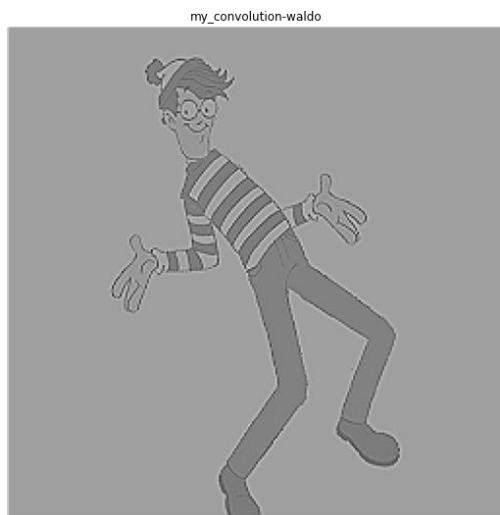
### Comparing Scipy Convolution to myCorr Convolution

In [0]:

```
my_sharpened_waldo = myCorr(Im=normalized_gray_waldo, Ker=sharpen3, P
=1, CORR=False)
scipy_result = scipy.signal.convolve2d(norm(waldo), np.squeeze(sharpe
n3, axis=2), 'same')
```

In [0]:

```
# Comparing a myCorr convolution with scipy convolution by sharpening
filter
calculate_differences(my_sharpened_waldo, scipy_result[:, :, np.newax
is])
Image.show_all([np.squeeze(my_sharpened_waldo, axis=2), scipy_result]
, ["my_convolution-waldo", "scipy_convolution-waldo"])
MSE: 3.0627064500293143e-33
Norm L2: 1.4167481424343606e-14
Norm L1: 7.275957614183426e-12
Histogram Comparison: False
```



## Cascade Two Layers

In [0]:

```
class Convolutional_Layer():
    def __init__(self, data, f, act=None):
        self.data = data
        self.f = f
        self.act = act

    def forward(self):
        return myCorr(self.data, self.f, P=1, N=1, ACTV=self.act)
```

In [0]:

```
class Sobel_Model():
    def __init__(self, data, f1, f2):
        self.data = data
        self.f1 = f1
        self.f2 = f2

        self.conv1 = None
        self.conv2 = None

        self.output = list()
        self.output.append(data)

    def forward(self):
        self.conv2 = Convolutional_Layer(self.data, self.f2)
        o1 = self.conv2.forward()

        self.conv1 = Convolutional_Layer(o1, self.f1)
        o2 = self.conv1.forward()
```

```

self.output.append(o1)
self.output.append(o2)

return o2

```

In [0]:

```

f1 = h_sobel5
f2 = sharpen3
data = norm(Image('./afeka.jpg').gray(True))[:, :, np.newaxis]

```

In [0]:

```

model = Sobel_Model(data, f1, f2)
output = model.forward()
output = [np.squeeze(o, axis=2) for o in model.output]

```

In [0]:

```

Image.show_all(output, ["before-model-afeka", "mid-sharpened-afeka",
"after-horizontal-sobel-afeka"])

```



In [0]:

```

# Tests parameter N

```

```

waldos = myCorr(normalized_gray_waldo, main_diagonal_sobel, N=3, ACTV
=relu)
waldos = [waldos[:, :, 0], waldos[:, :, 1], waldos[:, :, 2]]

```

```

Image.show_all(waldos, ["waldo-1", "waldo-2", "waldo-3"])

```

In [0]:

```

afeka_titles = [t + "-afeka" for t in rgb_titles3]

```

In [0]:

```

test_myCorr(img=afeka, kernel_lst=rgb_kernels3[: len(rgb_kernels3) //
2], title_lst=afeka_titles[: len(afeka_titles) // 2], P=1)

```



In [0]:

```

test_myCorr(img=afeka, kernel_lst=rgb_kernels5[len(rgb_kernels5) // 2
:], title_lst=afeka_titles[len(afeka_titles) // 2 :], P=10, S=4, CORR
=False, ACTV=relu)

```

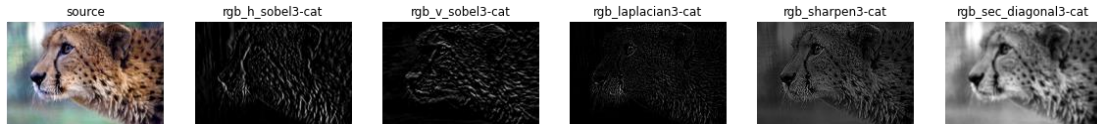


In [0]:

```
cat_titles = [t + "-cat" for t in rgb_titles3]
```

In [0]:

```
test_myCorr(img=cat, kernel_lst=rgb_kernels3[: len(rgb_kernels3) // 2], title_lst=cat_titles[: len(cat_titles) // 2], P=0, S=1, ACTV=relu)
```



In [0]:

```
test_myCorr(img=cat, kernel_lst=rgb_kernels5[len(rgb_kernels5) // 2:], title_lst=cat_titles[len(cat_titles) // 2:], P=1, S=1, CORR=False)
```

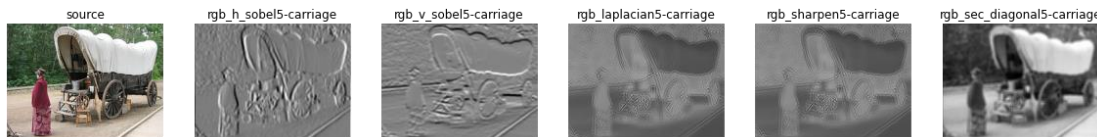


In [0]:

```
carriage_titles = [t + "-carriage" for t in rgb_titles5]
```

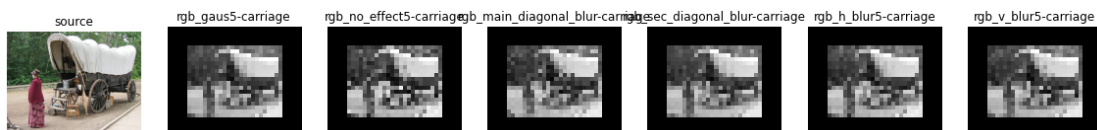
In [0]:

```
test_myCorr(img=carriage, kernel_lst=rgb_kernels5[: len(rgb_kernels5) // 2], title_lst=carriage_titles[: len(carriage_titles) // 2], P=1, S=1, CORR=True)
```



In [0]:

```
test_myCorr(img=carriage, kernel_lst=rgb_kernels5[len(rgb_kernels5) // 2:], title_lst=carriage_titles[len(carriage_titles) // 2:], P=50, S=10, CORR=False)
```

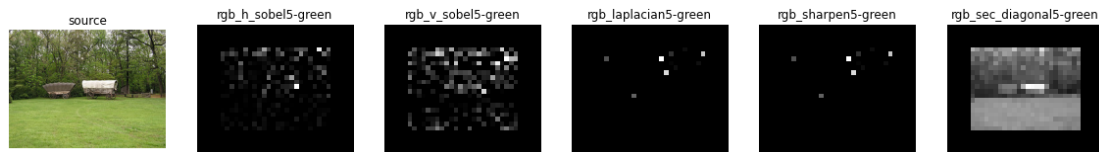


In [0]:

```
green_titles = [t + "-green" for t in rgb_titles5]
```

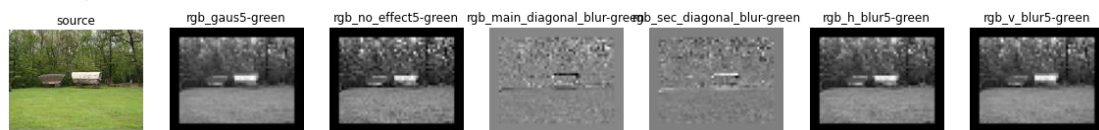
In [0]:

```
test_myCorr(img=green, kernel_lst=rgb_kernels5[: len(rgb_kernels5) // 2], title_lst=green_titles[: len(green_titles) // 2], P=50, S=10, ACTV=relu)
```



In [0]:

```
test_myCorr(img=green, kernel_lst=rgb_kernels3[len(rgb_kernels3) // 2:], title_lst=green_titles[len(green_titles) // 2:], P=20, S=5, CORR=True)
```

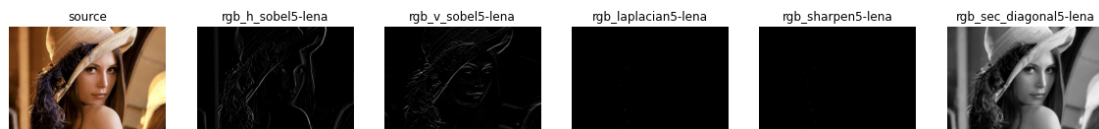


In [0]:

```
lena_titles3 = [t + "-lena" for t in rgb_titles3]
lena_titles5 = [t + "-lena" for t in rgb_titles5]
```

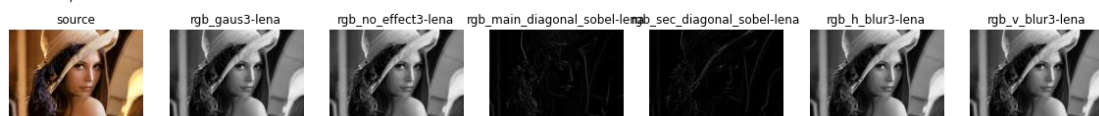
In [0]:

```
test_myCorr(img=lena, kernel_lst=rgb_kernels5[: len(rgb_kernels5) // 2], title_lst=lena_titles5[: len(lena_titles5) // 2], P=1, S=1, ACTV=relu)
```



In [0]:

```
test_myCorr(img=lena, kernel_lst=rgb_kernels3[len(rgb_kernels3) // 2:], title_lst=lena_titles3[len(lena_titles3) // 2:], P=1, S=2, ACTV=relu)
```



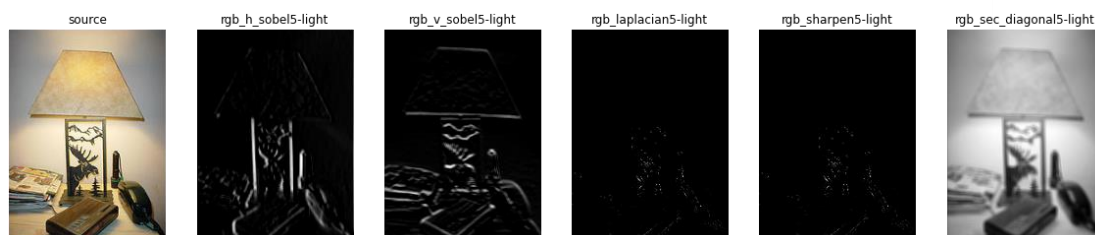
In [0]:

```
light_titles3 = [t + "-light" for t in rgb_titles3]
light_titles5 = [t + "-light" for t in rgb_titles5]
```

In [0]:

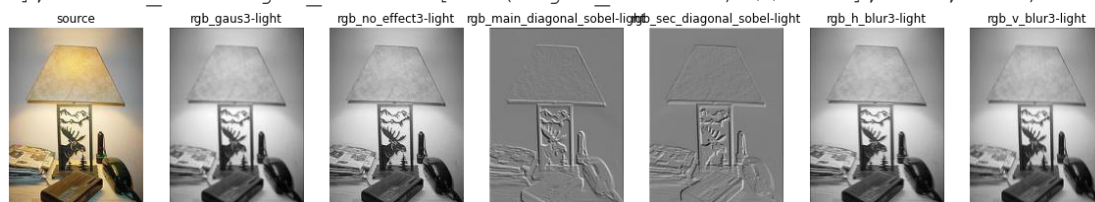
```
test_myCorr(img=light, kernel_lst=rgb_kernels5[: len(rgb_kernels5) // 2], title_lst=light_titles5[: len(light_titles5) // 2], P=1, S=1, ACTV=relu)
```





In [0]:

```
test_myCorr(img=light, kernel_lst=rgb_kernels3[len(rgb_kernels3) // 2:], title_lst=light_titles3[len(light_titles3) // 2:], P=1, S=1)
```



In [0]:

```
mnist_titles3 = [t + "-mnist" for t in titles3]
mnist_titles5 = [t + "-mnist" for t in titles5]
```

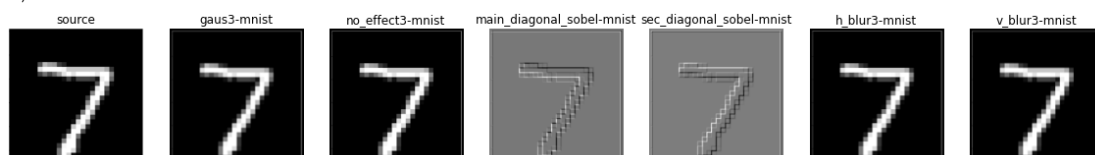
In [0]:

```
test_myCorr(img=mnist[:, :, np.newaxis], kernel_lst=kernels5[: len(kernels5) // 2], title_lst=mnist_titles5[: len(mnist_titles5) // 2], P=1, S=1)
```



In [0]:

```
test_myCorr(img=mnist[:, :, np.newaxis], kernel_lst=kernels3[len(kernels3) // 2:], title_lst=mnist_titles3[len(mnist_titles3) // 2:], P=5)
```

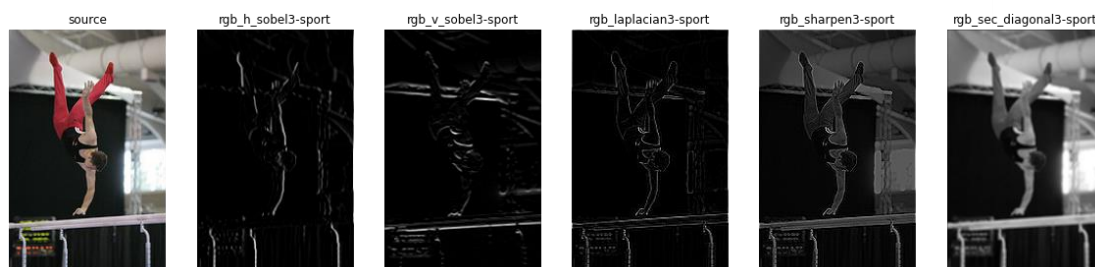


In [0]:

```
sport_titles3 = [t + "-sport" for t in rgb_titles3]
sport_titles5 = [t + "-sport" for t in rgb_titles5]
```

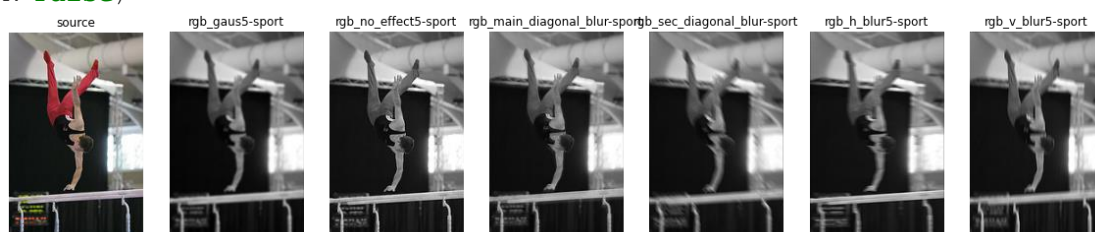
In [0]:

```
test_myCorr(img=sport, kernel_lst=rgb_kernels3[: len(rgb_kernels3) // 2], title_lst=sport_titles3[: len(sport_titles3) // 2], P=1, S=1, ACT V=relu)
```



In [0]:

```
test_myCorr(img=sport, kernel_lst=rgb_kernels5[len(rgb_kernels5) // 2:], title_lst=sport_titles5[len(sport_titles5) // 2:], P=1, S=1, CORR=False)
```

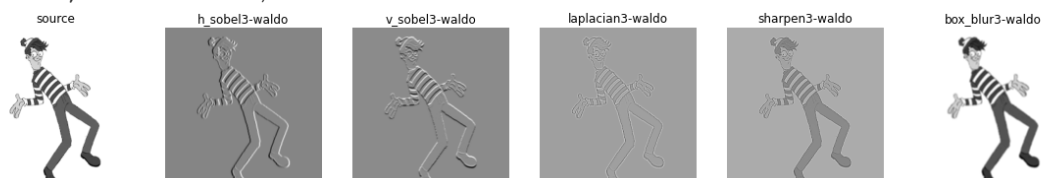


In [0]:

```
waldo_titles3 = [t + "-waldo" for t in titles3]
```

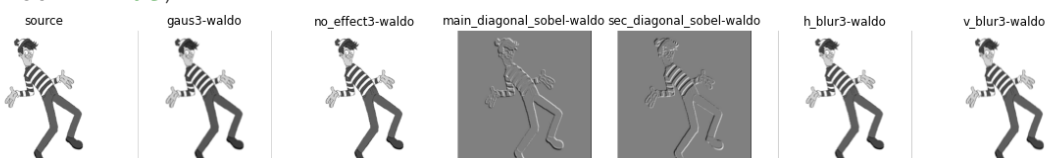
In [0]:

```
test_myCorr(img=waldo[:, :, np.newaxis], kernel_lst=kernels3[: len(kernels3) // 2], title_lst=waldo_titles3[: len(waldo_titles3) // 2], P=0, S=1, CORR=False)
```



In [0]:

```
test_myCorr(img=waldo[:, :, np.newaxis], kernel_lst=kernels3[len(kernels3) // 2:], title_lst=waldo_titles3[len(waldo_titles3) // 2:], P=1, CORR=True)
```



In [341]:

```
!zip -r /content/data.zip /content/data
```