

# Hw4\_Color edge detection (Due. 6/16)

409410014 資工三 柯柏旭 (hand in 6/4)

## Technical description

### 測試環境

```
> uname -a
Linux hentci-Aspire-A515-52G 5.15.0-69-generic #76-Ubuntu SMP Fri Mar 17 17:19:29 UTC 2023
x86_64 x86_64 x86_64 GNU/Linux
```

### 使用語言:

```
python 3.10.6
```

### library-requirement:

```
matplotlib==3.7.1
numpy==1.23.5
opencv_python==4.7.0.72
Pillow==9.5.0
```

### 如何執行

```
python3 Edge_Detection.py
```

或是

```
python Edge_Detection.py
```

便會依序顯示以下內容:

```
共3張圖，每張圖包含 original image 和經過 Edge Detection(Sobel Operator) 後的 image
1. baboon.png (original, Gx, Gy, G)
2. peppers.png (original, Gx, Gy, G)
3. pool.png (original, Gx, Gy, G)
```

如果要單獨看各張圖，可以把程式碼中標記的地方解註解後執行。

當中還有實做除了傳統3x3以外的sobel operator, 包含5x5及10x10。如果要使用，除了替換sobel operator以外，還需要更改padding和套用sobel operator的一些數值。

也另外實做了UI版本的程式，可以輸入:

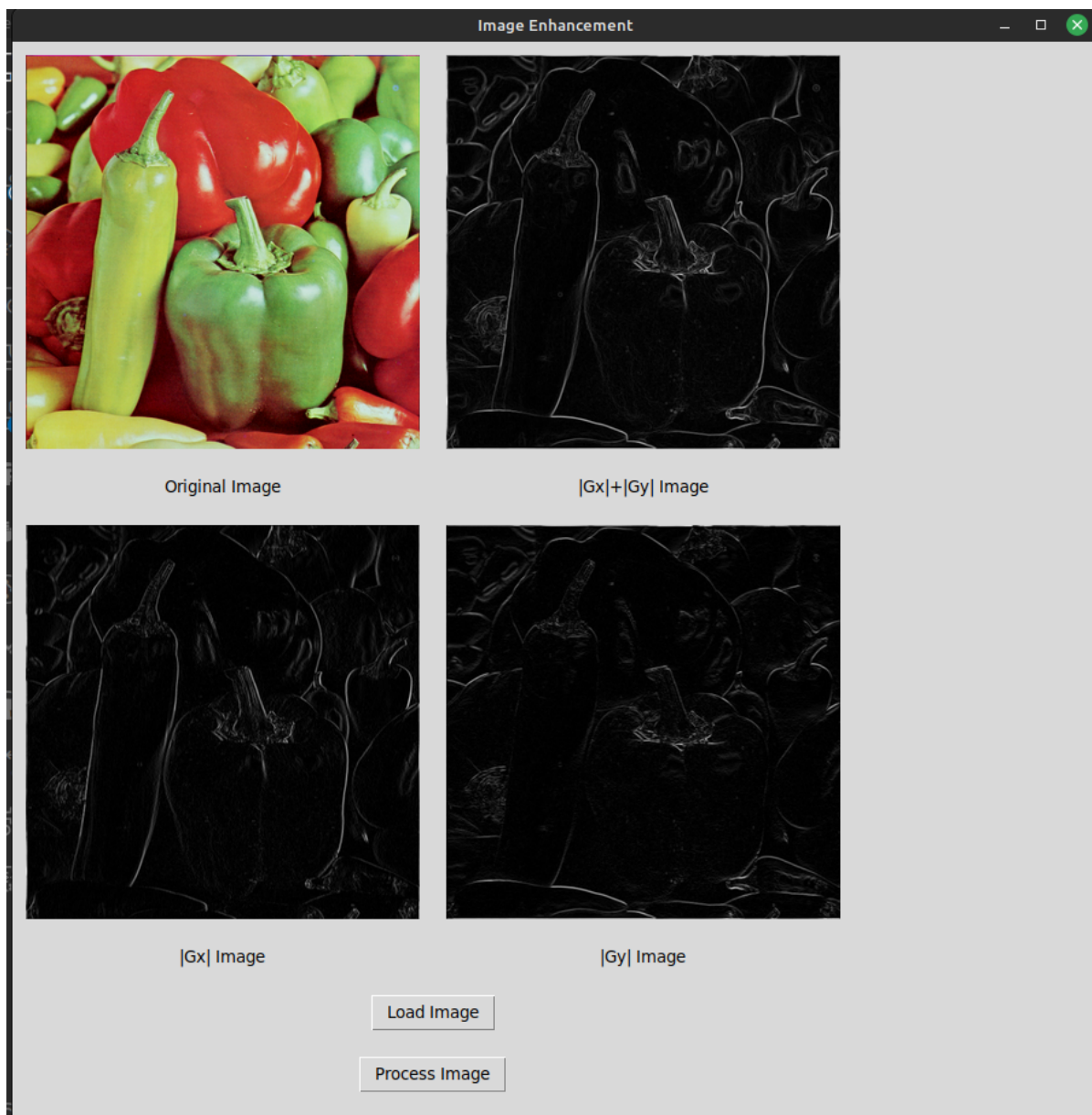
```
python3 UI_version.py
```

或是

```
python UI_version.py
```

執行後，從 `Load Image` 這個按鈕讀入欲執行的圖片，並且按下 `Process Image` 便會自動對圖片邊緣偵測。

示例圖：



## 程式碼解釋

### Sobel Operator

```
def sobel_operator(image):  
    # Convert image to grayscale  
    gray = image.mean(axis=2)  
  
    # Define the Sobel kernels  
    sobel_x = np.array([[ -1,  0,  1], [-2,  0,  2], [-1,  0,  1]])  
    sobel_y = np.array([[ -1, -2, -1], [ 0,  0,  0], [ 1,  2,  1]])  
  
    # Pad the image to handle border pixels  
    padded_image = np.pad(gray, ((1, 1), (1, 1)), mode='constant')  
  
    # Initialize output arrays  
    gradient_x = np.zeros_like(gray, dtype=np.float32)
```

```

gradient_y = np.zeros_like(gray, dtype=np.float32)

# Apply the Sobel operator
for i in range(gray.shape[0]):
    for j in range(gray.shape[1]):
        gradient_x[i, j] = np.sum(padded_image[i:i+3, j:j+3] * sobel_x)
        gradient_y[i, j] = np.sum(padded_image[i:i+3, j:j+3] * sobel_y)

# Compute the magnitude of the gradients
gradient_magnitude = np.sqrt(gradient_x**2 + gradient_y**2)
gradient_x = np.abs(gradient_x)
gradient_y = np.abs(gradient_y)

# Normalize the gradient magnitude to 0-255
gradient_magnitude = (gradient_magnitude / np.max(gradient_magnitude)) * 255
gradient_x = (gradient_x / np.max(gradient_x)) * 255
gradient_y = (gradient_y / np.max(gradient_y)) * 255

# Convert the gradient magnitude to uint8 format
gradient_magnitude = gradient_magnitude.astype(np.uint8)
gradient_x = gradient_x.astype(np.uint8)
gradient_y = gradient_y.astype(np.uint8)

return gradient_magnitude, gradient_x, gradient_y

```

主要步驟如下：

1. 將輸入的彩色圖像轉換為灰度圖像，以簡化處理。
2. 定義了Sobel算子的兩個卷積核（kernels）：sobel\_x用於檢測水平邊緣，sobel\_y用於檢測垂直邊緣。
3. 對灰度圖像進行邊界填充，以處理圖像邊緣上的像素。
4. 初始化與灰度圖像大小相同的輸出陣列，用於存儲計算後的梯度。
5. 使用Sobel算子計算每個像素的梯度值。
6. 根據梯度值計算梯度的大小（gradient\_magnitude）以及水平（gradient\_x）和垂直（gradient\_y）方向上的梯度值。
7. 對梯度大小和梯度方向進行歸一化處理，將其範圍映射到0-255之間。
8. 將梯度大小和梯度方向的值轉換為無符號8位整數（uint8）的格式。
9. 返回計算後的梯度大小（gradient\_magnitude）、水平梯度（gradient\_x）和垂直梯度（gradient\_y）。

## sobel operator (3 x 3)

- $g_x$

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

- $g_y$

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

$$g = \sqrt{g_x^2 + g_y^2}$$

## sobel operator (5 x 5)

```
''' kernel = 5 x 5 '''
sobel_x = np.array([[ -1,  -2,  0,  2,  1],
                    [ -4,  -8,  0,  8,  4],
                    [ -6, -12,  0, 12,  6],
                    [ -4,  -8,  0,  8,  4],
                    [ -1,  -2,  0,  2,  1]])

sobel_y = np.array([[ -1,  -4,  -6,  -4,  -1],
                    [ -2,  -8, -12,  -8,  -2],
                    [  0,   0,   0,   0,   0],
                    [  2,   8,  12,   8,   2],
                    [  1,   4,   6,   4,   1]])
```

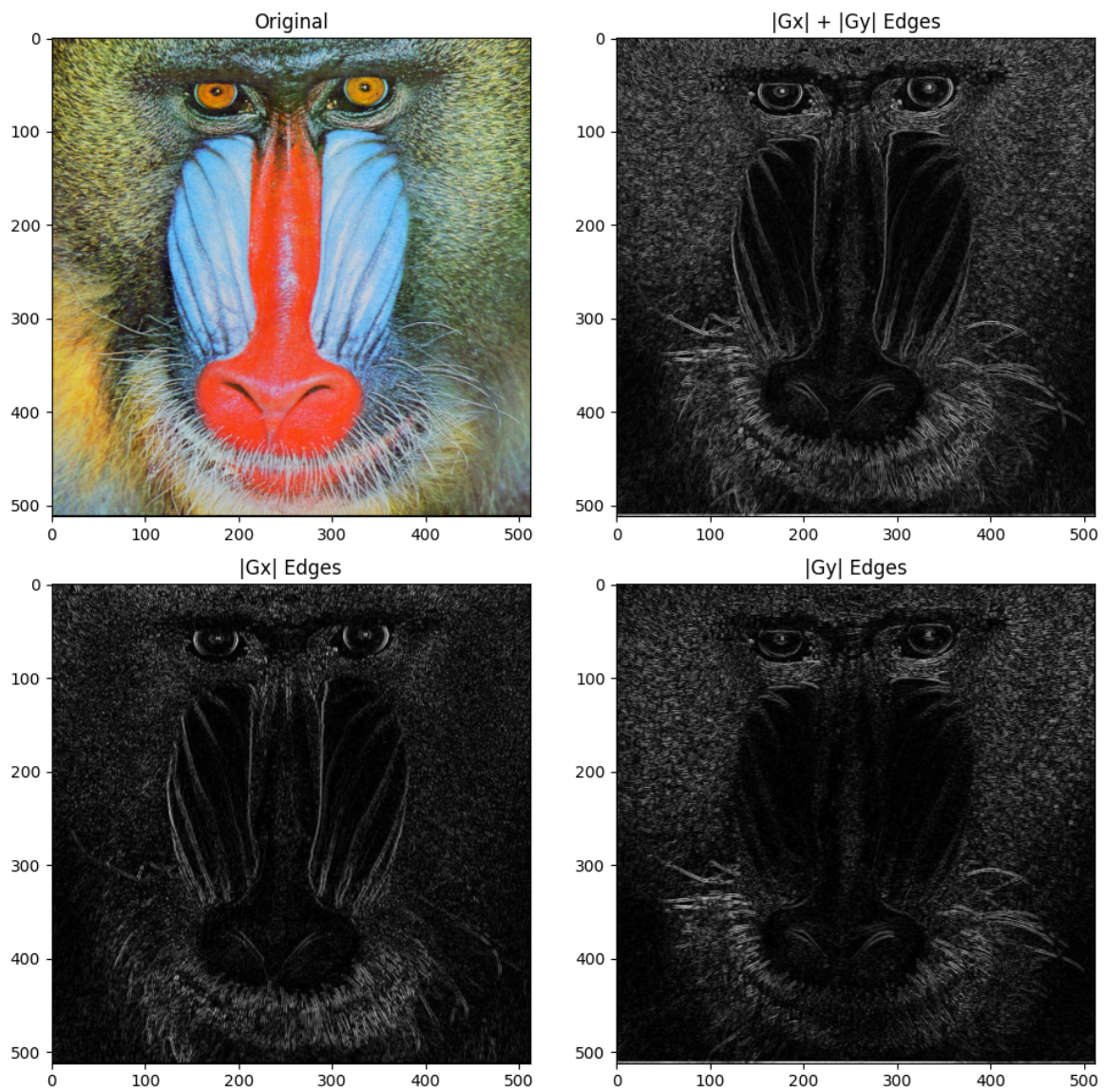
## sobel operator (10 x 10)

```
''' kernel = 10 x 10 '''
sobel_x = np.array([[ -1,  -2,  -3,  -4,  -5,  0,  5,  4,  3,  2],
                    [ -2,  -4,  -6,  -8, -10,  0, 10,  8,  6,  4],
                    [ -3,  -6,  -9, -12, -15,  0, 15, 12,  9,  6],
                    [ -4,  -8, -12, -16, -20,  0, 20, 16, 12,  8],
                    [ -5, -10, -15, -20, -25,  0, 25, 20, 15, 10],
                    [  0,   0,   0,   0,   0,  0,  0,  0,  0,  0],
                    [  5,  10,  15,  20,  25,  0, -25, -20, -15, -10],
                    [  4,   8,  12,  16,  20,  0, -20, -16, -12,  -8],
                    [  3,   6,   9,  12,  15,  0, -15, -12,  -9,  -6],
                    [  2,   4,   6,   8,  10,  0, -10,  -8,  -6,  -4]])

sobel_y = np.array([[ -1,  -2,  -3,  -4,  -5,  0,  5,  4,  3,  2],
                    [ -2,  -4,  -6,  -8, -10,  0, 10,  8,  6,  4],
                    [ -3,  -6,  -9, -12, -15,  0, 15, 12,  9,  6],
                    [ -4,  -8, -12, -16, -20,  0, 20, 16, 12,  8],
                    [ -5, -10, -15, -20, -25,  0, 25, 20, 15, 10],
                    [  0,   0,   0,   0,   0,  0,  0,  0,  0,  0],
                    [  5,  10,  15,  20,  25,  0, -25, -20, -15, -10],
                    [  4,   8,  12,  16,  20,  0, -20, -16, -12,  -8],
                    [  3,   6,   9,  12,  15,  0, -15, -12,  -9,  -6],
                    [  2,   4,   6,   8,  10,  0, -10,  -8,  -6,  -4]])
```

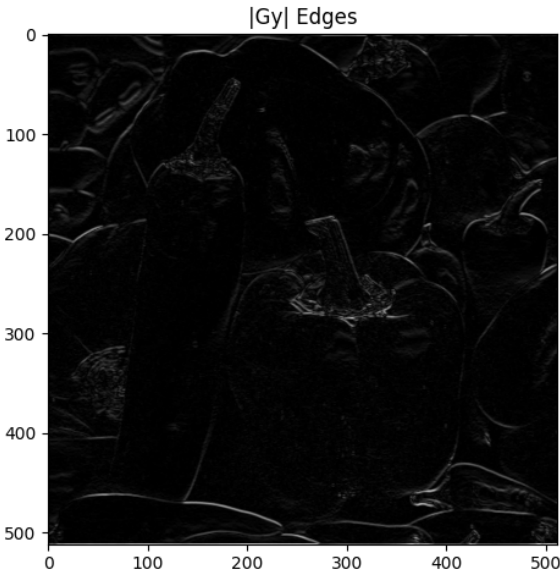
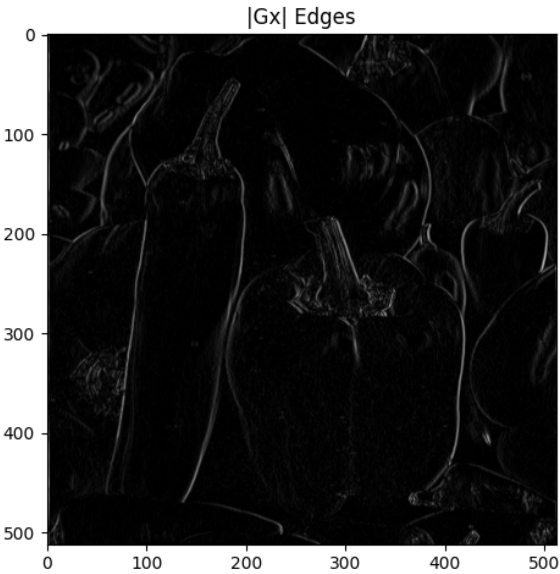
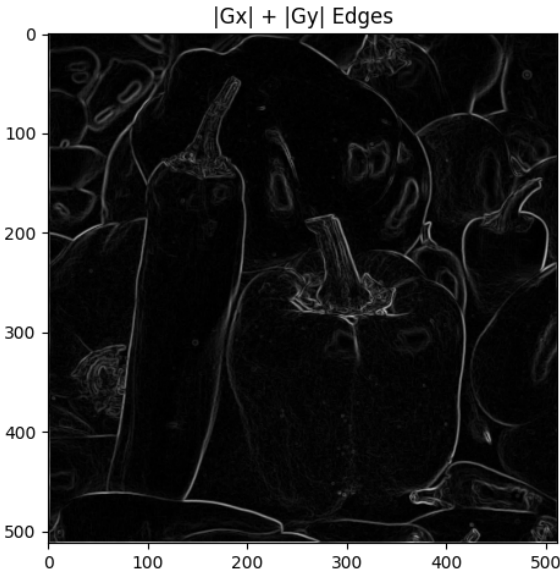
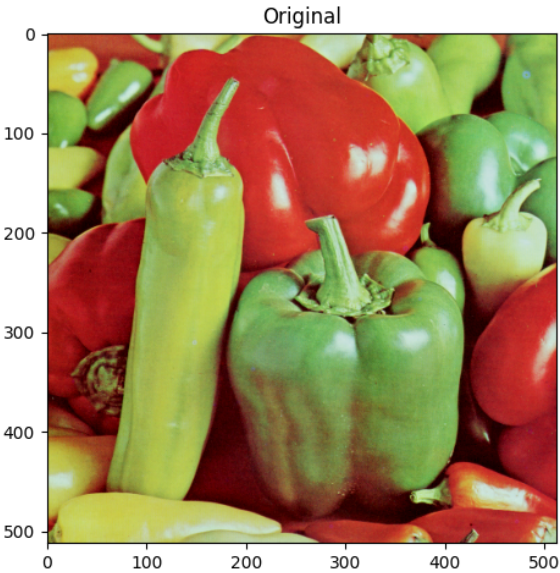
# Experimental results

**baboon.png**

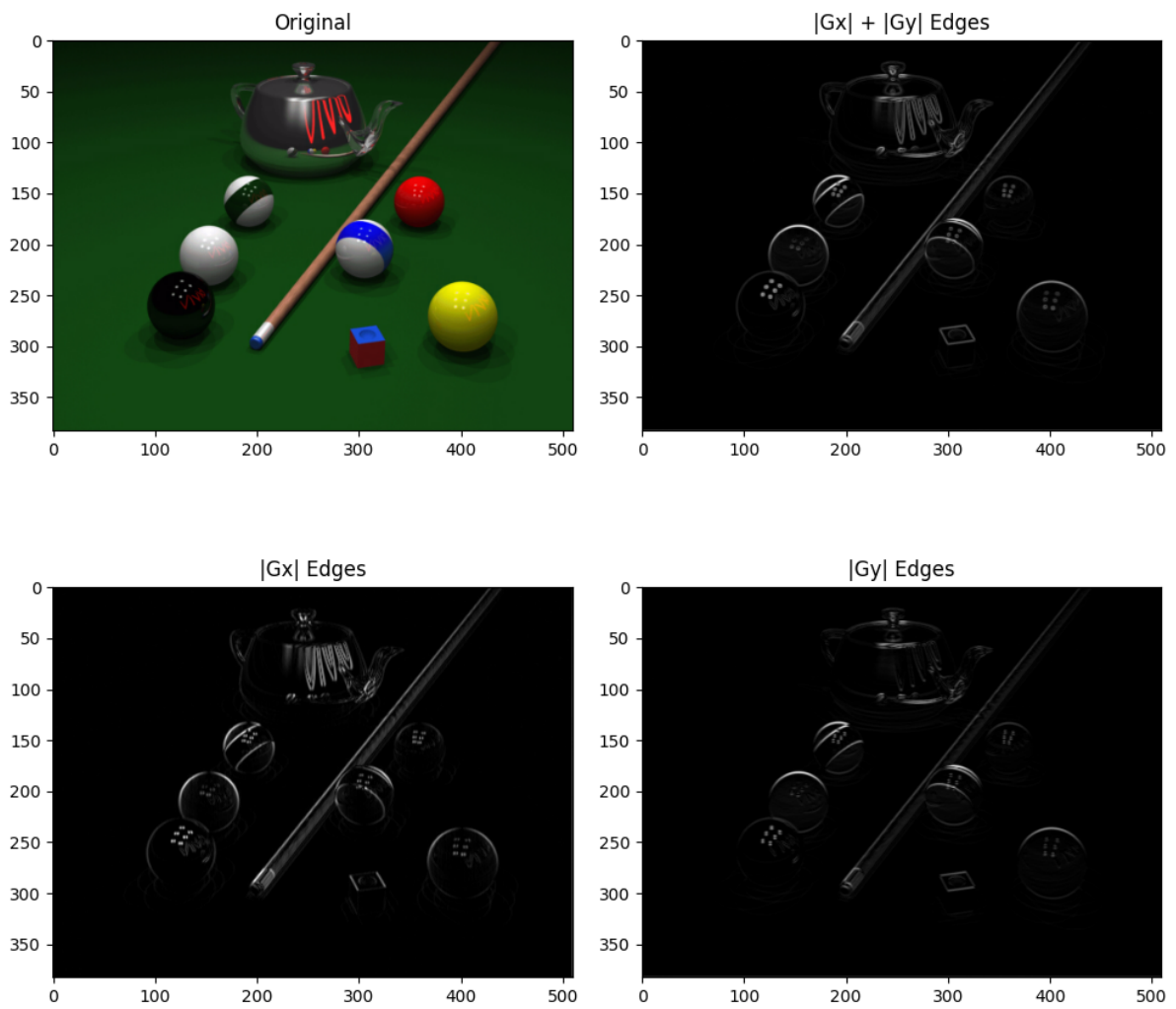




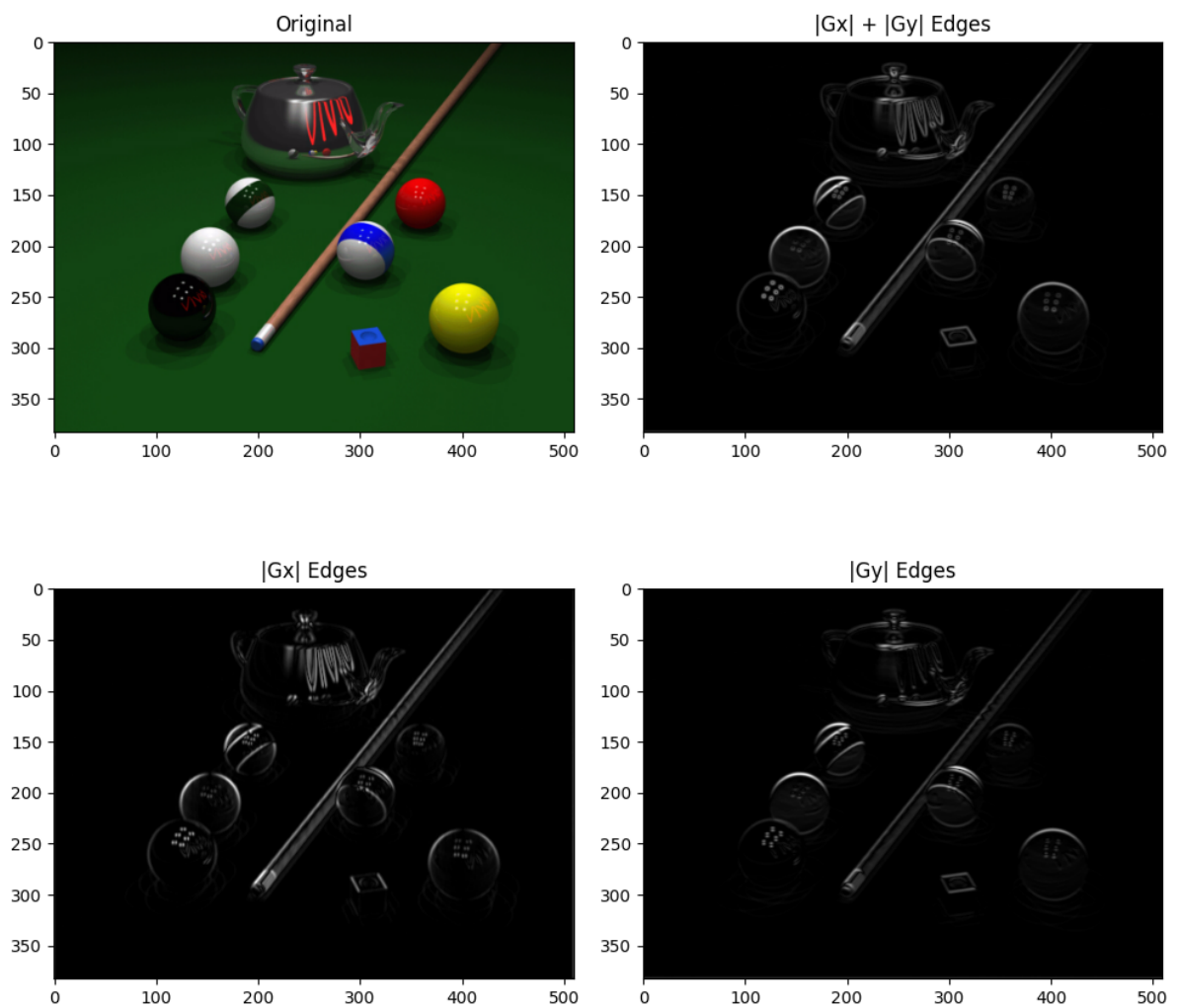
peppers.png



pool.png

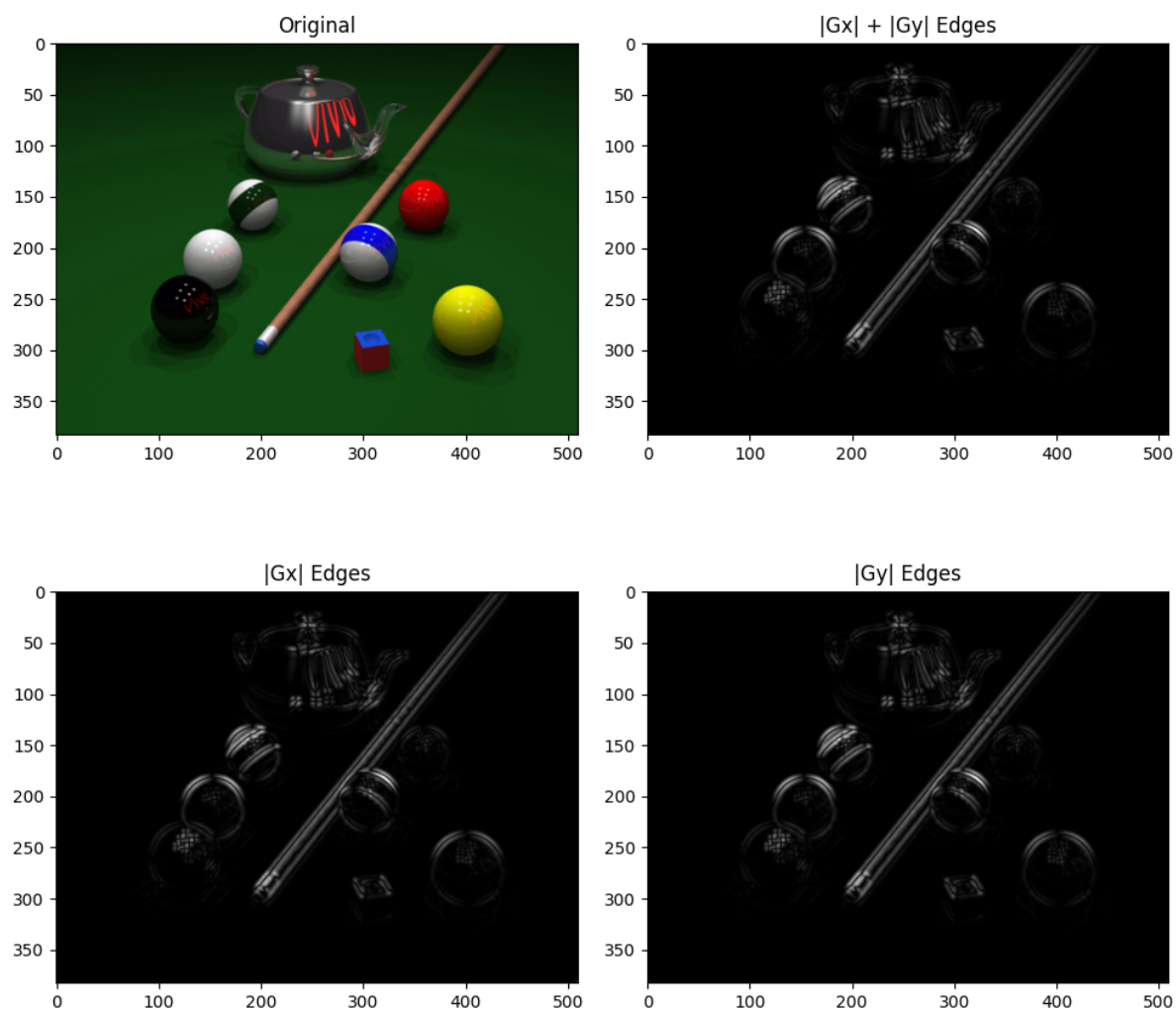


pool.png(5 x 5)





## pool.png(10 x 10)

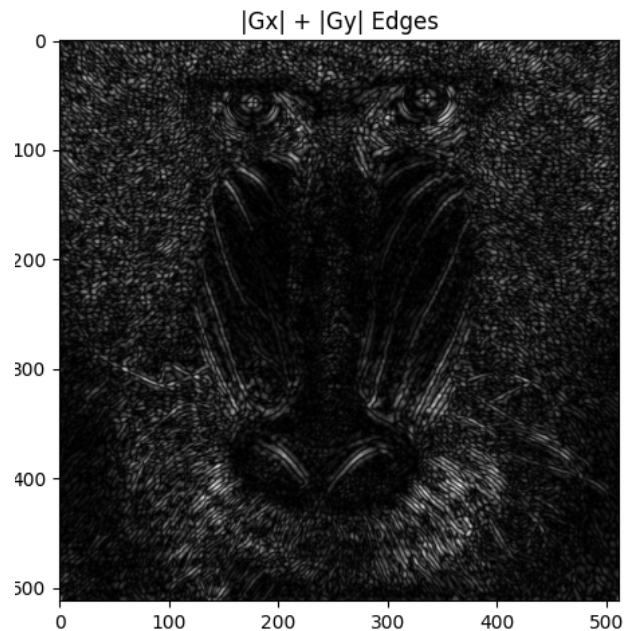


## Discussions

從上方的實驗結果與比較可以發現：

水平梯度 $G_x$ 和垂直梯度 $G_y$ 兩者其實單獨就可以做出不錯的邊緣偵測了。不過藉由梯度合成(平方相加開根號)，可以獲得更全面的邊緣信息。

另外，額外時做了kernel 5 x 5和10 x 10的sobel operator。原本以為是mask越大越好，結果好像大過頭也不太好，像是kernel = 10的時候，就好像在邊地震邊做edge detection一樣。如圖：



不過說真的，單用Sobel operator能獲得的信息還是有限，上面圖像的邊緣感覺還是沒說非常清楚。

總而言之，我認為Sobel operator最大的優點是，針對每個點，它只需要做八個點的整數運算就可以算出結果，這在運算量的負擔上是相當輕的。然而，它只用一個3x3的範圍來得到結果，顯然這樣算出來的結果是不太準確的。

## 心得

比起上一次作業，這一次真的簡單許多，沒想到來到了第10單元還是回到了Laplacian和Sobel operator，有種反璞歸真的感覺。這次的code其實一開始寫得很複雜，不過後來有用各種numpy優化，少了大概一半的篇幅。numpy真的好強，尤其是padding的部份真好扯，一行就解決了 O口O

這次也有實做UI版本的code，還請助教跑跑看，嘿嘿。

總而言之，這學期下來，雖然這堂課的作業有些部份蠻吃力的，不過看到結果成功還是會很開心。也感謝助教的批改，辛苦了！

## References and Appendix

- [邊緣偵測](#)
- 老師ppt CH10