# **Computer Vision HW1 Report**

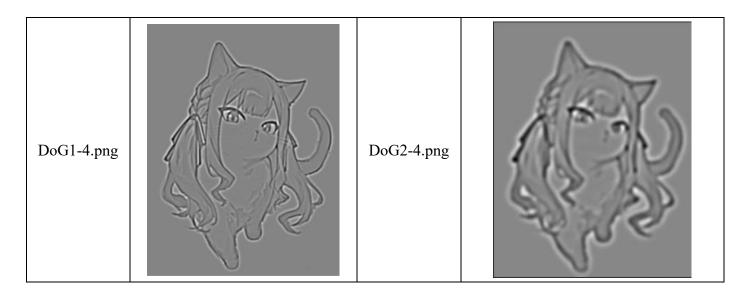
Student ID: B11901067

Name: 董家愷

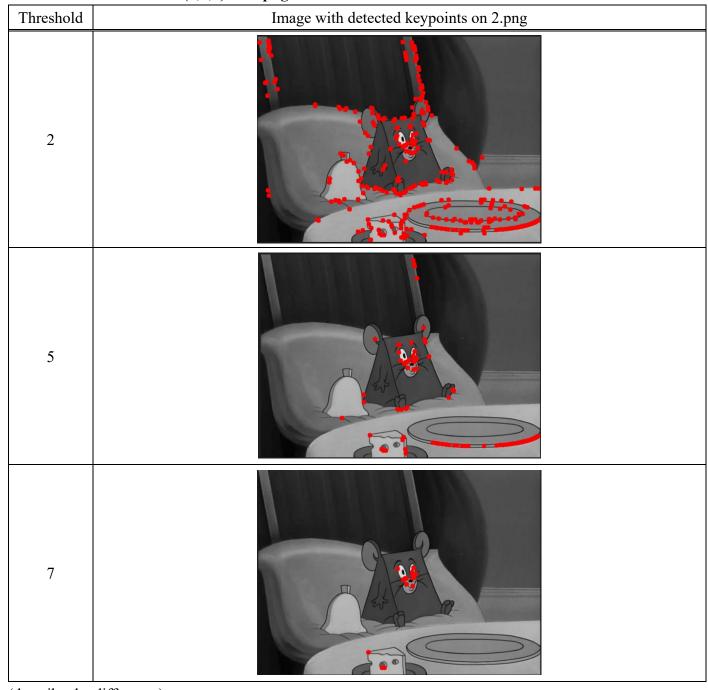
### <u>Part 1.</u>

- Visualize the DoG images of 1.png.

V ISUALIZE C	DoG Image (threshold = 5)		DoG Image (threshold = 5)
DoG1-1.png		DoG2-1.png	
DoG1-2.png		DoG2-2.png	
DoG1-3.png		DoG2-3.png	



## - Use three thresholds (1,2,3) on 2.png and describe the difference.



(describe the difference)

Threshold = 2: 因為 threshold 較低而顯示較多的特徵點,遍布各個物體及區域,幾乎能完整框出主角傑利鼠,但也標記了不太重要的背景如椅背、桌緣

Threshold = 5: 相較於第一張圖片,背景區域的特徵點較少,主要集中在傑利鼠面部、餐盤邊緣。

Threshold = 7: 相較上一張特徵點又更少,所代表的資訊若要用做後續訓練模型可能不太夠,只剩下傑利鼠面部及乳酪。

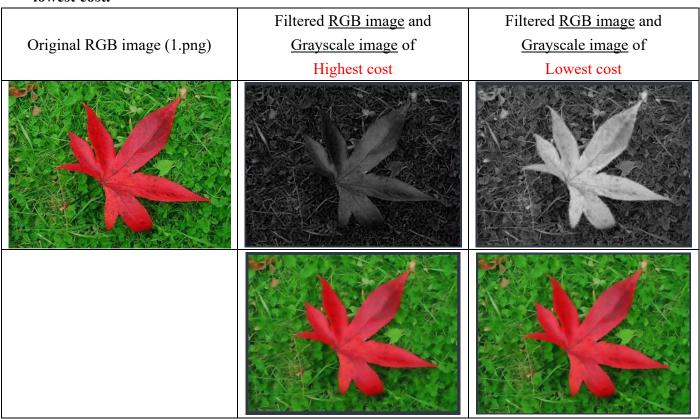
<u>Part 2.</u>

- Report the cost for each filtered image.

Gray Scale Setting	Cost (1.png)
cv2.COLOR_BGR2GRAY	1207799
R*0.0+G*0.0+B*1.0	1439568
R*0.0+G*1.0+B*0.0	1305961
R*0.1+G*0.0+B*0.9	1393620
R*0.1+G*0.4+B*0.5	1279697
R*0.8+G*0.2+B*0.0	1127913

Gray Scale Setting	Cost (2.png)
cv2.COLOR_BGR2GRAY	436673
R*0.1+G*0.0+B*0.9	143870
R*0.2+G*0.0+B*0.8	178405
R*0.2+G*0.8+B*0.0	432475
R*0.4+G*0.0+B*0.6	284221
R*1.0+G*0.0+B*0.0	321971

- Show original RGB image / two filtered RGB images and two grayscale images with highest and lowest cost.



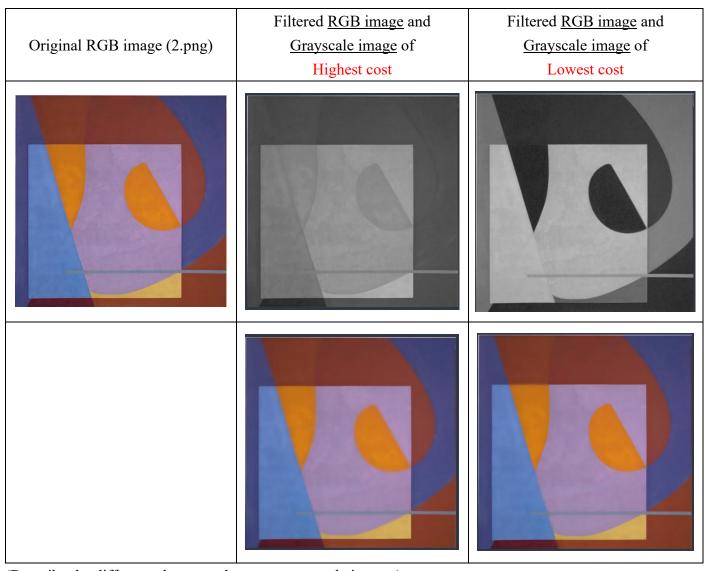
(Describe the difference between those two grayscale images)

從上圖可以看出,使用 RGB=(0,0,1)作為 guidance 的圖片,其 cost function 最高(即相似度最低)。 這可能是因為原圖主要由紅色和綠色構成,而 guidance 的藍色與之無關,導致 JBF 在處理時錯誤地 平滑了一些區域,或無法有效保留原圖的紅綠色調,從而降低了相似度。

相對地,使用 RGB=(0.8, 0.2, 0)作為 guidance 的圖片, cost function 最低(即相似度最高)。這可能是

因為 guidance 的色彩與原圖更為匹配,使得 JBF 能夠更好地保留楓葉的細節和對比度。同時,紅色 與綠色的比例為 0.8:0.2,使得在兩者交界處能進行適當的平滑處理,而不會使邊界模糊。

此外,也可以看出,使用前者 RGB 係數的灰階圖片無法有效區分楓葉與背景綠地,而使用後者 RGB 係數的灰階圖片則能清晰地區分楓葉與綠地,並保持一定的亮度。



(Describe the difference between those two grayscale images)

這張圖片包括大面積的紫色、紫紅色、藍色,以及少量的橘色和黄色。根據三原色合成原理,我們可以推斷,含綠色較多的導引圖會造成較高的 cost。從上面的列表中可以看到,RGB=(0.2,0.8,0) 的 cost 與標準灰階相似,皆顯示出較高的 loss function,與其他 RGB 設置相比較不適合作為 guidance。

從圖中可以看出,標準灰階未能有效區分各色塊的位置,甚至無法清晰分辨外圍的深藍和紫紅色區域。相較之下,RGB=(0.1,0,0.9) 能夠更精確地區分各個色塊,因此在作為 guidance 時,能夠提供最高的 perceptual similarity。

#### Describe how to speed up the implementation of bilateral filter.

1. Use look-up table for spatial kernel and range kernel

```
x = np.arange(-self.pad_w, self.pad_w + 1)
X, Y = np.meshgrid(x, x)
s_kernel_2D = np.exp(-0.5 * (X**2 + Y**2) / self.sigma_s**2)
r_kernel = np.exp(-0.5*(np.arange(256)/255)**2/self.sigma_r**2)
```

#### 後續計算時直接索引兩個 kernel 取值避免重複計算

```
for y in range(-self.pad_w, self.pad_w + 1):
    for x in range(-self.pad_w, self.pad_w + 1):
        offsets.append((y, x))
        spatial_weights.append(s_kernel_2D[self.pad_w + y, self.pad_w + x])
```

```
if guidance_diff.ndim == 2: # 灰階
    r_w = r_kernel[guidance_diff]
else: # 彩色
    r_w = np.prod([r_kernel[guidance_diff[:,:,c]] for c in range(guidance_diff.shape[2])], axis=0)
```

#### 2. 預先計算所有 offset 組合再對每個偏移組合作運算

```
offsets = []
spatial_weights = []

for y in range(-self.pad_w, self.pad_w + 1):
    for x in range(-self.pad_w, self.pad_w + 1):
        offsets.append((y, x))
```

```
for i, ((y, x), s_w) in enumerate(zip(offsets, spatial_weights)):
    shifted_guidance = np.roll(padded_guidance, [y, x], axis=[0, 1])
    guidance_diff = np.abs(shifted_guidance - padded_guidance).astype(np.org)

if guidance_diff.ndim == 2: # 灰階
    r_w = r_kernel[guidance_diff]
    else: # 彩色
    r_w = np.prod([r_kernel[guidance_diff[:,:,c]] for c in range(guidance_diff[:,:,c]))
```