

影像處理作業報告

HW1

Spatial Image Enhancement

授課教授：柳金章

學 生：楊憲閔

學 號：613410047

Due date：2024/11/07

Date hand in：2024/10/29

目錄

Technical description.....	3
Experimental results.....	10
Discussions	17
References and Appendix.....	18

Technical description

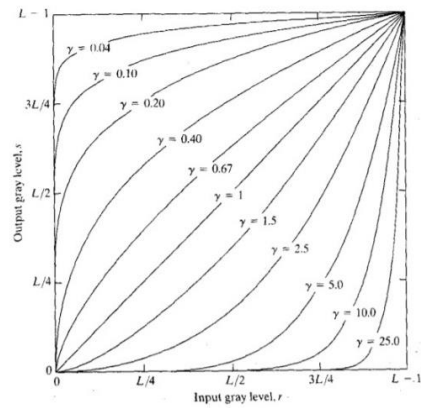
影像會受到環境、拍攝工具、拍攝參數等等所影響，導致影像有些時候會偏暗或是偏亮，進而影響影像中的物體輪廓不清或是一些細節顯示較為不佳，因此我們需要對影像進行影像處理(即強化)，來達到將影像變成較適合肉眼觀察的影像，本 Homework 則是要利用三種方法來達到上述的效果，下面將會介紹三種方法的理論與對應的結果。

1. Power-Law Transformations

又稱 gamma transformation。是利用非線性運算的公式對影像進行處理，來自人類的視覺系統具有類似的特色，因此我們可以利用 gamma 相關公式進行視覺補償，公式如下：

$$s = cr^\gamma \quad (1)$$

其中 r 和 s 為輸入和輸出影像之 pixel 亮度， c 和 γ 皆為大於 0 的常數(c 通常設為 1)。其轉換曲線如下圖：



圖(1) 不同 γ 的轉換曲線。

不難發現圖(1)中，若 $\gamma < 1$ 時，大部分原本亮度低的會被 mapping 到亮度高，而原本亮度高的還是亮度高，因此可以理解成將整體的亮度數值提高，也就是讓原本較暗的影像轉成較亮的影像；若 $\gamma > 1$ 時，原本亮度低的還是亮度低，而大部分原本亮度高的會被 mapping 到亮度低，因此可以理解成將整體的亮度數值下降，也就是讓原本較亮的影像轉成較暗的影像。

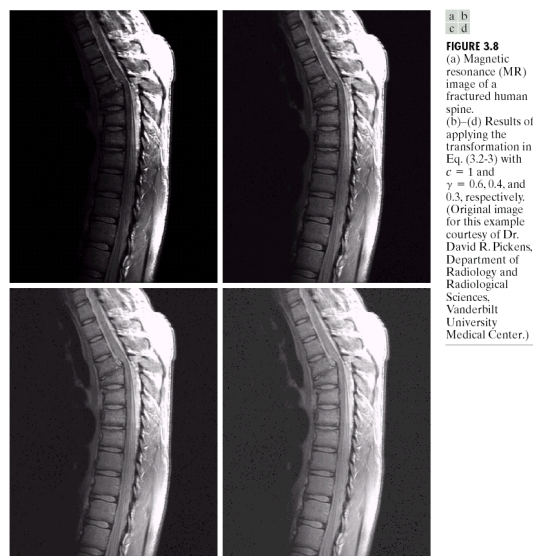
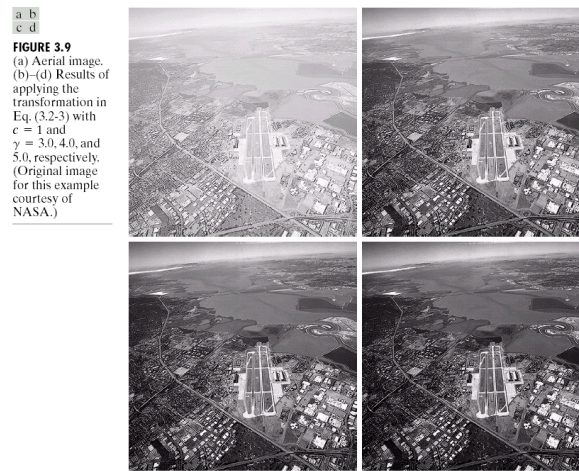


FIGURE 3.8
(a) Magnetic resonance (MR) image of a fractured human spine. (b)–(d) Results of applying the transformation in Eq. (3.2-3) with $c = 1$ and $\gamma = 0.6, 0.4$, and 0.3 , respectively. (Original image for this example courtesy of Dr. David R. Pickens, Department of Radiology and Radiological Sciences, Vanderbilt University Medical Center.)

圖(2) 輸入偏暗的影像，可以發現 γ 越小，轉換而成的影像會越亮，位於暗處的細節也會跟著明顯起來。



圖(3) 輸入偏亮的影像，可以發現 γ 越大，轉換而成的影像會越暗，位於亮處的細節也會跟著明顯起來。

2. Histogram equalization

色調過於集中於某一區段，對比度不明顯，使用 Histogram Equation，將原影像的灰階值平均分布，使其對比度提高，進而成為適合肉眼觀看的影像。

其中我們需要一個直方圖，是一個離散函數，其灰階值範圍為 $[0, L-1]$ ， L 是影像中的灰階總數，通常 L 為 256。

接著我們計算每個灰階值出現的次數，再除以影像的總 pixel 數，以計算該灰階值出現的機率，公式如下：

$$p_r(r_k) = \frac{n_k}{n}, \quad k = 0, 1, \dots, L-1 \quad (2)$$

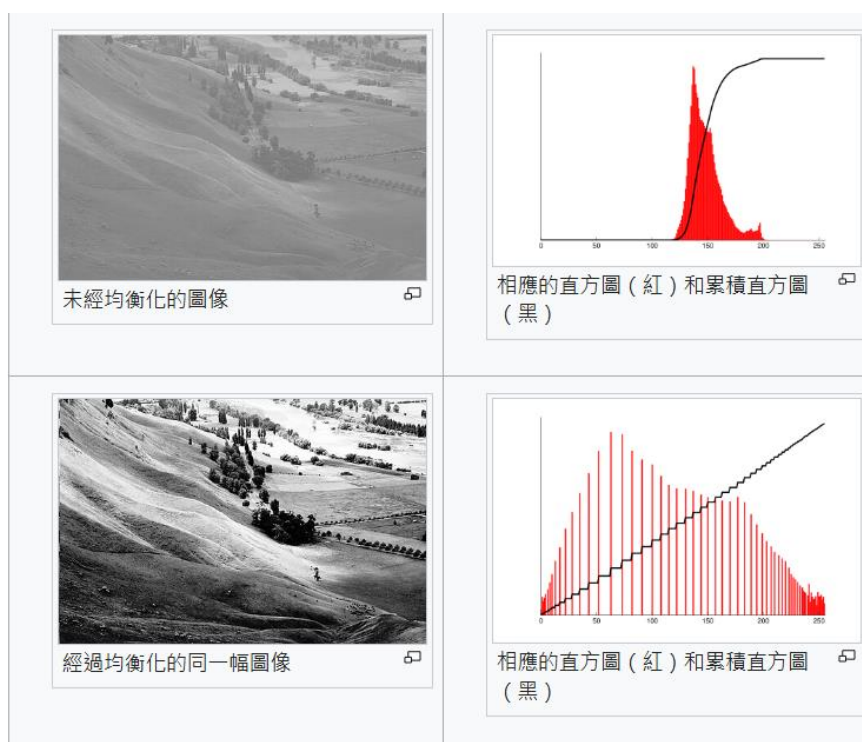
r_k 是第 k 個灰階值， $p_r(r_k)$ 是原影像 r_k 這個灰階值的出現機率， n_k 是有多少個 pixel 的灰階值為 r_k ， n 是影像總 pixel 數。

再將 PDF 累加求出累積分佈函數(CDF)，產生一個 mapping function，利用 CDF 的數值讓原本影像中的各個灰階值有一個對應的新灰階值，公式如下：

$$s_k = T(r_k) = \sum_{j=0}^k p_r(r_j) = \sum_{j=0}^k \frac{n_j}{n}, k = 0, 1, \dots, L-1 \quad (3)$$

其中 $T(r_k)$ 是上面所說的 mapping function， s_k 是第 k 個灰階值轉換後所對應之新的灰階值。

最後將原本影像的每個 pixel 之灰階亮度 r_k 轉換成相對應的灰階亮度 s_k ，即可完成轉換，使得原本數值應過於集中的情況得到改善，達到影像強化的效果。



圖(4) 原圖灰階值大多在 $[120, 200]$ ，經過方法計算進行影像強化後，灰階值直方圖就會顯得比較平均，圖片也較適合肉眼觀察。

此外，這個方法不僅可以使用於整張圖(Global Enhancement)，也可以先對影像進行分割為多個區塊，再對每個區塊做 histogram equalization(Local Enhancement)，因為兩者產生的結果大不同，因此我們可以視需求而決定要使用 global histogram equalization 或 local histogram equalization。

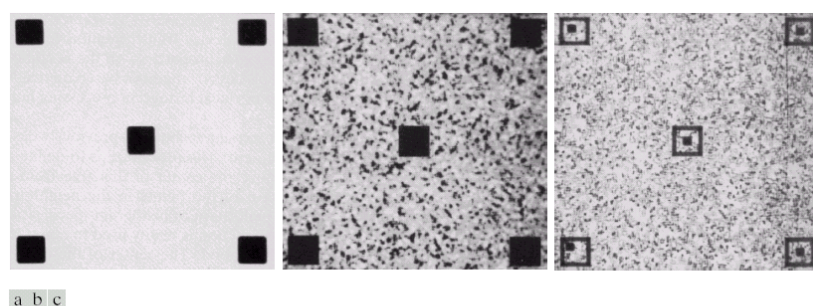


FIGURE 3.23 (a) Original image. (b) Result of global histogram equalization. (c) Result of local histogram equalization using a 7×7 neighborhood about each pixel.

圖(5) 原圖中心與四周都有黑色方塊，我們想對他們做消除，可以發現 global 處理較為不好，那五個方塊還在，但 local 可以消除方塊的些許部分，看起來效果較佳。

3. Image sharpening using the Laplacian operator

Image sharpening 即為對影像中的細節進行強化，其中就是利用數學的一次與二次微分做基礎的，其公式如下。

$$\frac{\partial f}{\partial x} = f(x+1) - f(x) \quad (4)$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial^2 x^2} = f(x+1) + f(x-1) - 2f(x) \quad (5)$$

其中一次微分會產生「較厚」的邊緣，對於灰階值的梯度

變化反應較明顯；二次微分中則是產生更細緻的邊緣，並對細節（細線條或是孤立的點）反應較為明顯。

基於二次微分對於細節有更好的反應，有人提出了利用二次微分達到銳利化的方法-「Laplacian operator」，公式如下：

$$\frac{\partial^2 f}{\partial^2 x^2} = f(x+1, y) + f(x-1, y) - 2f(x, y) \quad (6)$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial^2 y^2} = f(x, y+1) + f(x, y-1) - 2f(x, y) \quad (7)$$

$$\nabla^2 f = [f(x+1, y) + f(x-1, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1)] - 4f(x, y) \quad (8)$$

實作 digital Laplacian 有很多種，下面為其中一種 filter mask。

0	1	0	0	-1	0
1	-4	1	-1	4	-1
0	1	0	0	-1	0

圖(6) 其中一種 filter mask 實作 Laplacian

用 Laplacian filter mask 實現影像強化，其公式如下。

$$g(x, y) = \begin{cases} f(x, y) - \nabla^2 f(x, y), & \text{if the center coefficient of the} \\ & \text{Laplacian mask is negative,} \\ f(x, y) + \nabla^2 f(x, y), & \text{if the center coefficient of the} \\ & \text{Laplacian mask is positive.} \end{cases} \quad (9)$$

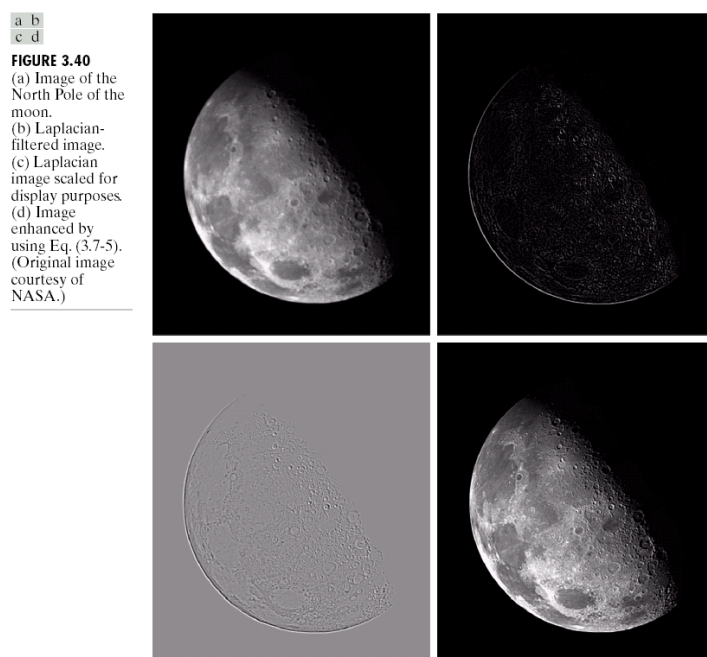
以圖(6)的 filter mask 為例，可以得到：

$$\begin{aligned} g(x, y) &= f(x, y) - [f(x+1, y) + f(x-1, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1)] + 4f(x, y) \\ &= 5f(x, y) - [f(x+1, y) + f(x-1, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1)] \end{aligned} \quad (10)$$

其中 $g(x, y)$ 是經由 Laplacian operator 強化過後的影像之 (x, y) 的灰階值，因此我們可以得到一個 Composite Laplacian filter mask，讓我們可以直接用此 filter mask 與原影像做相乘即可得到我們要的影像。

0	-1	0
-1	5	-1
0	-1	0

圖(7) Composite Laplacian filter mask



圖(8) Laplacian operator 進行影像強化的過程。

Experimental results

1. 程式執行流程：

- (1) 確保已安裝相關 module，本次作業使用 module 如下所示：

```
import cv2
import os
import glob
import numpy as np
from matplotlib import pyplot as plt
```

圖(9) 會使用到的 module

- (2) 進到作業的目錄底下，會看到一個名為 HW1_test_image 的資料夾，一個 main.py，還有這份 pdf，點右鍵按在終端中開啟，輸入 python main.py，程式即開始執行。
- (3) 程式會讀取 HW1_test_image 資料夾底下的圖片，並輸出對每個圖片進行 transform 的結果，即順序會是讀一張圖片，輸出對該圖片進行 gamma transform 的結果，關掉視窗後會輸出對該圖片進行 histogram equalization 的結果，並在後面輸出對應的 histogram，再關掉視窗後會輸出利用 Laplacian operator 對該圖片進行 Image sharpening 的結果，最後關掉視窗則程式繼續讀取下一張圖片，並做

一樣的順序，直到所有圖片都被讀取完，即結束程式。

2. 程式執行結果：

(1) Gamma transform:



圖(10) Cameraman. bmp 原圖與轉換後之影像



圖(11) Lena. bmp 原圖與轉換後之影像



圖(12) Peppers. bmp 原圖與轉換後之影像

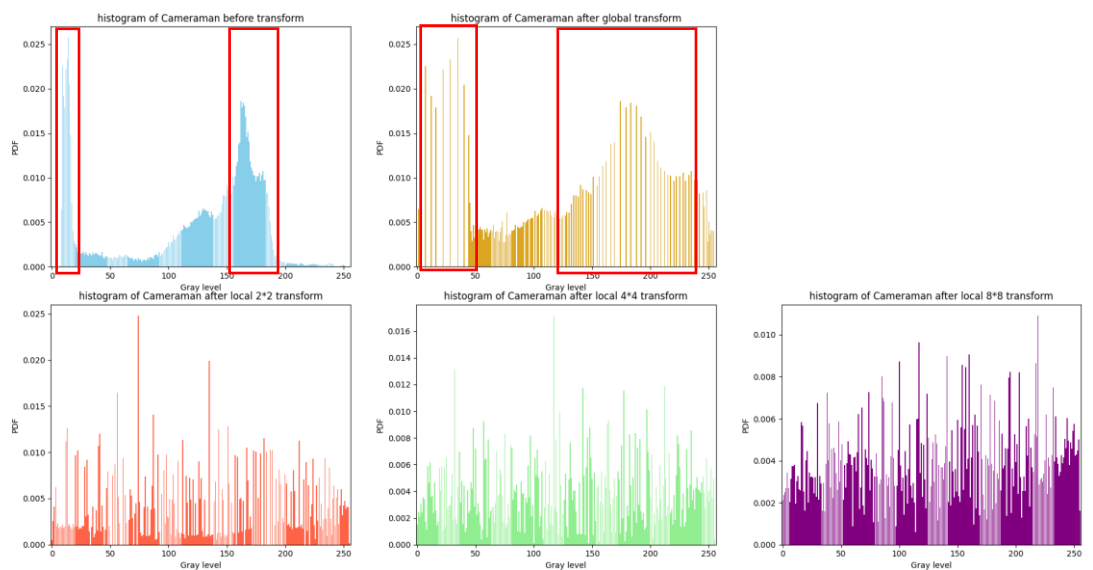
從這些 output 中可以驗證上面所說的， $\gamma < 1$ 會使整體的亮
高， $\gamma > 1$ 會使整體的亮度降低

(2) Histogram equalization:



圖(13) Cameraman.bmp 原圖與 global histogram

equalization 與 local histogram equalization 後之影像



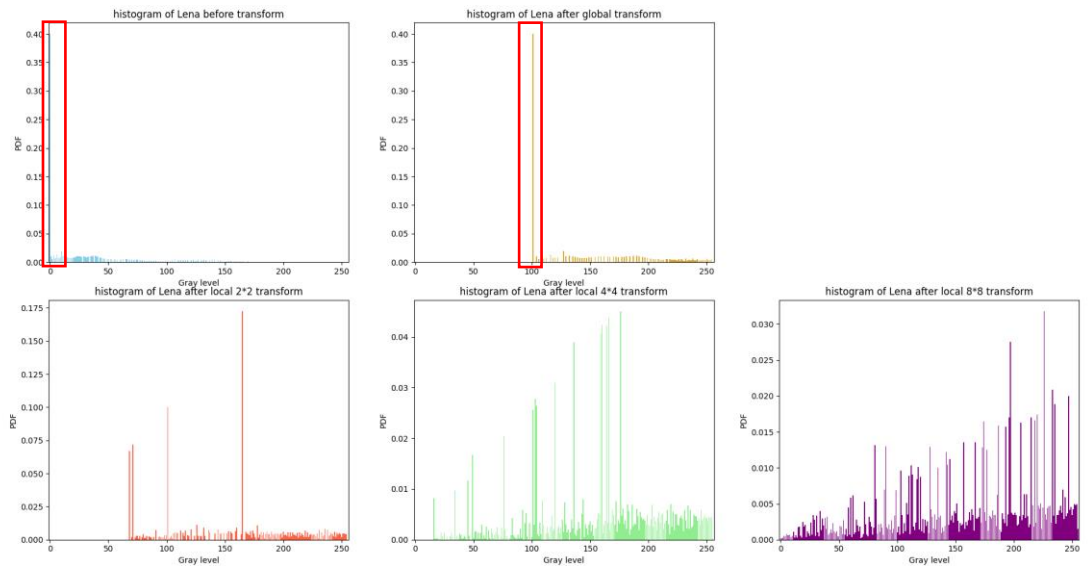
圖(14) 原圖與 global histogram equalization 與 local

histogram equalization 後之 histogram



圖(15) Lena.bmp 原圖與 global histogram equalization

與 local histogram equalization 後之影像



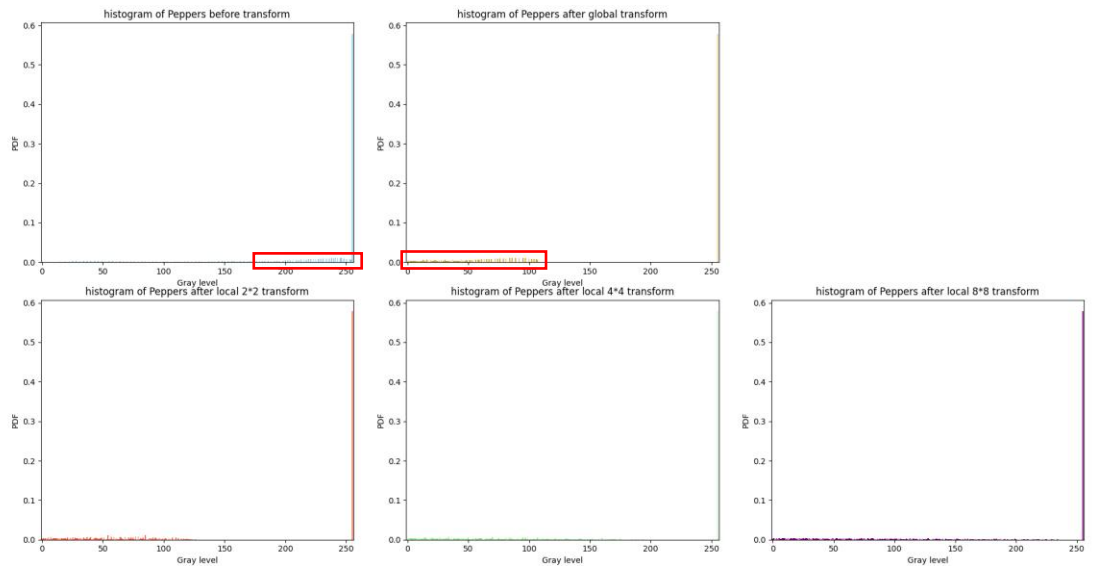
圖(16) 原圖與 global histogram equalization 與 local

histogram equalization 後之 histogram



圖(17) Peppers.bmp 原圖與 global histogram

equalization 與 local histogram equalization 後之影像



圖(18) 原圖與 global histogram equalization 與 local histogram equalization 後之 histogram

可以發現在經過處理後，集中在某處的話會被分散掉，使之較為平均，如圖(16)與圖(18)中紅框處可以清楚看到這個現象。

其中 Global 整張圖處理與 Local 分段處理的概念不同，但原理是一樣的，不過分成部分來剖析的話，我個人覺得 Local 在單一小格內來看灰階的漸層感會比 Global 還要優秀一些，但很明顯地，從肉眼的理解來看，圖的邊界看起來很不連續且非常礙眼，反而更難辨識了。

比較特別的是 Peppers.bmp 這張，這張很明顯大部分都是亮的，在經過處理後看到圖(18)只有最高亮度以外的地方 mapping 到亮度低的位置，最高亮度依然占比很大，

強化出來的影像和原始影像相比，亮度低的地方有所增加，但整體亮度依然很亮。這顯示了當原始影像當中有若有某個值相較於其他值高出很多很多時，經過 histogram equalization 後，所得到的強化效果是有限的。

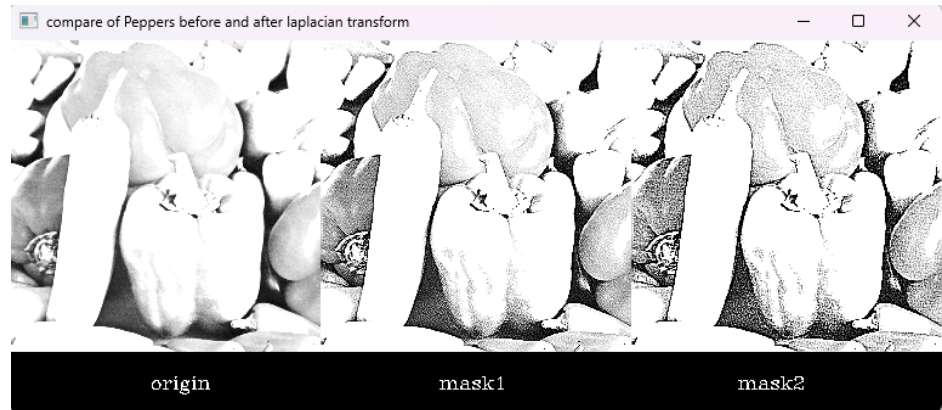
(3) Image sharpening using the Laplacian operator:



圖(19) Cameraman.bmp 原圖與 Image sharpening using the Laplacian operator 後之影像



圖(20) Lena.bmp 原圖與 Image sharpening using the Laplacian operator 後之影像



圖(21) Peppers.bmp 原圖與 Image sharpening using the Laplacian operator 後之影像

其中 mask1 與 mask2 為：

0	-1	0	-1	-1	-1
-1	5	-1	-1	9	-1
0	-1	0	-1	-1	-1

圖(22) 左邊為 mask1，右邊為 mask2

這裡可以看出使用的是合成型 Laplacian operator，直接對影像做銳利化，並且因為未 padding，故不會對影像最外圍的邊界做 Laplacian operator。從上面的 output 可以看出，如同上面的論述，在經過 Laplacian operator 進行銳利化後，原始影像當中本來沒那麼明顯的細節將會顯示出來。

Discussions

大致總結一下這三種強化方法：

1. gamma transform 主要是把影像做整體亮度調整，簡單但無法做更進一步的強化。
2. Histogram equalization 是對整體進行平均化，避免較集中於某些值，如此可以讓大致的輪廓顯現，但遇到像 Peppers.bmp 這種某個值的出現頻率過於壓制其他值時，histogram 的效果仍會不佳。
3. Sharpening using the Laplacian operator 是針對影像當中細節去做銳利化使之顯現出來，但跟前兩種方法相比，它不會顯著地影響影像整體的亮度和輪廓。

每個方法都有它的特色，有優點也有缺點，因此不是所有的影像都適合某某影像增強的方法，找出適合的方法並應用之，才是最好的！

References and Appendix

histogram equalization

<https://zh.wikipedia.org/zh-tw/%E7%9B%B4%E6%96%B9%E5%9B%BE%E5%9D%87%E8%A1%A1%E5%8C%96>

histogram equalization

<https://jason-chen-1992.weebly.com/home/-histogram-equalization>

gamma correction

<https://jason-chen-1992.weebly.com/home/-gamma-correction>

Laplacian Operator

<https://medium.com/%E9%9B%BB%E8%85%A6%E8%A6%96%E8%A6%BA/%E9%82%8A%E7%B7%A3%E5%81%B5%E6%B8%AC-%E6%8B%89%E6%99%AE%E6%8B%89%E6%96%AF%E7%AE%97%E5%AD%90-laplacian-operator-ea877f1945a0>

Laplacian Operator

https://docs.opencv.org/3.4/d5/db5/tutorial_laplace_operator.html

Laplacian Operator

<https://homepages.inf.ed.ac.uk/rbf/HIPR2/log.htm>

subplot

<https://steam.oxxostudio.tw/category/python/example/matplotlib-subplot.html>

puttext()

<https://steam.oxxostudio.tw/category/python/ai/opencv-text.html>

puttext()

https://blog.csdn.net/weixin_41010198/article/details/89155899