

# 影像處理作業報告

HW2

Spatial Image Enhancement

授課教授：柳金章

學 生：楊憲閔

學 號：613410047

Due date：2024/11/29

Date hand in：2024/11/25

# 目錄

Technical description.....	3
Experimental results.....	9
Discussions .....	15
References and Appendix.....	17

# 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)，來達到強化影像的細節，本 Homework 則是要利用四種方法在 frequency domain 做到上述的效果，下面將會介紹四種方法的理論與對應的結果。

## 1. Laplacian operator

公式如下：

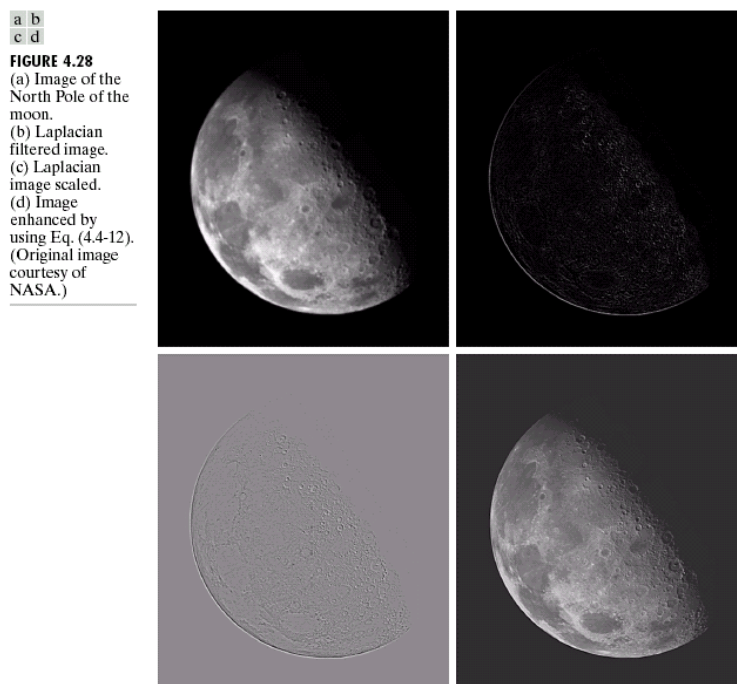
$$\nabla^2 f(x, y) = \mathfrak{F}^{-1}\{-4\pi^2[(u - M/2)^2 + (v - N/2)^2]F(u, v)\} \quad (1)$$

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

圖(1) Laplacian 目標公式

其中  $F(u, v)$  是原始影像經過傅立葉轉換後的結果， $u$  和  $v$  是 frequency domain 中類似  $x$  和  $y$  的東西(座標)。公式(1)中各自減  $M/2$  和  $N/2$  是因為要將影像原點(轉換後位於左上角)移至轉換後影像之中心點。 $M$  為 row 數， $N$  為 column 數。經過計算後

進行反傅立葉轉換，即可得到經過 Laplacian operator 得到的影像  $\nabla^2 f(x, y)$ 。之後經由圖(1)當中的減法公式即可得到銳利化的影像。



圖(2) Laplacian operator 進行銳利化的過程。

## 2. Unsharp masking

首先需要得到模糊化後的影像，在本次作業所採用的是 Gaussian low-pass filter，其公式如下。

$$D(u, v) = \sqrt{[(u - M/2)^2 + (v - N/2)^2]} \quad (2)$$

$$H_{lp}(u, v) = e^{-D^2(u, v)/2D_0} \quad (3)$$

其中減去  $M/2$  與  $N/2$  跟上面 Laplacian 一樣原因， $D_0$  為截止頻率(此次設  $D_0=10$ )， $H_{lp}(u, v)$  就是我們這次使用之 filter

接著求出模糊化後的影像，公式如下。

$$f_{lp}(x,y) = \mathfrak{F}^{-1}\{H_{lp}(u,v) * F(u,v)\} \quad (4)$$

其中 $F(u,v)$ 為原圖經過傅立葉轉換的影像， $f_{lp}(x,y)$ 則是經過 Gaussian low-pass filter 後所產生的模糊化影像。

製作 Unsharp masking 需要的遮罩，其公式如下。

$$f_{hp}(x,y) = f(x,y) - f_{lp}(x,y) \quad (5)$$

$f_{hp}(x,y)$ 就是我們需要的遮罩。

最後將遮罩加回去原始影像，即可完成 Unsharp masking 的銳利化，其公式如下。

$$g_s(x,y) = f(x,y) + f_{hp}(x,y) \quad (6)$$

Unsharp masking 的銳利化效果如以下所示。



圖(3) 左圖為原始影像，中圖為 slight unsharp masking，右圖為 strong unsharp masking

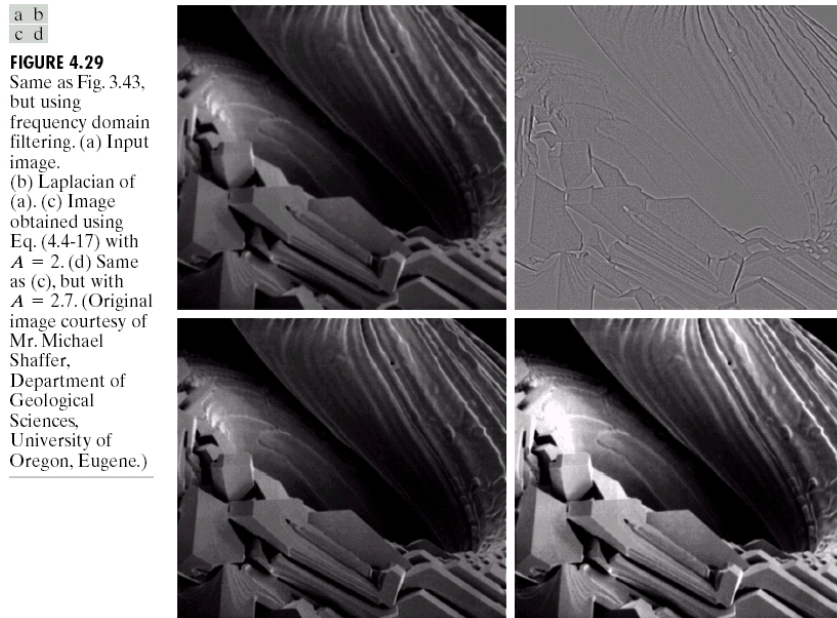
### 3. High-boost filtering

與 Unsharp masking 類似，一樣先取得模糊化後的影像，再

用原圖減去模糊後的影像，得到我們需要的遮罩，接著使用以下公式：

$$f_{hb}(x,y) = (A - 1) * f(x,y) + f_{hp}(x,y) \quad (7)$$

可以發現公式(6)與公式(7)有很大的相似性，只差在原圖(即  $f(x,y)$ )的係數不同，因此對比之下我們可以知道，若  $A=2$  則 high-boost 方法的輸出會與 Unsharp masking 相同。



圖(4) 原圖與不同的 A 值所得到之結果，可發現 A 值越大影像的對比越明顯

#### 4. Homomorphic filtering

把頻率濾波和灰階變換結合起來的一種影像處理方法，以影像的照度/反射率模型作為頻域處理的基礎，透過調整影像灰階範圍和增強對比度來改善影像的品質。使用這種方法可以使影像

處理符合人眼對於亮度響應的非線性特性，避免了直接對影像進行傅立葉變換處理的失真。此方法消除影像上照明不均的問題，增強暗區的影像細節，同時又不損失亮區的影像細節。

其中步驟為以下：

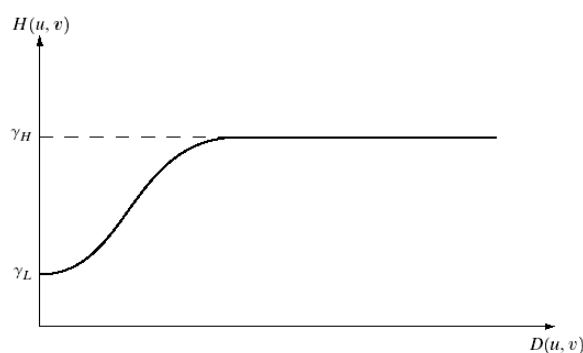
- (1) 對於一影像  $f(x, y) = i(x, y)r(x, y)$ ， $i(x, y)$  為照明度(與景物無關)， $r(x, y)$  為反射度(景物的細節)。

- (2) 對其做傅立葉轉換：

$$\mathfrak{F}\{z(x, y)\} = \mathfrak{F}\{\ln i(x, y)\} + \mathfrak{F}\{\ln r(x, y)\}$$

其中照明度在空間上變化緩慢，轉換後會集中在影像的低頻段，而反射度則為高頻段。

- (3) 使用自訂義的 filter mask  $H(u, v)$ ，來控制照射分量和反射分量。即衰減低頻(照射)的貢獻，而增強高頻反射的貢獻。最終結果是同時進行動態範圍的壓縮和對比的增強。



**FIGURE 4.32**  
Cross section of a circularly symmetric filter function.  $D(u, v)$  is the distance from the origin of the centered transform.

圖(5)  $D(u, v)$ 對應的 $H(u, v)$ 圖

- (4) 將 filter 與經由傅立葉轉換後的原圖相乘，即可得

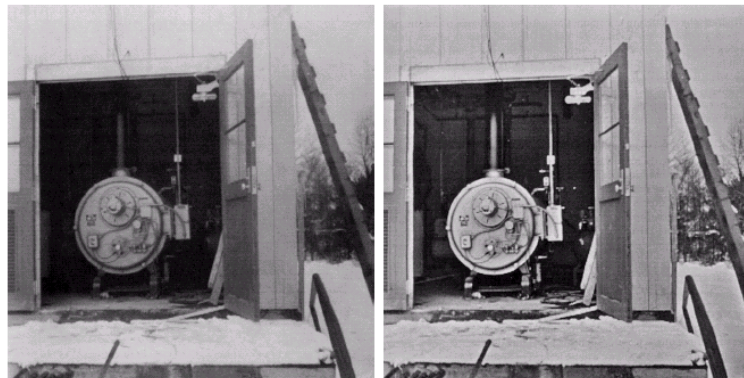
到結果在 frequency domain 的影像(稱之為  $S(u, v)$ )，我們接下來只要對他們做與前處理相反的動作即可，即我們現在要對  $S(u, v)$  進行反傅立葉轉換。

$$s(x, y) = \mathfrak{F}^{-1}\{H(u, v)F_i(u, v)\} + \mathfrak{F}^{-1}\{H(u, v)F_r(u, v)\}. (8)$$

(5) 最後，令  $g(x, y) = \exp[s(x, y)]$ ，則可以在 spatial domain 得到我們要的。

a b

**FIGURE 4.33**  
(a) Original image. (b) Image processed by homomorphic filtering (note details inside shelter). (Stockham.)



圖(6) 經由 homomorphic filtering 後的結果



# 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
import matplotlib
```

圖(7) 會使用到的 module

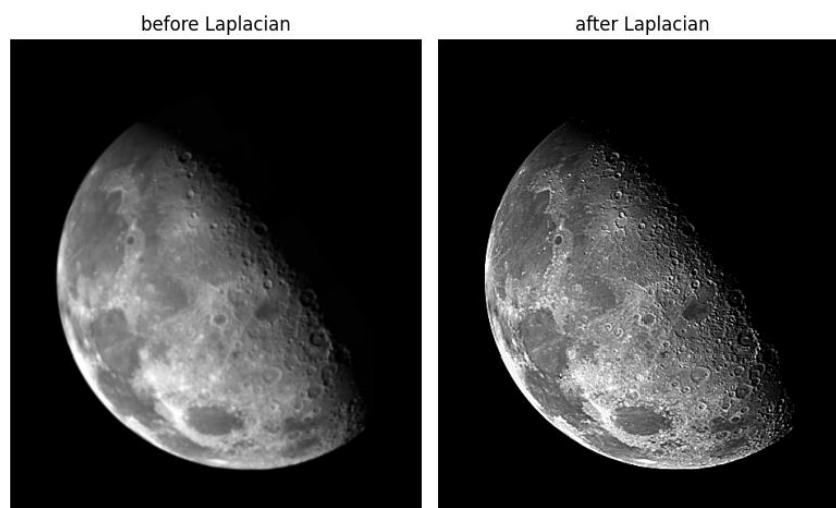
(2) 進到作業的目錄底下，會看到一個名為 HW2\_test\_image 的資料夾，一個 main.py，還有這份 pdf，點右鍵按在終端中開啟，輸入 python main.py，程式即開始執行。

(3) 程式會讀取 HW2\_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 Laplacian operator 的結果，關掉視窗後會輸出對該圖片進行 Unsharp masking 的結果，再關掉視窗後會輸出 High-boost filtering 利用不同係數對該圖片進行處理的結果，最後關掉視窗會輸出進行 homomorphic filtering 的結果。到此一張圖片輸出結束，會繼續讀取下一張圖片，並做一樣的順序，直到所有圖片

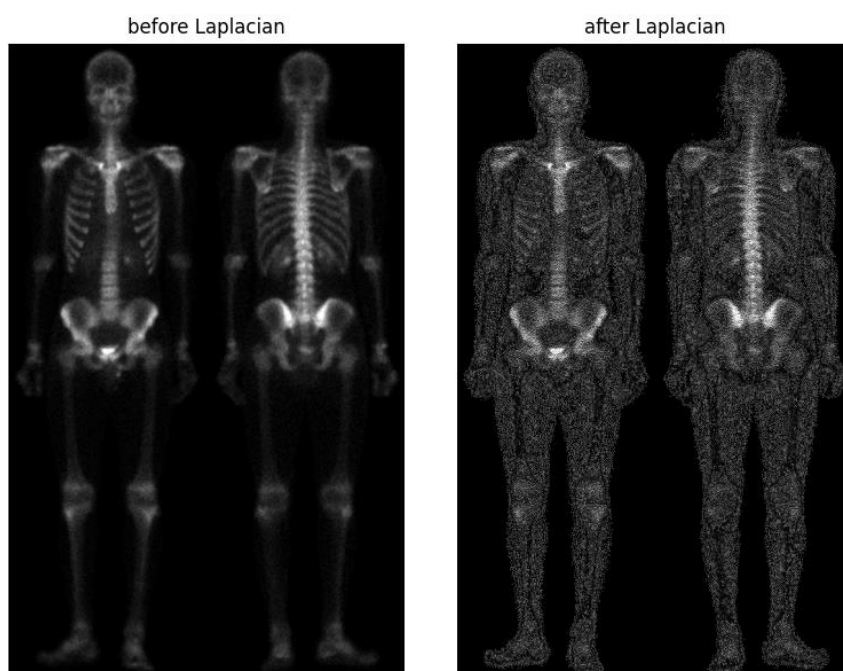
都被讀取完，即結束程式。

## 2. 程式執行結果：

### (1) Laplacian operator:



圖(8) blurry\_moon.tif 原圖與轉換後之影像



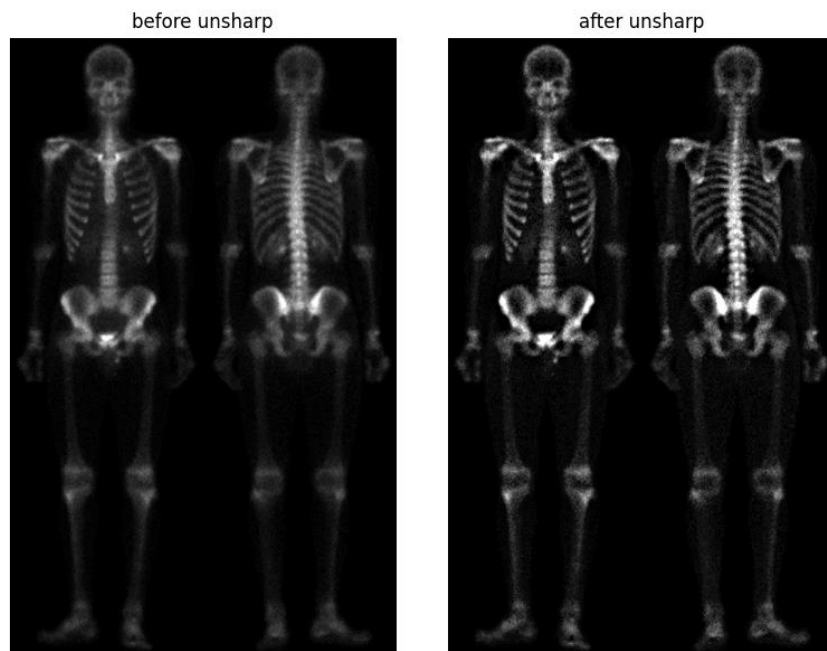
圖(9) skeleton\_orig.bmp 原圖與轉換後之影像

從 output 中可以驗證上面所說的，會得到銳利化的影像。

### (2) Unsharp masking:



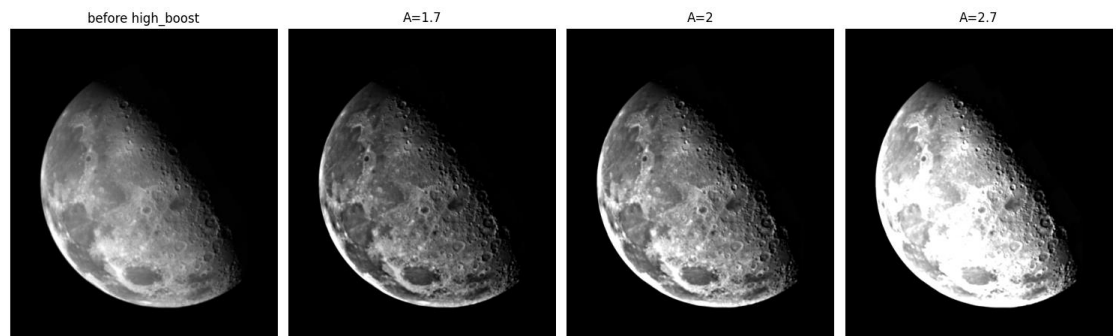
圖(10) blurry\_moon.tif 原圖與轉換後之影像



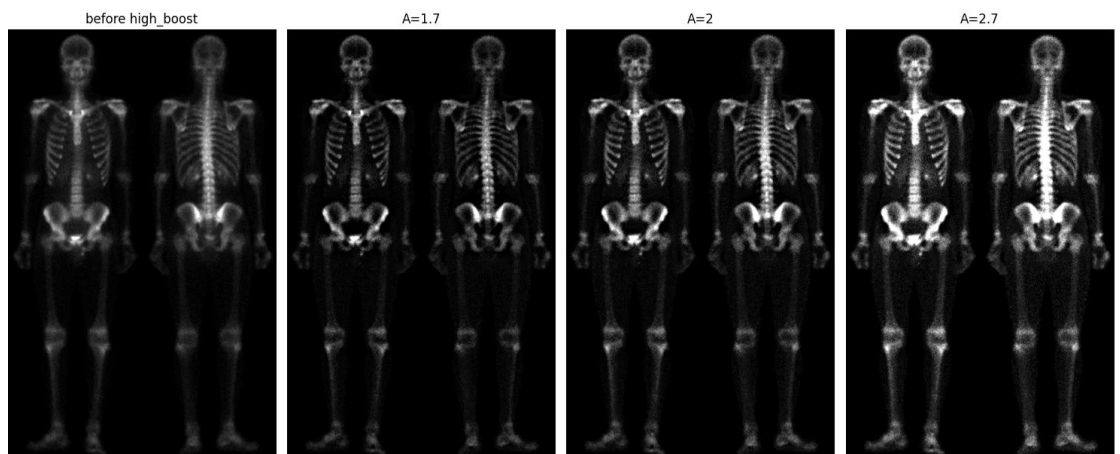
圖(11) skeleton\_orig.bmp 原圖與轉換後之影像

可以發現跟 Laplacian operator 一樣，會強化細節，但相較於 Laplacian，此方法得到的細節強化較為緩和。

(3) High-boost filtering:



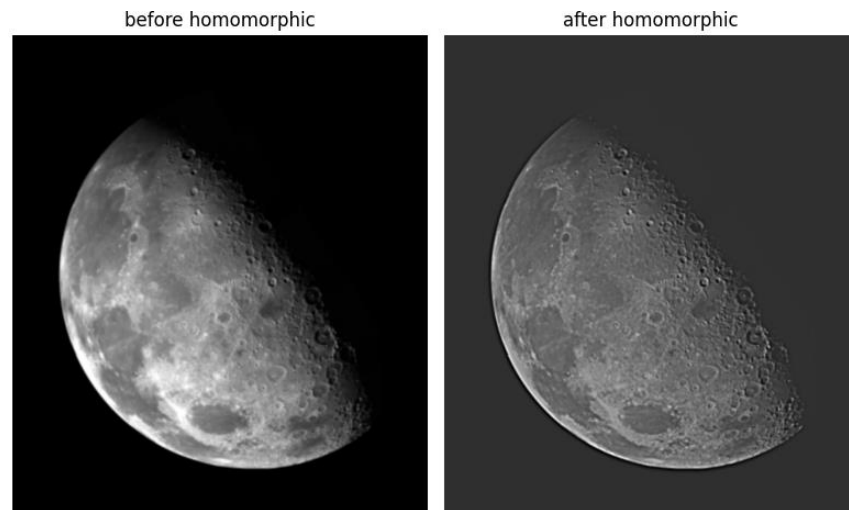
圖(12) blurry\_moon.tif 原圖與轉換後之影像



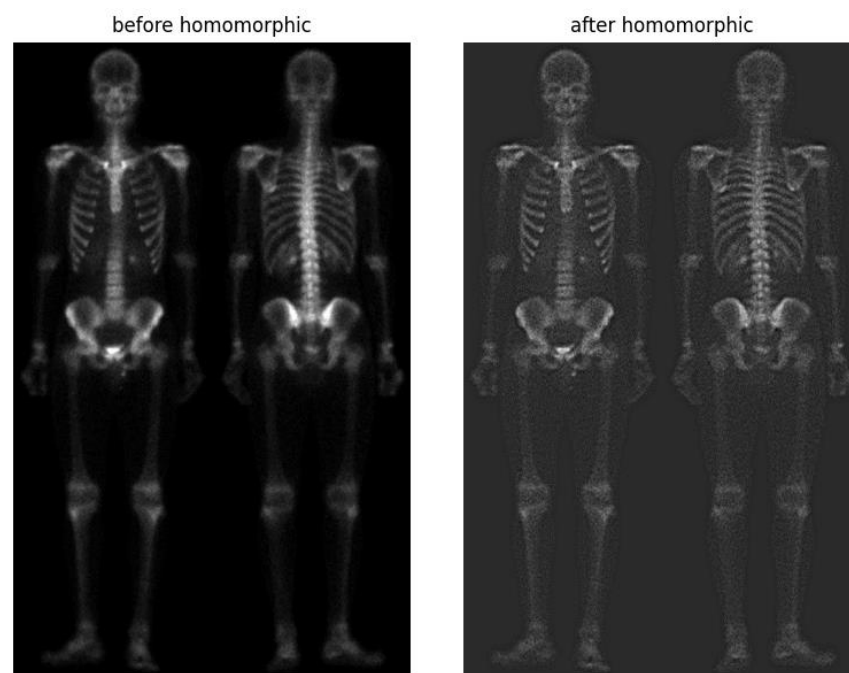
圖(13) skeleton\_orig.bmp 原圖與轉換後之影像

這邊利用不同的係數來輸出不同的結果，不難發現 A 值越大，細節或是邊緣會越明顯，且將 A=2 的輸出與 Unsharp masking 的輸出相比，可以看出兩者並無不同

(4) Homomorphic filtering :



圖(14) blurry\_moon.tif 原圖與轉換後之影像



圖(15) skeleton\_orig.bmp 原圖與轉換後之影像

可發現會與上面三種類似，他是可以讓影像的照明更加均勻，達到增強陰影區細節特徵的目的。最特別的是此方法只能在 frequency domain 實作出來，反之上面三種方法不

管在 spatial domain 與 frequency domain 都有相對應的  
操作來達到目的。

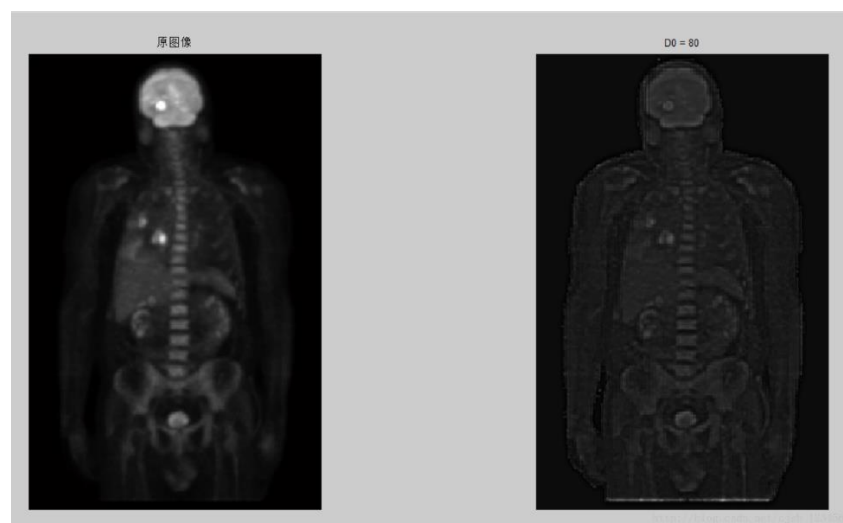
# Discussions

大致總結與比較一下這三種強化方法：

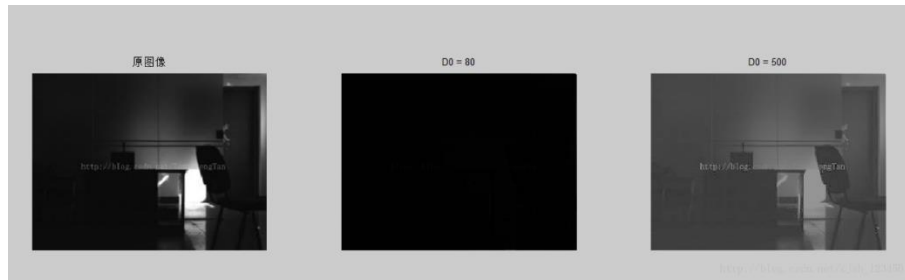
相同之處在於都可以對於影像中的細節進行強化(顯現出來)，

不同之處在於：

- (1) Laplacian operator 與其他方法相比，它不會顯著地影響影像整體的亮度和輪廓。
- (2) Unsharp mask 與 High-boost filtering 類似，會顯著地影響細節處的亮度，讓細節可以更加明顯
- (3) Homomorphic filtering 則是較為複雜，需要調整的參數較多，其中又以  $D_0$  的決定較為特別，因為若對所有影像都使用同樣的  $D_0$ ，可能無法所有影像都處理得很好，例如：



圖(16) A 圖的原圖與輸出



圖(17) B 圖的原圖與輸出

可以看到若  $D0$  同設為 50，則 A 圖處理是好的，但在 B 圖卻甚麼都沒有，因此視影像而更改  $D0$  的值，亦或是其他參數的選擇( $r_H$ 、 $r_L$ )，才是達到最好的效果。在本次作業中，也因使用不適合該影像之  $D0$  導致效果不佳，在此鑽研許久，才找到較為適合的值。



# References and Appendix

Homomorphic filtering

[https://blog.csdn.net/qq\\_38463737/article/details/118756133](https://blog.csdn.net/qq_38463737/article/details/118756133)

[https://blog.csdn.net/wang\\_xinyu/article/details/111232266?ops\\_request\\_misc=%257B%2522request%255Fid%2522%253A%252216b4d7ef7f55b9bbccec0ba0c72f1dac%2522%252C%2522scm%2522%253A%25220140713.130102334..%2522%257D&request\\_id=16b4d7ef7f55b9bbccec0ba0c72f1dac&biz\\_id=0&utm\\_medium=distribute\\_pc\\_search\\_result.none-task-blog-2~all~top\\_positive~default-1-111232266-null-null.142^v100^pc\\_search\\_result\\_base5&utm\\_term=%E5%90%8C%E6%80%81%E6%BB%A4%E6%B3%A2&spm=1018.2226.3001.4187](https://blog.csdn.net/wang_xinyu/article/details/111232266?ops_request_misc=%257B%2522request%255Fid%2522%253A%252216b4d7ef7f55b9bbccec0ba0c72f1dac%2522%252C%2522scm%2522%253A%25220140713.130102334..%2522%257D&request_id=16b4d7ef7f55b9bbccec0ba0c72f1dac&biz_id=0&utm_medium=distribute_pc_search_result.none-task-blog-2~all~top_positive~default-1-111232266-null-null.142^v100^pc_search_result_base5&utm_term=%E5%90%8C%E6%80%81%E6%BB%A4%E6%B3%A2&spm=1018.2226.3001.4187)

[https://blog.csdn.net/weixin\\_63266434/article/details/138317112?utm\\_medium=distribute.pc\\_relevant.none-task-blog-2~default~baidujs-utm\\_term~default-1-138317112-blog-](https://blog.csdn.net/weixin_63266434/article/details/138317112?utm_medium=distribute.pc_relevant.none-task-blog-2~default~baidujs-utm_term~default-1-138317112-blog-111232266.235^v43^pc_blog_bottom_relevance_base5&spm=1001.2101.3001.4242.2&utm_relevant_index=4)

[111232266.235^v43^pc\\_blog\\_bottom\\_relevance\\_base5&spm=1001.2101.3001.4242.2&utm\\_relevant\\_index=4](https://blog.csdn.net/weixin_63266434/article/details/138317112?utm_medium=distribute.pc_relevant.none-task-blog-2~default~baidujs-utm_term~default-1-138317112-blog-111232266.235^v43^pc_blog_bottom_relevance_base5&spm=1001.2101.3001.4242.2&utm_relevant_index=4)

[https://blog.csdn.net/cjsh\\_123456/article/details/79351654?utm\\_medium=distribute.e.pc\\_relevant.none-task-blog-2~default~baidujs-utm\\_term~default-4-79351654-](https://blog.csdn.net/cjsh_123456/article/details/79351654?utm_medium=distribute.e.pc_relevant.none-task-blog-2~default~baidujs-utm_term~default-4-79351654-blog-111232266.235^v43^pc_blog_bottom_relevance_base5&spm=1001.2101.3001.4242.3&utm_relevant_index=7)

[blog-](https://blog.csdn.net/cjsh_123456/article/details/79351654?utm_medium=distribute.e.pc_relevant.none-task-blog-2~default~baidujs-utm_term~default-4-79351654-blog-111232266.235^v43^pc_blog_bottom_relevance_base5&spm=1001.2101.3001.4242.3&utm_relevant_index=7)

[https://blog.csdn.net/Jacky\\_Ponder/article/details/47791199?spm=1001.2101.3001.6650.1&utm\\_medium=distribute.pc\\_relevant.none-task-blog-](https://blog.csdn.net/Jacky_Ponder/article/details/47791199?spm=1001.2101.3001.6650.1&utm_medium=distribute.pc_relevant.none-task-blog-2%7Edefault%7EBlogCommendFromBaidu%7ECtr-1-47791199-blog-111232266.235%5Ev43%5Epc_blog_bottom_relevance_base5&depth_1-utm_source=distribute.pc_relevant.none-task-blog-2%7Edefault%7EBlogCommendFromBaidu%7ECtr-1-47791199-blog-111232266.235%5Ev43%5Epc_blog_bottom_relevance_base5&utm_relevant_index=2)

[\[2%7Edefault%7EBlogCommendFromBaidu%7ECtr-1-47791199-blog-\]\(https://blog.csdn.net/Jacky\_Ponder/article/details/47791199?spm=1001.2101.3001.6650.1&utm\_medium=distribute.pc\_relevant.none-task-blog-2%7Edefault%7EBlogCommendFromBaidu%7ECtr-1-47791199-blog-111232266.235%5Ev43%5Epc\_blog\_bottom\_relevance\_base5&depth\_1-utm\_source=distribute.pc\_relevant.none-task-blog-2%7Edefault%7EBlogCommendFromBaidu%7ECtr-1-47791199-blog-111232266.235%5Ev43%5Epc\_blog\_bottom\_relevance\_base5&depth\_1-utm\_source=distribute.pc\_relevant.none-task-blog-2%7Edefault%7EBlogCommendFromBaidu%7ECtr-1-47791199-blog-111232266.235%5Ev43%5Epc\_blog\_bottom\_relevance\_base5&utm\_relevant\_index=2\)](https://blog.csdn.net/Jacky_Ponder/article/details/47791199?spm=1001.2101.3001.6650.1&utm_medium=distribute.pc_relevant.none-task-blog-2%7Edefault%7EBlogCommendFromBaidu%7ECtr-1-47791199-blog-111232266.235%5Ev43%5Epc_blog_bottom_relevance_base5&depth_1-utm_source=distribute.pc_relevant.none-task-blog-2%7Edefault%7EBlogCommendFromBaidu%7ECtr-1-47791199-blog-111232266.235%5Ev43%5Epc_blog_bottom_relevance_base5&depth_1-utm_source=distribute.pc_relevant.none-task-blog-</a></p></div><div data-bbox=)

[111232266.235%5Ev43%5Epc\\_blog\\_bottom\\_relevance\\_base5&depth\\_1-utm\\_source=distribute.pc\\_relevant.none-task-blog-2%7Edefault%7EBlogCommendFromBaidu%7ECtr-1-47791199-blog-](https://blog.csdn.net/Jacky_Ponder/article/details/47791199?spm=1001.2101.3001.6650.1&utm_medium=distribute.pc_relevant.none-task-blog-2%7Edefault%7EBlogCommendFromBaidu%7ECtr-1-47791199-blog-111232266.235%5Ev43%5Epc_blog_bottom_relevance_base5&depth_1-utm_source=distribute.pc_relevant.none-task-blog-2%7Edefault%7EBlogCommendFromBaidu%7ECtr-1-47791199-blog-111232266.235%5Ev43%5Epc_blog_bottom_relevance_base5&depth_1-utm_source=distribute.pc_relevant.none-task-blog-2%7Edefault%7EBlogCommendFromBaidu%7ECtr-1-47791199-blog-111232266.235%5Ev43%5Epc_blog_bottom_relevance_base5&utm_relevant_index=2)

Frequency Domain Image Filter using Laplacian Filter

<https://www.youtube.com/watch?v=i-Rvo48vBKA>

Unsharp Masking and Highboost Filtering in Frequency Domain

[https://www.youtube.com/watch?v=NJ8uCF\\_Pr8&list=PLF\\_XXvcwv3kfaIYHX6t3r8XIwteoPQgwX&index=13](https://www.youtube.com/watch?v=NJ8uCF_Pr8&list=PLF_XXvcwv3kfaIYHX6t3r8XIwteoPQgwX&index=13)