影像處理 LAB2

103062135 施乃仁

3_1 Image Enhancement Using Intensity Transformations

做法說明

兩種作法都是直接代公式進去就好。而邊界的部分，log transform 因為需要取 log(1)= 0，可以先把 (0~255) 加 1 變成 (1~256) 再取 log，會是 (0~log(256))，最後乘上 255/log(256)，就能把 (0~255) 對應到 (0~255)。至於 power law transform，就乘上 255/(255^r)，便能從 (0~255) 對應到 (0~255)。稍微需要注意的只有取 log 和 power 前要轉 type。

結果圖片

原圖

log transform

Power transform r = 0.2

Power transform r = 0.4

Power transform r = 0.67 Power transform r = 1.5

Power transform r = 2.5

分析以及討論

這題要求使用 log transform 和 power transform 來做 enhancement。Log transform 的特色是會將接近0的區域變明顯(也就是偏黑的區域)，整體就能讓原本較黑的區域變白變明顯。至於 power transform 則是依係數而定，如果 r>1 就是強化較黑區域的辨識度(整張圖會變白)，如果 r<1 就是強化較白區域的辨識度(整張圖會變黑)。

3_2 Histogram Equalization

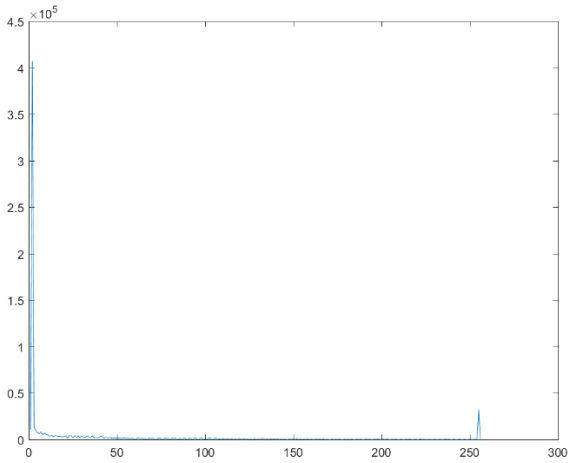
做法說明

imageHist 是要算不同值在 matrix 裡出現的次數，因此就把整個 matrix 遍歷一遍，將對應 index 的值加 1。另外因為 matlab 裡的 index 是從 1 開始，而值的範圍是 (0~255)，因此在轉換時要記得 index = 值+1。而 histEqualization 就先開個變數存 sigma，然後就照公式以及 imageHist() 算出 sigma 的結果，而 sigma 的值也可以沿用下去。照這樣得到轉換 table 後，就能將原圖轉換，將 input(i, j) -> T(input(i, j)+1) -> output(i, j)，而 input 和 output 都是(0~255)，但 table 是將 (1~256) 對應到 (1~256)，因此在箭頭處分別要加一和減一。

結果圖片

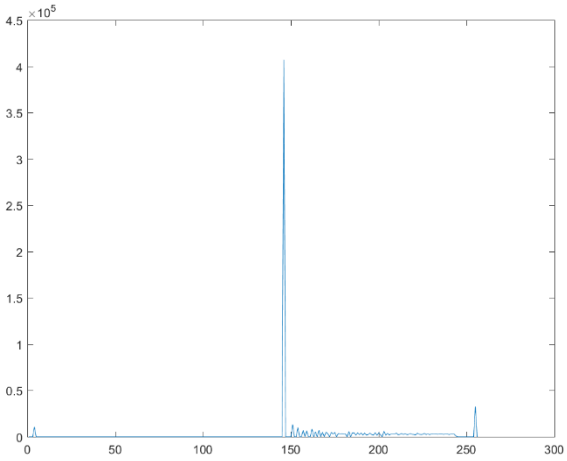
原圖

原圖 histogram

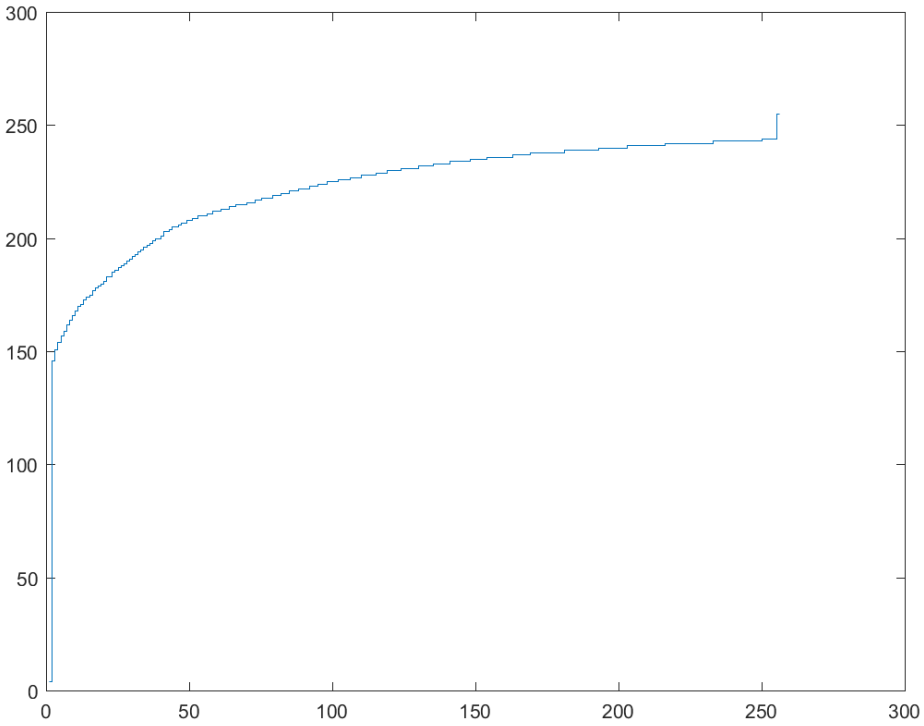


Enhance 後

Enhance 後 histogram



Transform table



分析以及討論

觀察 histogram 可以發現原圖的 pixel 大多是分布在偏黑的區域，因此 Transform table 就將這些偏黑的點的亮度拉高，看一下 Enhance 後的 histogram，發現會變成

集中在中間的區域，可能是因為某一值相同的 pixel 實在太多，無法將其分散，但至少轉換後的圖 histogram 有比較平均。

3_3 Spatial Filtering & 3_4 & Enhancement Using the Laplacian

做法說明

spatialFiltering 需要依照 mask 的大小，對每個點都必須去遍歷一次這個 mask，並且乘上在原本 matrix 裡對應的點。這裡要先算出 mask 的 size，再轉換成如何對應原圖，例如 mask size = 3，我會先把 int(3/2) = 2，這樣就知道 (k, l) 需要從 -1(1-2)~1(3-2)，然後再用 (i, j) 去跑一次加上這些的組合作為原圖的 index，也就是 (i-1, j-1), (i-1, j), (i-1, j+1), ……，而對應到 mask 的 index 則是 (k+mask size, l+mask size)。在這裡我使用的是 pad with zeros，也就是超出邊界的點直接忽略，因為這樣比較好寫。至於 ignore the boundary 會讓圖變小，mirroring 則是要加判斷式，但整體而言 mirroring 應是優於其他兩個，會比較相近於正確的結果。

而 laplacianFilter 則是使用固定的 mask (二階導數的相似值)去帶入 spatialFiltering，得到 scaledLaplacian 這個 matrix ，再將其乘上 scale 後加上原本的 matrix 。

結果圖片

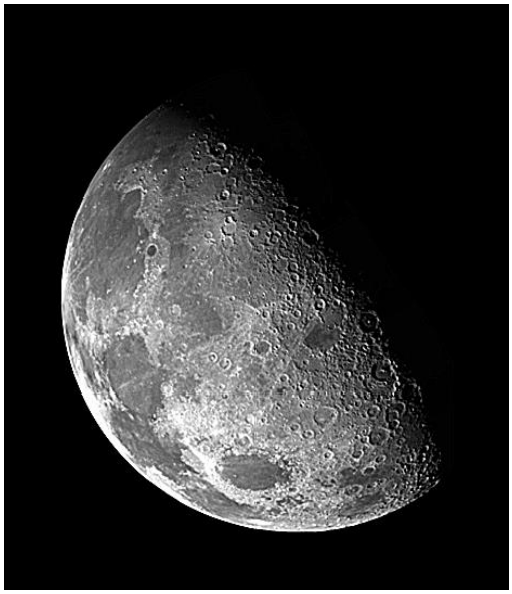
Mask1 = [0 1 0; 1 -4 1; 0 1 0]

Mask2 = [1 1 1; 1 -8 1; 1 1 1]

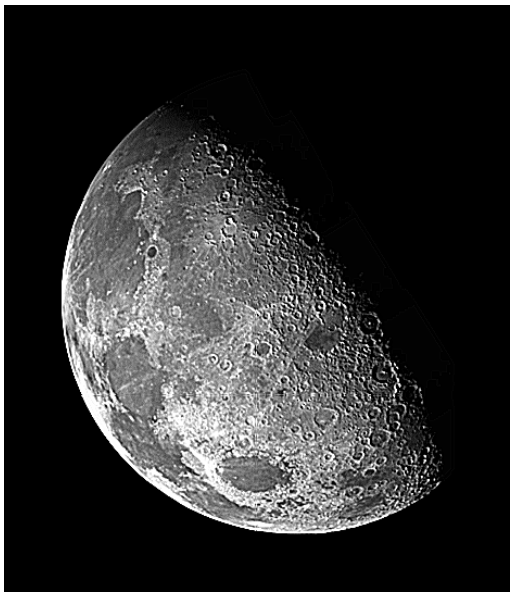
原圖　　Mask1, scale=1


Mask1, scale=-1

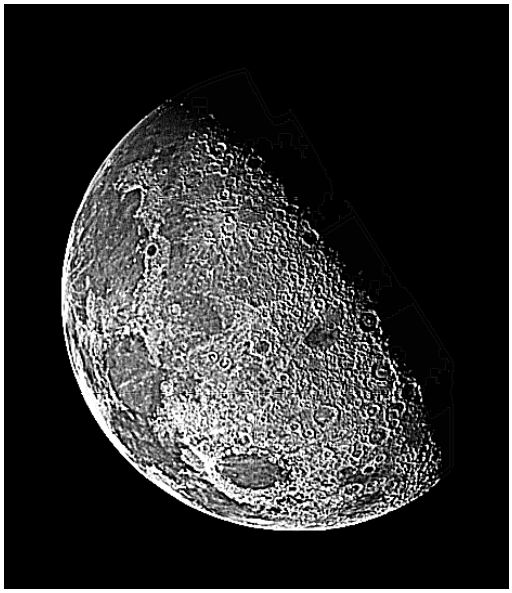
Mask1, scale=-3



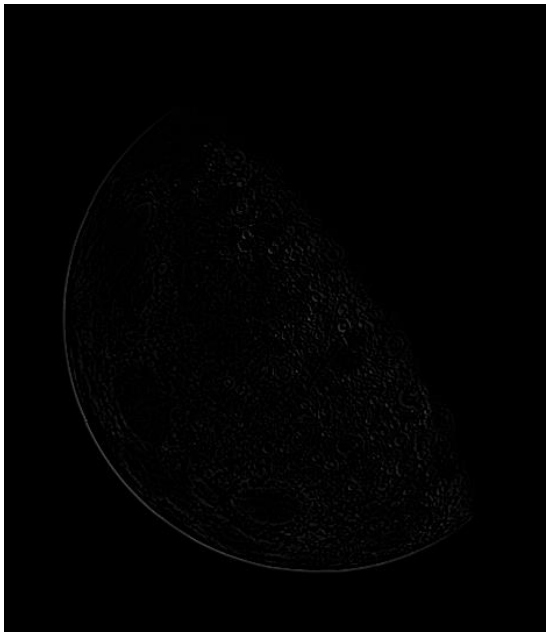
Mask1, scale=-5



Mask2, scale=-5



Mask1 scaledLaplacian　　Mask2 scaledLaplacian




分析以及討論

先比較 Mask1 和 Mask2，發現 Mask2 做出的差距會較明顯(值較大)，因此銳化的幅度會大於 Mask1。再來比較不同 scale 的差異，scale>0，相當於把那些二階導數較大的區域再加亮，整張圖看起來就會比較模糊。而若是 scale<0，則會加強對比，也就是銳化整張圖，扣掉的 scaledLaplacian 越多，銳化程度越高。

3_5 Unsharp Masking

做法說明

Unsharp Masking 的概念就是先把原圖模糊化，再用原圖減掉模糊化的圖得到 mask。因此這裡就用 average mask 將 input 模糊化，再依公式 output = input － scale*mask 算出 output。需要注意的是 average mask 的形式會是 1/n[1 1 1……; 1 1 1……; ……]，也就是先全部填 1，外面再除以總數，讓整個矩陣內部的值加起來是 1。

結果圖片

Mask1 = 1/9[1 1 1; 1 1 1; 1 1 1]

Mask2 = 1/25[1 1 1 1 1; 1 1 1 1 1; 1 1 1 1 1; 1 1 1 1 1; 1 1 1 1 1]

原圖

Mask1 blurred

Mask1 scale=1

unsharp mask1

Mask1 scale=-1

Mask1 scale=4.5

Mask2 scale=1

Mask2 scale=4.5

Mask2 blurred

unsharp mask2

分析以及討論

觀察圖可以先發現，使用 average mask 的 size 越大，越能將整張圖模糊化，因此得出的 gmask 效果也比較好。至於 scale 的效果則和 laplacian 相反，因為是加上能使圖銳化的 gamsk，scale>0 會銳化，而 scale<0 則是模糊。另外因為我使用 pad with zeros 的作法，output 的邊框不會有一圈黑色產生。