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 $(0\sim255)$ 加 l 變成 $(1\sim256)$ 再取 log,會是 $(0\sim\log(256))$,最後乘上 $255/\log(256)$,就能把 $(0\sim255)$ 對應到 $(0\sim255)$ 。至於 power law transform,就乘上 $255/(255^{\circ}r)$,便能從 $(0\sim255)$ 對應到 $(0\sim255)$ 。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 = 0.4





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(整張圖會變色),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

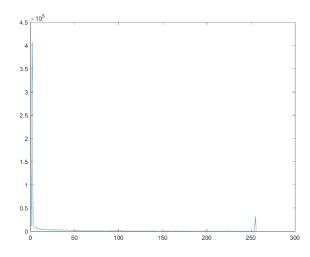
imageHist 是要算不同值在 matrix 裡出現的次數,因此就把整個 matrix 遍歷一遍,將對應 index 的值加 1。另外因為 matlab 裡的 index 是從 1 開始,而值的範圍是(0~255),因此在轉換時要記得 index = 值+1。而 histEqualization 就先開個變數存 sigma,然後就照公式以及 imageHist() 算出 sigma 的結果,而 sigma 的值也可以沿用下去。照這樣得到轉換 table 後,就能將原圖轉換,將 input(i, j) -> T(input(i, j)+1) -> output(i, j),而 input 和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

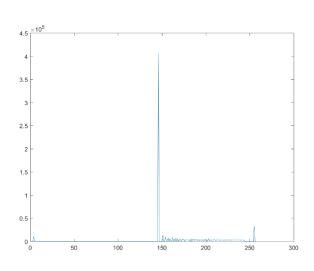




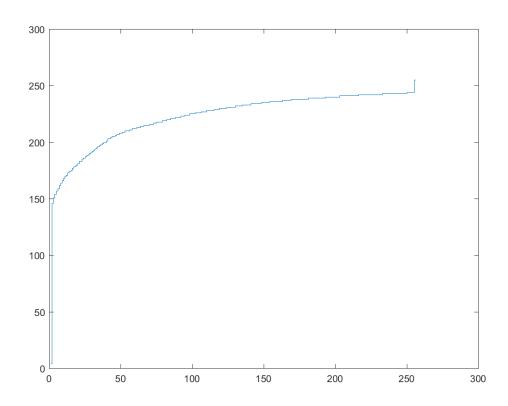
Enhance 後

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 $-1(1-2)\sim1(3-2)$,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。其他用法我也有寫在程式的註解裡,ignore the boundary只需照 mask 的大小縮小(i,j)的範圍,應該是最好寫的。mirroring 則是要加判斷式,雖然麻煩,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 laplacianFiltering 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=-3



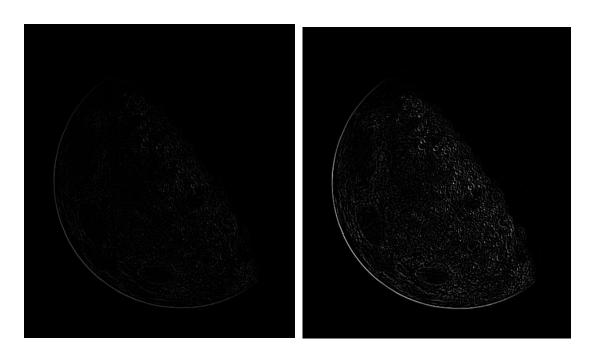


Mask1, scale=-5

Mask2, scale=-5







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 $1/n[1\ 1\ 1\cdots; 1\ 1\ 1\cdots]$,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

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

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]

原圖 Mask1 blurred





Mask1 scale=1

unsharp mask1





Mask1 scale=-1

Mask1 scale=4.5



DIP-XE

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 gmask,scale>0 會銳化,而 scale<0 則是模糊。