影像處理 LAB2

105060016 謝承儒

3_1 Image Enhancement Using Intensity Transformations

做法說明

1. Log Transform

(1)

$$s = T(r) = c * \log(1 + r)$$

r為 input 的 pixel,經過上方公式的計算後,可以得到對應的 output pixel s。

此外, c 在這次是在 function 裡寫死的, 但為了比較 c 不同會有何影響, 有做出 c 不同的圖。

2. Power Law Transform

(1)

$$s = T(r) = c * r^{\gamma}$$

r為 input 的 pixel,經過上方公式的計算後,可以得到對應的 output pixel s。

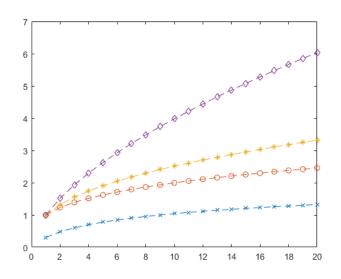
此外,c 在這次是在 function 裡寫死成l 的,而 γ 是可以變動的,底下有各種 γ 情況的圖。

結果圖片

原圖	Log Transform c = 1	Log Transform c=1/log後的全距	Power Law Transform $\gamma = 0.3$
Power Law Transform $\gamma = 0.4$	Power Law Transform $\gamma = 0.6$	Power Law Transform $\gamma = 2$	Power Law Transform $\gamma = 5$

分析以及討論

1. Log Transform(c = 1) 與 Power Law Transform($0 < \gamma < 1$)圖的比較



\$	$\gamma = 0.6$	
*-	$\gamma = 0.4$	
φ-	$\gamma = 0.2$	
* -	c = 1	

圖 1 r-T(r)圖

(x 軸為 r, y 軸為 T(r))

從圖1可以看出,這四種轉換都是放大暗面的範圍、縮小亮面的範圍,當 γ 越小時,暗面被放大的範圍越大。然而, $Log\ Transform\ 雖然也是放大暗面,但從曲線可以看出同時也會把亮度降低,因此才會偏暗。$

2. Log Transform(c = 1)與Log Transform(c = 1/log 後的全距)

為了改善 Log Transform 偏暗的效果,將 c 的值改成

$$c = 1/\log(r_{max} - r_{min} + 1)$$

如此就能就 log 後值的範圍拉長成 0~1。

3. Power Law Transform γ 間的比較

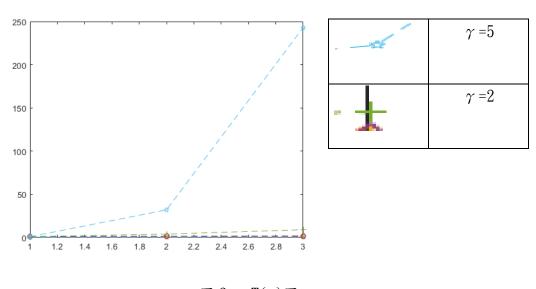


圖 2 r-T(r)圖

(x 軸為 r, y 軸為 T(r))

由圖 2 可以看出當 γ >時會將暗面範圍壓縮、亮面範圍放大,因此最後兩圖的才會偏黑色,且 γ 越大,暗面會越來越多,因為有越來越多低亮度的 pixel 被壓縮。

3_2 Histogram Equalization

做法說明

- 1. imageHist()
 - (1)把 input 的圖片每個 pixel 都檢查一遍,若該 pixel 為第 k 個 intensity value,就將 histVector(256x1 的 col)中的第 k 個 row 其值加 1。
- 2. histEqualization()
 - (1) 先將 input 放入 imageHist()取得 input_histVector
 - (2)利用 input 的 histVector,算出第 k 個 intensity value 出現的機率

$$p_k = \frac{\text{input_histVector(k)}}{MN}$$
, $M = \text{input in row }$, $M = \text{input in or ool }$

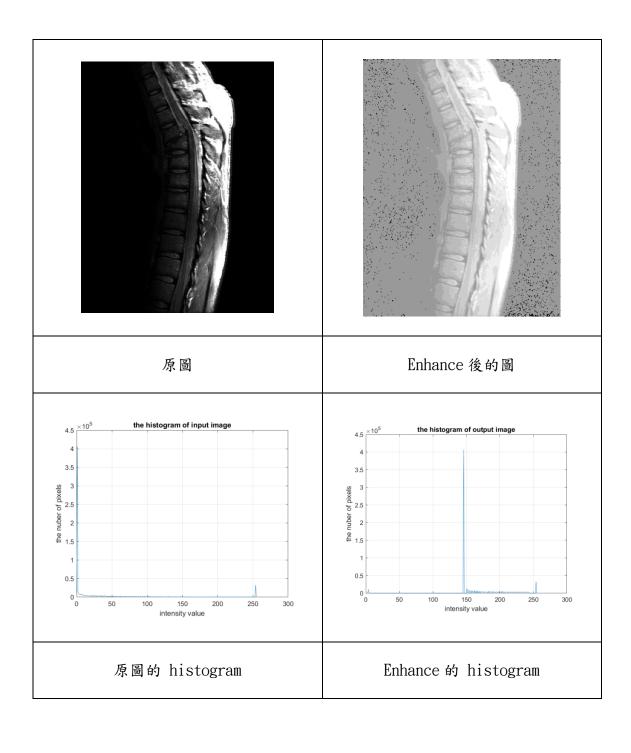
(3)

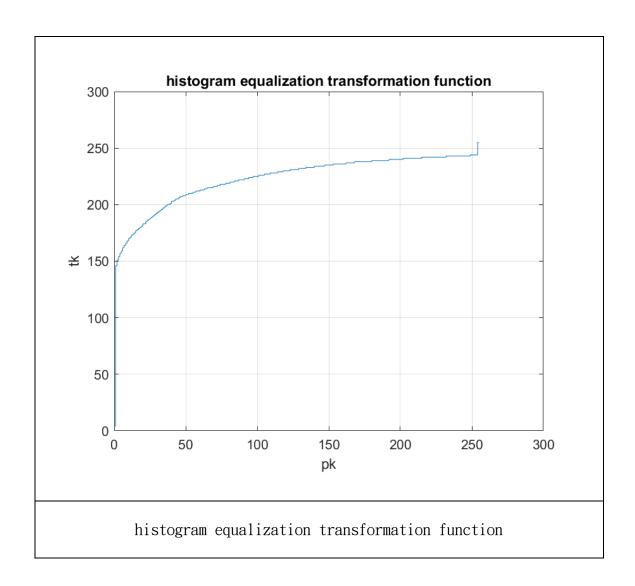
$$t_k = \begin{cases} (L-1) * p_k, & k = 1 \\ t_{k-1} + (L-1) * p_k, & k > 1 \end{cases}$$

依照上方公式算出transformation function, T為一個256x1的col,儲存Tk。

(4)將T做四捨五入得到t,原本input的第k個intensity value就會被轉換成 t中的第k個element的值,轉換結果即為output。

結果圖片





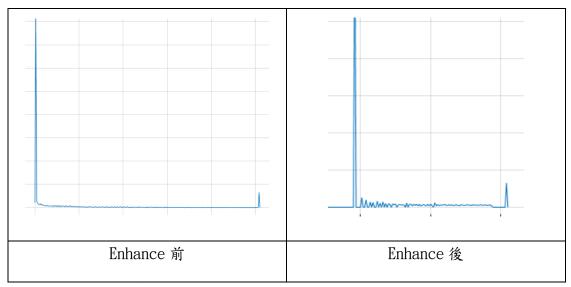
分析以及討論

1. Pixel 集中區間的差別

從 input 和 output 的 histogram 可以看出,原本 input 的 pixel 都集中在黑色部分,經過 enhance 後,pixel 多集中於中間的灰色,因此照片才多為灰色。

2. Pixel 分布區間的廣度差異

除此之外,看下面兩張圖



在左圖中,可以看出經過黑色的高峰後,後面就是很平滑的線(幾乎接近於 0),代表圖片只有黑或白這兩區域的值。

在右圖,經過中間灰階的高峰後,後面的線條幅到比較有幅度,代表新圖中顏色 比較複雜、顏色對比高,整體照片能更看清楚圖片中的線條。

3_3 Spatial Filtering & 3_4 Enhancement Using the Laplacian

做法說明

- 1. spatialFiltering()
 - (1)先算出 mask 的中心距離其邊界的長度 mLen,通常 mask 為方陣,所以邊長取 row 的個數。

$$mLen = \frac{mRow - 1}{2}$$
, $mRow$ 是 mask 的 row 個數

- (2)依照 mask 的大小,做出 zeroPaddingInput 和 mirrorPaddingInput
- (3)將 mask 做 rotate, 得到 rotateMask。
- (4)將 rotateMask 和 zeroPaddingInput 中每個 pixel 做以下處理,相當於 得到 input 和 mask 的卷積。

$$\begin{aligned} \text{output(i,j)} &= \sum\nolimits_{s=1}^{mRow} \sum\nolimits_{t=1}^{mCol} mask(s,t) * zeroPaddingInput(i) \\ &- mLen + s - 1, j - mLen + t - 1) \end{aligned}$$

- (5)可以調成 mirrorPaddingInput 做(4)。
- 2. laplacianFiltering()
 - (1)利用 spatialFiltering (input, laplacianMask)得到 laplacianInput

(2)

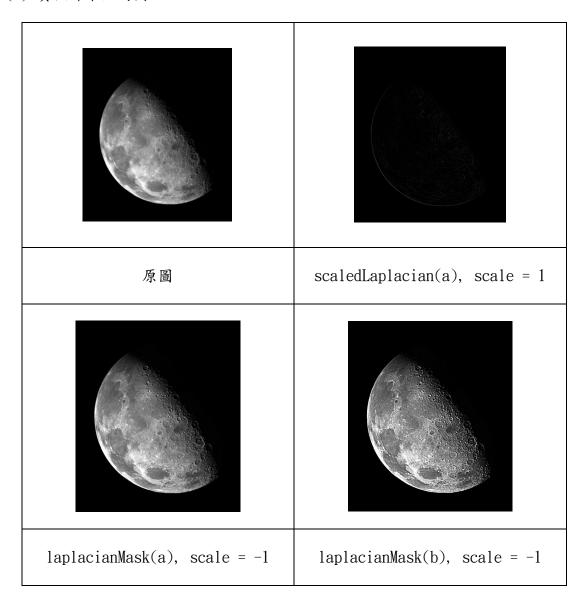
- (3)output 便等於 input 加上 scaledLaplacian
- (4)對每一個 output 的 pixel 做處理,若大於1則改為1、若小於0則改為0。

結果圖片

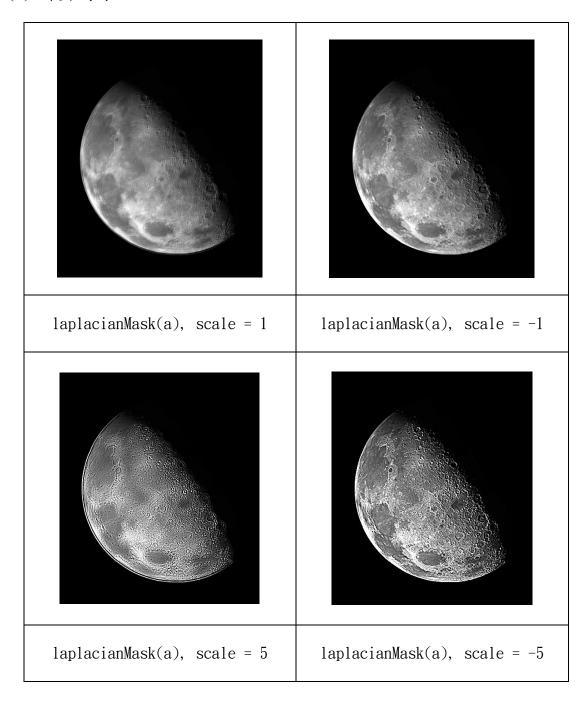
$$LaplacianMask(a) = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

LaplacianMask(b) =
$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

(1) 實做課本上的圖



(2)比較不同的 scale



(3)比較不同的 Padding



MirrorPadding
laplacianMask(a), scale = -1



Zero Padding
laplacianMask(a), scale = -1

分析以及討論

(1)實做課本上的圖

從第二章黑色的圖可以看出 LaplacianMask 是把邊界找出來並用白色標出,因此若 scale 調為-1,就是將邊界附近 pixel 的值差距變大,達到 sharpen 的效果。

LaplacianMask(b)比起 LaplacianMask(a)参考了更多周圍得點,其 sharpen 會更加明顯。

(2)比較不同的 scale

a. scale 是否大於 0

若 scale>0,是將邊界附近 pixel 的值差距縮小,所以會達到 blur 的效果。

反之,scale<0 是將邊界附近 pixel 的值差距變大,所以會達到 sharpen 的效果。

b. |scale|的值

若|scale|的值越大,會讓 blur 或是 sharpen 的效果更加明顯。

(3)比較不同的 Padding

因為這次的圖邊界的 pixel 大多為黑色,所以 mirror padding 和 zero padding 的差異並不大。