學號:B06902136

系級:資工四 姓名:賴冠毓

Problem 1: WARM-UP

(a)

My motivation and approach:

運用彩色轉灰階公式:  $R \times 0.299 + G \times 0.587 + B \times 0.114$ 



Output images:



看起來確實是灰階的,跟直接以灰階讀進來再輸出的結果看起來一樣,感覺成 效很好。

(b)

My motivation and approach:

把圖片左邊數來第 i 行跟右邊數來第 i 行做交換,就像是字串反轉一樣。 Original images:



Output images:



Discussion of results:

看起來確實是水平翻轉,跟直接用 flip 函式的結果長看起來一樣,感覺成效很好。

Problem 2: IMAGE ENHANCEMENT

(a)

My motivation and approach: 就直接把每個 pixel 的值除以 5。 Original images:



Output images:



真的變很暗。

(b)

My motivation and approach:

就直接把每個 pixel 的值乘以 5。



Output images:

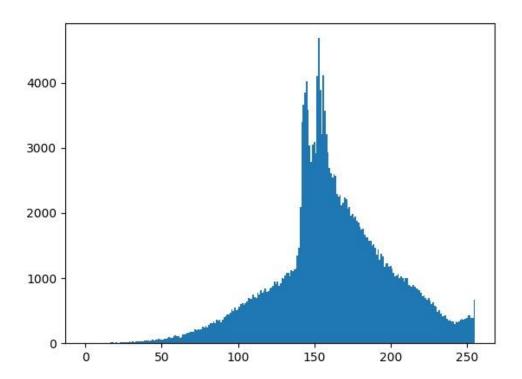


Discussion of results: 看起來有恢復成原本 sample2. jpg 的亮度,感覺成效很好。 (c)

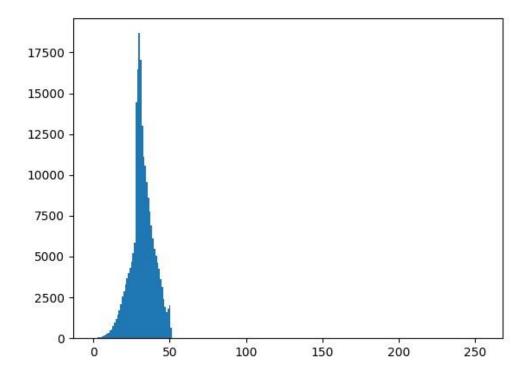
My motivation and approach:

開一個[0, 255]的 numpy,去統計每個 intensity value 的 pixel 數。 Output images:

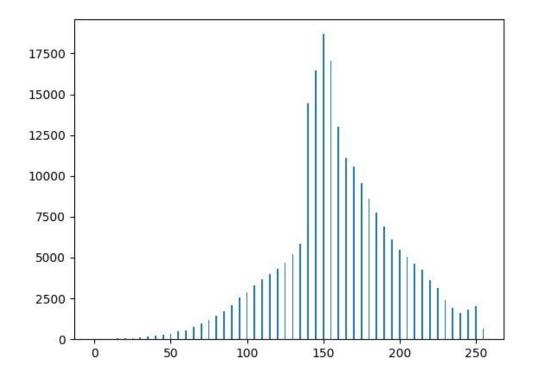
sample2\_hist.jpg:



3\_result\_hist.jpg:



4\_result\_hist.jpg:



Discussion of results:

先變暗再變亮後的圖片跟原本的看起來一樣,但histogram 會變得比較分散。可能是因為在變暗過程中有些pixel 被除完後變成 0 而損失(過度往左擠壓),導致變亮過程中找不回來了,不過整體圖形看起來形狀還是類似。 (d)

My motivation and approach:

先做 histogram 的統計,再來計算 Cumulative Distribution Function(CDF),並且將 CDF 分攤掉,給整張圖做 uniformly distributed。 Original images:



Output images:



整個圖片的亮度確實有分散掉,原本比較亮的招牌部分反而沒那麼顯眼了。 (e)

My motivation and approach:

先定義一個 boundary extension 函式,並採用 even 模式(擴展出去的點與原本相鄰的 pixel 相同)。再來找到適當的 window size(此處採用 51),擴展需要的邊界,然後以每個點為中心在 window 進行 equalization。



Output images:



Discussion of results:

此處 window size 採用 51,是經過多次測試所採用的數字,若比它小則 pixel 間的微小差異會被放大太多,導致圖片過於模糊效果不夠好;若比它大則招牌

的地方會看不清楚,而其他地方無明顯進步反而徒增時間。另外須注意執行時 間可能有點久,要等它一下。

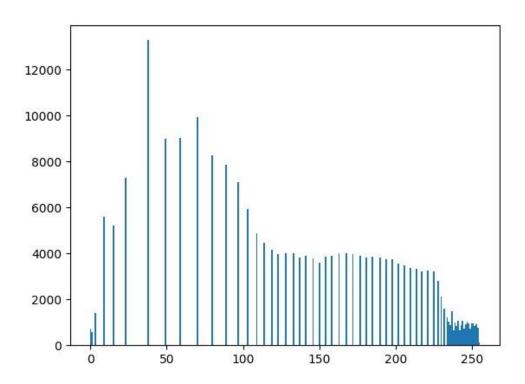
(f)

My motivation and approach:

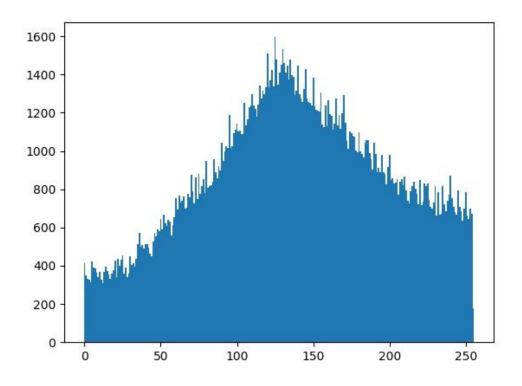
與前面統計 histogram 的方法相同。開一個[0, 255]的 numpy,去統計每個 intensity value 的 pixel 數。

Output images:

5\_result\_hist.jpg:



6\_result\_hist.jpg:



由於 global histogram equalization 是整張圖做分攤,所以 histogram 會比較分散;而 local histogram equalization 則是與附近 window size 內的點進行比較、分攤,window size 越大則 histogram 越密集,各個點之間的差異也會越顯著。

(g)

My motivation and approach:

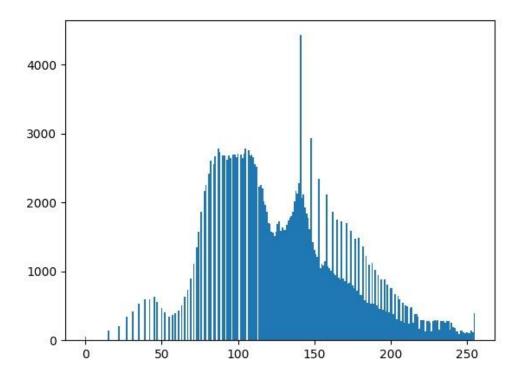
使用 power-law transform 且次方小於 1( 這裡採用 $\frac{1}{2})$  ,讓整張圖的亮度看起來平均一些,彼此差異變小。



Outputs: image:



histogram:



在 guideline 中提到的 3 種 transform,經過測試後發現 power-law transform 的效果比起 log transform、inverse-log transform 都還要好,因為它可以在把圖變亮的同時保留亮暗對比差異的一些小細節,這樣才能分出太陽跟船。而

power 採用 $\frac{1}{2}$ ,是嘗試多個數字後發現效果最好的,如果採用更小的 power(ex:

 $\frac{1}{3}$ ),整體會顯得太亮,船跟太陽的對比反而沒有那麼明顯,會分不出來。

Problem 3: NOISE REMOVAL

(a)

My motivation and approach:

sample6. jpg 的 Gaussian noise 是 uniform noise,所以使用 low-pass filter 即可; sample7. jpg 的 salt-and-pepper noise 則是 impulse noise,所以採用 median filter。

low-pass filter: 
$$H = \frac{1}{(b+2)^2}\begin{bmatrix} 1 & b & 1 \\ b & b^2 & b \\ 1 & b & 1 \end{bmatrix}$$
,  $b = 2 \circ$  然後將 sample6. jpg 做

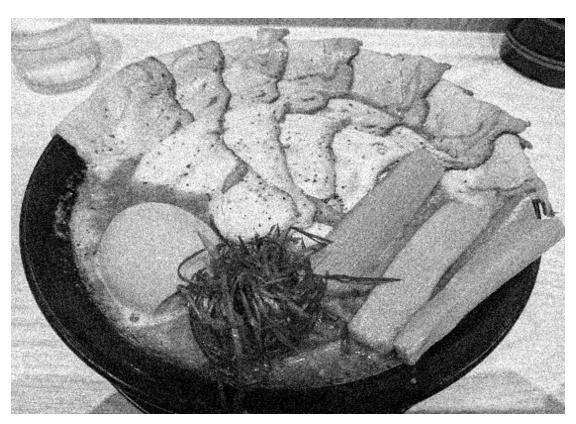
boundary extension(mask size=3),最後進行 filtering,每個 pixel 乘以 H 後的值總和再除以 H 所有 element 的總和,即為最後通過 filter 的 pixel 值。

median filter: 方法同上,只是 low-pass filter 為抓取平均值, median filter 則是抓 mask 裡的中位數為最後通過 filter 的 pixel 值。不過這邊由於 sample7. jpg 的雜訊實在太多,需要 filtering 兩次出來的圖才會比較好。 Original images:

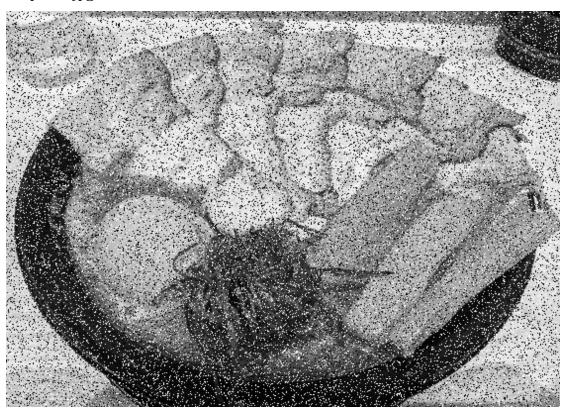
sample5.jpg:



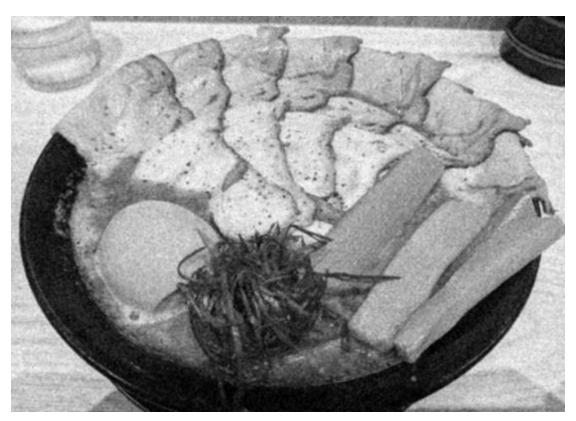
sample6.jpg:



sample7.jpg:



Output images: 8\_result.jpg:



9\_result.jpg:



Discussion of results:

前面已經提過根據 noise 種類的不同,所以選擇使用不同的 filter。至於參數的設定則是綜合 output 出來的圖和底下 PSNR 值,經過多次測試發現

mask size  $= 3 \cdot b = 2 \cdot$  median filtering 兩次為最好的結果。以結果的圖來說, 我們可以觀察比較光滑的蛋表面,蛋表面沒有雜訊的話其實就表示圖片蠻乾淨 的了。

(b)

My motivation and approach:

使用公式:

MSE = 
$$\frac{1}{w * d} \sum_{j} \sum_{k} [F(j, k) - F'(j, k)]^2$$

$$PSNR = 10 \times \log_{10}(\frac{255^2}{MSE})$$

Outputs:

PSNR values of 8\_result.jpg = 27.378904

PSNR values of 9\_result.jpg = 23.509027

Discussion of results:

 $8\_result.$  jpg 使用 mask size =  $3 \cdot b = 2$ ,的確產出最高的 PSNR 值;但是  $9\_result.$  jpg 使用 median filtering 兩次其實產出的並不是最高的 PSNR 值,只用一次反而 PSNR 值更高,應該是因為使用多次 filtering 會導致圖片變模 糊,但是只使用一次 filtering 出來的圖仍有些雜訊沒有過濾乾淨,所以只好 犧牲一點 PSNR 值,換取更乾淨的圖片。