

Introduction to Image Processing HW2

408420083 電機三 B 陳昀顯

HW2.1 Histogram Equalization

• 實驗目的

這次功課要自行手繪出直方圖均衡化結果，依據題目提供的某個 gray level 內發生 N_i 次在圖片內進行表格分析。

• 成果展示

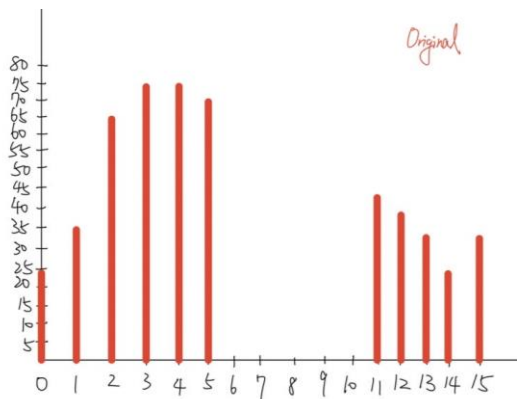


圖 1、原始的 Histogram image

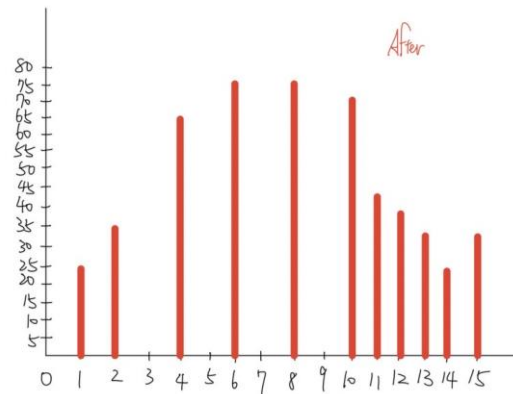


圖 2、經直方圖均衡化之 Histogram image

| Gray level i | N_i | $\sum N_i$ | $\frac{1}{L} \sum N_i$ | Rounded value |
|----------------|-------|------------|------------------------|---------------|
| 0 | 25 | 25 | 0.71 | 1 |
| 1 | 35 | 60 | 1.71 | 2 |
| 2 | 65 | 125 | 3.57 | 4 |
| 3 | 75 | 200 | 5.71 | 6 |
| 4 | 75 | 275 | 7.86 | 8 |
| 5 | 70 | 345 | 9.86 | 10 |
| 6 | 0 | 345 | 9.86 | 10 |
| 7 | 0 | 345 | 9.86 | 10 |
| 8 | 0 | 345 | 9.86 | 10 |
| 9 | 0 | 345 | 9.86 | 10 |
| 10 | 0 | 345 | 9.86 | 10 |
| 11 | 45 | 390 | 11.44 | 11 |
| 12 | 40 | 430 | 12.29 | 12 |
| 13 | 35 | 465 | 13.29 | 13 |
| 14 | 25 | 490 | 14 | 14 |
| 15 | 35 | 525 | 15 | 15 |

圖 3、經直方圖均衡化之 Mapping table

做完本次作業，可發現 histogram equalization 的結果比 histogram stretching 更加到位，前者可針對整體 gray levels 出現的次數分布狀況給予一個較為平均分散的結果(不改變原先的出現次數在某 gray level 的數量，舉例來說原先在 gray level = 4 有出現 20 次，經轉換後 gray level = 6，但仍維持出現次數 20 次)，相反地 stretching 只能針對特定段進行 piecewise linear stretching，兩者方法各有使用上的優勢。

HW2.2 Image Enhancement

· 實驗目的

這次功課要使用 Piecewise linear stretching、Gamma correction (followed by fusion) 進行圖像強化效果，之後比較原始圖片和增強後的圖片差異，同時計算兩者的 entropy。

· 程式碼架構

本次功課程式碼分成兩部分，第一張為 Piecewise linear stretching 分析，第二張為 Gamma correction (followed by fusion)分析，每部分的流程如下敘述：

1. 負責轉檔案格式
 - 用 imwrite 將.bmp 轉成 grayscale 的.jpg 檔案
2. 計算 enhancement 公式
 - 使用 interp 進行圖片優化
3. 秀出成果圖片
4. 計算 entropy 結果

· Entropy (熵)是甚麼？

Entropy 中文翻作「熵」，西元 1854 年由一位德國物理學家 Rodolph Clausius 提出，是一種對物理系統之無秩序或亂度的量度，早先應用於熱力學中，用來量度無法轉換成「功」的熱能。Claude Elwood Shannon 在 1948 年將這概念引用到資訊領域來衡量接收到的資訊。

而當今使用的資訊量公式，若與熱力學公式相比，會發現前面多加了負號，目的是讓原來衡量無序狀態的公式，轉而描述資訊系統的有序狀態，形成「資訊與熵是互補的，資訊就是負熵」的觀念。

回到影像處理的使用上，熵表示灰階影像值的不確定程度或是平均亂度，用以分析影像之同質性，以下為熵的公式：

$$Entropy = - \sum_{i=0}^{255} P(i) \cdot \log_2 P(i)$$

以 8 位元灰階影像為例，P(i)為影像中 0~255 個灰階中每個灰階 i 出現的機率而且

$$\sum_{i=0}^{255} P(i) = 1$$

當滿足 $P(i) = 1/256$ ， $i=0\sim 255$ 時，即每個灰階出現的機率時，則熵等於 8，此時熵為最大值；當 $P(i) = 1$ ， $P(j \neq i) = 0$ ， $j=0\sim 255$ 時，即影像中只有出現一種灰值，為一均調影像，則熵等於 0，此時熵為最小值。

除了上述的定義外，還有一個式子由 Kapur 等人在 1985 年時提出的度量。假設影像的灰階尺度、灰階分佈函數、及灰階機率值在已知情況下。熵度量法 (entropy) 的評估準則為 Maximize $f = H1 + H2$ 。

$$H1 = - \sum_{i=0}^{t-1} \frac{P(i)}{\omega_1} \log_2 \frac{P(i)}{\omega_1}$$

$$H2 = - \sum_{i=t}^{255} \frac{P(i)}{\omega_2} \log_2 \frac{P(i)}{\omega_2}$$

若一群像素的灰階分佈越均勻，則這一群像素的灰階熵值就越大；也就是各種灰階都有，每一種灰階的像素數都一樣，灰階熵值最大。所以熵度量法的意義是將像素分成兩群，希望各群像素灰階的分佈盡量為均勻分佈。

· Entropy in MATLAB 計算方式&驗證

首先要先知道圖片大小尺寸，因為最後計算每個 gray level 出現的機率時需要知道第幾階的機率密度為何，接著利用 `imhist` 取得每個灰階的 histogram，以圖 4 的 `m` 說明，`m` 表示整個 histogram 的總數量，最後帶入 entropy 公式。

```
%calculate entropy
%first picture
H = entropy(p1); % matlab function
%self defined entropy formula
[Height,Width] = size(p1);
[m,Binsx]= imhist(p1); % imhist(I)
m = m/(Height*Width);
H1 = sum(-m.*log2(m));
```

圖 4、實作 Matlab entropy 函式與自定義 entropy

| | | |
|--|--------|-----|
|  H | 5.6594 | 1×1 |
|  H1 | 5.6594 | 1×1 |

圖 5、驗證 Matlab entropy 函式與自定義 code 結果相同

· 成果展示(展示 **Piecewise linear stretching** 所有數據)

表一、以 rgb2gray(RGB 轉 Y)之結果 - under exposed sample.bmp



圖 1、未處理(左)&經處理後的 under exposed sample grayscale image

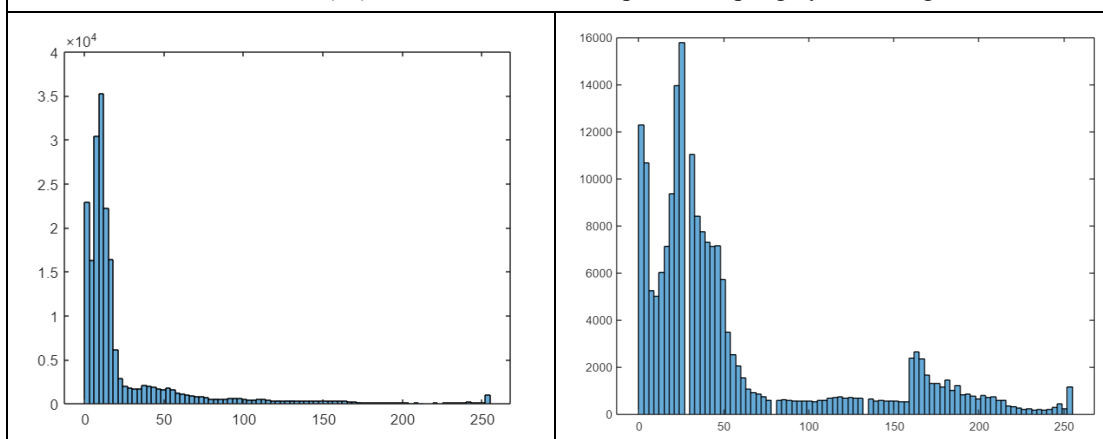


圖 2、未處理&經處理後的 under exposed sample histogram

| | | | |
|---|----|--------|-----|
|  | H1 | 5.7012 | 1×1 |
|  | H2 | 6.9563 | 1×1 |

圖 3、計算熵之結果(H1 為 under exposed sample、H2 為 H1 之修正版)

· 圖片比較

第一張圖可以明顯看到增強後的圖片右半邊室內的擺設看的更清楚仔細，但 Piecewise linear stretching 的缺點也讓原本亮的區域更亮，此外注意到 Histogram 直方圖的分布，原先較集中的 3.5×10^4 的 pixel 移位至右半邊的亮部 gray level，雖然圖片呈現上有些地方稍微過曝，但仍在可辨識的接受範圍內。

表二、以 rgb2gray(RGB 轉 Y)之結果 - under exposed sample2.bmp



圖 1、未處理(左)&經處理後的 under exposed sample2 grayscale image

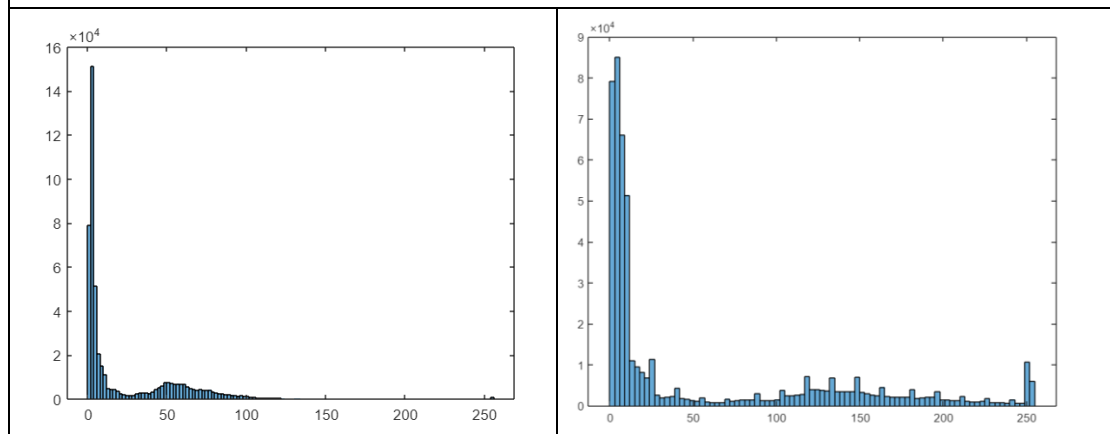


圖 2、未處理&經處理後的 under exposed sample histogram


| | | | |
|---|----|--------|-----|
|  | H3 | 5.1072 | 1×1 |
|  | H4 | 6.2997 | 1×1 |



圖 3、計算熵之結果(H3 為 under exposed sample2、H4 為 H3 之修正版)

· 圖片比較

第二張圖能隱約發現增強後的圖片左下角，招牌上的字可以清楚閱讀，但是暗度還是很難提升(從 histogram 可看到所有數據集中在暗部區域，用 Piecewise linear stretching 很難將全部 bar 分散至 0~255 之間)。

- 成果展示(展示 Gamma correction (followed by fusion)所有數據)
- 本次程式碼有讀取前一次產生的灰階影像。

表三、以 rgb2gray(RGB 轉 Y)之結果 - under exposed sample1&2.bmp

| | | | |
|--|--------|---|---|
|  | |  | |
| 圖 1、 $\gamma = 0.65$ (左)&經 fusion (原圖與修改後之圖相加後除 2)後之結果 | | | |
|  H1 | 6.4596 | 1×1 |  H3 5.9617 1×1 |
| 圖 2、計算熵之結果(H1 為 $\gamma = 0.65$ 、H3 為 fusion 版本) | | | |
|  | |  | |
| 圖 3、 $\gamma = 0.65$ (左)&經 fusion (原圖與修改後之圖相加後除 2)後之結果 | | | |
|  H2 | 5.7375 | 1×1 |  H4 5.3939 1×1 |
| 圖 4、計算熵之結果(H2 為 $\gamma = 0.65$ 、H4 為 fusion 版本) | | | |

· 圖片比較

兩張圖片我都設定 $\gamma = 0.65$ ，主要是 $\gamma < 1$ 時會讓暗部區域的上升斜率提高，亮部區域則是近似於原先的線性斜率 1，觀察可發現第一張圖的明暗細節處理很勻稱，沒有過鋪過暗的地方，但第二張圖下面有明顯的模糊區域，有可能是原本的 gray level 很接近而且太低，導致結果是一團相近色塊。接著看 fusion 的結果，我們得知亮部區域沒有前幾張的那麼明顯，但細節呈現上不輸給其他方法的結果。

計算熵可發現 fusion 後的結果落在原圖和修改後之間，但靠近原圖一些。

• **RGB version**

修改後的圖片經 `rgb2ycbcr` 調整 `y` 值的大小(先以 `gamma` 變換視條件改變區間範圍以及 `gamma` 值)，最後看圖片的結果減去 `Y` 值的大小，轉成 `ycbcr2rgb` 顯示結果。

表四、以 `rgb2gray`(RGB 轉 `Y`)之結果 – under exposed sample1&2.bmp

| | | | |
|--|--------|---|--|
|  | |  | |
| 圖 1、原圖&經 $\gamma = 0.25$ 變換的 under exposed sample | | | |
|  H1 | 5.7344 | 1×1 |  H3 |
| 圖 2、計算熵之結果(H1 為原圖、H3 為 γ 版本) | | | |
|  | |  | |
| 圖 3、原圖&經 $\gamma = 0.45$ 變換的 under exposed sample2 | | | |
|  H2 | 5.4551 | 1×1 |  H4 |
| 圖 4、計算熵之結果 (H2 為原圖、H4 為 γ 版本) | | | |

· 本次作業心得

這次很多時間都花在熵的名詞定義，畢竟它有點過於抽象，只能用數字來表示這系統內資訊的有序無序狀態，跟電影天能中的定義非常類似，借用了熱力學第二定律表述熱力學過程的不可逆性：一旦發生，就無法回頭，但如果有一天我們能夠逆轉熵的變化，人類就可能在時間洪流中逆轉回到過去，讓熵的值下降回到過去的狀態(電影假設熵會隨時間越來越大)，確實蠻有趣的。

· 資料來源

<https://www.cepp.gov.tw/TheFiles/publication/8f6e3475-205b-4f76-af84-f45b7a5facfd.pdf> - 數位影像銳利度線性判別模式之初探

<https://reurl.cc/GbgA9p> - Entropy (熵)是甚麼？在資訊領域的用途是？ - 人工智慧 - Medium

<http://ip.csie.ncu.edu.tw/course/IP/IP1609cp.pdf> - 影像區塊分割