Multimedia HW1

1. DCT

在這題中,我讀進來的圖檔都先將其 pixel 值換成 double,再除以 255,得到的 RGB 區間為 0~1,這樣做的目的是因為轉換成 YIQ 需要使用這樣的區間去表示 RGB。

a.

這一題要實作 DCT,將原來的圖片從 spatial domain 的表示方式轉換到 frequency domain 的表示方式。接著再使用 inverse DCT 與 2*2、4*4、8*8 的 DCT coefficient 轉換回去。並看各種情況時的 psnr 為多少。

要算 DCT coefficient, 首先要來算 1D 的 DCT basis。利用 C(u)和公式,即可得出。用以下程式碼實作。(i 的值為講義公式中的 u+1)

其中當 u=i-1=0 的時候,變數 C 代表 C(u),值為 $2^0.5/2$;其餘 C=1。 而此處用一個三維的 matrix 來存 DCT basis,以利於稍後的計算。 算完 1D 的 DCT basis 後,要來算 2D 的。也就是讓其中一組 basis,和另外一組 basis 的轉至矩陣相乘。用以下程式碼實作。

```
Ifor i = 1:8
    for j = 1:8
        a = u(:,1,i);
        b = u(:,1,j);
        U(:,:,i,j) = a*b';
    end
-end
```

其中 U 是一個四維的矩陣,前兩個維度來記錄 2D DCT basis 的值,後兩個維度的 index 表示是哪一個 2D DCT basis。

算出全部的 2D DCT basis 之後,開始針對每 8*8 的圖片單位進行轉換,並在轉換好後,選擇欲使用 2*2 或 4*4 或 8*8 的 DCT coefficient,進行 inverse DCT。

```
\exists for rgb = 1:3
     for row = 0:(height/8-1)
          for column = 0:(width/8-1)
              data_t(:,:) = imdata(row*8+1:row*8+8,column*8+1:column*8+8,rgb);
              for i = 1:8
                  for j = 1:8
                      U_t(:,:) = U(1:8,1:8,i,j);
                       t = dot(U_t, data_t, 2);
                      val = sum(t);
                      T(i,j) = val(1,1);
                  end
              end
              data_t(:,:) = zeros(8,8);
              for i = 1:2
                  for j = 1:2
                       \label{eq:data_t(:,:)} \ = \ data_t(:,:) \ + \ T(i,j)*U(1:8,1:8,i,j);
                      %disp(data_t);
                  end
              end
              imdata(row*8+1:row*8+8,column*8+1:column*8+8,rgb) = data_t(:,:);
          end
     end
end-
```

得出來的 imdata 即為所求。

原始圖檔:



2*2:



4*4:



8*8



Psnr:在本次作業中,我的 psnr 值是算 R、G、B 三個向度,用原始圖檔的每一個 pixel 值減掉經過 DCT 處理(轉換+inverse)的圖檔的每一個 pixel 值。算出來的差平方相加,除以圖片的長*寬,再除以 3。算出來的均方誤差再透過公式 $PSNR = 10 * log10(255^2/MSE)$,得出來的值。程式碼如下:

經過這個算法,以下為各種DCT coefficient size求出來的PSNR值。

2*2:27.2584 4*4:35.6371 8*8:306.9350

透過PSNR與生成圖片的觀察,得出一致的結論: DCT coefficient的使用 size越小,生成的圖片與原始圖檔差距越多,在這裡使用size越小的,生成 圖檔越模糊,反之,則和原始圖檔差距越小。此處PSNR的意義除了表示生成圖檔和原始圖檔的差距,透過肉眼的觀察,亦可以表示圖檔的清晰程度。此外可以觀察到在這裡,使用8*8的DCT coefficient算出來的PSNR理論上應該為無限大,但這裡我推測是因為在做DCT運算的時候,因為有些小數點後的位數 無法精確地表示,所以處理後的圖檔和原始圖檔還是有一點差距,故算出來的PSNR並非是無限大。

h.

第二題的在 DCT 的作法上和上一題的做法一樣。但要丟進去 DCT 的是圖檔要先從 RGB 轉成 YIQ, 做完 DCT 之後,再把處理完的 YIQ 圖檔轉換成 RGB。

```
\label{eq:resonant} \begin{split} &\text{RGB} = \text{zeros}(3,1); \\ &\text{YIQ} = \text{zeros}(3,1); \\ &\text{YIQ\_transform} = [0.299\ 0.587\ 0.114\ ;\ 0.596\ -0.275\ -0.321\ ;\ 0.212\ -0.523\ 0.311]; \\ &\text{RGB\_transform} = [1\ 0.956\ 0.619\ ;\ 1\ -0.272\ -0.647;\ 1\ -1.106\ 1.703]; \end{split}
```

首先宣告兩組 **3*1**matrix,這是為了稍後轉換運算要去存每一個 pixel 上的值。 再宣告 YIQ_transform 和 RGB_transform,這兩個是為了進行轉換的轉換

之後針對每一個 pixel 進行 YIQ 轉換。

接著去做 DCT 轉換與 DCT inverse。做完了之後再進行從 YIQ 轉至 RGB 的轉換。

```
for row = 1:height
  for column = 1:width
      YIQ(1,1) = imdata(row,column,1);
      YIQ(2,1) = imdata(row,column,2);
      YIQ(3,1) = imdata(row,column,3);
      RGB = RGB_transform * YIQ;
      imdata(row,column,1) = RGB(1,1);
      imdata(row,column,2) = RGB(2,1);
      imdata(row,column,3) = RGB(3,1);
      end
end
```

經過這些步驟,得出來的圖片即為所求。

YIQ 2*2:



YIQ_4*4:



YIQ_8*8:



PSNR:

2*2 : 27.2584 4*4 : 35.6369 8*8 : 78.4672

透過 PSNR 與生成圖片的觀察,得出一致的結論: DCT coeffictient 的使用 size 越小,生成的圖片與原始圖檔差距越多,在這裡使用 size 越小的,生成圖檔越模糊,反之,則和原始圖檔差距越小。此處 PSNR 的意義除了表示生成圖檔和原始圖檔的差距,透過肉眼的觀察,亦可以表示圖檔的清晰程度。

C.

比較 a 和 b 做出來的圖片結果,用肉眼觀察其實看不出甚麼差異。但如果從資料運算上可以看出兩者其實還是有些差異。單舉 PSNR 的例子,在 DCT

coefficient 2*2的情況下 a 和 b 的 PSNR 值皆為 27.2584。在 DCT coefficient 4*4的情況下 a 的 PSNR 值為 35.6371,b 的值為 35.6369。在 DCT coefficient 8*8的情況下 a 的 PSNR 值為 306.9350,b 的值為 78.4672。顯示出如果先將原始圖檔轉換成 YIQ 的形式,接著進行 DCT 的運算,最後再將生成的圖檔轉換回 RGB 的形式,則這個過程將會導致生成圖檔與原始 圖檔之間的差距變大。

2.Dithering

a.

使用兩層迴圈對於輸入的灰階圖檔做 pixel 上的處理。先在對每一個 pixel 作處理前,生成一個 0^255 的亂數,接著開始處理 pixel,若 pixel 的值大於亂數,則使其為 255;反之則使其為 0。



b. 先設一個變數 average,使其為所有原始圖檔 pixel 值的總和。然後再將 average 除以原始圖檔的長度和寬度,也就是算出一個圖檔所有 pixel 值的平均值。 然後再對於每一個 pixel 的數值與 average 這個變數做比較,若比其大,pixel 值 為 255,比其小,pixel 值為 0。



Ċ.

為了確保圖檔的邊界也能夠處理到,我設了一個變數 expand_imdata 去存原始 圖檔的 pixel 值,但其長度和寬度皆比原始圖檔多兩個 pixel,多出來的部分值為 0。(這是為了確保原始圖檔邊界的 pixel 也可以被處理到)。

接著先跑 Floyd-Steinberg algorithm,算出每一個 pixel 的值,演算法的程式如下。

```
for row = 2:height+1

for column = 2:width+1

p = expand_imdata(row,column);

if p < 128

e = p;

else

e = p - 255;

end

expand_imdata(row,column+1) = expand_imdata(row,column+1) + (7/16)*e;

expand_imdata(row+1,column-1) = expand_imdata(row+1,column-1) + (3/16)*e;

expand_imdata(row+1,column) = expand_imdata(row+1,column) + (5/16)*e;

expand_imdata(row+1,column+1) = expand_imdata(row+1,column+1) + (1/16)*e;

end

end

end
```

接著再對於跑完演算法的 expand_imdata, 先將其比原始圖檔多出來的部分切掉, 並把值賦予給 imdata。最後對於每個 pixel, 拿其值和 128 這個數值做比較, 如果比 128 小,則使該 pixel 值為 0,反之為 255。



d.

在這三種方法中,因為 noise dithering 的比較值是隨機產生的,故會有一種比較 黑白點參雜的感覺,圖像比較模糊。Average dithering 是用整張圖的 pixel 值的 平均值來當比較值,產生的圖檔也因此而有一大塊黑色與一大塊白色出現的情形,但圖像比 noise dithering 清楚。而 error diffusion dithering 由於透過特定演算法去將誤差擴散出去,故顆粒很細緻,整體圖像的呈現也最清晰。

3. Image Convolution

在這題中,我讀進來的圖檔都先將其 pixel 值換成 double,再除以 255,得到的 RGB 區間為 0^{-1} ,這樣做的目的是因為要使 Convolution 的運算較為精準。

我首先先使用 matlab 的 fspecial()這個函式,透過 Guassian function,輸入 sigma 為 1,分別輸入 3*3、5*5、7*7 的大小,生成三種大小的 filter。

然後宣告一個 imdata_expand 的矩陣去儲存 imdata(讀進來的圖片資料),並依照情況擴展 imdata_expand 的長與寬。如遇到 3*3 的 filter,imdata_expand 要向外擴展一個 pixel,也就是長度加二,寬度加二;遇到 5*5 的 filter,imdata_expand 要向外擴展兩個 pixel,也就是長度加四,寬度加四;遇到 7*7 的 filter,imdata_expand 要向外擴展三個 pixel,也就是長度加六,寬度加六。擴展的部分的 rgb 數值都是 0。這麼做的目的是要讓每一個原始圖片的 pixel 都可以做到 Convolution。

有了要操作的圖片矩陣跟 filter,我接著就用迴圈分別根據 R,G,B三個向度,一格一格 pixel 的作 Convolution。

其中 m 和 n 的用途是為了要讓以要計算的 pixel 位置為中心,filter 的每一格都與 imdata expand 中的 pixel 進行運算。

做完之後為了將 imdata_expand 旁邊多出來 pixel 去掉,故使用以下操作讓輸出的檔案大小跟原始檔案一樣。

```
show = imdata_expand(2:height+1,2:width+1,:);
subplot(1,2,1), imshow(show);
subplot(1,2,2), imshow(imdata);
imwrite(show, "cat3_LR_gaussian_sigma1_33.jpg");
```

原圖:



以下為程式跑完輸出的圖檔: 3*3的 filter:



5*5的 filter:



7*7的 filter:



觀察:

用肉眼仔細觀察,會發現圖片的細節隨著 filter 的大小變大,而逐漸模糊。

psnr:

3*3: 23.0372 5*5: 22.4203

7*7: 22.3725

b.

這一題的方法和 a 是一樣的,只不過在生成 filter 的時候,sigma 分別輸入,1,5,10。Filter 的大小為 5*5。

Sigma1:



Sigma5:



Sigma10:



觀察:可以發現隨著 Sigma 越大,圖片細節越模糊。

psnr:

Sigma1: 22.4203 Sigma5: 20.9295 Sigma10: 20.8955

c.

透過以上兩組 Convolution 方式得到的結果,可以推測出當 filter 的 size 越大,或 Gaussian function 的 sigma 值越大,都會造成影像細節越來越模糊。而從 psnr 值也可以看出來,當作出來的圖像細節越模糊,psnr 越低,表示圖像和原始圖檔的差距越大,失真較嚴重。