謝侑哲

**Intro. Image Processing**

**LAB 3**

112550069

**1. Method**

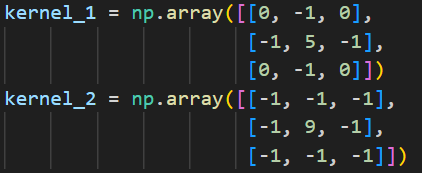
**A. Sharpening with Spatial Laplacian**

1. **Preliminary**

Laplacian是求點對於周圍各點的梯度，也就是各點對於周圍的變化。在邊界等變化大的區域會獲得更大的值。把Laplacian值加回去之後，就可以強化變化大的邊界區域等，達到sharpen的效果。

1. **Method**

Spatial Laplacian對於空間中的各方向求梯度，在離散的case以x軸來說就是f(u-x, v) + f(u+x, v) – 2 \* f(u, v)的形式。推廣到2維空間，再加上就是pixel自己原本的點，就可以變成以下kernel:



因為希望kernel的pattern直接應用到image上，所以要使用convolution的方式來做，convolution在應用上，就是把filter上下、左右翻轉，再套用到圖片上做weighted-sum，具體如下:

一張含有 螢幕擷取畫面, 文字 的圖片

AI 產生的內容可能不正確。

有convolution跟設計好的kernel之後，就可以直接使用到圖片上，如下:

**B. Sharpening with Frequency Laplacian**

1. **Method**

Frequency Laplacian的概念跟Spatial Laplacian一樣，只是把空間中的微分，透過Fourier Transform轉到Frequency domain去做。基於Fourier Transform對於function的convolution可以直接改成Fourier Transform function的直接相乘，所以做法就是把圖片跟filter轉成frequency domain的function並相乘，具體數學式如下:

一張含有 字型, 文字, 筆跡, 書法 的圖片

AI 產生的內容可能不正確。

在實作的code如下:

一張含有 文字, 螢幕擷取畫面, 軟體 的圖片

AI 產生的內容可能不正確。

步驟為:

1. 把圖片用FFT轉成frequency domain並利用fftshift把frequency=0移到中間，因為基於中心點距離的H(u,v)需要正中心的frequency=0
2. 計算在frequency domain的distance map
3. 利用distance map去計算出H(u,v)，因為希望H(u,v)是作為權重的存在，所以要normalize到[0,1]，其中，觀察可以發現越高頻(距離中心越遠)的地方權重越大，符合給變化大的地方加強的效果
4. 把得到的權重乘以一個factor來做為放大效果，乘上原本圖片的frequency image
5. 把frequency image用inverse FFT轉回spatial domain並限縮至合理的RGB範圍，即可得到sharpen後的圖

**2. Result**

1. **Sharpening with Spatial Laplacian**

|  |  |
| --- | --- |
| Origin | Kernel 1 |
|  |  |
|  |  |

|  |  |
| --- | --- |
| Origin | Kernel 2 |
| 一張含有 室內, 洋娃娃, 牆, 卡通 的圖片  AI 產生的內容可能不正確。 |  |
| 一張含有 服裝, 人員, 黑與白, 白色 的圖片  AI 產生的內容可能不正確。 |  |

**B. Sharpening with Frequency Laplacian**

|  |  |
| --- | --- |
| Origin | Frequency Laplacian |
| 一張含有 室內, 洋娃娃, 牆, 卡通 的圖片  AI 產生的內容可能不正確。 |  |
| 一張含有 服裝, 人員, 黑與白, 白色 的圖片  AI 產生的內容可能不正確。 |  |

**C. Time Consume**





從Spatial Laplacian的圖中可以觀察到，在sharpen之後，圖片變得有點noisy，這是因為spatial filter只能看到local資訊，導致對於變化的計算結果會更加浮動，使得圖片更noisy。而Frequency Laplacian的做法則因為分析了整張圖的Frequency並強化高頻的部分，擁有global資訊，因此得到的圖片會比較不這麼noisy。

從時間上分析，可以發現在1020\*574的圖片上，Spatial Laplacian所消耗的時間大概是Frequency Laplacian的200倍，運算的時間久非常多

在Specification的結果中，可以看到圖片在對比度上，變得跟Reference更加接近，分布的變得更偏暗，但細節比較少的狀態。可以看到明暗的Histogram從原本的偏高變的邊低。

**3. Feedback**

本次課程中，讓我了解到怎麼透過調整照片的明暗度頻率，讓圖片的對比度變得更好看，或是變成想要的效果。感覺可以延伸做成Style Transfer之類的任務，可以有很多的extend應用。十分有趣！