

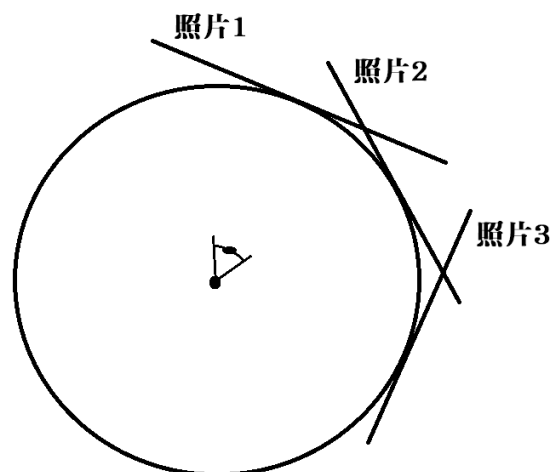
VFX Project2 : Image Stitching
醫學三許育綸 B06401078

Why Image Stitching?

每張照片拍攝的畫面有限，如果想要拍攝到更大的畫面，除了利用更廣角的鏡頭外，有沒有更好的方法呢？Image stitching 就是基於這樣的需求產生的影像處理方式。我們利用眾多照片合成出一張大照片，使場景四面八方的細節都能記錄下來。這樣的應用，就好比一張 A4 紙無法出完期中考的題目，我們就可以用很多張 A4 紙來印題目，產生更全面、更多題目的考卷。

Part1 : Taking Photographs

本次作業使用數位相機與腳架拍攝。相機以直立方式拍照，使左右形變不要那麼大，並且維持水平面、同圓心拍攝，以近似從圓柱體中心收集場景資訊。



圖：拍攝照片方式示意圖

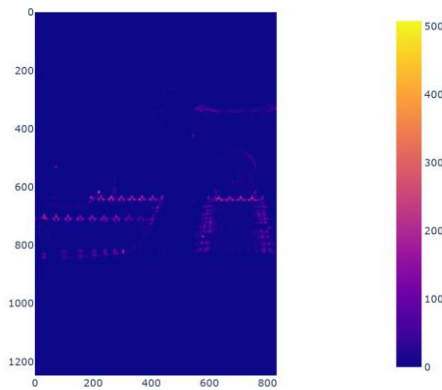
Part2 : Feature Detection and Description

在 image stitching 中，我們希望在各張照片中找到具代表性的特徵點。照片中的 pixel 可能位在平坦、邊界、角落等位置，其中角落(corner)是較具代表性的。因此本次實作方法參考 Matthew 等人在 2005 年發表的 Multi-Scale Oriented Patches 方法。¹利用建立一連串圖片，我們在不同大小的圖片中，找尋更多這張圖片的特徵點。

¹ Matthew Brown, Richard Szeliski, Simon Winder, Multi-Image Matching using Multi-Scale Oriented Patches, CVPR 2005 <http://matthewalunbrown.com/papers/cvpr05.pdf>

利用 paper 所述方法，在不同 scale 的圖片上，我們建立 x 方向與 y 方向的梯度²。並且利用以下經驗公式，找出每個點的” corner strength”。

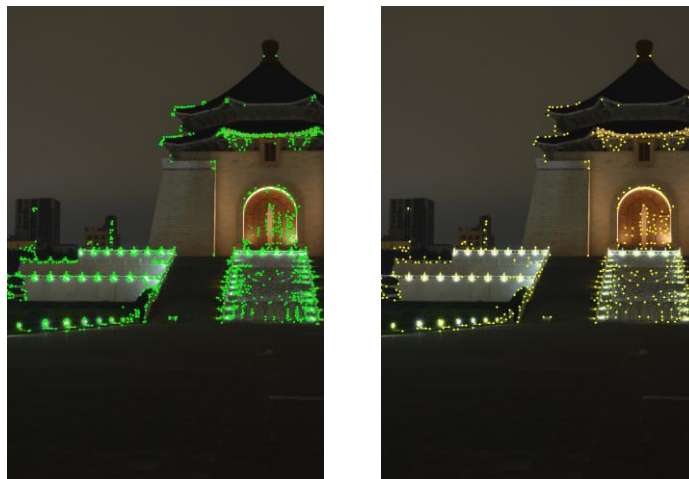
$$f(x,y) = \frac{\det H(x,y)}{\text{tr } H(x,y)}$$



圖：圖片上各點的 corner strength

我們將 Threshold 設為 10.0，並且找尋每層中每個點周圍 3X3 中大於 threshold 的相對極大值作為我們的特徵點後選人。

然而符合上述條件的特徵點眾多，所以我們希望取前 500 個最具代表性的。但是鄰近的特徵點通常 corner strength 也會很強，如果直接取前 500 大的特徵點，會使空間上不平均。故我們實作 non-maximal suppression，以取得前 500 個空間分布較均勻的特徵點。本次實作從半徑 $r=3$ 開始，去掉相對極大值候選人周邊半徑為 r 內的其他特徵點。並且逐步增加 r ，使特徵點數量到 500 後才結束 non-maximal suppression。



圖：左圖為 corner strength 大於 threshold 的特徵點。右圖為經由 non-maximal suppression 後得到的 500 個特徵點，可看見經由此法，可以減少特徵點數量，但空間分布仍是平均。

² 詳細內容請參考論文。本次實作中，求得梯度後套用的 gaussian filter 標準差大小皆參考論文。

有了特徵點後，我們就需要對這些點進行「特徵描述」。本次實作同樣利用 Matthew 等人論文中的方法，我們找到這些點的 orientation，並利用調整過的 window 取得周遭 40*40 個 pixel 的資訊，並記錄在標準化後的 64 個維度裡面。

備註：

執行上，因為發現在第一層找到的特徵點佔了 90% 以上，第二層 9%，第三層 1% 左右，故本次實作只建立了三層金字塔的 MSOP。

Part3 : Feature Matching

本此實作利用 Brute-force search 方式，找尋這張照片的特徵點與下一張照片哪一個點 64 維度的描述差距最小。

找到對應的特徵點後，我們利用 RANSAC 的方式，區分哪些點是 inliers。本次實作僅需 1 個點就可以找到平移座標，故使用一個點，假設此點有 50% 正確性，最後希望成功率有 99%，則依據公式：

$$k = \frac{\log(1 - 0.99)}{\log(1 - 0.5)} = 6.64$$

故我們實作 $k=10$ ，並在這十種中，選到 inliers 最多的 model。並將這些 inliers 記錄下來。



圖：matching 到的 inliers。黃色代表 Inliers，紅色代表 outliers。

Part4 : image matching

我們先將照片與特徵點投影到圓柱體座標上。利用 AutioStitch³，可以得

³ <http://matthewalunbrown.com/autostitch/autostitch.html>

到照片的 focal length。再利用圓柱投影的方式，得到投影後的照片。我們利用 inverse warping 將照片投影到圓柱上，並用 forward warping 將特徵點投影到圓柱上。圓柱座標 (x', y') 與平面座標 (x, y) 存在以下關係：

$$x' = \tan^{-1} \frac{x}{f}$$
$$y' = s \frac{y}{\sqrt{x^2 + f^2}}$$

其中令 $s=f$ ，即 AutioStitch 輔助得到的焦距，可以產生最小的變形。

接著利用 part3 的 inliers，我們建立 alignment 需要的移動距離。



圖：參與最終平移矩陣的 inliers

Part5 : Image Alignment and Blending

利用每張照片與下一張照片對應的平移矩陣，我們可以輕易的將照片 align 起來。我們從第 n 張與第 $n-1$ 張開始做。利用兩張的大小與平移矩陣創造出新照片。將第 $n-1$ 張黏到新照片左邊，再將第 n 張照片依照平移矩陣黏到正確位置。再將黏起來的照片當作下一次的輸入，與第 $n-2$ 張進行黏合。依此類推直到第 1 張。

但是中間接縫處如果使用算數平均，會有明顯的接合。故我們利用簡單的 linear blending：離原圖較近的 pixel 就會得到較大的加權，以得到較 smooth 的接合。

然而，在本次實作中，因為相機自動調整的關係，所以曝光時間不太一樣

⁴，造成接縫處仍有少數明顯接縫。未來希望能有時間實作出更好的 blending 方法。

Part6：Refinement

接起來的照片，通常右邊會有些微 shift，使照片看起來左高右低。故我們利用簡單的斜率對應，將成品後照片變回原本的高度，並且去掉照片上下緣因為投影造成的弧狀構造，本次實作去掉上下各 5% 的寬度。



圖：Refinement 前的全景照片



圖：Refinement 後的全景照片

⁴ 本人使用相機會有三級的校正，ex 設定快門在 1/125，相機會依照實際拍攝在 1/100, 1/125, 1/160 選擇快門速度。

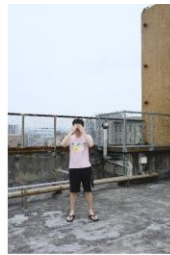
Part7 : Result:



創作理念：「非禮勿視、非禮勿聽、非禮勿言、非禮勿動…哎呀，我動了!」

Model：醫學三陳昶文同學

原圖：





原圖：

