

DIP Term Project Report

Group 16

組員：

林晉辰、彭偉倫、趙柏儒

分工：

Method 1 :趙柏儒

Method 2:

cycleGan training :林晉辰

image blending: 彭偉倫

執行方法：

Method 1:

\$ python3 ColorTransfer.py

Method 2:

\$ python3 crop_data.py dip.jpg

\$ python3 python3 cyclegan.py

\$ python3 stitch_img.py

\$ python3 resize_img.py reconstructed.jpg 19320 15312

\$ python3 blend.py cyclegandir colortransdir|

cyclegandir為 cycle gan結果 512*512圖片的目錄

colortransdir 為color transfer結果512*512圖片的目錄

作法：

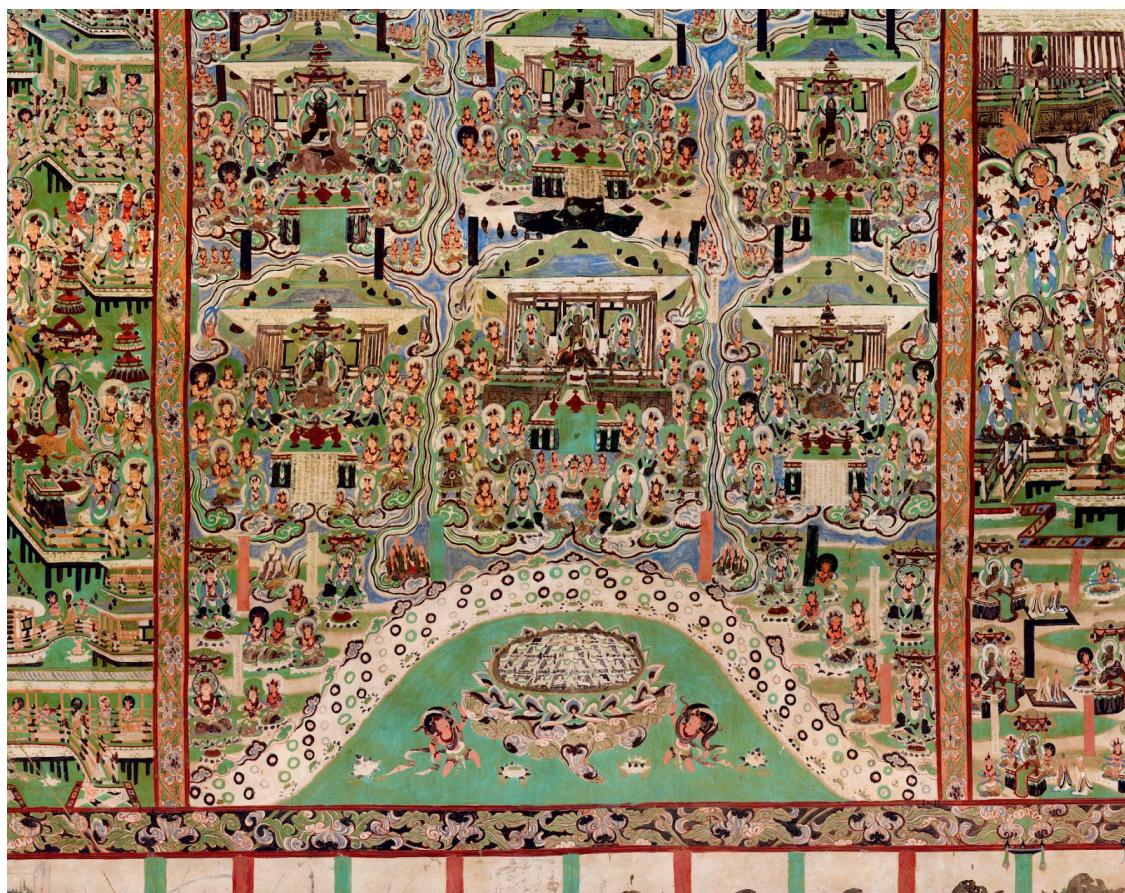
因為我們對deep learning不是很熟悉，所以我們一開始選擇使用Method 1 color transfer的方式來實作，想說當成Baseline，而做完method 1後我們發現我們的壁畫還原的結果還算是不錯，但是在一些小地方，例如壁畫剝落處並沒有被修復成平滑的樣子。於是我們決定試試看Method 2也就是使用DNN的方式來完成。以下是我們針對這兩種方法的實作方式。

Method 1:

首先我們先實作方法一:Color transfer，其步驟為先將RGB三色轉換到LAB系統，旨在讓不同的顏色空間之間交互的影響達到最小，接著在LAB空間減去目標圖片平均值，除標準差，在加回原圖平均值，轉換回RGB空間。

因有298張圖片，故得到298種風格。但得到的風格卻差很多，顏色各異，我們並不能確定298種風格哪種是我們真正要的，我們因此思考，如何從這298張圖片中得到畫的特徵，因此我們繼續使用方法二。

Method 1結果：



Method 2:

我們所參考的論文是Dunhuang Mural Restoration using Deep Learning，這篇論文提到使用cycleGan的方式來建立一個model。由於我們也沒有實作過DNN model的經驗，所以我們是在github上找到有人實作過的cycleGan，在這上面進行修改。

cycleGan traing:

在training時我們首先仿造paper中的實作方式用paired data來train. 將Fade.jpg與Restore.jpg各切成很多張512x512的小圖，再將他們丟進cycleGan裡面進行paired pretrain而這樣得出的結果會像是這張圖



這張照片相較於method 1來說沒有method 1那麼樣的暗沈，而色彩風格上是十分接近Restore.jpg的結果。

儘管只使用Paired data來train cycleGan，但是其實我們的到的結果已經相當不錯，但是我們還沒有使用到助教所提供的297張已修復的圖，因此我們接著繼續train我們的cycleGan。在第二階段，我們使用297張已修復的圖以及兩張未修復的圖進行unpaired data training。在第二階段結束後我們得出的結果為這樣子的圖。



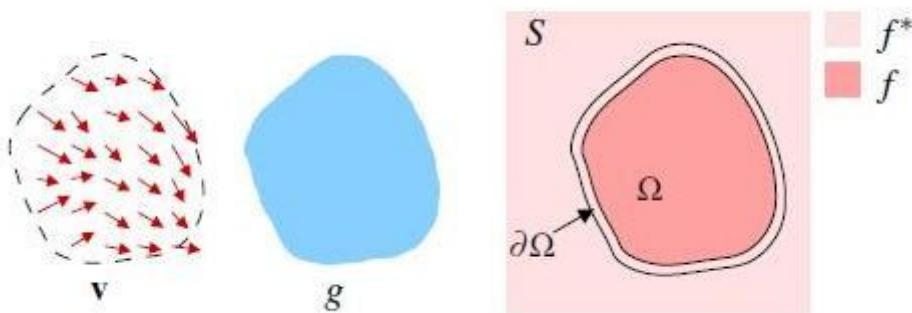
我們可以發現經過297張已修復的圖的training後，cycleGan受到297張照片的影響而變得有點過於鮮豔。因此我們決定進行第三階段的training，再重新使用Restore.jpg來train cycleGan，而第三階段的結果如下。



可以發現我們的cycleGan得到了一個結合第一階段與第二階段model的結果，因此我們覺得這樣的結果應該算是最好的。但是如果仔細看這些照片，這些照片中會有一塊一塊的部分，這是因為我們是將原圖切成512x512小圖再進入cycleGan，所以一塊塊小圖其實是會有色差的，所以我們接著解決block effect的問題，也就是blending的部分。

blending:

在這裡使用poisson blending，目的是讓新圖梯度盡量等於底圖梯度，而這裡的算法是使新圖梯度與底圖梯度的平方誤差最小。在這裡，底為color transfer後的結果，因為color transfer後沒有blocking effect，而新圖就為cycle-gan所做出的結果，由於原圖太大了，我們將兩圖切成很多個512*512的小圖後經過poisson blending後結果如下。顏色會稍有改變，因為我們的底圖較偏紅色系，而新圖較偏黃色系，blending後會稍微中和兩種色系及將blocking effect降低，使結果圖的顏色連接變得更平緩。以下為Poisson blending 主要運用到的數學式。

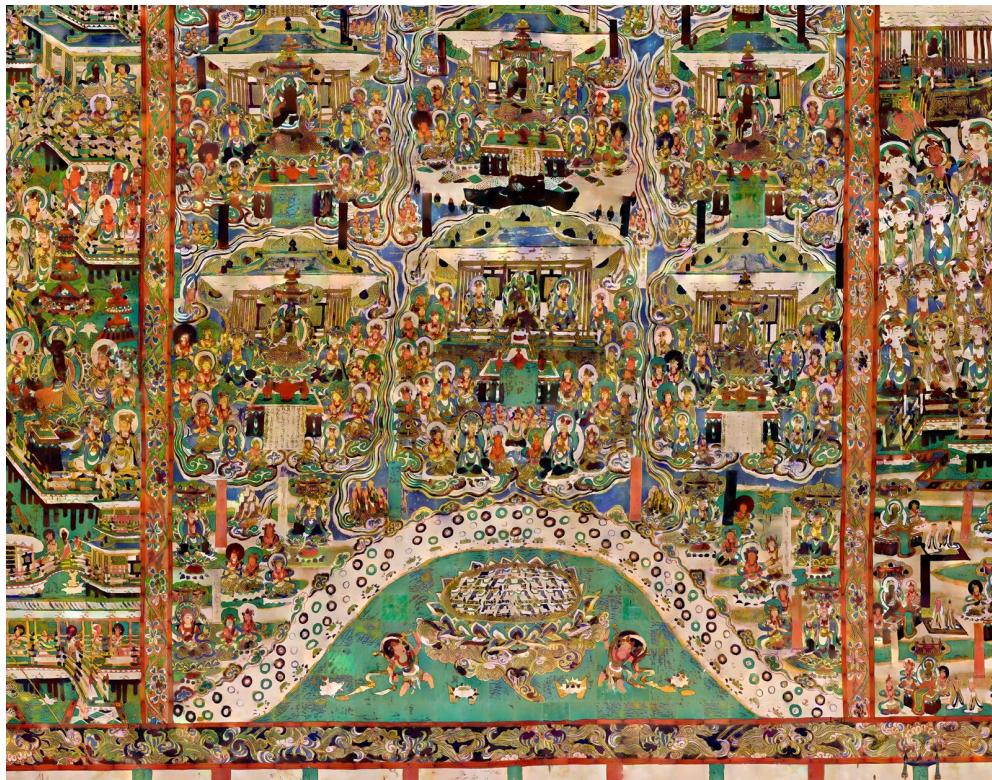


- v - 圖像中某个區域的漸變
- g - 選定區域的來源
- f^* - 域S中存在的已知函數)
- f - 存在於域 Ω 中的未知函数
- Ω - 現在放在域S上的區域g
- $\partial\Omega$ - 源區域和目標區域之間的邊界

Poisson function的解如下：

$$\Delta f = \operatorname{div} v \text{ over } \Omega, \text{ with } f|_{\partial\Omega} = f^*|_{\partial\Omega}$$

由於我們發現如果我們將DIP_mural.jpg變成小圖後再經過cycleGan去做color transfer過後顏色會變得十分不一樣（會變得很偏黃色系），因此我們決定使用我們利用method1所做出來的圖來作為底圖。結果如下。



可以發現經過blending之後照片的顏色變得比較像是method 1所做出來的色系。

Conclusion:

雖然經過三階段cycleGan training後的結果顏色比較好看，但是卻有blocking effect，而經過blending過後的照片雖然界線變得比較模糊，但顏色上卻比較暗沈一些，因此這算是我們的tradeoff。

參考資料：

1. Erik Reinhard, Michael Ashikhmin, Bruce Gooch, and Peter Shirley. Color Transfer between Images.
2. Han-Lei Wang, Ping-Hsuan Han, Yu-Mu Chen, Kuan-Wen Chen, XinYi Lin, Ming-Sui Lee, and Yi-Ping Hung. Dunhuang Mural Restoration using Deep Learning
3. <https://github.com/eriklindernoren/Keras-GAN/tree/master/cyclegan>
4. Poisson Image Editing, Patrick Perez ,Michel Gangnet, Andrew Blake, Microsoft Research UK
5. <https://github.com/willemmanuel/poisson-image-editing>