

# Term Project : Image Super Resolution

Team 5, 110612117 張仲瑜, 110550128 蔡耀霆, 110550109 陳芳靖

## I. 方法簡述

A. 使用論文:

[\[2108.10257\] SwinIR: Image Restoration Using Swin Transformer](#)

B. 簡述方法:

利用淺層殘差塊提取低頻訊息(圖像大致輪廓), 對於細節那些深層特徵我們用Swin transformer塊(RSTB)來提取。然後將這些淺層和深層特徵結合來重建高畫質圖像。

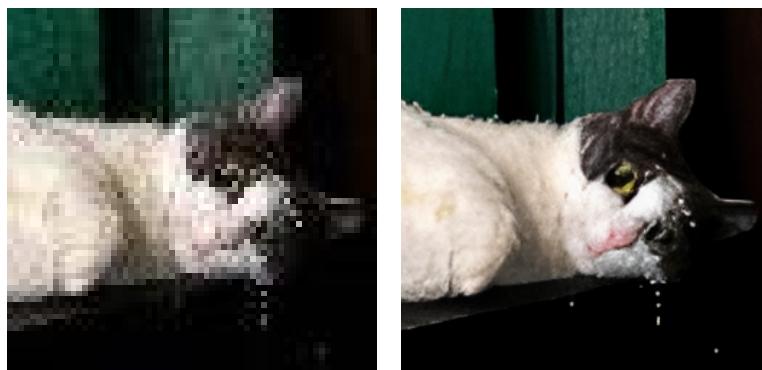
## II. 實驗與創新、改進:

### A. 前處理實驗

左圖為原圖及其前處理的結果

右圖為左圖經過SwinIR-Large還原為高解析度的結果

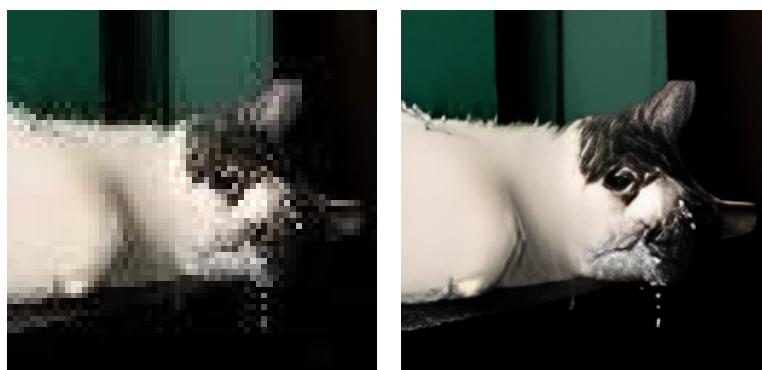
1. 沒有任何前處理直接使用**SwinIR-Large**



2. 去噪聲:

使用了cv2裡的非局部均值去噪聲

```
denoised_image = cv2.fastNlMeansDenoisingColored(image, None, 10, 10, 7, 21)
```



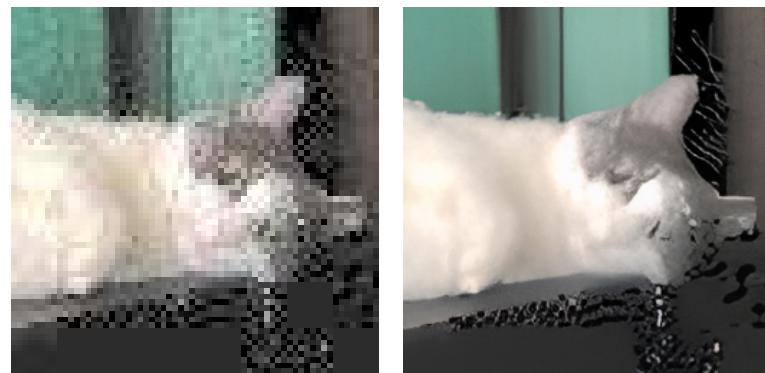
### 3. 圖像增強：

使用銳化kernel來卷積圖片銳化整張圖片，希望可以凸顯原本因低畫質而不明顯的細節。



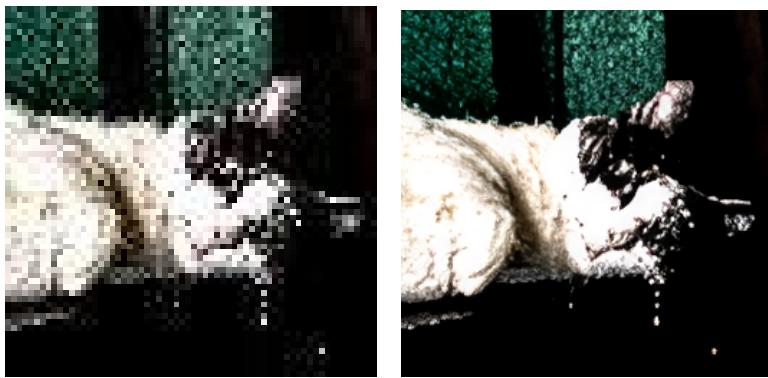
### 4. 直方圖均衡化：

想增加整體圖片對比度，使不同區域間有更明顯差異，而有更好的還原品質。



### 5. 多尺度細節增強：

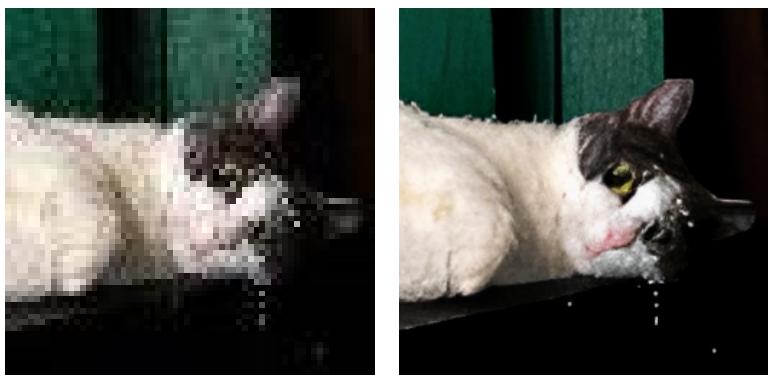
cv2的detailenhancement函數使用了邊緣保留濾波器，來平滑圖像、去除噪聲，所以我們得到了平滑後的圖像，然後用原圖減去平滑圖像得到細節，再對細節增強再放回平滑後的圖像。



在與原本的結果比較後，最終沒有採取以上任一種前處理  
本來預期增加圖像對比度和銳化圖像  
可以使圖像原本因低解析度而不明顯的細節更容易被還原  
但效果不如想像的好。

## B. 後處理實驗

### 1. 沒有任何後處理直接使用SwinIR-Large



### 2. 銳利化：

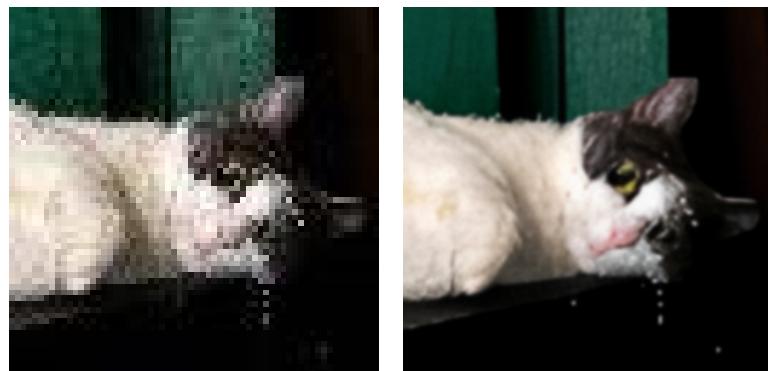
使用pillow裡的UnsharpMask達到在強化邊緣與細節的同時  
避免一同放大雜訊

```
img = img.filter(ImageFilter.UnsharpMask(radius=3, percent=200, threshold=1))
```



### 3. 高斯模糊:

使用pillow裡的高斯模糊來減少放大後的顆粒感



因為後續創意區域涉及高畫質縮小

因此將unsharp masking加入後處理流程中

視覺效果更佳

## C. 同模型串接後再縮小

### 1. 無任何串接



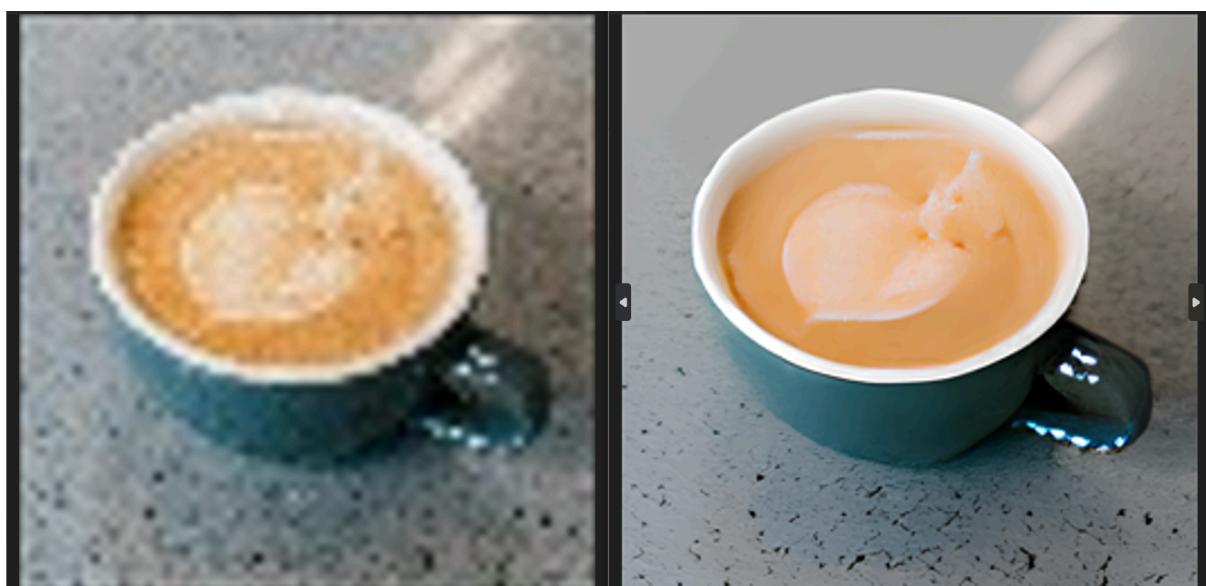
2. 串接一次後縮小

放大16倍再以bicubic縮小4倍



3. 串接兩次後縮小

放大64倍再以bicubic縮小16倍



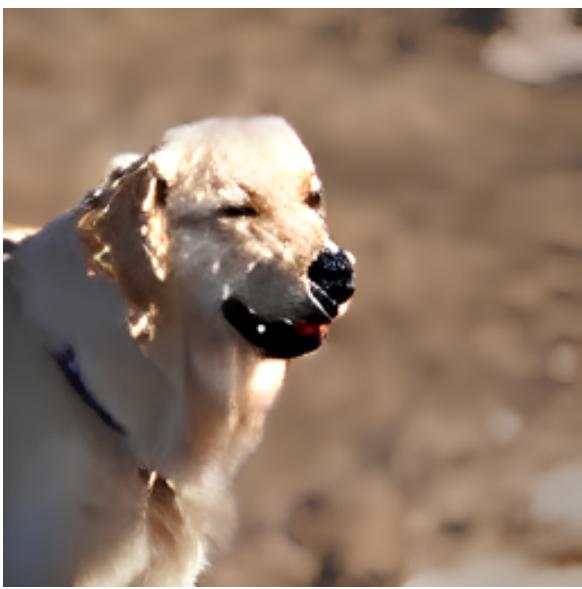
#### 4. 串接兩次後縮小再以unsharp masking強化

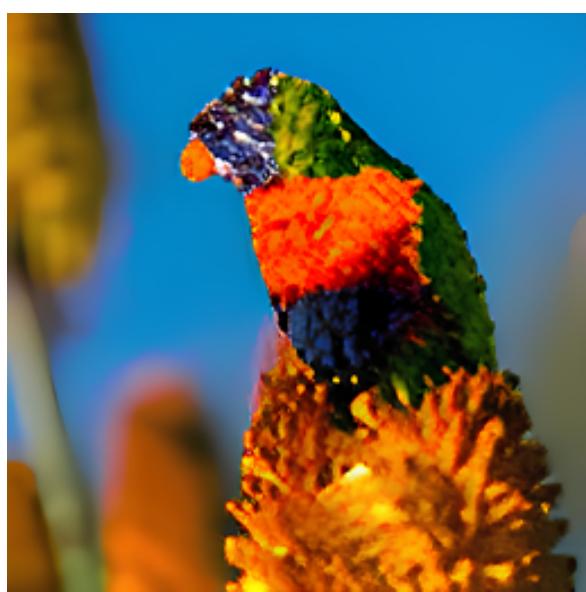
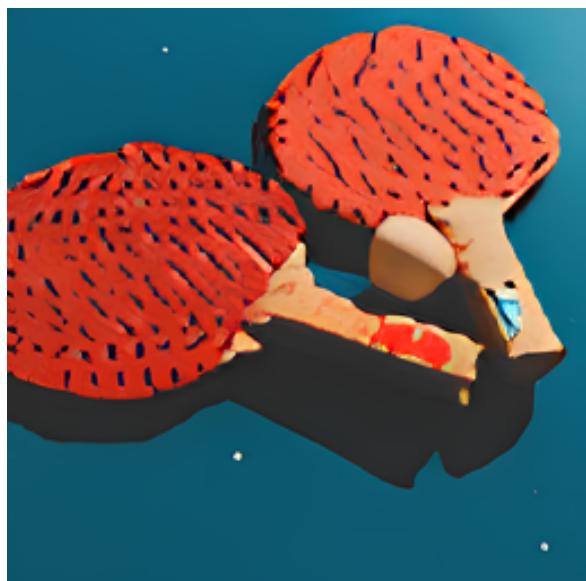
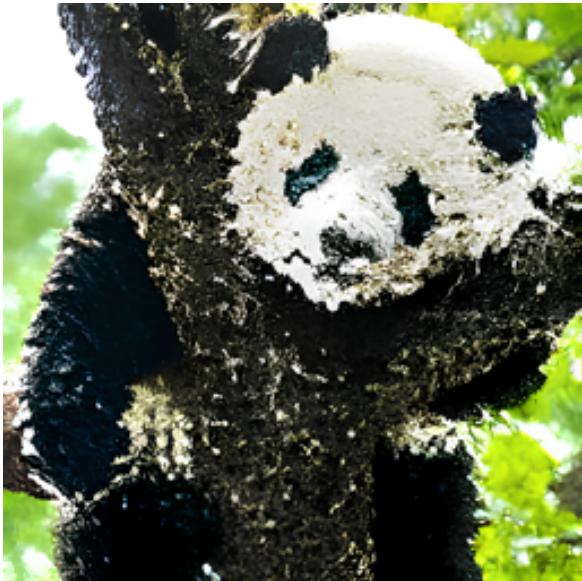


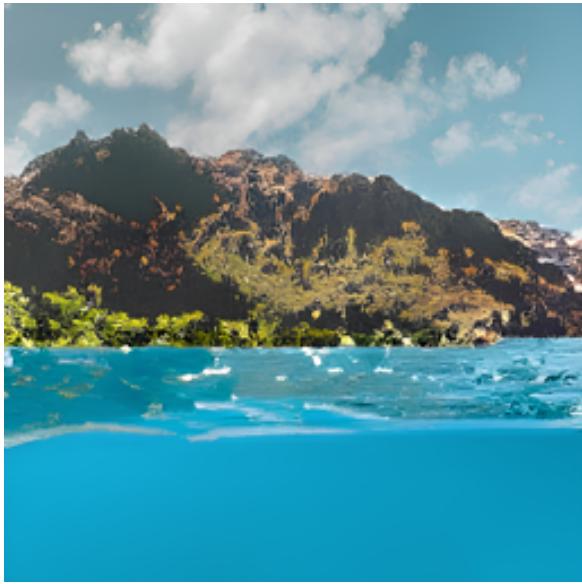
#### III. 成果: super\_res(此連結我所有實驗成果)

以下為串接兩次後套用unsharp masking再縮小 (參數優化ver)









#### IV. 心得：

我們實作了許多篇論文，但是很多篇論文的實作結果都不如預期，僅僅在特定資料集的效果較佳，而非真實世界的新圖片。因此經過多次對比，我們決定選用SwinIR。在看完SwinIR做4倍super resolution的結果後，發現對新圖片的適應度較佳，因此我們決定基於此實作來思考要如何改善、創新。

一開始的想法是將兩個放大兩倍的super resolution的模型串聯，以得到4倍的結果，但是礙於2倍模型參數量的影響，結果並沒有比較好。後來我們又嘗試將圖片做2次4倍super resolution之後，再用影像處理學到的方法降4倍回來，看能不能增加並保留局部細節。

降解析度方面，一開始是使用Gaussian blur避免aliasing，搭配bicubic interpolation來降回256\*256的圖片，但流失太多細節，不如直接放大4倍就好。幾經嘗試後，我們發現Unsharp masking搭配bicubic interpolation有相對優秀的視覺表現，調整參數後在保留細節與捨棄噪音上達到平衡。

這次的project也讓我們學習到如何針對自己的需求來挑選適合的model，而不是單就特定的指標來評估模型的好壞，也讓我們試著應用課堂所學的影像處理知識來改善效果，是個相當有趣的過程！