方案設計書

隊伍名稱: w

模型介紹:

首先我們確認了比賽的執行時間限制:本次比賽共有 100 個場景,並且要求在 48 小時之內訓練完成,圖像生成也要在 1 小時完成。因此,我們決定採用三維重建及生成都很快的方法: instant-ngp。

原代碼採用 cuda 編寫,並不容易直接套用到本次競賽中,因此我們找到了 pytorch 版的復現 ngp_pl (https://github.com/kwea123/ngp_pl),並以此作為 baseline。

實現細節:

基於 baseline, 我們總共做了 3 個對於本次比賽的改進。

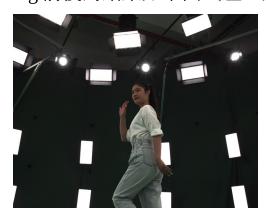
- 1. 使用 Matting 提取人物領域
- 2. 優化相機外參
- 3. 優化不同相機所造成的色差

以下將對各點進行詳細介紹。

1. 使用 Matting 提取人物領域

因為比賽只要求重建人物,因此背景不重要,我們使用 PaddleSeg 來提取人物領域,並只對人物領域進行訓練。

Matting 前後的結果如下圖(左:原圖、右: Matting 結果):





空白的部份為 alpha=0。在大部分的場景中,Matting 效果非常好,然而在有些場景(例如有人戴帽子、反光)等等的惡性條件下,Matting 會出錯。但我們並未對這些場景進行手動調整。

訓練時,我們如原 NeRF 一樣對所有像素進行 rgb loss 計算,另外為了正確訓練背景的 alpha 為 0,我們另外加入了一個 alpha loss,讓每個像素的 alpha 值也接近 matting 出來的 alpha 值(請參照 losses.py)。對於有人物的地方(alpha>0),我們把 rgb loss 乘以 5 倍,讓模型更有效率重建這個領域(因為背景占的領域太大)。

2. 優化相機外參

基於 1 的訓練結果,我們發現有些場景(F1_06 及 F2_07)訓練出來的結果相較其他場景特別模糊,我們推測是因為外部參數沒有很正確的被校準出來。因此,對於這些場景,我們同時優化重建以及外部參數(參照 train.py 中的一optimize_ext)。以下給出一個優化外部參數前後的例子:

(左:無優化外參、右:有優化外參)





可見有優化外參的視覺效果比無優化來的好。

3. 優化不同相機所造成的色差

最後,我們還發現每個相機的回應函數(Camera response function)相差很大。即一個相同顏色的物體,在不同相機裡照出來會呈現不同的顏色。如下圖這個訓練場景,同樣的衣服在不同相機中,左邊的圖呈現帶紅色、右邊的圖呈現帶綠色。





這種顏色的不一致並非是由視角(NeRF 當中的 view direction, d)造成的,而是因為照相機特性不同造成的。我們發現如果不做任何處理直接訓練的話,會造成新視角的生成圖像顏色非常不一致(有些地方紅有些地方綠)。因此,我們導入了 NeRF in the wild 中提到的 appereance embedding vector,即我們對於每台照相機,都給它指定一個 feature vector,然後把這個 feature vector 也輸入到 rgb_net 中生成最後的顏色。在生成新視點的時候,我們指定一個相機(1號),並始終以這個相機的 feature vector 去生成顏色。我們發現這樣做不僅不同視點的顏色變得一致,同時也少了不同顏色混雜的情形。

代碼運行流程:

請參照 https://github.com/kwea123/ngp_pl/tree/mgtv