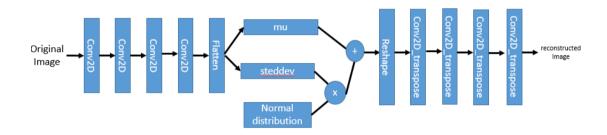
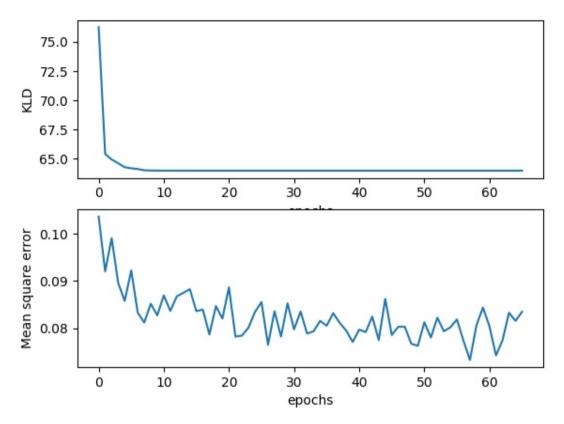
Problem 1. VAE

1. Describe the architecture and implementation details of your model.



以上是我的模型架構,參數部分為:

- Channels: (64,128,256,512) for conv2d, (256,128,32,3) for conv2d_transpose
- Lambda 設置為 0.005
- Latent dimension 是 128
- Optimizer : Adam
- End to end training
- 2. Plot the learning curve (reconstruction loss and KL divergence) of your model.



3. Plot 10 testing images and their reconstructed result of your model and report your testing MSE of the entire test set.

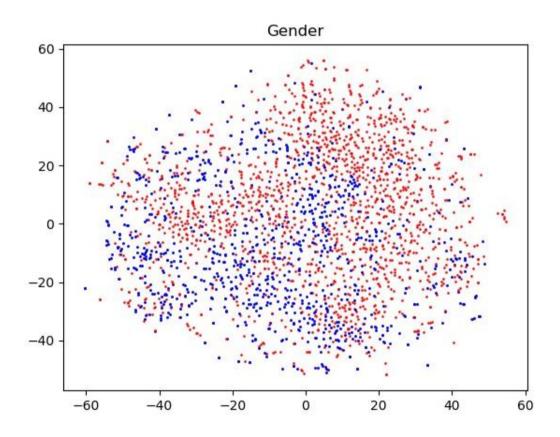
MSE: 0.06410761504064566 ,跟我的 loss 平均差不多。



4. Plot 32 random generated images of your model



5. Visualize the latent space be mapping test images to 2D space (with TSNE) and color them with respect to an attribute of your choice.



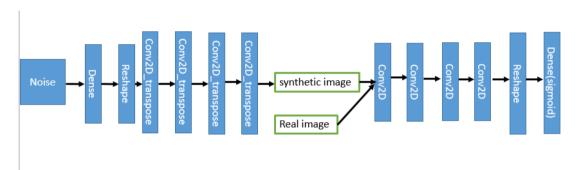
其實我覺得畫 Gender 的 label 好像有點不平均,但是降維之後好像有保留一些 特徵,在藍色的點都會往左下角靠,紅色的點數比較多,但是以右上角分布居 多。

6. Discuss what you've observed and learned from implementing VAE.

我很快就把 VAE 模型架起來了,但是在調參數上面始終沒辦法達到像助教的圖這麼漂亮,而且 generated image 還會有些雜訊,這是我這次作業滿懊惱的一個小地方。

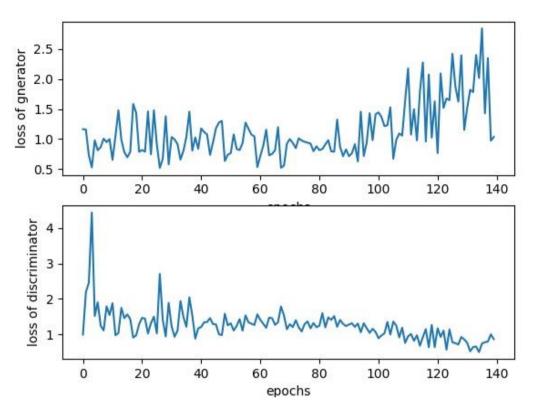
Problem 2. GAN

1. Describe the architecture and implementation detains of your model.



參數設置如下:

- Noise dimension: 100
- Batch size =64
- 先 reshape 成(4,4,1024), 在 upsampling 至原圖片的尺寸,我
 conv2d 和 conv2d_transpose 其實都是參照上一題 VAE 的 channels
 還有 kernel size! 只是最後一層接上 sigmoid。
- 訓練方式:每次 epochs 我都會跑完全部的 data (我把 testing 也加進去了),但是我每 sample 一個 batch 的資料,分別訓練 discriminator 一次,但是 generator 是兩次。是參照一 github 上面的訓練方式,筆者說是為了避免 discriminator 的 loss 變成 0。
- 2. Plot the learning curve (in the way you prefer) of your model and briefly explain what do you think it represents



我覺得其實就如原始 GAN paper 上說的,training 過程其實非常不穩定,loss 的起伏都很大,也不能從 loss 判斷說我們圖片生成的品質,我實做wgan-gp 時這個現象即會改善了。最後,從上圖能看出我最後的discirminator 應該是以經很強了。

3. Plot 32 random generated images of your model .



4. Discuss what you've observed and learned from implementing GAN.

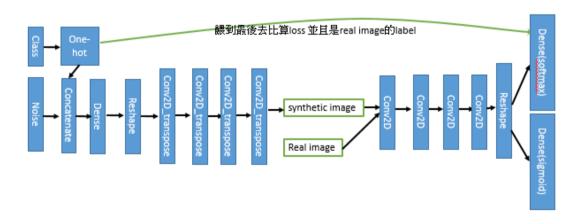
從在訓練 GAN 的過程中,我經歷過 collapes mode 的問題,wgan 作者說這是因為 gradients 的資訊傳不過去 generator 的關係。但是在相同模型、參數下我再訓練少一點 epcohs 的話,我就解決這個問題了,我又再次嘗試把參數條少一點,之後訓練也就沒遇到這個問題,還有遇到一個問題是說 loss 真的起伏太大,我幾乎都是三不五時要看一下目前生成的圖片到達怎樣的程度之後才決定要把訓練過程停止。

5. Compare the difference between image generated be VAE and GAN, discuss you've observed

我自己覺得最明顯的能觀察出來的比較是:在同樣輸出雜訊的情況下, GAN 生成的圖片清晰且多樣性高,但從第一題產生的圖片,幾乎都是光頭,而且非常模糊, GAN 果然是目前在圖像處理上很強的一個技術。

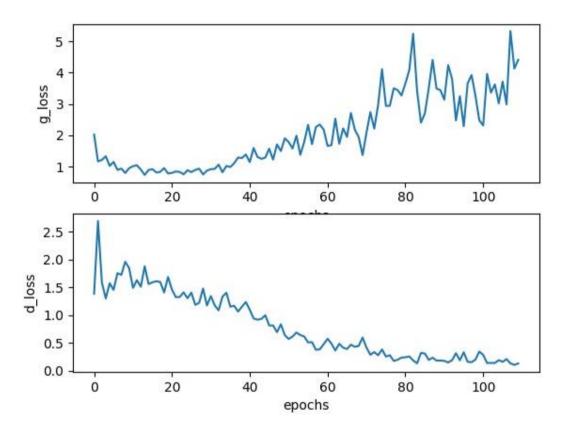
Problem3 AC-GAN

1. Describe the architecture and implementation details of your model



- Noise dimension: 100
- Batch size = 64
- 參數設置: 我是完全把 GAN 的參數再 copy 過來了,唯一的不同就是:雖然助教建議我們可以直接 cocat,但是為了之後算 loss 方便所以我還是使用 one-hot 去接在原本的 noise 後面。我有做了兩個 disentangle feature

- (big lips 和 male),但是因為 big lips 是需要很細心去看才有辦法看出那個嘴唇厚度的差別,所以第三小題我會擺上的是 male 的圖。
- 訓練方式:每一個 batch 的資料,訓練 Discriminator 一次,generator 兩次。我的 discriminator 訓練含 auxiliary classifier.
- 2. Plot the learning curve (in the way you prefer) of your model and briefly explain what you think it represents



我的 discriminator 最後已經很強了,但是 g_loss 包含三項,其中兩項屬於 auxiliary classifier 的 loss 已經很低了,所以還是出在 generated image 沒有辦 法騙過 discriminator 產生的的大 loss,導致最後尾巴是上升的!!

3. Plot ten pairs of random generated images of your model, each pairs generated from the same random vector input but with different attribute. This is to demonstrate your model's ability to disentangle feature of interest.



我程式碼重現是使用上面那張圖,這是我實驗結果很好的一張圖,但是第五章總是畫不出來,所以我就在做了一次 Gender 的(為下圖),第五章仍然畫不出來。



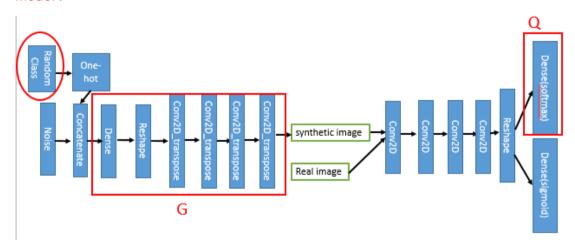
上面那排是 Female ,底下的就是 Male 了,其實扣掉有點歪頭那張,其他地方在相同臉會多出一些男性特徵(鬍子、臉型、髮型)都會是有一點男性化的感覺。

Bonus Info-GAN

Referenece: https://wiseodd.github.io/techblog/2017/01/29/infogan/

這是一個滿簡單的實作方式,因為我之前有看過 interpretable limitation learning from visual demonstrations 他也是使用 info-gan 在賽車那種電玩遊戲裡面,我就參考這兩者的做這題。

Model:



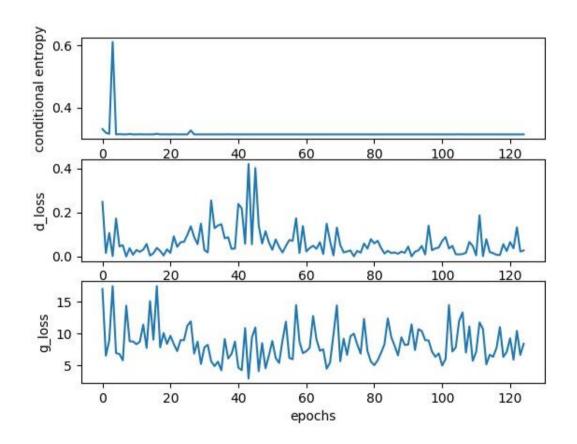
● 和 ac-gan 不同的地方在 input class,我是隨機塞進去 0 或是 1 ,然後在最後 這個 label 要對自己算一次 entropy ,然後合成圖片輸出的機率在和 random class 算 cross entropy 兩者相加之後即為 info-gan 的 objective function 的第二項: conditional entropy。

- 訓練過程:先訓練 Discriminator ,在訓練 Generator ,最後再一起訓練 generator + 最後一層 dense 的參數 (Q) 。
- Batch_size = 64
- Optimizer =Adam

Empirical result



上面是我固定輸出 label 0,底下為 1。 因為我們 feature 有 13 種,所以我在觀察下發現的是,上下兩者在頭髮造型上的差別,一個是長髮一個是短髮,還有甚至是髮色上面的不同,應該是無像 AC-GAN 上性別上的不同,而是同性別的造型差別。



這是我的 loss ,但是實在是有點起伏太大,而且 conditional entropy 很小,這說明在原本 info gan objective function 最後要使這個 entropy 很大,才能滿足消息理論的物理意義。所以我在訓練時加了負號使之變成 minimize,故其實我在訓練時已經找到他的最大值了。才能有上面圖片的成果。

最後,我又想再訓練一次,使用 13 個 label,隨然一個臉部的特徵未必戴家都是只有一個,因為我想試試看說機器到底能學到哪邊,實際出來的成果是真的有再控制臉部特徵,成果為下圖,但是重建的部分我是以上面的圖為主了,我覺得成果是比較明顯的。

