## **Comic Generation**

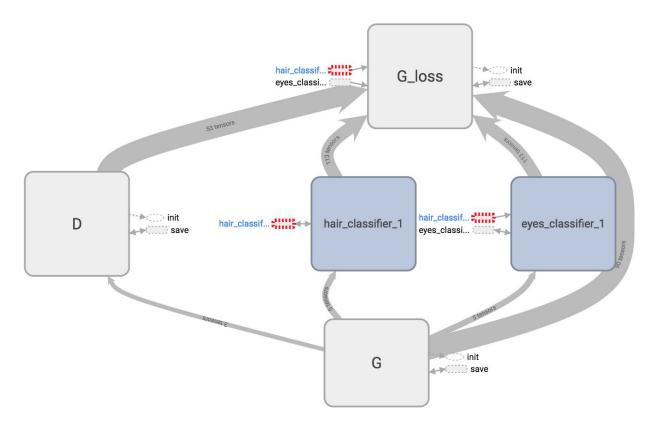
- Model description (下一頁有圖示)
  - pre-trained hair and eyes classifier
    - 先用監督式學習訓練兩個分類器(hair\_classifier and eyes\_classifier),透過四層conv2d最後輸出的是12種頭髮顏色的機率(或是11種眼睛顏色的機率)。objective function是cross entropy。這兩個分類器訓練完之後會接在G的後面幫助G的學習,但這兩個分類器的參數在G的學習中不會再被更新。

 $\circ$  G

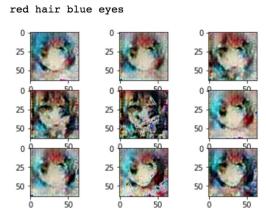
- Model Structure
  - 將頭髮和眼睛顏色個變成one-hot vector在和Gaussian noise 結合起來當作input,經過四層conv2d\_transpose輸出 (64,64,3)的圖片,在通過D,hair\_classifier,eyes\_classifier。
- objective function
  - 包含三個部分(加總):
    - 通過D的值(同improved WGAN 越大越好)
    - 通過hair\_classification的cross entropy的值(越小越好)
    - 通過eyes\_classification的cross entropy的值(越小越好)

 $\circ$  D

- Model Structure
  - 將G產生的image和real image with wrong text和wrong image with right text 視為negative的資料,和real image with right text的 positive的資料以及同時仿照Improvd WGAN,將negative和 positive的資料取中間值,一起送進四層conv2d。
- Objective function
  - 同 Improved WGAN



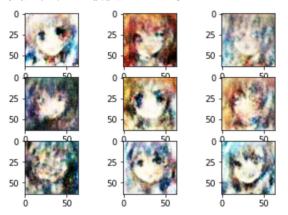
- How do you improve your performance (2%)
  - 在D的訓練過程中,原本若只在image input上面加上gradient penalty,訓練下來的結果會使得D loss很低,G loss很高而產生的圖不近理想(如下圖)



因此在頭髮和眼睛的input也加上gradient penalty。 EX:

real: (1,0,0,...,0) fake: (0,1,0,...,0) → $(\epsilon,1-\epsilon,0,...,0)$  去算gradient penalty

o 在real image 和 fake image的比例上,若fake image 比例太大,會有不好的影響(如下圖),因此最後是用1:1。



由於單用Improved WGAN,要學習到頭髮和眼睛的顏色變化並不是很容易的事情,因此特別加上兩個分類器來幫助學習。
before:

pink hair brown eyes



after:

pink hair orange eyes



- Experiment settings and observation (2%)
  - setting
    - batch\_size = 16
    - $\blacksquare$  kernel of conv2d = (5,5)
    - strides of conv2d = (2,2)
    - filters of 4 conv2d of classifier are 32,32,32,32
    - filters of 4 conv2d\_transpose of G are 512,256,128,3
    - filters of 4 conv2d of D are 128,256,512,1024
    - activation是用leaky\_relu (alpha=0.2)
    - optimizer is Adam (lr=0.0001 beta1=0.0,beta2=0.9)
  - observations
    - batch若太大,則圖案較類似,且圖案也較模糊。選擇較小的batch\_size,結果相對較好,下圖為batch\_size的比較情況。

batch\_size = 128





- 有嘗試過非常簡單的conv2d(如filter都設為32),但結果 圖案滿模糊的,所以可能不太能夠用太過於簡化的模型來 做動漫圖片的生成。
- 有時train到某個程度後,圖片的清晰度和頭髮眼睛顏色的 準確度好像就不會變得更好,甚至有可能會更差,
- 雖然兩個分類器的accuracy只能達到50%,但仍有不錯的效果,可能原因有以下幾點:
  - 很多顏色非常接近,而在光影變化下,會導致顏色相 對變化,如亮光中的紅色和暗光中的粉色非常相近。
  - 有些標示可能錯誤。
  - 因此儘管正確度不高,但生成的圖仍有不錯的表現。
- rmsprop和adam都可以跑得動,但有點難比較誰優誰劣。