

# 作業四 Generative Adversarial Networks

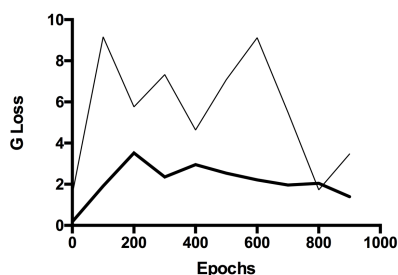
劉彥廷 B03902036

## 1. 模型敘述

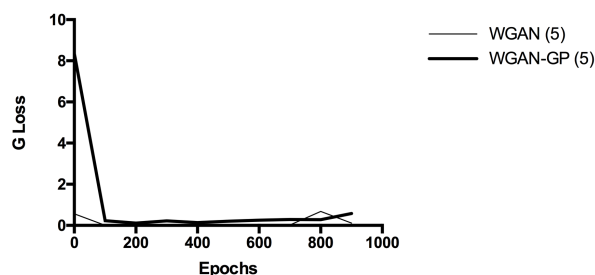
## 2. 效能改善

最開始的時候參考了 [2] 與 [1] 實作了 Conditional WGAN。但在調整 generator 與 discriminator 的更新比例（以下簡稱 D/G 比）時，出現了 mode collapse 且收斂時間很久，所以轉而更新模型為 Conditional WGAN-GP（WGAN 換為投影片當中的 Improved WGAN）。

以下為 WGAN 與 WGAN-GP 兩者之間的 G loss 與 D loss 比較。



(a) G loss



(b) D loss

## 3. 實驗設置與觀察

最終繳交的模型每更新 5 次 discriminator 就會更新 1 次 generator，該模型總共經歷過了 10000 次這個循環。

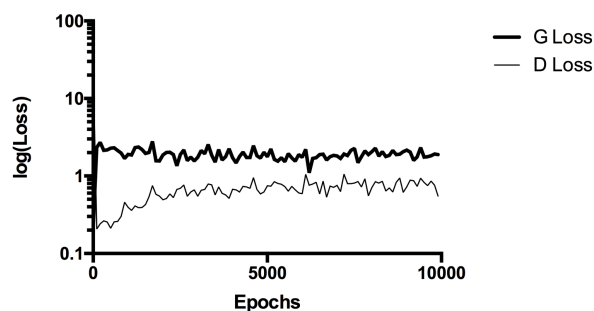
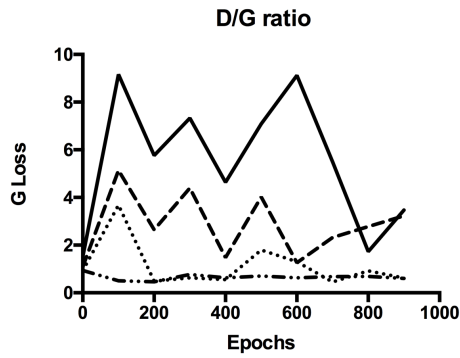
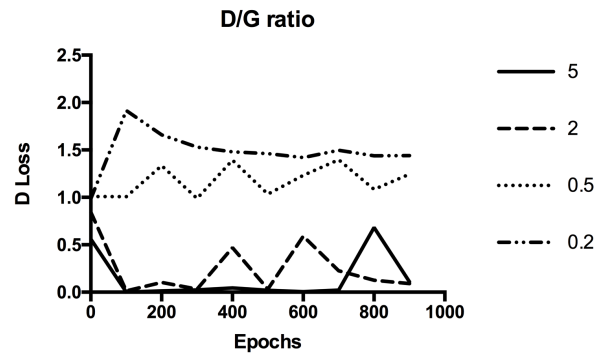


Figure 2: WGAN-GP 的 loss

在本次作業當中針對 WGAN 實驗了不同的更新比例並觀察其 loss。D/G 比變高代表了 discriminator 有比較多的時間學習，loss 預期會下降，反之則為 generator 的 loss 下降。

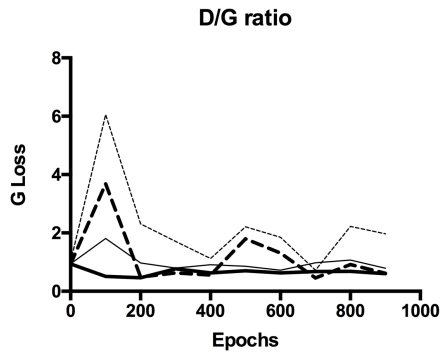


(a) G loss

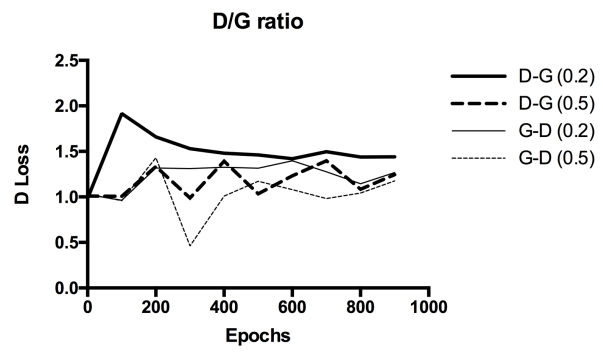


(b) D loss

但有趣的是，先更新 generator 似乎 loss 都會相較於先更新 discriminator 來得高。推測是基於 discriminator 後更新的話，在剛開始的 epochs 當中，generator 的表現會變差因為錯誤的判決，而錯誤不斷累積最終造成了整體的 GAN 表現不佳。



(a) G loss



(b) D loss

#### 4. 參考文獻

- [1] chao Zhang, J. The test code for conditional convolutional adversarial networks. <https://github.com/zhangqianhui/Conditional-Gans>. (Accessed on 01/06/2018).
- [2] ming Song, J. Tensorflow implementation of wasserstein gan (and improved version in wgan\_v2). <https://github.com/jiamings/wgan>. (Accessed on 01/06/2018).