

生成式對抗網路 (Generative Adversarial Network, GAN) (四) – Cycle GAN

Create at 2022/06/22

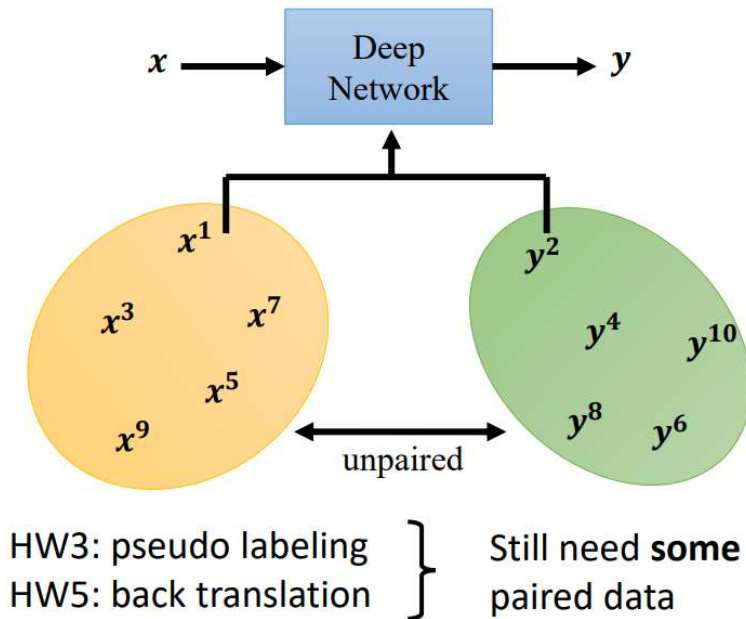
- 生成式對抗網路 (Generative Adversarial Network, GAN) (四) – Cycle GAN
 - Learning from Unpaired Data
 - Cycle GAN
- 上課資源：
 1. 生成式對抗網路 (Generative Adversarial Network, GAN) (四) – Cycle GAN
(<https://www.youtube.com/watch?v=wulqhgndr7E>).

Learning from Unpaired Data



- 把 GAN 用在 unsupervised learning

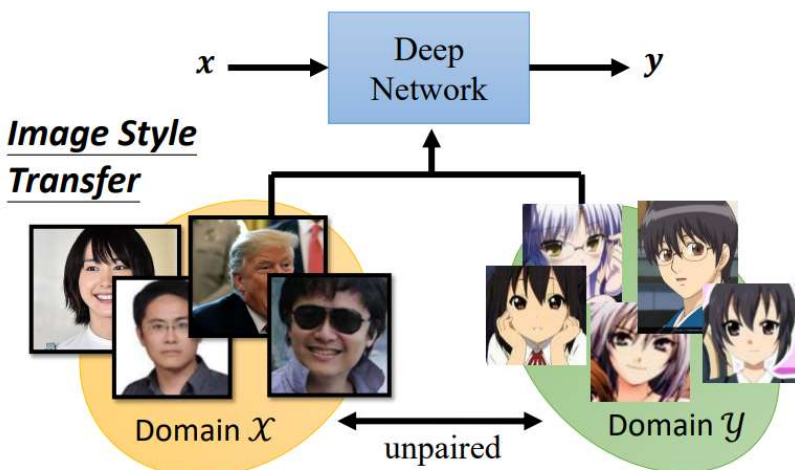
Learning from Unpaired Data



68

- 訓練一個 network，輸入 x 輸出 y
- 我們需要成對的資料才能訓練這樣的 network
- 沒有成對的資料稱為 unlabeled 資料

Learning from Unpaired Data

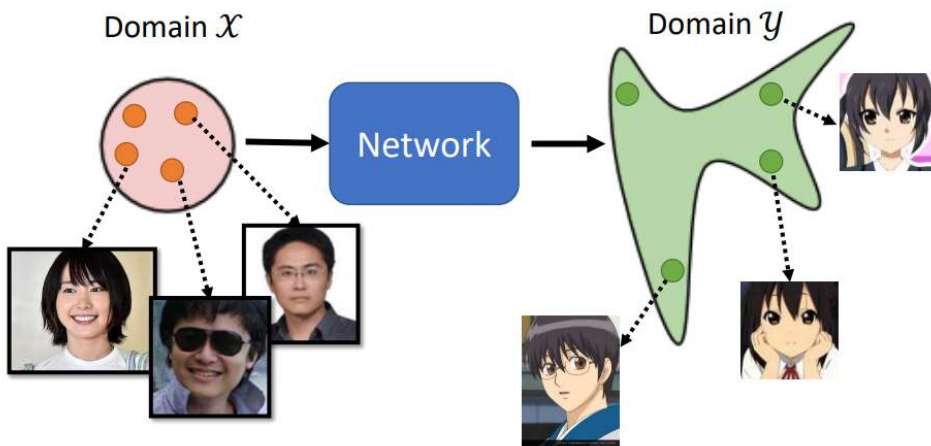


Can we learn the mapping without any paired data?

Unsupervised Conditional Generation

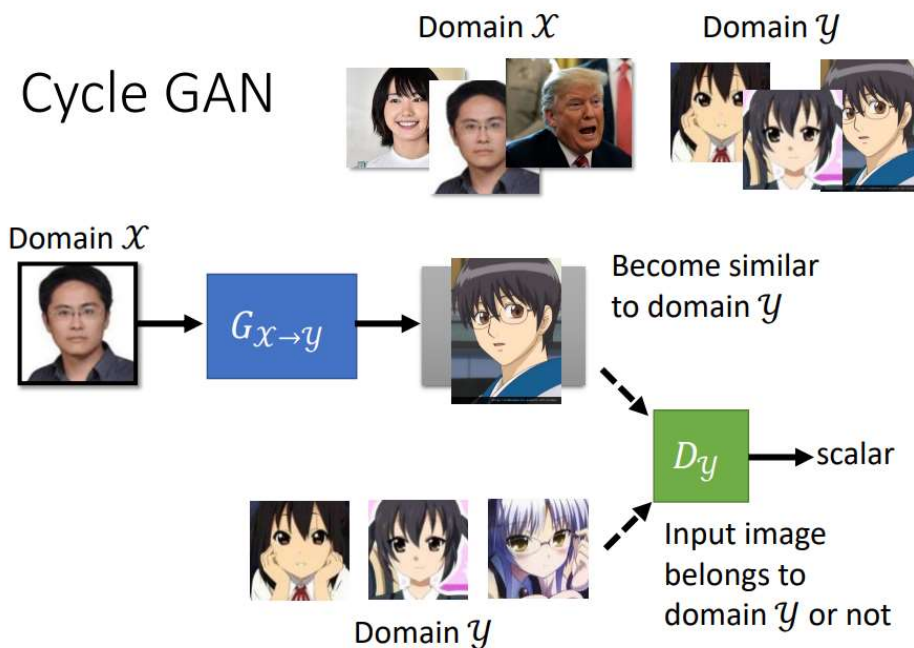
- 影像風格轉換
- 如何用 GAN 在完全沒有成對資料的情況下進行學習

Learning from Unpaired Data

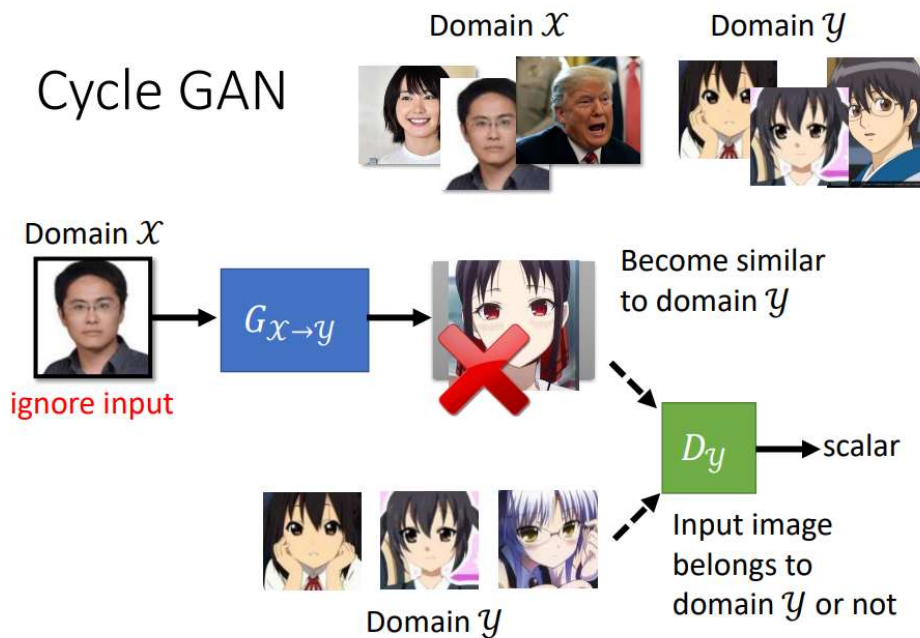


- 輸入是 Domain x 的圖片分佈
- 輸出是 Domain y 的圖片分佈

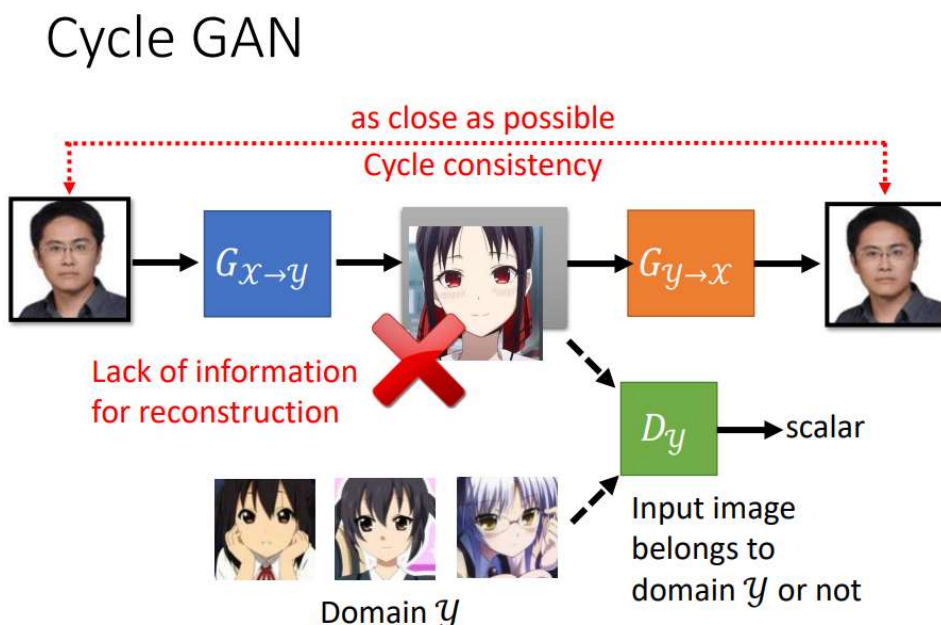
Cycle GAN



- 改成可以從 Domain x sample，從真實的人臉裡面隨便挑一張
- 接著把照片丟到 Generator 裡面，讓它產生另外一張圖片
- 如何讓它是 Domain y 的 distribution？
 - 需要兩三個 discriminator，給 discriminator 看過很多 y Domain 的圖，所以可以判斷是 y Domain 跟不是 y Domain 的差異

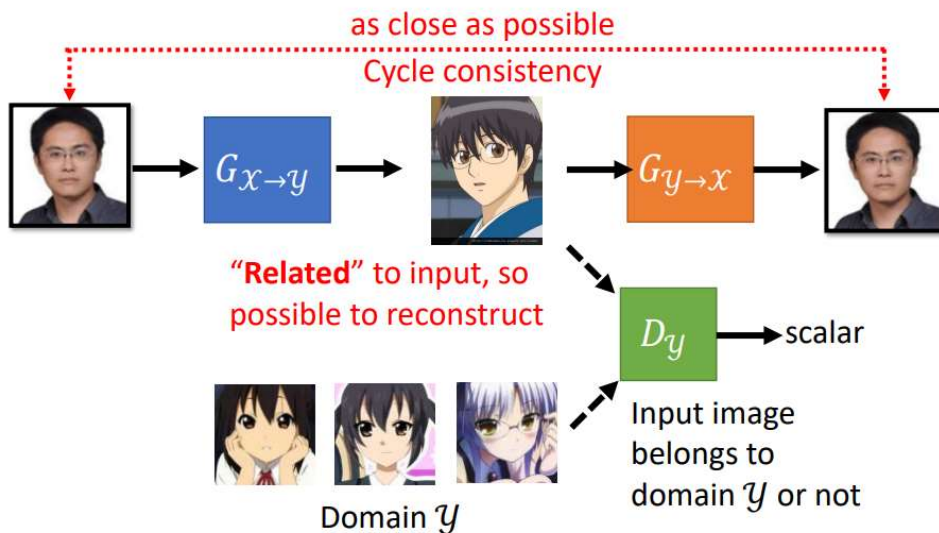


- 光是套用原來的 GAN 訓練 Generator 跟 Discriminator 是不夠的
- 因為現在的 Discriminator 是讓 Generator 輸出一張 Domain \mathcal{Y} 的圖
- Generator 可能真的能輸出一張 Domain \mathcal{Y} 的圖，但是它輸出的圖可能跟輸入沒有關係，Generator 可能把輸入的圖片當作一個 Gaussian 的 noise，不管輸入什麼都無視它，就輸出一個像是二次元人物的圖片
- 只要 Discriminator 覺得它做得很好就結束了



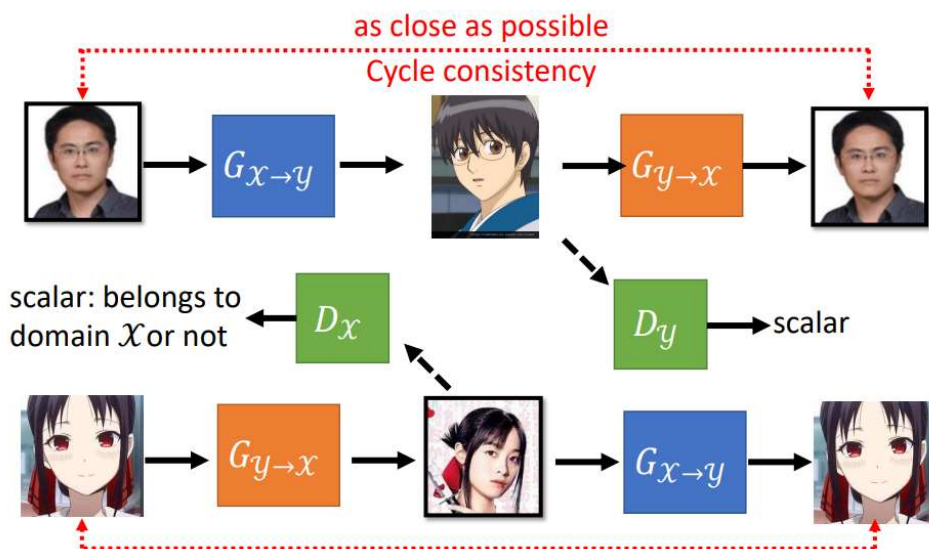
- 如何強化輸入跟輸出的關係？
 - 使用 Cycle GAN
 - train 兩個 generator
 - 第一個 generator：把 Domain x 的圖變成 Domain y 的圖
 - 第二個 generator：看到一張 Domain y 的圖把它還原回 Domain x 的圖
- 在訓練的時候增加額外的目標
 - 輸入一張圖片從 Domain x 轉成 Domain y ，要從 Domain y 轉回原來一模一樣 Domain x 的圖
 - 經過兩次轉換之後，輸入跟輸出要越接近越好
 - 對於藍色的 generator 來說，就不能隨便亂做一個跟輸入沒有任何關係的圖了

Cycle GAN



- 為了橘色的 generator 要能還原成原來的圖片，所以藍色的 generator 產生的圖片就不能跟輸入差太多
- 使用 Cycle GAN，沒辦法保證輸入跟輸出的人臉看起來真的很像，可能會學到很奇怪的轉換，反正只要第二個 generator 可以轉換得回來就好
- 在真的實作上這個問題沒有很大，輸入跟輸出會是像的

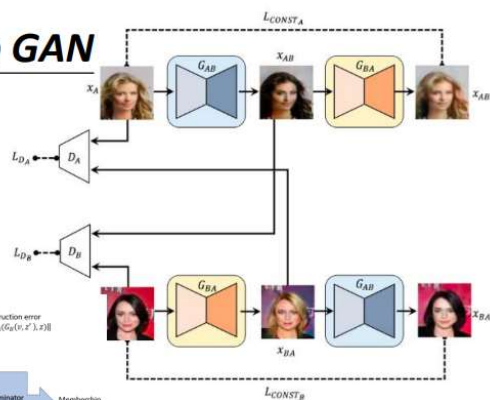
Cycle GAN



- Cycle GAN 可以是雙向的，可以同時做兩個方向的訓練

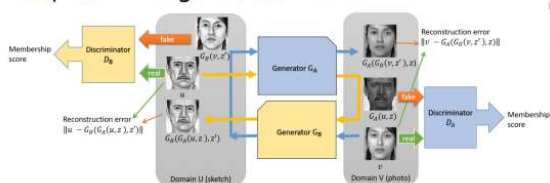
Disco GAN

<https://arxiv.org/abs/1703.05192>



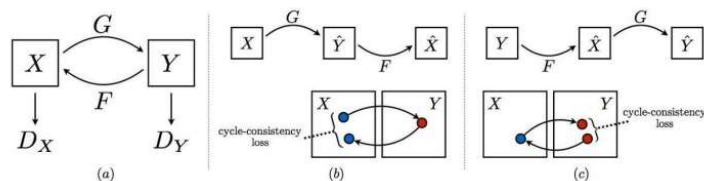
Dual GAN

<https://arxiv.org/abs/1704.02510>



Cycle GAN

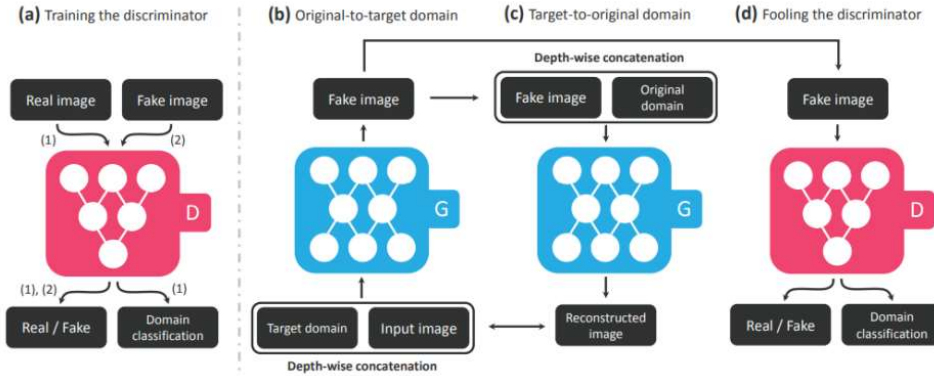
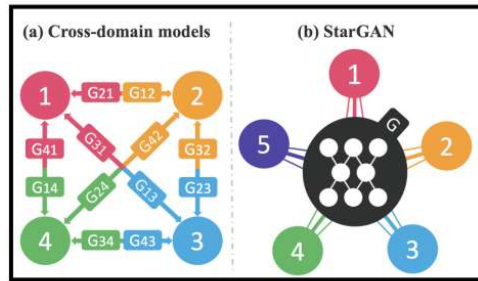
<https://arxiv.org/abs/1703.10593>



- 其他可以做風格轉換的 GAN

StarGAN

<https://arxiv.org/abs/1711.09020>



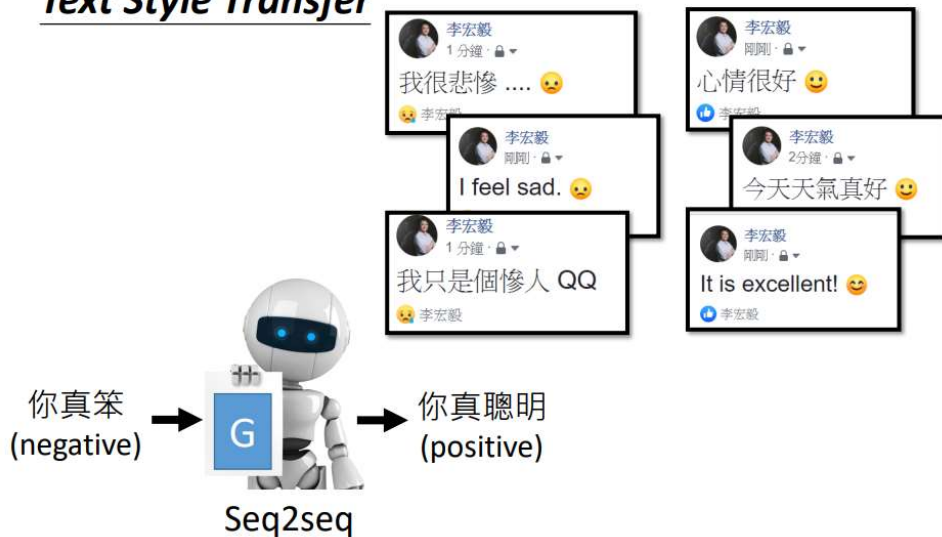
- 可以做影像風格轉換的版本
- StarGAN 可以在多種風格之間做轉換

SELFIE2ANIME

<https://selfie2anime.com/>
<https://arxiv.org/abs/1907.10830>



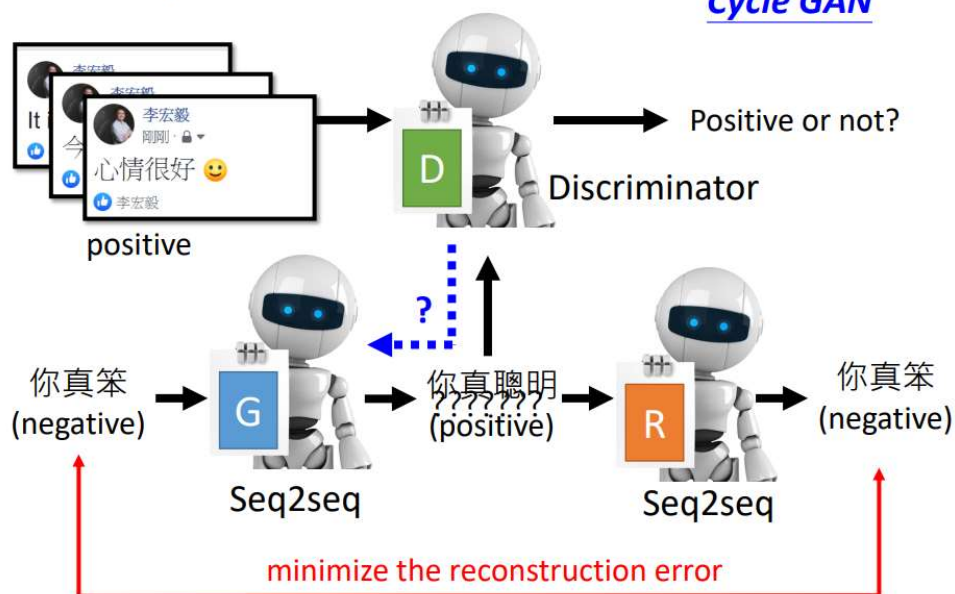
Text Style Transfer



- 同一種技術也能用在文字上，可以做文字風格的轉換

Text Style Transfer

Cycle GAN



感謝 張瓊之 同學提供實驗結果

Text Style Transfer



- From **negative** sentence to **positive** one

胃疼, 沒睡醒, 各種不舒服 → 生日快樂, 睡醒, 超級舒服

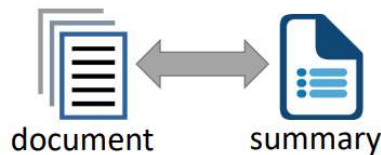
我都想去上班了, 真夠賤的! → 我都想去睡了, 真帥的!

暈死了, 吃燒烤、竟然遇到個變態狂
→ 哈哈好~, 吃燒烤~ 竟然遇到帥狂

我肚子痛的厲害 → 我生日快樂厲害

Unsupervised Abstractive Summarization

<https://arxiv.org/abs/1810.02851>



Unsupervised Translation

<https://arxiv.org/abs/1710.04087>
<https://arxiv.org/abs/1710.11041>



Unsupervised ASR

<https://arxiv.org/abs/1804.00316>
<https://arxiv.org/abs/1812.09323>
<https://arxiv.org/abs/1904.04100>



- 其他應用：
 - 讓機器學會把長的文章變成簡短的摘要

Concluding Remarks

Introduction of Generative Models

Generative Adversarial Network (GAN)

Theory behind GAN

Tips for GAN

Conditional Generation

Learning from unpaired data

Evaluation of Generative Models

tags: 2022 李宏毅_機器學習