# 生成式對抗網路 (Generative Adversarial Network, GAN) (一) – 基本概念介紹

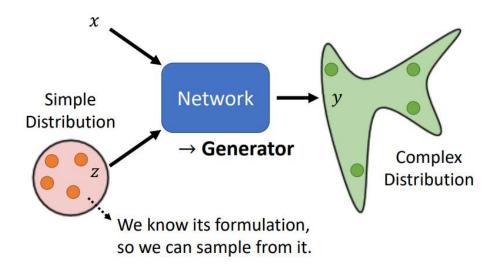
#### Create at 2022/06/22

- 生成式對抗網路 (Generative Adversarial Network, GAN) (一) 基本概念介紹
  - Generation
  - Generative Adversarial Network (GAN)
    - Progressive GAN
- 上課資源:
  - 1. <u>生成式對抗網路 (Generative Adversarial Network, GAN) (一) 基本概念介紹 (https://www.youtube.com/watch?v=4OWp0wDu6Xw)</u>

#### Generation

把 network 當作一個 generator 來用

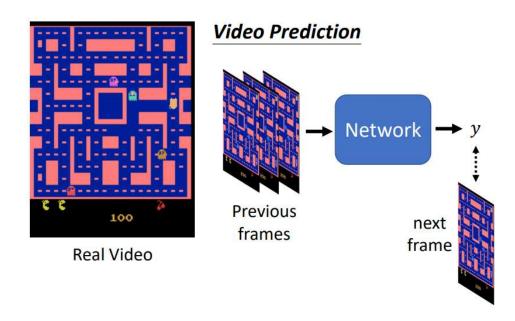
# Network as Generator



- network 的輸入會加上一個 random 的 variable z
- z 是從某一個 distribution sample 出來的
  - o distribution 的限制是必須夠簡單 (必須知道它的式子長什麼樣)
  - o 可以是 function distribution、gaussian distribution、uniform distribution
- 所以現在 network 是同時看  $x \cdot z$  得到輸出 y
- 每次用 z network 的時候,會隨機生成一個 z ,所以 z 每次都不一樣
- 所以 network 的輸出不再是單一一個固定的東西,而變成了一個複雜的 distribution
- 可以輸出一個 distribution 的 network,稱它為 generator

#### 為什麼輸出需要一個分布?

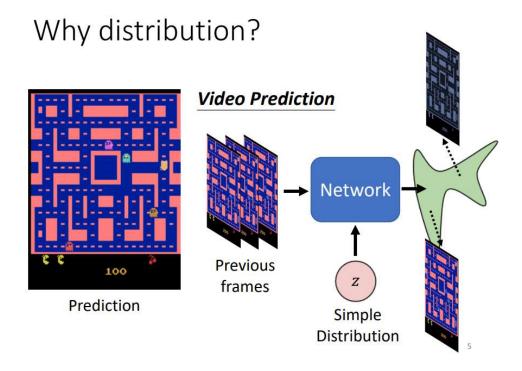
# Why distribution?



- https://github.com/dyelax/Adversarial Video Generation (https://github.com/dyelax/Adversarial Video Generation)
- 給機器一段影片,預測接下來會發生什麼事情
- Video prediction
  - network
    - 輸入:過去的遊戲畫面
    - 輸出:下一秒的遊戲畫面

# Why distribution? Video Prediction Video Prediction Previous frames Prediction turn right Previous frames Ieft

- 如果用 supervise learning train 下去
  - o 小精靈到轉角可能會分裂、消失
    - 因為對 network 而言,在訓練資料裡面同樣的輸入
    - 有時候同樣的轉角
      - 有時候會左轉、有時候會右轉
- 兩種可能性同時存在訓練資料裡面
  - o 機器學到兩面討好



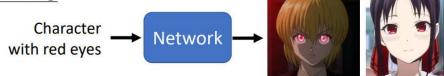
- 怎麼解決這個問題呢?
  - o 讓機器的輸出是有機率分佈的,而不是單一的輸出
- 給 network 加上一個 input distribution z 的時候,輸出就變成一個 distribution 不再是固定的
- 希望訓練一個 network 可以知道輸出的分佈包含了向左轉跟向右轉的可能

# Why distribution?

(The same input has different outputs.)

• Especially for the tasks needs "creativity"

#### Drawing



#### Chatbot



- 什麼時候會特別需要處理這個問題?
  - o 當我們任務需要一點創造力的時候
  - o 想要找一個 function,但是同樣的輸入有多種可能的輸出,而這些不同的輸出都是 對的
  - o 讓機器具有創造的能力

#### **Generative Adversarial Network (GAN)**

#### All Kinds of GAN ...

https://github.com/hindupuravinash/the-gan-zoo

GAN
ACGAN
BGAN
CGAN
DCGAN
EBGAN
fGAN
GOGAN
::

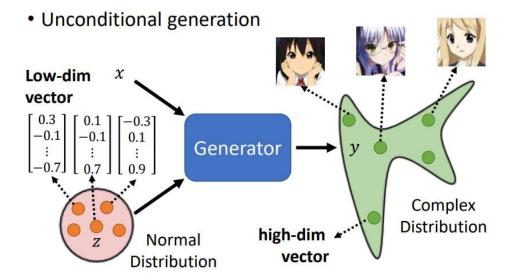
- SeUDA Semantic-Aware Generative Adversarial Nets for Unsupervised Domain Adaps
   Segmentation
- SG-GAN Semantic-aware Grad-GAN for Virtual-to-Real Urban Scene Adaption (githu
- SG-GAN Sparsely Grouped Multi-task Generative Adversarial Networks for Facial Attr
- SGAN Texture Synthesis with Spatial Generative Adversarial Networks
- SGAN Stacked Generative Adversarial Networks (github)
- SGAN Steganographic Generative Adversarial Networks
- SGAN SGAN: An Alternative Training of Generative Adversarial Networks
- SGAN CT Image Enhancement Using Stacked Generative Adversarial Networks and Ti Segmentation Improvement
- sGAN Generative Adversarial Training for MRA Image Synthesis Using Multi-Contrast
- SiftingGAN SiftingGAN: Generating and Sifting Labeled Samples to Improve the Rem Classification Baseline in vitro
- SiGAN SiGAN: Siamese Generative Adversarial Network for Identity-Preserving Face I
- SimGAN Learning from Simulated and Unsupervised Images through Adversarial Trail
- SisGAN Semantic Image Synthesis via Adversarial Learning

Mihaela Rosca, Balaji Lakshminarayanan, David Warde-Farley, Shakir Mohamed, "Variational Approaches for Auto-Encoding Generative Adversarial Networks", arXiv, 2017

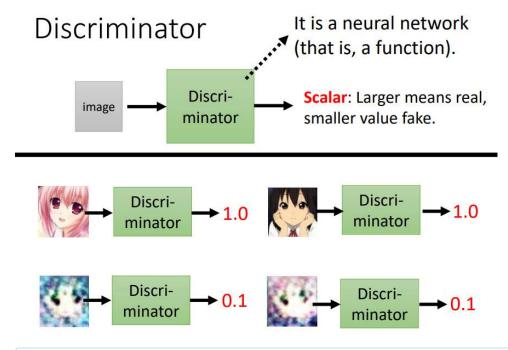
 $^2$ We use the Greek  $\alpha$  prefix for  $\alpha$ -GAN, as AEGAN and most other Latin prefixes seem to have been taken https://deephunt.in/the-gan-zoo-79597dc8c347.

GAN 動物園

#### Anime Face Generation

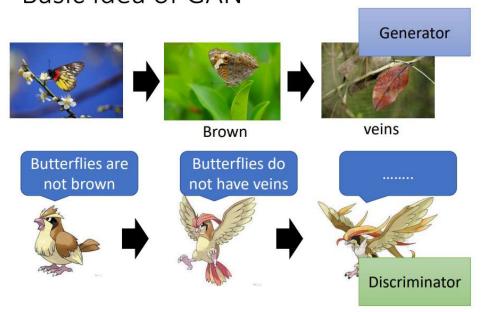


- 讓機器生成二次元人物的臉
- Unconditional generation
  - Generator
    - 輸入: z,假設是 normal distribution sample 出來的向量,通常是 low-dimension 向量
    - 輸出:y
- 從 normal distribution sample 一個向量丟到 generator,generator 就給一個對應的輸出,一個二次元人物的臉



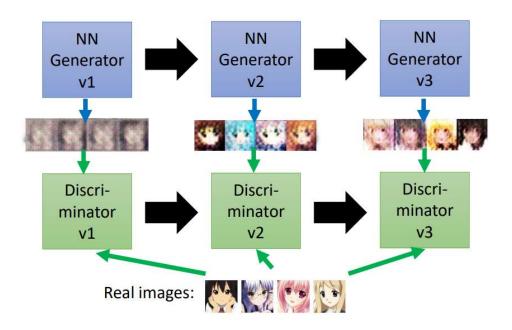
- 在 GAN 裡面,一個特別的地方是,除了 generator 之外要多訓練一個 discriminator
- discriminator (本身也是一個 network) 作用:
  - o 輸入:一張圖片
  - o 輸出:一個數值
    - 數值越大,代表輸出的圖片越像真實的二次元人物圖像

### Basic Idea of GAN



# Basic Idea of GAN

# This is where the term "adversarial" comes from.



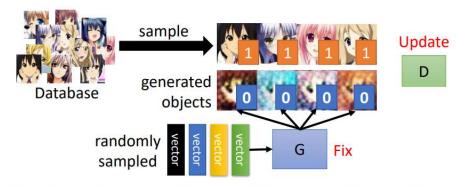
- 第一代
  - o generator
    - 參數完全是隨機的,所以不知道要怎麼畫二次元人物
    - 畫出來的東西是莫名其妙的雜訊
  - discriminator
    - 學習的目標分辨 generator 的輸出跟真正圖片的不同
      - 有兩個黑黑的眼睛就是二次元人物
      - 沒有眼睛就是 generator 的輸出
- 第二代
  - o generator
    - 進化,調整裡面的參數,調整的目標是為了要騙過 discriminator
    - 產生眼睛,騙過第一代的 discriminator
  - discriminator
    - 分辨 generator 的輸出與真實二次元人物圖片之間的差異
      - 有沒有嘴巴
- 第三代
  - o generator
    - 想辦法去騙過第二代的 discriminator
    - 加上嘴巴
  - discriminator
    - 會越來越嚴苛,可以讓 generator 產生出的圖片越來越像二次元人物
- Adversarial: 對抗

#### 從演算法的角度介紹 generator 與 discriminator 是如何運作的

#### **Algorithm**

- Initialize generator and discriminator
   G
- In each training iteration:

#### Step 1: Fix generator G, and update discriminator D



Discriminator learns to assign high scores to real objects and low scores to generated objects.

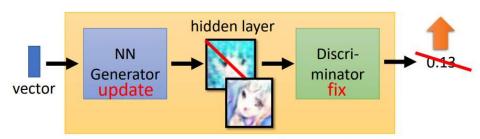
- generator 跟 discriminator 是兩個 network
- network 在訓練之前要先初始化它的參數
- 訓練
  - o Step 1:訓練 discriminator
    - 定住 generator,只 train discriminator
    - 因為一開始 generator 參數是隨機初始化的,如果又固定住 generator,等於 generator 甚麼事都沒做
    - 所以丟一堆向量給 generator 輸出都是亂七八糟的圖片
    - 從圖庫去 sample 一些二次元人物的頭像
    - 接著拿真正的二次元人物頭像跟 generator 產生出來的結果去訓練 discriminator
    - discriminator 訓練的目標是要分辨真正的二次元人物跟 generator 產生出來的二次元人物之間的差異
- 實際的操作
  - o 把真正的人物設 1
  - o generator 產生的人物設 0
  - o 對 discriminator 來說就是一個分類的問題或是 regression 的問題

#### Algorithm

- Initialize generator and discriminator
- · In each training iteration:

#### Step 2: Fix discriminator D, and update generator G

Generator learns to "fool" the discriminator

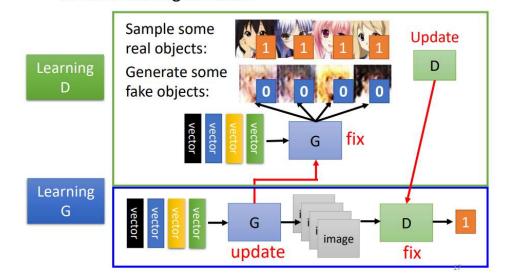


large network

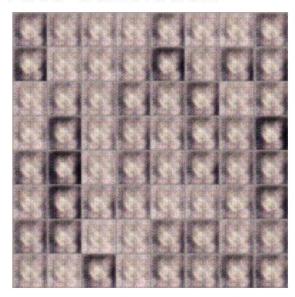
- Step 2:訓練 generator
  - o 訓練完 discriminiator 之後,定住 discriminator 改成訓練 generator
  - 。 讓 generator 想辦法去騙過 discriminator
- 實際的操作
  - o generator 輸入一個從 gaussian distribution sample 出來的向量,產生一個圖片
  - o 接著把圖片丟到 discriminator 裡面, discriminator 會給這個圖片一個分數
  - o generator 訓練的目標,是讓 discriminator 的輸出值越大越好 (因為 discriminator 看到好的圖片就給大的分數)

#### **Algorithm**

- Initialize generator and discriminator
- In each training iteration:



- 接著就是反覆的訓練 discriminator 跟 generator
  - o 訓練完 discriminator
  - o 固定住 discriminator,訓練 generator
  - o 訓練完 generator
  - o 用 generator 產生更多的新的圖片,再給 discriminator 做訓練
  - o 訓練完 discriminator,再去訓練 generator



100 updates

Source of training data: https://zhuanlan.zhihu.com/p/24767059

- https://zhuanlan.zhihu.com/p/24767059 (https://zhuanlan.zhihu.com/p/24767059)
- 訓練 generator、discriminator 反覆 100 次



1000 updates

• 訓練 generator、discriminator 反覆 1000 次,產生眼睛

# Anime Face Generation



2000 updates

• 訓練 generator、discriminator 反覆 2000 次,產生嘴巴



5000 updates

• 訓練 generator、discriminator 反覆 5000 次,開始有人臉的樣子

# Anime Face Generation



10,000 updates

• 訓練 generator、discriminator 反覆 10000 次



20,000 updates

• 訓練 generator、discriminator 反覆 20000 次

# Anime Face Generation



50,000 updates

• 訓練 generator、discriminator 反覆 50000 次

# In 2019, with StyleGAN .....



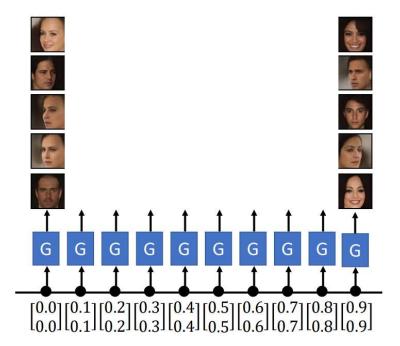
Source of video: https://www.gwern.net/Faces

• 用 StyleGAN 做的

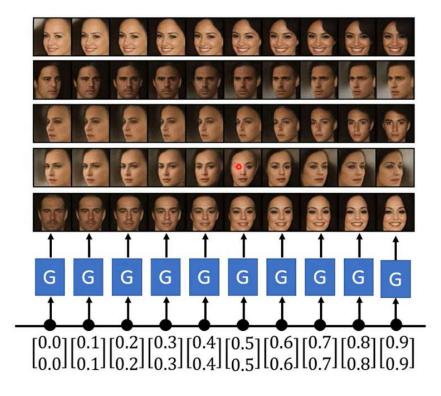
#### **Progressive GAN**



- 可以產生真實的人臉
  - o 輸入一個向量
  - o 輸出一個真實的圖片
- 還可以把輸入的向量做 interpolation
  - o 就可以看到兩張圖片之間連續的變化

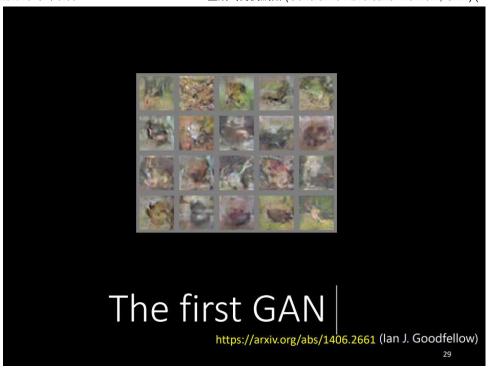


28



28

• 把向左看跟向右看的做內插,會逐漸向中間看







tags: 2022 李宏毅\_機器學習