

第八周

第八周介紹了近年來研究的強大深度學習模型。

1. 注意力模型(Attention model)

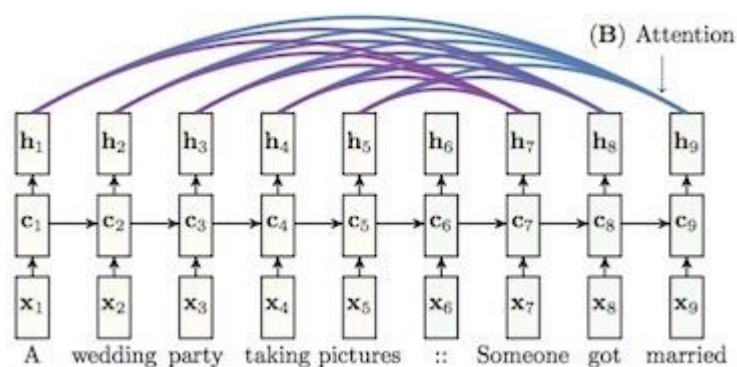
注意力模型的靈感來自人類的視覺注意機制：只會將注意力集中在某一部分。

注意力模型的概念可以用來獨立製作一個完整的模型(如 transformer)，也可以用來配合神經網路，來當作 encoder 和 decoder 之間的橋樑。

① 注意力模型的概念和欲解決的問題

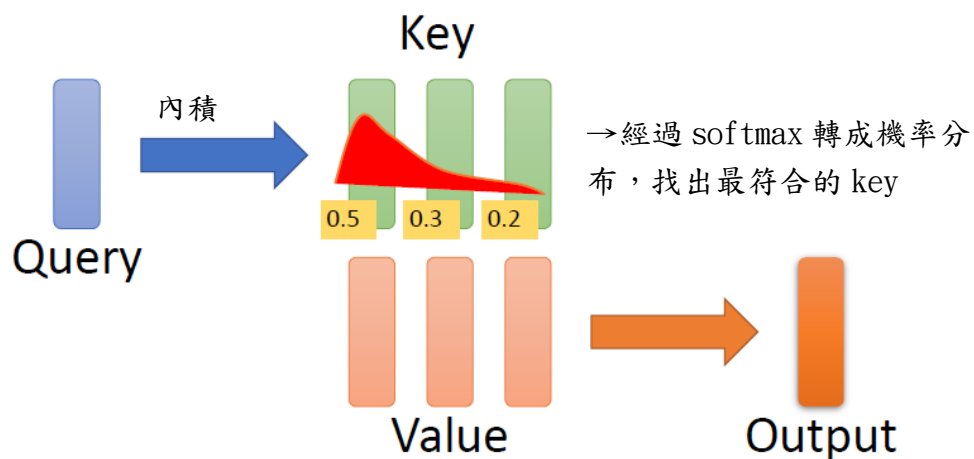
上一周的 RNN 神經網路，描述到 seq2seq 模型的概念便是用 encoder 將資料一一讀入並編碼，而後以 encoder 最後輸入的資料當作 decoder 的起始並解碼得到結果。這樣的問題是，因為 encoder 可儲存的序列長度有限，無論資料多長，最後都會被壓縮到幾百維的向量。這樣大大的限制了翻譯的效果。

Attention 機制則可以解決這個問題。如下圖：



圖中的 $h_1 \sim h_5$ 屬於 context vector，也就是經過 encoder 處理過的資料。 $h_7 \sim h_9$ 則屬於生成的目標，也就是 decoder 欲生成的結果。可以看到，所有的 context vector 都會被當作輸入來對比可能的輸出選項(key)，最後找出適合的 key 和對應的 value 來做為輸出。

可以用更直觀的方式來描述：



將每個資料當成 Query，利用 Query 尋找最相似的 key-value，最後再輸出結果。

應用：Image caption、Q&A 問答系統、transformer、語音辨識等。

2.生成式模型

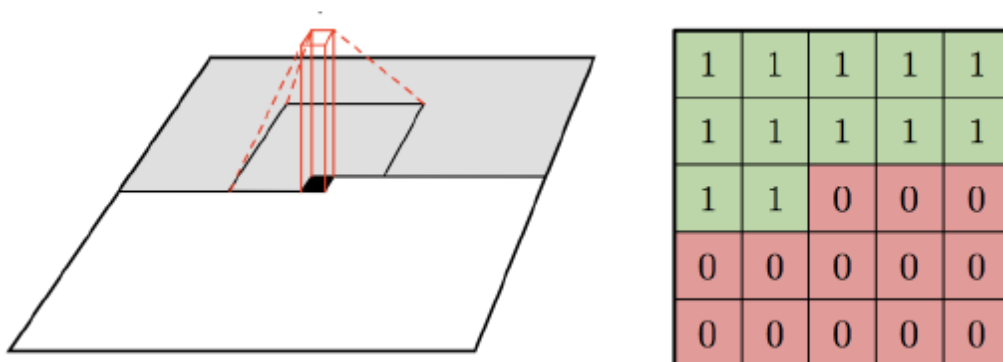
生成式模型，主要是藉由「生成」某事物來了解世界的運作方式，甚至可以模擬世界運作的一些情形。因此，我們西往模型的結果是愈貼近現實愈好。

實際的應用：

①PixelCNN

用途：描述、預測一樁圖中的各個像素。例如：還原缺失的圖片。

因為相鄰的像素應具有差不多的特徵，可以利用這樣的特性來預測缺失的像素，如下圖：



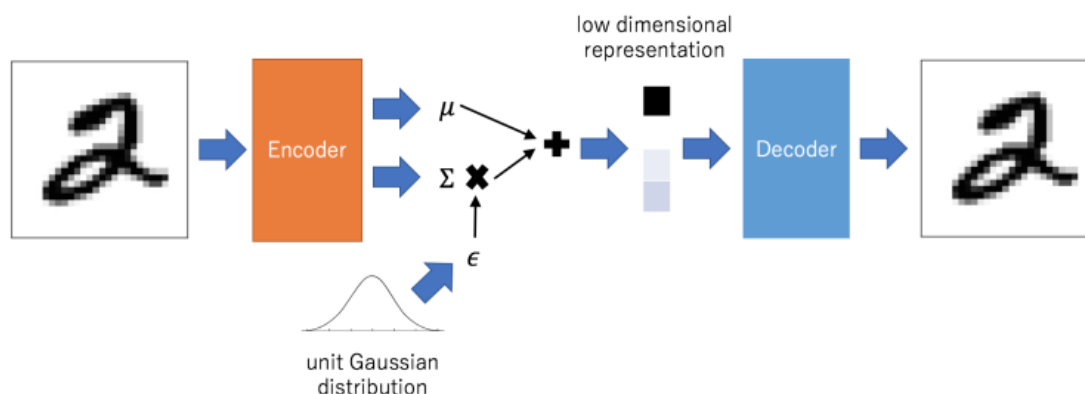
當我們想要讓模型預測左圖黑色的部份時，利用過去的已知像素來預測該未知的像素。可先使用 CNN 來讀取已知部份的圖片，再用 RNN 找出其中的關係。公式如下：

$$P(x) = \prod_{i=1}^{n^2} p(x_i | x_1, \dots, x_{i-1})$$

②Variational Autoencoder(VAE)

源自於 **Variational inference(變分貝葉斯方法)**。變分貝葉斯方法簡單來說就是將一個難以數學表示的複雜機率分布圖，簡化成可以抽樣、計算的圖。

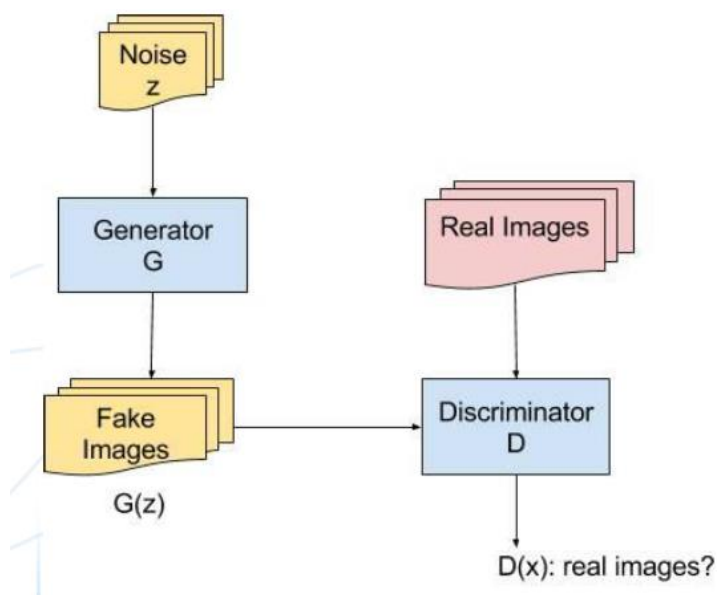
模式：



如上圖，Variational Autoencoder 算是 Autoencoder 的進階版。在 VAE 的 encoder 會產生兩個向量，分別是**變異數**和**平均值**，接著再用著兩個向量產生常態分佈，最後再用這個常態分佈隨機取樣當作 decoder 的輸入。透過隨機抽樣，VAE 理論上可以讓使用者自行調控生成的照片。

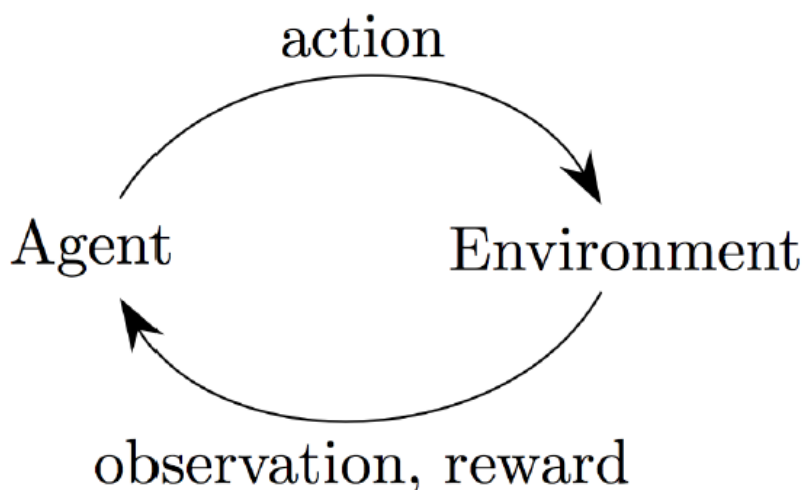
③生成對抗式網路(Generative Adversarial Network, GAN)

如下圖，生成對抗式網路由 **Generator(生成器)**和 **Discriminator(鑑別器)**所組成。生成器負責生成圖片，而鑑別器則負責根據圖片的真實性給予評分。這種模型的好處是，生成器為了得到高分，會不斷地改善自己的模型，而鑑別器為了因應生成器生成的圖片不斷改良，也會增加自身辨識的能力。在這樣對抗的過程中，兩個模型都可以有效的被訓練，但主要是訓練生成器可以生成出和真實圖片相差無幾的照片。



3. 深度增強式學習(Deep Reinforcement Learning)

是一種將深度學習和增強式學習結合的一種訓練方法。深度增強式學習可以應用在許多方面的學習，也擁有很大的潛力。主因是深度增強式學習可以直接讀取非結構化資料，而且可以接收大量資訊並尋找能獲得最大利益的方法。深度增強式學習可以應用在電玩、自然語言處理、電腦視覺、醫學等等。



如圖，深度增強式學習的模型在對環境做出種反應後，環境便會給予反饋。模型會依據反饋不斷修改、提升自己的效能。

深度增強式學習的演算法有兩種結合的方向：

1. Policy：針對環境所做出的反應

$a = \pi_{\theta}(s)$ ， a 是對環境做出的反應、 s 是某情形、 π_{θ} 則是演算法。

可以在模型模擬出結果，並得到反饋後，直接用 policy gradient 訓練。易於訓練，但缺點則是變異性太大，很難有效率地進行訓練。

2. Value function

針對狀態和對應的可能動作給予評價(value)，讓機器判斷好或不好進而進行修改，而不直接告訴機器如何修改。典型的例子如 Deep Q learning。

Deep Q learning：

$Q(s, a)$ ， s 是某個狀態， a 是可以做出的反應。

Deep Q learning 本質上便是列舉可能的動作，將 value 算出後，選擇 value 值最高的動作。

參考資料

1. Rnn Lstm 基礎知識

[https://xiandong79.github.io/RNN-LSTM-%E5%9F%BA%E7%A1%80%E7%9F%A5%E8%AF%86\](https://xiandong79.github.io/RNN-LSTM-%E5%9F%BA%E7%A1%80%E7%9F%A5%E8%AF%86/)

2. PixelCNN paper

[https://paperswithcode.com/method/pixelcnn\](https://paperswithcode.com/method/pixelcnn)

3. AutoEncoder 之術式解析

<https://ithelp.ithome.com.tw/articles/10206869>