**Lab 3 結報**

姓名：賴昱凱 學號：111511141

1. 請**詳述GAN**的流程與作用

GAN的全名為Generative Adversarial Network，生成對抗網路。由名稱中的對抗二字可以知道，這個神經網路是由兩個模型組成，並巧妙的利用互相競爭的方式讓模型表現越來越好。

GAN是由Generator與Discriminator構成，利用他們的互相對抗進行訓練，運作流程如下：

Step 1：初始化模型

建立Generator：負責產生以假亂真的資料。

建立Discriminator：負責判斷資料的真假。

Step 2：Generator生成資料

給Generator雜訊來生成假資料。

Step 3：訓練Discriminator

Generator不做訓練，並利用noise與真實資料混合，藉由Discriminator做判斷，並依照其判斷結果以及正確答案做loss的計算以及參數更新。

其中，Discriminator判斷的結果會是一個0到1的數字，代表的就是Discriminator認為這個資料是真資料的機率，接近1代表Discriminator認為為真，接近0代表Discriminator認為為假。

因此，我們可以利用Discriminator的輸出結果利用以下公式計算loss：（real：真資料結果、fake：假資料結果）

我們希望real越高越好、fake越低越好，因此這個式子剛好可以讓real = 1、fake = 0時為最小值（表現最好）；real = 0、fake = 1時為最大值（表現最差），方便後續做Gradient Descent。

Step 4：訓練Generator

Discriminator不做訓練，利用上一步已經訓練好的Discriminator（可以判斷真假）來訓練Generator。我們將Generator生成的假資料交給Discriminator做判斷，他會輸出一個0到1之間的數字，接近0代表他覺得是假的、接近1代表他認為是真的，因此我們可以利用這個輸出值來判斷Generator表現的好不好，0就是不好、1就是好，因此loss function可以藉由該值加上負號構成：（fake：Generator經由Discriminator判斷的結果）

讓後續方便做Gradient descent。

Step 5：重複Step 2 ~ 4

當訓練達到平衡時：

Generator生成的資料無法判別真假

Discriminator無法準確判斷真假

可能出現的問題：

1. Generator只會生成一種類型的資料，Discriminator都會判斷該假資料為真。

解法：Discriminator要更強，學會判斷該種類型的真假

1. Discriminator過擬合，導致太會判斷訓練資料的真假，Generator怎麼做都是錯的就學不到東西。

解法：加上

w\_clip = ClipConstrain(clipping\_value)

c1 = tf.keras.layers.Conv1D(32, 5, activation=tf.nn.leaky\_relu, kernel\_constraint=w\_clip, padding='same')(inputs)

防止Discriminator過擬合

為什麼這樣可以防止過擬合？

kernel\_constraint可以在每次參數更新時自動將權重值限制在一定範圍內，讓Discriminator不要學的那麼好。

1. 心得

本週的實驗是比較特別的內容，一般其他的課程或是其他module都沒有實際接觸到對抗生成網路的實作，我覺得很興奮，有不一樣的學習內容，也讓我更熟悉對抗生成網路內部的運作原理。

實驗中有觀察到一個比較特別的問題，每次訓練都有點靠運氣，常常會訓練不起來，我推測是因為雜訊是利用隨機生成的方式，若雜訊太大可能造成Generator無法有效生成以假亂真的資料，我後來將雜訊的範圍設在大約-0.5到 +0.5之間，就比較穩定可以有很不錯的訓練結果。

本週的加分題是探討不同雜訊下，對抗生成網路訓練過程的差異，我做出的結果以及相關參數如下圖：

一張含有 文字, 螢幕擷取畫面, 字型, 數字 的圖片

AI 產生的內容可能不正確。

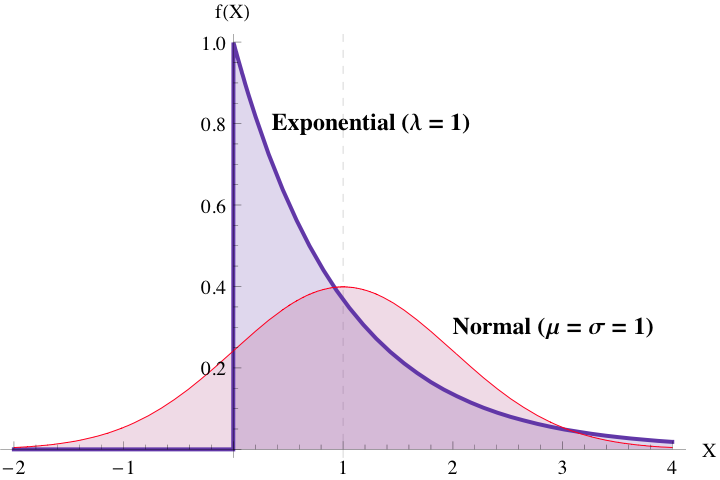
一張含有 文字, 圖表, 行, 繪圖 的圖片

AI 產生的內容可能不正確。

一張含有 文字, 繪圖, 圖表, 行 的圖片

AI 產生的內容可能不正確。

可以發現無論在Generator還是Discriminator的loss都是exponential收斂的最快，Gaussian次之，uniform最慢。但是我也發現在訓練的穩定度上，反而是相反的關係：uniform最佳、Gaussian次之而exponential最差，這應該是因為不同雜訊的數據性質不同。



極端值Exponential 多於 Normal

Uniform最穩定，是因為各個資料點的雜訊不會有很明顯的差距，就像是一張白紙很容易就可以生成出很好的資料。但Exponential大部分的數據都集中在靠近0的位置，並且會有極端值的出現，就像是一張白紙上有一些的隨機黑點，導致訓練不穩定。Gaussian也是類似的道理，但他因為是常態分佈，極端值出現的又沒有Exponential那麼頻繁，因此穩定性位於中間。