

Lab 4 結報

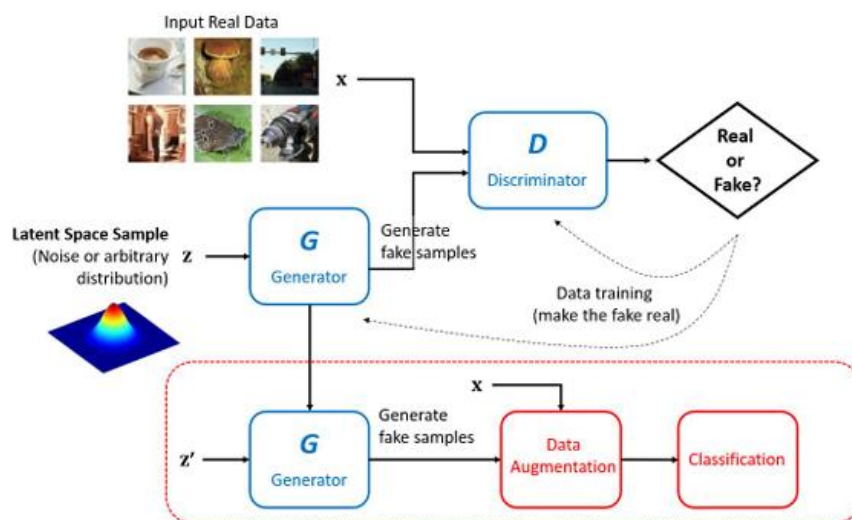
姓名：賴昱凱 學號：111511141

1. 請簡述 data augmentation 的目的與作用

Data Augmentation 的目的是增加訓練資料的多樣性，從而提升模型的泛化能力。它透過對原始資料進行各種隨機變換（如旋轉、翻轉、裁切、顏色調整、模糊等），模擬出更多樣的樣本，讓模型能夠學習到不依賴特定輸入特徵的小變化，因此在面對未知資料時也能有更好的表現。此外，Data Augmentation 也可以減少過擬合（overfitting）的情況。

2. 請簡述 AE-GAN 的功用

AE-GAN（AutoEncoder Generative Adversarial Network）結合 Autoencoder 和生成對抗網路（GAN）的特性。



功用：

- 高品質資料生成：
透過對抗訓練，Generator 能產生更接近真實的資料樣本。
- 資料重建與表示學習：
Autoencoder 在資料的表示有助於資料壓縮與特徵提取。
- 異常檢測：
在醫療影像等領域，可用於識別與訓練資料分布不同的異常樣本。
- 圖像處理：
應用於圖像去噪、超解析度重建等任務，提升圖像品質。

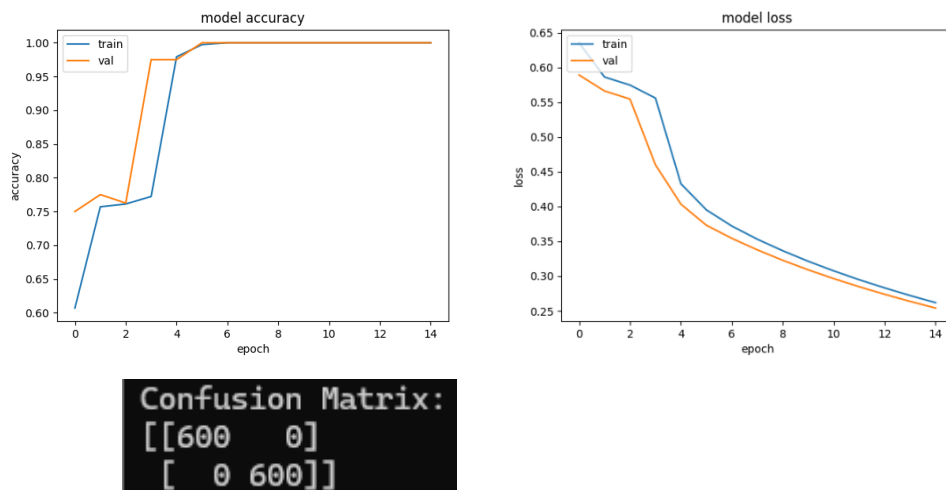
優勢：

- 結合重建與生成能力：
同時具備 Autoencoder 的資料重建能力與 GAN 的資料生成能力。
- 提升生成資料的多樣性與真實性：
對抗訓練促使 Generator 產生更具多樣性且逼真的資料。
- 潛在表示的正則化：
對抗訓練有助於潛在表示（Latent Representation）的正則化（Regularization），使其更符合特定分布，有利於後續應用。

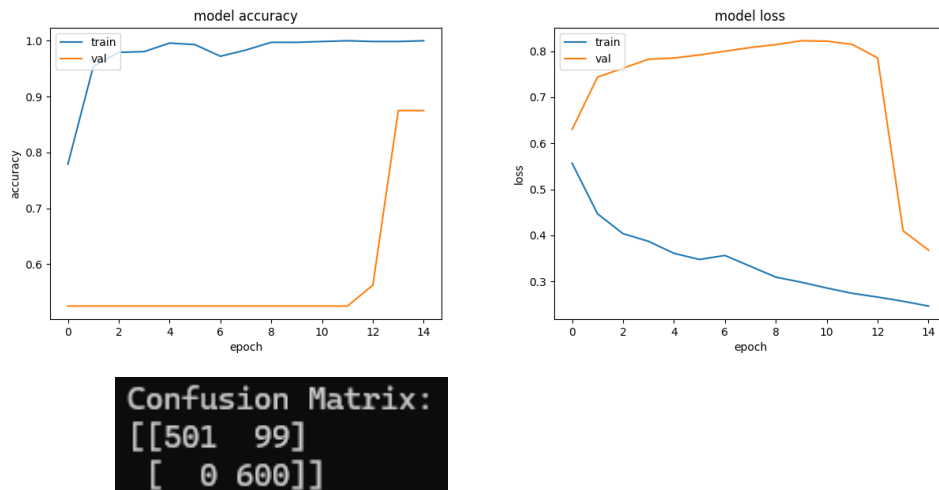
3. 心得

本次實驗是統整過去實驗的總結，基本上在架構的設計是沿用過去程式碼，因此在 coding 的速度比之前都快。也因為實驗步驟更簡單了，我自己又多設計了幾個不同模型進行實驗並進行後續比較。

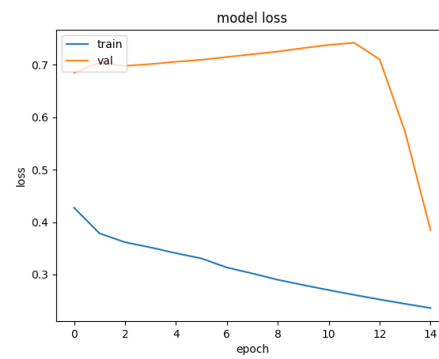
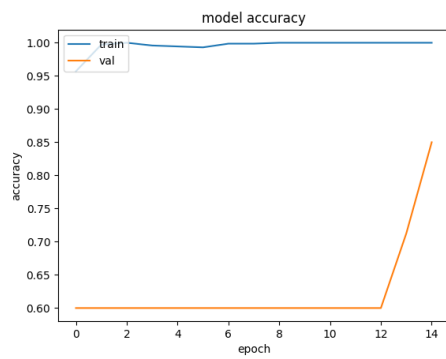
(1) 原始模型：每層後面都加上 MaxPooling



(2) Batch Normalization + dropout

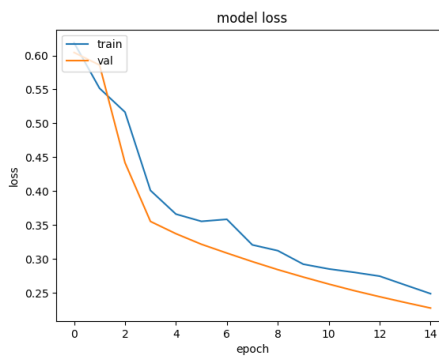
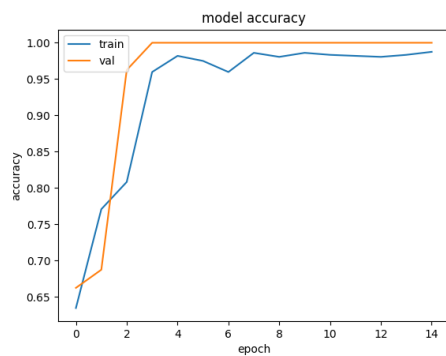


(3) Batch Normalization



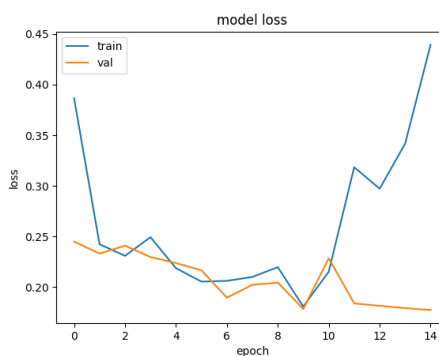
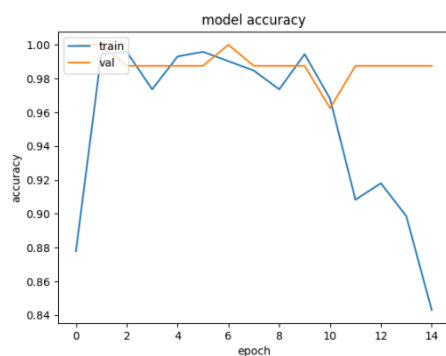
```
Confusion Matrix:  
[[318 282]  
 [ 0 600]]
```

(4) Dropout



```
Confusion Matrix:  
[[600  0]  
 [ 4 596]]
```

(5) No maxpooling



```
Confusion Matrix:  
[[241 359]  
 [ 1 599]]
```

可以由實驗數據發現，Batch Normalization 的加入會使模型泛化能力大幅下降，可能跟 GAN 的特性有關，虛擬資料跟真實資料的特徵分布可能不一樣，一個 Batch 中混合了兩種資料，強行進行 Batch Normalization 可能會導致重要的特徵被抹除，造成模型無法真正學到如何分類，造成嚴重的 overfitting。

Dropout 則沒有太大的差異，但可以很明顯地看到在 validation accuracy/loss 都有明顯收斂更快，也符合之前學過 dropout 的功能。

最後，若我把模型中的 MaxPooling 拿掉，會發現表現也大幅下降，這應該是因為沒有用 pooling 會使模型無法快速學會最重要的特徵，容易去拘泥不重要的小特徵，太多資訊導致無法掌握重點，造成訓練不穩定，因此到訓練後期就爆掉。