

1.1

(a)模型選擇:VGG16,Restnet-18

(b)解釋:

Restnet-18:

Restnet-18 具有殘差連接的結構，這種結構允許訓練資料的信息繼續往更深層傳遞，能夠有效避免深度學習中梯度消失的問題，而對於 xray 的醫學影像，更深層的模型能夠提取到更細微的特徵，進而增進模型的辨識能力，而這次選用 Restnet-18，是相對比較淺的 Restnet 模型，而除了電腦 GPU 不足所以使用 18 以外，因為這次的訓練資料的樣本數較少，因此使用相對較淺的模型也可以避免 overfitting 的問題

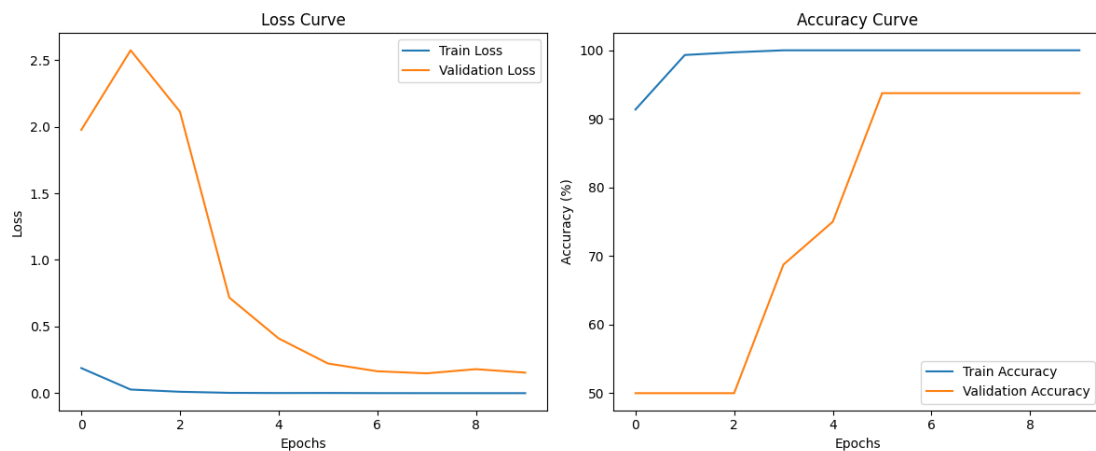
VGG-16:

VGG-16 是由多個 3*3 的卷積核所組成的深層模型，所使用的卷積核 SIZE 較小，因此可以提取到較細微的特徵，由於 XRAY 的特徵較為細微，因此使用小卷積核可以辨識影像中較為精細的結構，而購過 VGG-16 的逐層過濾以及提取特徵，能讓影像中‘正常’和‘異常’的圖片更容易被區分出來

1.2

(a)Restnet-18

第一次訓練，使用原始的 Restnet-18



測試集結果:

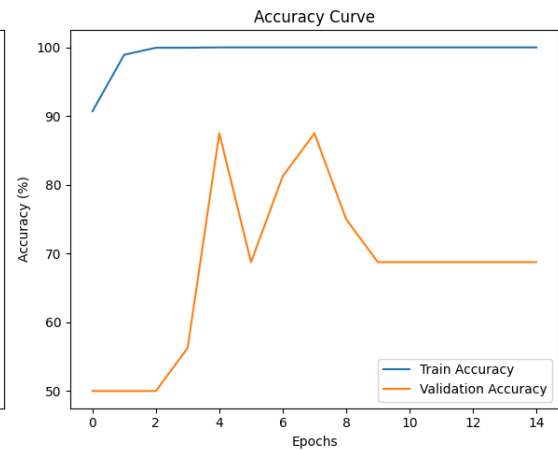
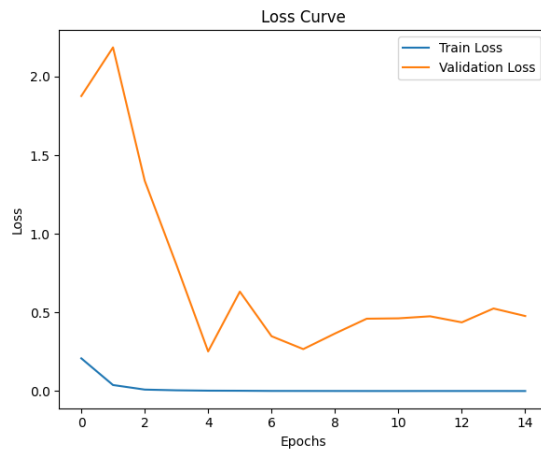
Test Accuracy: 84.84%

Test Loss: 0.7647

結論:可以看到使用預訓練的 Restnet-18

辨識率已達到不錯的效果

第二次訓練，將 input 圖像 size 從 224 改成 256，希望能提取到更多特徵



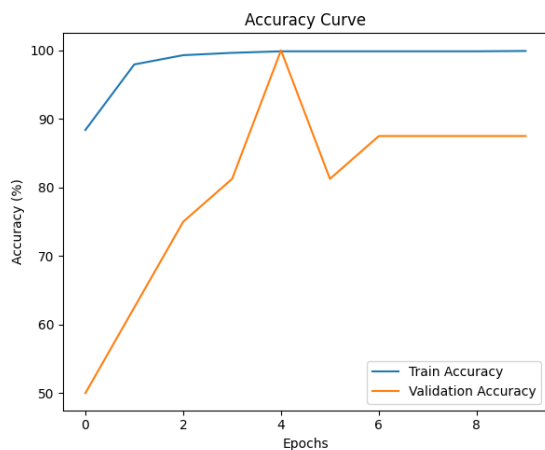
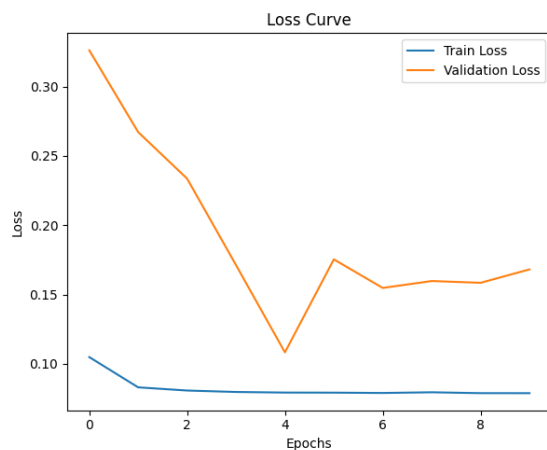
測試結果:

Test Accuracy: 85.92%

Test Loss: 0.6048

結論:將圖像增加到 256*256，並且將 epoch 改成 15 後，可以看到在驗證集中有 overfitting 的現象，但在測試集中的準確度是變高的

將損失函數改為 Focal Loss 來處理數據不平衡的問題



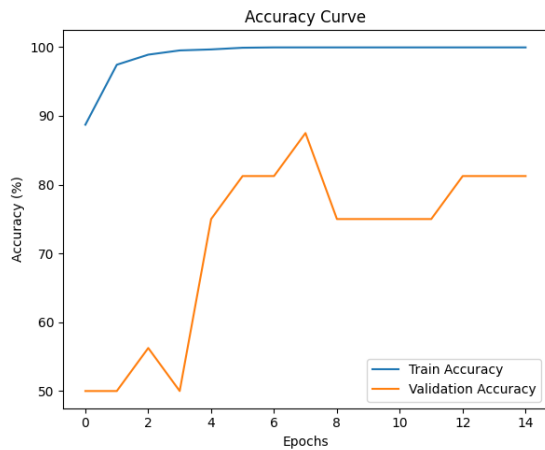
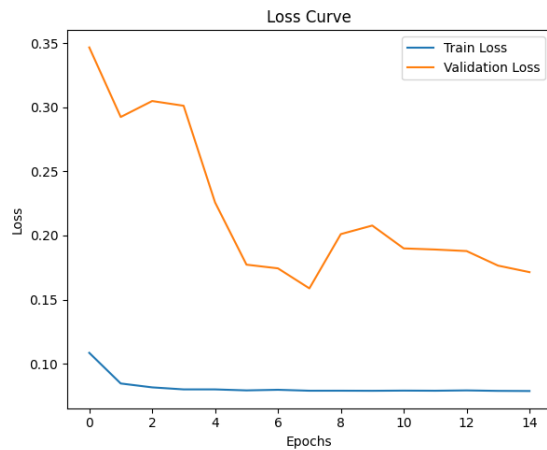
測試結果:

Test Accuracy: 86.54%

Test Loss: 0.1242

結論:使用 Focal loss 來處理數據不平衡的問題，的確有效的改善模型辨識度，雖然在 epoch6 之後模型的學習就幾乎停止了

使用 Focal Loss 並將 epoch 改成 15



測試結果:

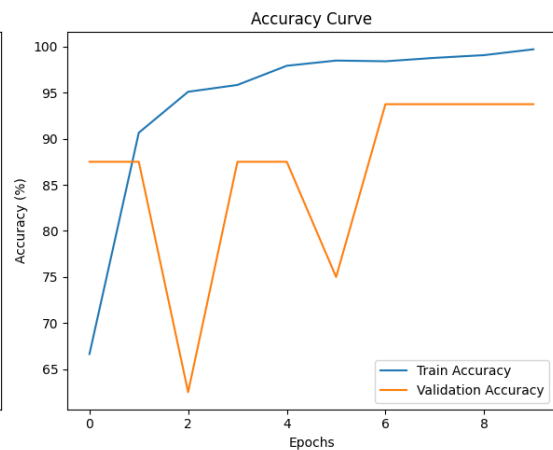
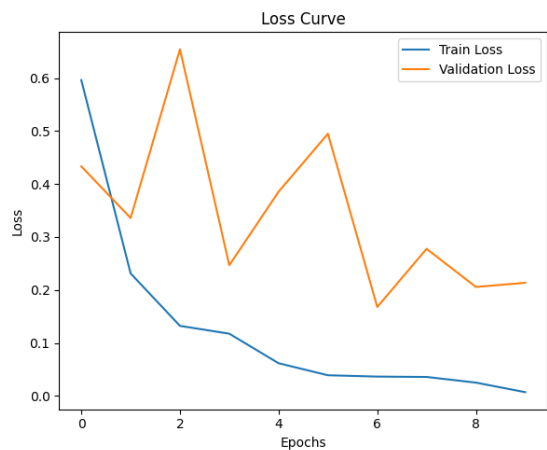
Test Accuracy: 87.59%

Test Loss: 0.1206

結論:模型表現更好，可以學習到更多細節

(b) VGG-16

第一次訓練，使用預訓練好的 VGG-16



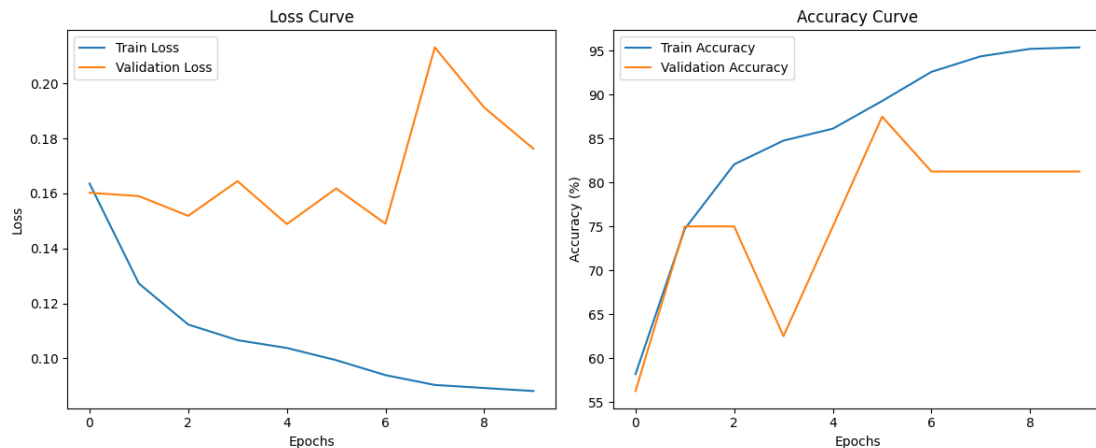
測試集結果:

Test Accuracy: 86.23%

Test Loss: 0.5351

結論:在使用預訓練好的 VGG-16 中，訓練集結果一開始就到 86%

凍結第二層至第 30 層(減少運算量，GOOGLECOLAB 的 RAM 跟 GPU 不夠)，而第一層則是因為權重隨機初始化，因此需要讓他學習新的權重



測試結果:

Test Accuracy: 86.03%

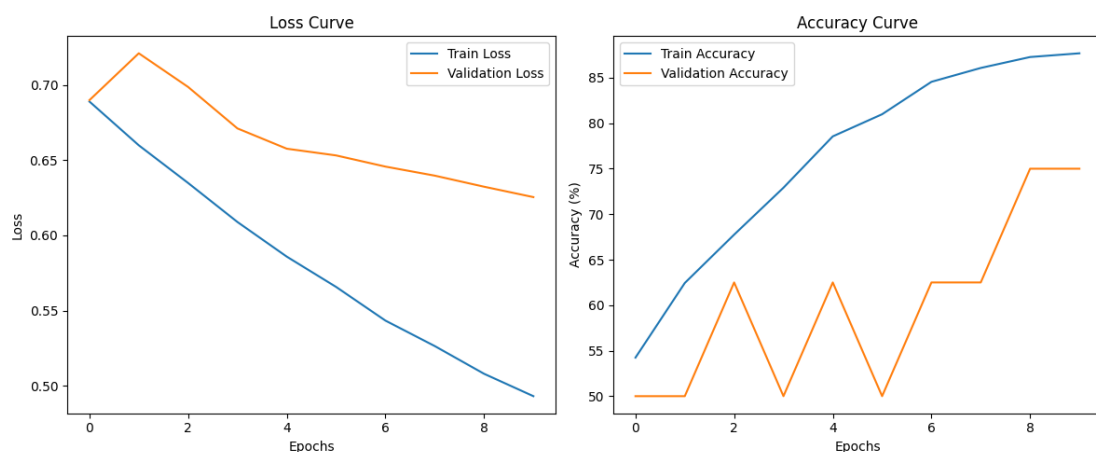
Test Loss: 0.1067

結論:由於架構增加，因此學習到的特徵也增加，訓練集 LOSS 來到最低

兩者比較:透過加入新的損失函數，可以大幅提升生醫影像中數據不平衡的問題，在測試集中的 loss 也都可以到達 0.1，而比較 VGG-16 與 Restnet-18 可以發現，Restnet-18 收斂得比較快，而 VGG-16 由於運算量過於龐大，所以在有限資源內只能跑 10 次 EPOCH 以及凍結前面 30 層，不過結果依然是不錯的，這邊也可以體現出深層網路在提取影像特徵的優勢，可以學得更細微，進而使分辨率更高。

1.3

Restnet-18



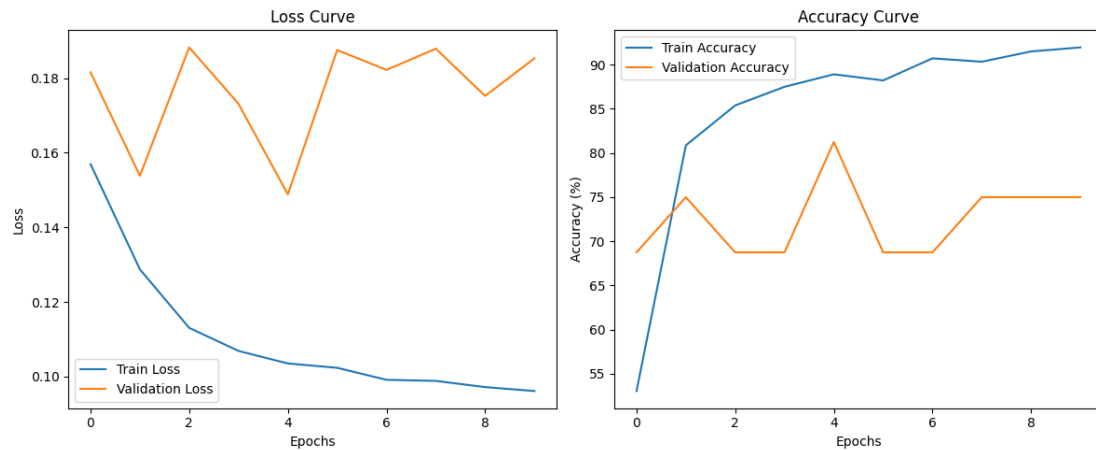
Test Accuracy: 75.33%

Test Loss: 0.5607

這邊可以看到，在沒有進行特殊的改動，僅僅只解凍最後一層時，模型能夠學習到的特徵是有限的，而且由於 imagenet 裡並未包含生物醫學影像，因此模型預

先訓練到的資料可能都對這次的訓練資料沒有太大幫助，因此如果只凍結最後一層，把它當成分類器來用的話，效果可能不是很顯著。

VGG-16



Test Accuracy: 70.47%

Test Loss: 0.5575

這邊遇到的問題跟 Restnet-18 一樣，由於原本的模型是由 imagenet 所訓練的，裡面沒有生物醫學影像，所以訓練而得的權重對 x 光照片可能比較沒有分辨率，此外，由於 VGG-16 是一種比較龐大的模型，裡面參數較多，因此如果只解凍最後一層，可能會對模型的泛化能力產生影響，導致陷入局部最優解。

1.4

在微調過程中，模型的參數以及權重都可以全部被更新，這使得模型有更大的彈性去針對特殊訓練資料進行訓練，而由於這次使用的兩中模型都是比較深的網路，因此在比起把它當作一個固定的特徵提取器，微調能夠更好的避免梯度消失以及梯度爆炸的問題，此外微調也可以提取的更多細微的特徵，使得模型更具泛化能力，除此之外，微調也可以讓模型更具彈性架構，像是更換損失函數，或是更改卷積核大小等等，因此我覺得在一開始拿到模型時，先凍結其他層並且針對最後一層進行訓練是必要的過程，但微調才能讓這個模型更加貼近你要訓練的資料。

1.5

我覺得數據集不夠這個問題是存在的，因為 XRAY 相比一般的影像來說比較複雜一點，因此會需要更多的訓練資料來學習，再來就是數據及不平衡，不過這個問題可以透過選用不同的 LOSS FUNCTION 來解決，然後我覺得數據集中有一個小缺點，就是測試集的資料只有 16 張，這樣在使用測試集進行驗證時，跑出來的結果可能會出現小樣本的不確定性，導致我們無法辨別這次的訓練是不是好的，有可能是在這 16 張圖片中剛好都表現良好，又或者是在這 16 張圖片中表現剛好都很差，所以感覺如果測試集的資料能再增加一點會比較好評估，因為有蠻多次在驗證集上跑結果都沒有很好，但在測試集跑的時候結果卻不錯。

