

國立中正大學電機工程研究所  
醫學影像專題 專題一

**COVID-19 CT scan slice Classification**  
**COVID 19 的 CT 影像分類**

組員：

611410088 張馨予

611410144 張靖暄

611415028 楊雅竹

611415096 曾博晟

課程教授：林維暘 博士

中 華 民 國 1 1 2 年 3

## 摘要

隨著科技的進展，愈來愈多行業使用機器學習的方式輔助判斷，例如CT影像。很多疾病是難以用肉眼去判斷，但若透過機器學習能夠輔助醫生判斷，減少誤判率，那對醫學來說也是一大益處。

本次專題的目標是使用深度學習模型進行新型冠狀病毒 (COVID-19) 的 CT 影像分類。透過分析 CT 影像中的特徵，以區分正常影像與 COVID-19 影像。本研究採用的深度學習模型包括卷積神經網絡 (CNN) 和遷移式學習 (Transfer Learning)，以提升模型的精確度和效能。實驗結果顯示，所建立的深度學習模型能夠有效地分類 CT 影像，並具有高準確度和穩定性。此研究成果可應用於臨床實踐中，協助醫學影像師快速判斷 COVID-19 影像，以提供更精確的診斷和治療方案。

**關鍵字：**醫學影像、深度學習、遷移式學習

# 目錄

|                   |    |
|-------------------|----|
| 摘要 .....          | 3  |
| （一）前言 .....       | 7  |
| （二）文獻探討 .....     | 8  |
| COVID 19 .....    | 8  |
| 深度學習影像辨識之發展 ..... | 9  |
| （三）研究方法 .....     | 11 |
| VGG .....         | 11 |
| GoogLeNet .....   | 12 |
| ResNet .....      | 14 |
| DenseNet .....    | 16 |
| CoAtNet .....     | 16 |
| （四）研究結果 .....     | 18 |
| （五）結論 .....       | 34 |
| （六）參考文獻 .....     | 35 |

## 圖目錄

|  |    |
|--|----|
| 圖 1、VGG 架構圖 .....                                    | 12 |
| 圖 2、GoogLeNet 架構圖 .....                              | 13 |
| 圖 3、ResNet 架構圖 .....                                 | 15 |
| 圖 4、Dense Block 的結構 .....                            | 17 |
| 圖 5、DenseNet 架構圖 .....                               | 17 |
| 圖 5、CoAtNet 架構圖 .....                                | 17 |
| 圖 6、針對 ResNet50 Epoch 參數為 40 之 ROC 曲線.....           | 19 |
| 圖 7、針對 ResNet50 Epoch 參數為 80 之 ROC 曲線 .....          | 20 |
| 圖 8、針對 ResNet50 Epoch 參數為 120 之 ROC 曲線 .....         | 20 |
| 圖 9、針對 ResNet50 Epoch 參數為 160 之 ROC 曲線.....          | 21 |
| 圖 10、針對 ResNet50 Epoch 參數為 200 之 ROC 曲線.....         | 22 |
| 圖 11、針對 ResNet50 Optimizer 參數為 SGD 之 ROC 曲線.....     | 22 |
| 圖 12、針對 ResNet50 Optimizer 參數為 Adam 之 ROC 曲線 .....   | 23 |
| 圖 13、針對 ResNet50 衰退方式為 StepLR 之 ROC 曲線.....          | 24 |
| 圖 14、針對 ResNet50 衰退方式為 ConstLR 之 ROC 曲線 .....        | 25 |
| 圖 15、針對 VGG19 使用 transfer learning 之 ROC 曲線.....     | 25 |
| 圖 16、針對 DenseNet 使用 transfer learning 之 ROC 曲線 ..... | 26 |
| 圖 17、針對 ResNet50 使用 transfer learning 之 ROC 曲線 ..... | 27 |
| 圖 18、針對 GooLeNet 使用 transfer learning 之 ROC 曲線 ..... | 27 |
| 圖 19、針對 CoAtNet 使用 transfer learning 之 ROC 曲線.....   | 28 |

## 表目錄

|   |    |
|---|----|
| 表1、針對 ResNet50 不同 Epoch 參數之準確率.....     | 18 |
| 表2、針對 ResNet50 不同 Optimizer 參數之準確率..... | 19 |
| 表3、針對 ResNet50 不同衰退方式之準確率.....          | 21 |
| 表4、各模型之準確率.....                         | 23 |

## （一）前言

新冠病毒肆虐全球，對人類健康和社會經濟造成了巨大的影響。醫學影像在 COVID-19 的診斷和治療中發揮了重要作用，而 CT 影像是其中一種有效的影像形式。然而，由於 COVID-19 的 CT 影像表現具有多樣性和不確定性，因此對影像的分析和評估需要高度專業的技能 and 經驗。在這樣的背景下，使用深度學習模型進行 CT 影像分類成為了一個有前途的研究方向。通過建立深度學習模型，我們可以自動從 CT 影像中提取特徵，從而進行 COVID-19 影像和正常影像的區分。這樣的研究不僅能夠提高 COVID-19 的診斷精度和效率，還有助於減少醫學影像師的工作負擔，提高影像診斷的標準化和自動化程度。

本次專題中，我們嘗試使用五個較為著名的深度學習神經網路架構，針對 COVID-19 的 CT 影像進行識別，此外，我們也嘗試 2023 ImageNet 深度學習神經網路架構進行辨識，期望能夠找到更好的特徵，並學習現今優秀的深度學習神經網路架構，以達到本專題最佳的結果。

## (二) 文獻探討

### 一、COVID 19

COVID-19是一種由新冠病毒引起的病毒性感染疾病，自2019年首次爆發以來已經在全球範圍內造成了嚴重的健康和經濟問題。在過去的兩年中，有大量的研究專注於了解COVID-19病毒的特性、傳播方式以及對人類健康的影響。

COVID-19病毒的特性是其中一個研究的重點。病毒屬於冠狀病毒家族，具有類似SARS和MERS的病毒特性。研究表明，COVID-19病毒主要透過飛沫和空氣傳播，但也可以通過接觸和表面傳播。這個病毒的潛伏期約為2-14天，但也有可能在潛伏期後仍然會傳播病毒。此外，研究還表明COVID-19病毒對不同年齡組的人類影響不同，特別是對老年人和患有基礎疾病的人群影響更加嚴重。對於COVID-19的治療和預防也是研究的重點之一。對於輕度症狀的患者，目前沒有特定的治療方法，但是對於重度症狀的患者，需要及時進行支持性治療、氧療和抗病毒治療等。研究還表明，疫苗是預防COVID-19的最有效方法之一，目前已經有多種COVID-19疫苗已經獲得了緊急使用授權。此外，COVID-19對經濟和社會也有嚴重的影響。疫情爆發後，許多國家實施了封鎖措施，以控制病毒的傳播。這些措施對於許多企業和個人的經濟和生活方式都產生了嚴重的影響。研究還表明，COVID-19 疫情可能會對全球經濟產生長期的影響[1]，尤其是在旅遊、航空和餐飲等行業。

病因學：COVID-19是由一種稱為SARS-CoV-2的冠狀病毒引起的[2]。SARS-CoV-2是一種RNA病毒，它的基因組由大約30,000個核苷酸組成。這種病毒最初在中國湖北省的武漢市被識別出來，之後迅速傳播到全球。

傳播途徑：COVID-19通過空氣飛沫、直接接觸和間接接觸等多種方式傳播。人們可以通過咳嗽、打噴嚏或說話傳播病毒，也可以通過觸摸受感染表面傳播病毒。此外，人們還可以通過攝入受感染的食物或飲水傳播病毒[2]。

臨床特徵：COVID-19的臨床表現是多樣化的，從輕微的症狀到嚴重的呼吸困難都有可能。最常見的症狀包括發燒、乏力、乾咳[3]。

隨著醫學影像診斷技術不斷發展，依據肺部拍出的CT(電腦斷層)影像的胸部

影像特殊表現形態。我們可以很好的分辨誰是受感染者，不需使用任何外侵入性的工具。

## 二、深度學習影像辨識之發展

過去幾年影像辨識發展迅速，有越來越多人投入研究。影像辨識是將一張圖片放入電腦進行處理，電腦經過去雜化、灰階化等方法將圖片變得容易辨別，從經過處理後的圖片裡尋找出特徵點，進而比對、尋找圖片內的物件[4]。

深度學習為機器學習的一個分支，而機器學習為人工智慧的一個分支。機器學習的理論有很多，包括 Decision Tree、Random Forest、SVM 等。其中類神經網路(Artificial Neural Network)發展至今便成為深度學習的基礎。1980 年代，一度興起的類神經網路，因為無法解決反向傳播算法（Back Propagation）梯度會消失的問題，使神經網路只要超過 3 層就幾乎沒有效果。相較之下，使用其他淺層（3 層以下）的機器學習方法效果反而更好。2006 年 Hinton 終於找到了解決辦法，提出限制 RBM 模型成功訓練多層的神經網路。而為了要讓多層神經網路(Deep Neural Network)改頭換面，Hinton 決定要將多層神經網路重新命名為深度學習(Deep Learning)。雖然解決了淺層的問題，但因當時硬體的運算能力不足，導致深度學習並沒因此發展起來，直到 2012 年 Hinton 的兩位學生使用適合處理圖形的 GPU 取代傳統的 CPU 之後，才真正讓深度學習發揮到了極致。自從 2012 年以 GPU 代替 CPU 的技術出現後深度學習飛躍性的發展，深度學習不用人們教導電腦如何做出正確的動作，電腦便會自己學習，而且效率或許比由人類教導還要高，因此以深度學習為主要技術產出的工具不斷出新。例如，在海洋內掃描經過的一群魚，利用深度學習分辨魚的種類，可使推測海洋生物的工作效率提高；過去幾年用影像辨識出車牌的繳費停車場日漸普及，人們不再使用磁扣，也可減少塑膠磁扣的生產，相對環保；電腦能靠深度學習從黑白照片去猜測出該照片的色彩，還原過去黑白照片時期的彩色樣貌，或依據人的要求生成出一張新的圖片；電腦可辨識人的臉部情緒或人的肢體動作，這些以深



度學習為基礎的開發層出不窮，由此可知深度學習已成為影像辨識發展的一大助力[4]。深度學習模型 CNN(Convolutional Neural Networks)，是由輸入層(Input)、卷積層(Convolution layer)、池化層(Pooling)、特徵圖(Feature maps)、全連接層(Fully connected)與 Softmax 函數(output)來組成整體模型架構。輸入層為影像資料經過前處理後的尺寸與值域輸入模型，再運用卷積層來抽取特徵(Feature)，經池化層進行重要訊息的萃取壓縮，從圖形抽取的資訊會整理成特徵圖(Feature maps)輸入全連結層與 Softmax 函數(做為分類器的功能)，最後得到一個輸出結果，或稱為分類結果[5]。

CNN Model & Transfer Learning and Open dataset。這三個重要的名詞是觸發視覺模型快速發展的關鍵。2012 年起發表 AlexNet、VGG、ResNet 等大型模型架構，在 ImageNet、COCO (Common Object in Context) Dataset 等開源資料集進行訓練，運用遷移式學習(Transfer Learning)將預先訓練好的權重，移轉到不同的影像任務中使用，其中包括醫療影像的應用[6]。

### (三) 研究方法

本專題嘗試五種深度學習模型架構，並調整模型參數，以提高分辨之準確率。

#### 一、VGG

VGG 為深度學習中的一大經典模型，於 2014 年由牛津大學的 Oxford Visual Geometry Group 提出[7]，繼承了 LeNet 以及 AlexNet 的一些框架結構，如圖一所示。VGG16/VGG19 分別為 16 層(13 個卷積層及 3 個全連接層)與 19 層(16 個卷積層及 3 個全連接層)[8]，他主要的貢獻是將 CNN 透過較小的 Conv 堆疊使模型能夠變得更深[9]。

VGG 最重要的概念就是使用大量的 3 X 3 Conv，將較大的 Conv 抽換成較小的 Conv 可讓 Receptive field 提高。此外，使用較多的較小的 Conv 可以提高 Non-Linearity，而與大的 Conv 比較下減少 parameter。CNN 的改善主要有兩種，一種是使用更小的 Conv 或是更小的 stride，另一種主要是利用不同的 Data Augmentation，例如: Multiple Scale training 等。而 VGG 主要是將兩個合併在一起，提供一個更深且結果穩定的網路[9]。

在 training 以及 testing 資料上有做一些不一樣的處理，training 的部分有使用 Multiple scale training。在每次 training 時，從一個固定的亂數範圍中，random 一個數字，並縮放至那個數字，並隨機剪裁成所需大小。在 testing 的部分有使用多個 crop 進行預測，將資料 rescale 成一個大小，並利用固定的 crop 大小預測左上、右上、左下、右下跟中間，並平均成最後預測結果。VGG 其他的貢獻就是證明 Deeper 比 shallow 更加有用[9]。

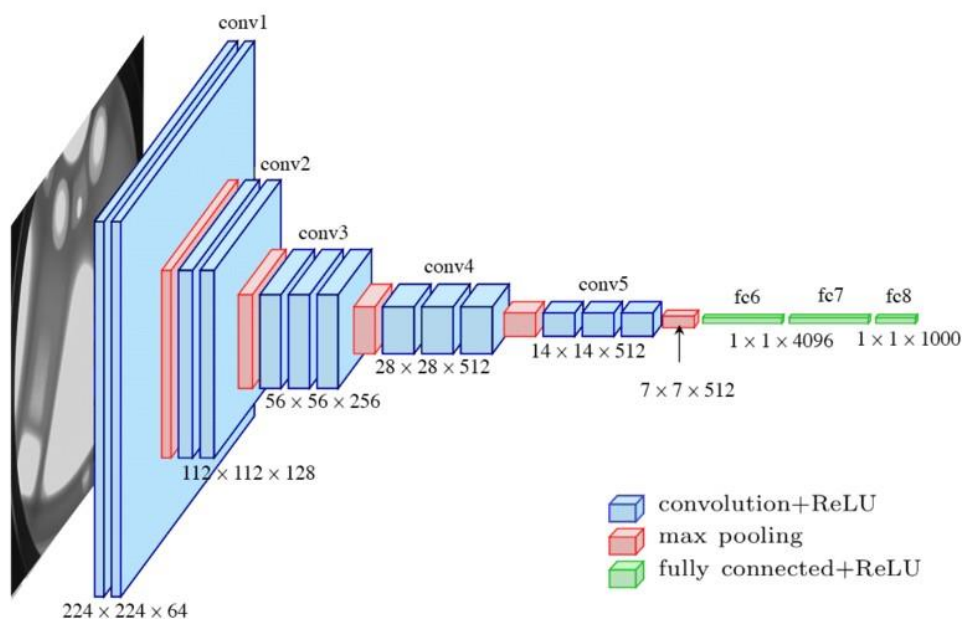


圖 1、VGG 架構圖

## 二、GoogLeNet

GoogLeNet 於 2014 年由 Christian Szegedy 等人提出，並發表了 inception 網絡結構，就是構造一種基礎神經元結構，來搭建一個稀疏性、高計算性能的網絡結構 [10]。inception 歷經了 V1、V2、V3、V4 等多個版本的發展，不斷趨於完善。利用 inception 的結構讓網路深度達到了 22 層 [11]，如圖二所示，並且提高了網路內部計算資源的利用率，在保證計算消耗不變的前提下，提升了網路的深度和廣度。

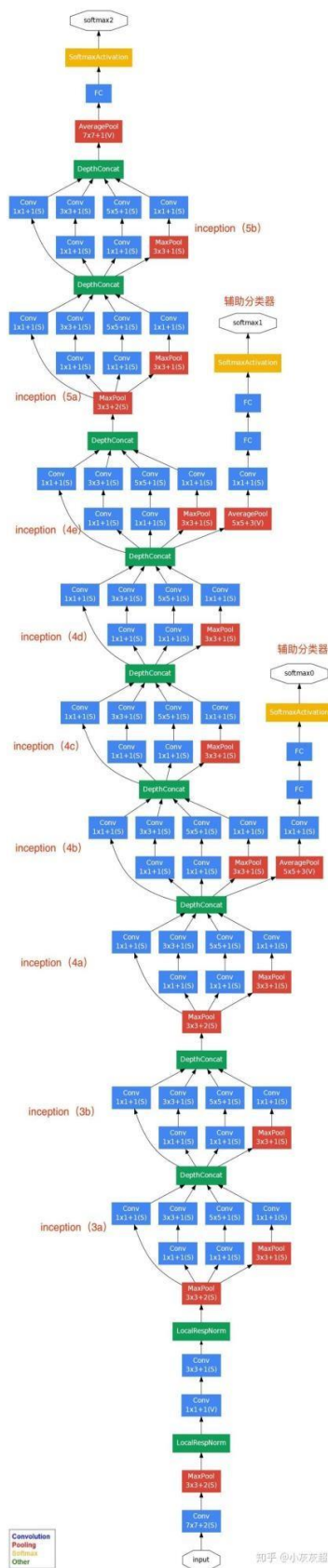


圖2、GoogLeNet 架構圖

inception 架構的主要思想就是考慮使用一個密集的網絡去近似卷積神經網絡，並在空間上不斷重複這種結構。Googlenet 利用  $1 \times 1$  的卷積進行降維和限制網絡的size，網絡的最後採用 average pooling 來代替全連接層，但實際上在最後還是加了一個全連接層，主要是為了方便對輸出進行調整。為了避免梯度消失，額外增加了2個輔助的 softmax 用於向前傳導梯度，主要是輔助分類器。在實際測試的時候這兩個額外的 softmax 會被去掉。另外相比於 AlexNet，GoogLeNet 實際上使用的參數減少 12 倍之多[12]。

### 三、ResNet

ResNet 於2015 年由 Kaiming He 等人提出，最主要的是使用了殘差學習，使深層網絡可以更容易訓練。ResNet 主要是參考了 VGG19，在基礎上進行了修改，並通過 shortcut 機制加入了殘差單元[13]。主要是直接使用 stride=2 的卷積做採樣，並且用 global average pool 層取代了全連接層，另一個設計原則是，當 feature map 大小降低一半的時候，feature map 的數量增加一倍，這樣保持了網絡的複雜度。ResNet 相比普通網絡每兩層增加了 short cut 機制就形成了殘差網絡[14]。

主要架構可以分成三個部分，第一部分是 input stem，使用一般的 convolution，並且用大的 stride 降低解析度。第二部分是 stage block，組共有四個 stage block，每個 stage block 都是由數個 building block 推疊而成，不論是用 stride 或是 pooling，每個 stage 都會先降低解析度並加大寬度，再做一連串的殘差學習。第三部分是 output stem，會依照任務設計不同的輸出，最後對於 short cut 的連接，當輸入和輸出維度一致時，可以直接將輸入加到輸出上，但當維度不一致時，就不能直接相加，處理的方式有兩種，一種是採用 zero-padding 增加維度，可以增加 stride=2 的 pooling 這樣不會增加參數。第二種是採用新的映射(project shortcut)，一般採用  $1 \times 1$  的卷積，但這樣會增加參數，也會增加計算量[15]。

### 34-layer residual

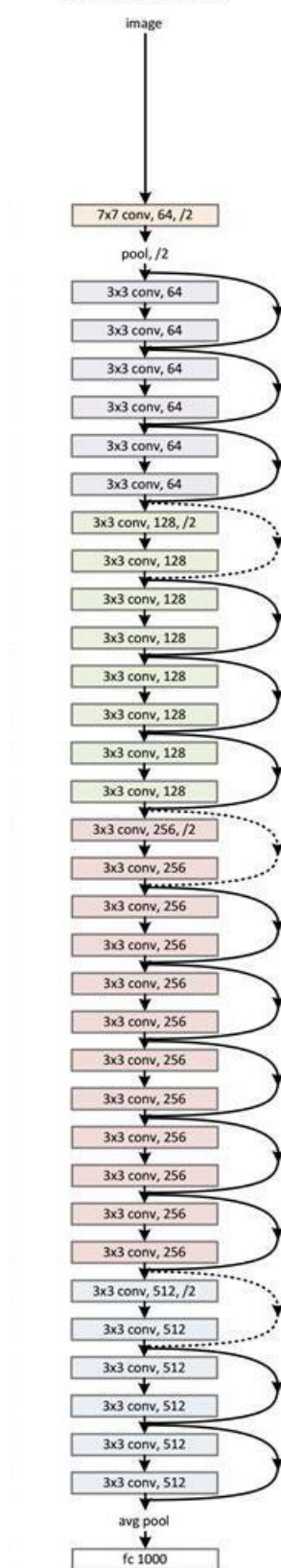


圖3、ResNet 架構圖

## 四、DenseNet

DenseNet於2017年由Gao Huang等人提出，DenseNet的一個核心就是在網絡中使用了大量如圖4所示的Dense Block，它是一種具有緊密連接性質的卷積神經網絡，該神經網絡中的任何兩層都有直接連接，即網絡中每一層的輸入都是前面所有層輸出的並集，而這一層學習到的特徵也會被直接傳遞到後面的所有層作為輸入[16]。這種緊密連接僅僅存在於同一個Dense Block中，不同的Dense Block是沒有這種緊密連接的。

下面以圖5所示的全網絡圖為例介紹DenseNet的網絡結構。主要為一個由3個dense block稠密塊構成的DenseNet。稠密塊之間的連接稱為Transition layer過渡層，過渡層由BN+卷積層+池化層構成。論文中主要由BN+1×1卷積+2×2池化構成。連接層除了連接dense block外，主要作用有兩種：1.通過1×1卷積改變通道維；2.池化層down sampling + 使feature maps的尺寸減半。

DenseNet最重要的貢獻就是這種緊密連接的卷積神經網絡，具體體現在以下4個方面[17]。

- (1) 緩解了梯度消失的問題。
- (2) 加強了特徵的傳播，鼓勵重複利用特徵。
- (3) 極大地減少了參數個數。
- (4) 具有正則化的效果，即使在較少的訓練集上，也可以減少過擬合的現象。

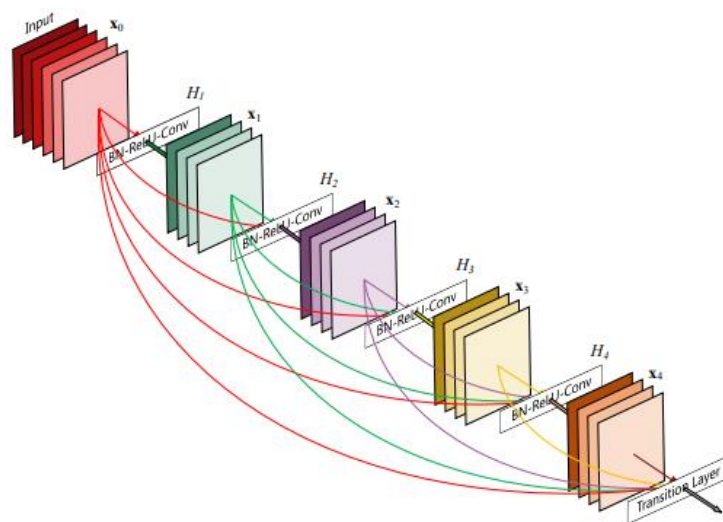


圖4、Dense Block的結構

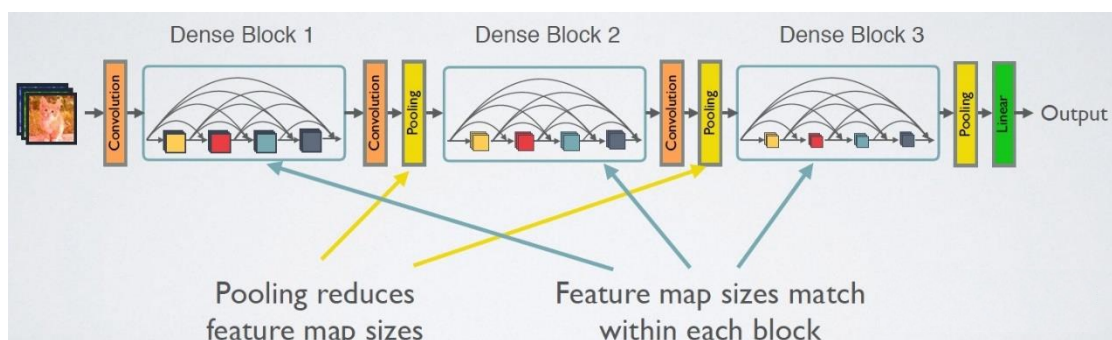


圖5、DenseNet 架構圖

## 五、CoAtNet

CoAtNet 於2021 年由 Zihang Dai 等人提出。主要的核心概念是將 CNN 的卷積層以及 transformer 架構中 self-attention 結合，如圖五所示。在 convoltion 型別上他們選擇 MBConv。原因有兩個，第一個是他採用了 Depthwise convolution，這相對於傳統的卷積，引數可以相對減少。第二個是採用了倒瓶頸的結構，也就是說在卷積的過程中，特徵經歷了升維以及降維，目的是為了讓模型有更高的學習能力 [19]。

attention 模型是使用所有特徵向量的加權和，通過對特徵向量權值的學習，所以說self attention 在每一個位置進行特徵對映是考慮了所有位置的特徵。

那他會這麼做的原因是 CNN 有較好的泛化能力，而 transformer 有比較好的學習能力，將他們做結合，可以提升整體的效果[20]。

transformers 在計算機視覺領域引起了越來越多的興趣，但它們仍然落後於最先進的卷積網絡。在這項工作中，表明雖然 Transformer 往往具有更大的模型容量，但由於缺乏正確的歸納偏差，它們的泛化能力可能比卷積網絡差。為了有效地結合兩種架構的優勢，提出了 CoAtNet，這是一個基於兩個關鍵見解構建的混合模型家族：（1）深度卷積和自注意力可以通過簡單的相對注意力自然地統一；（2）以一種有原則的方式垂直堆疊卷積層和注意力層在提高泛化能力、容量和效率方面非常有效[19]。



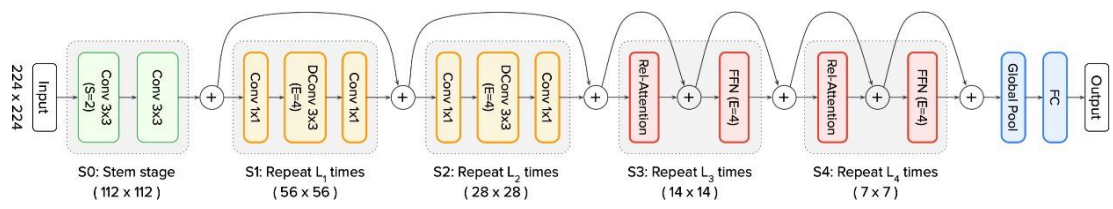


圖5、CoAtNet 架構圖

## （四）研究結果

本專題實驗主要為超參數調整實驗，將訓練資料 train-set，先利用 train-set 訓練模型，再使用 test-set 評估模型，確定模型的可用性，模型參數則統一 Batch size 為 32，Epoch 為 200，Optimizer 使用 Adam 和 SGD，init\_lr 設置為 0.01，Learning rate 衰退選用 StepLR 和 ConstLR。

### A. 超參數調整

超參數調整的部分，本專題針對 ResNet50 進行調整，由於 ResNet50 在專題嘗試的所有資料增強中，效果都有較明顯的下降，因此著重於調整 ResNet50 的超參數，希望藉此增加準確率。

實驗模型參數統一 Epoch 為 200，Optimizer 使用 SGD，init\_lr 設置為 0.01，Learning rate 衰退選用 StepLR，且沒有對數據集做資料增強。我們針對 Epoch 進行調整，這邊我們實驗 Epoch 分別為 40 / 80 / 120 / 160 / 200 的區別，模型參數則統一 Batch size 為 32。

實驗結果如表 1，並針對實驗畫出針對 ResNet50 不同 Epoch 參數的 ROC 曲線（圖 6、圖 7、圖 8、圖 9、圖 10），本次實驗中最高的準確率在 Epoch 為 200 時，但是在 Epoch 到達 160 時，因為訓練的時間拓久，導致模型出現過擬合的情況，進而出現準確率大幅下降的情形，故最終採用 Epoch 為 120 當作所有實驗的參數。

表1、針對 ResNet50 不同 Epoch 參數之準確率

| Epoch | NonCOVID 準確率 | COVID 準確率 | 總準確率   |
|-------|--------------|-----------|--------|
| 40    | 86.93%       | 82.12%    | 83.56% |
| 80    | 88.19%       | 82.07%    | 83.90% |
| 120   | 92.59%       | 88.95%    | 90.04% |
| 160   | 88.19%       | 81.30%    | 83.36% |
| 200   | 91.45%       | 89.80%    | 90.29% |

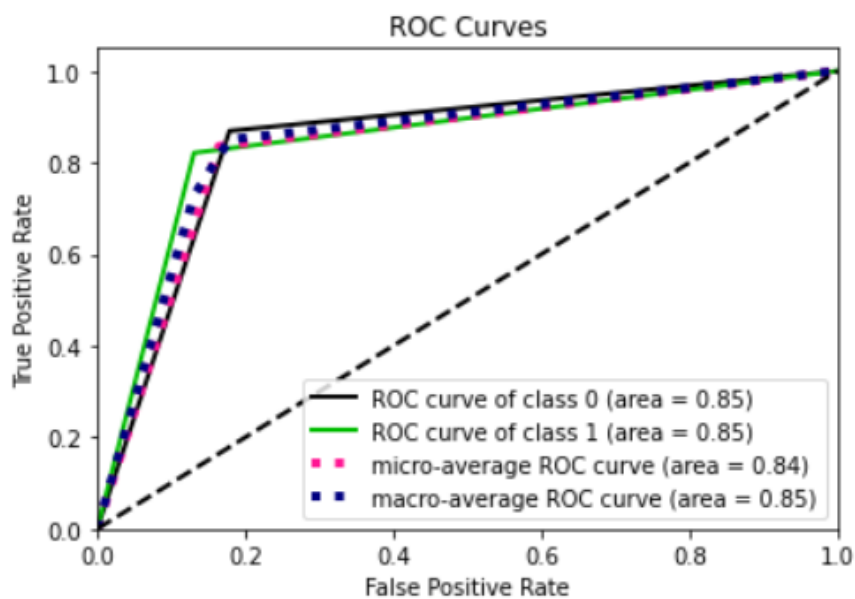


圖6、針對 ResNet50 Epoch 參數為 40 之 ROC 曲線

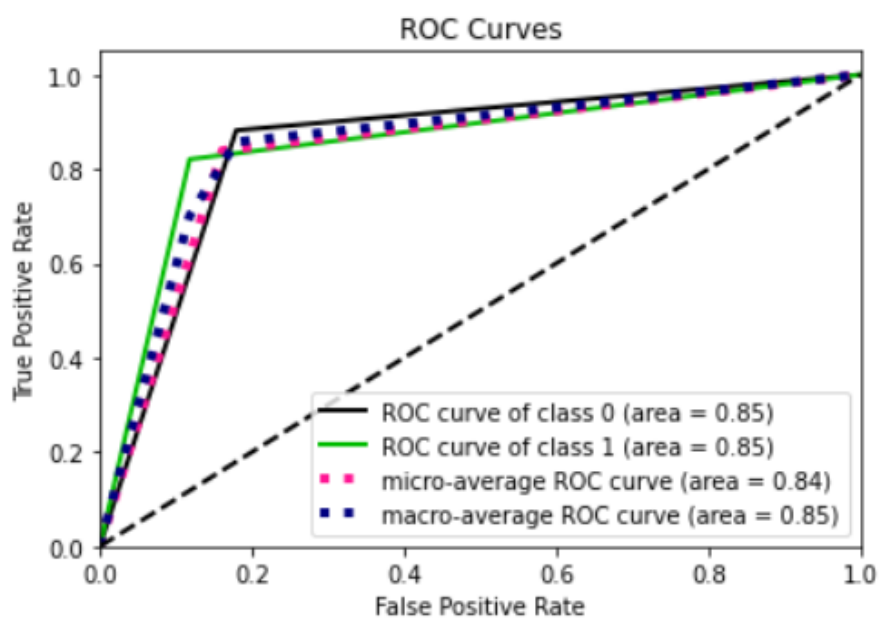


圖7、針對 ResNet50 Epoch 參數為 80 之 ROC 曲線

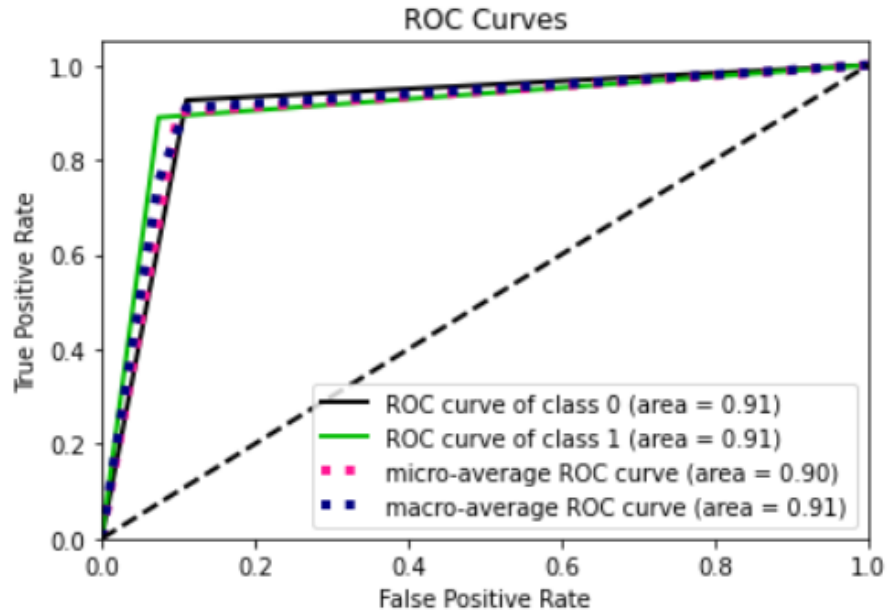


圖8、針對 ResNet50 Epoch 參數為 120 之 ROC 曲線

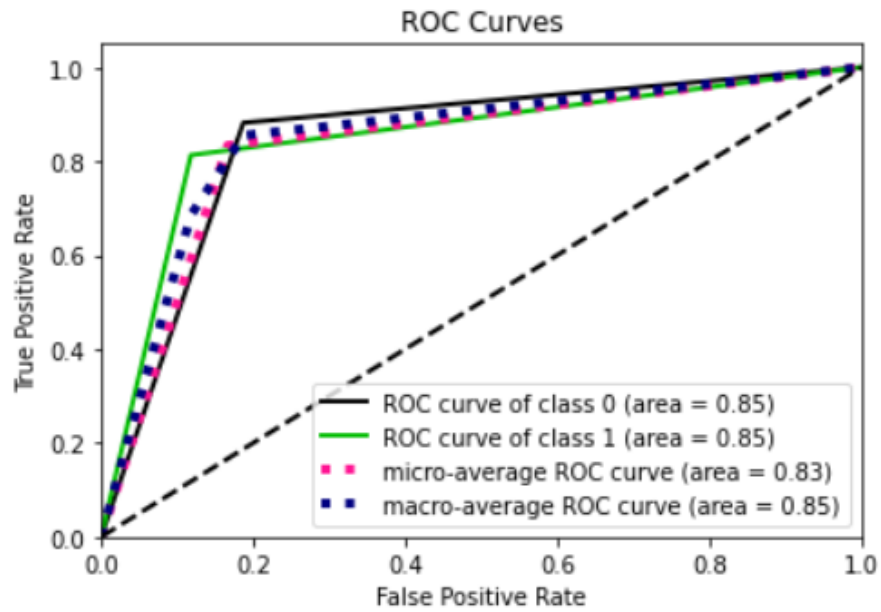


圖9、針對 ResNet50 Epoch 參數為 160 之 ROC 曲線

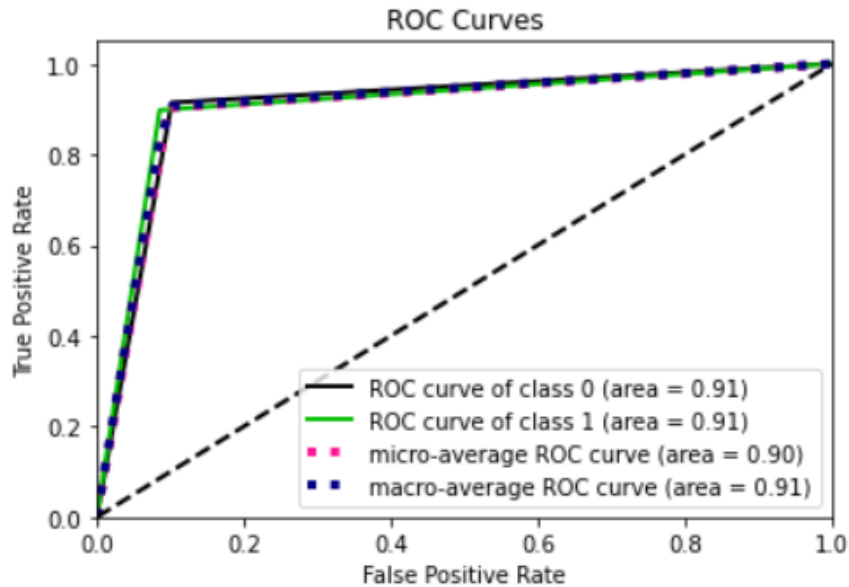


圖10、針對 ResNet50 Epoch 參數為 200 之 ROC 曲線

接下來我們嘗試調整 Optimizer，這邊我們選幾個常見的 Optimizer 進行分析，如：SGD、Adam，模型參數 Batch size 為 32，Epoch 為 200，init\_Lr 在 SGD 設置為 0.01、在 Adam 則設置為 0.01，Learning rate 衰退選用 StepLR，且沒有對數據集做資料增強。

實驗結果如表 2，並針對實驗畫出針對 ResNet50 不同 Optimizer 參數的 ROC 曲線(圖 11、圖 12)，可以發現在這些常用的 Optimizer 中，SGD 是最適合我們這次的數據集的，我們也發現，Adam 可以很快速的提高 training 的準確率，在 Epoch 為 10 的時候就有很高的訓練準確率，所以我們認為如果今天數據集的訓練準確率普遍不高的時候，選用 Adam 可能會有更好的效果，但是對於這次的數據集來說恐怕不太合適。

表2、針對 ResNet50 不同 Optimizer 參數之準確率

| Optimizer | NonCOVID準確率 | COVID 準確率 | 總準確率   |
|-----------|-------------|-----------|--------|
| SGD       | 91.45%      | 89.80%    | 90.29% |
| Adam      | 79.64%      | 11.98%    | 32.24% |

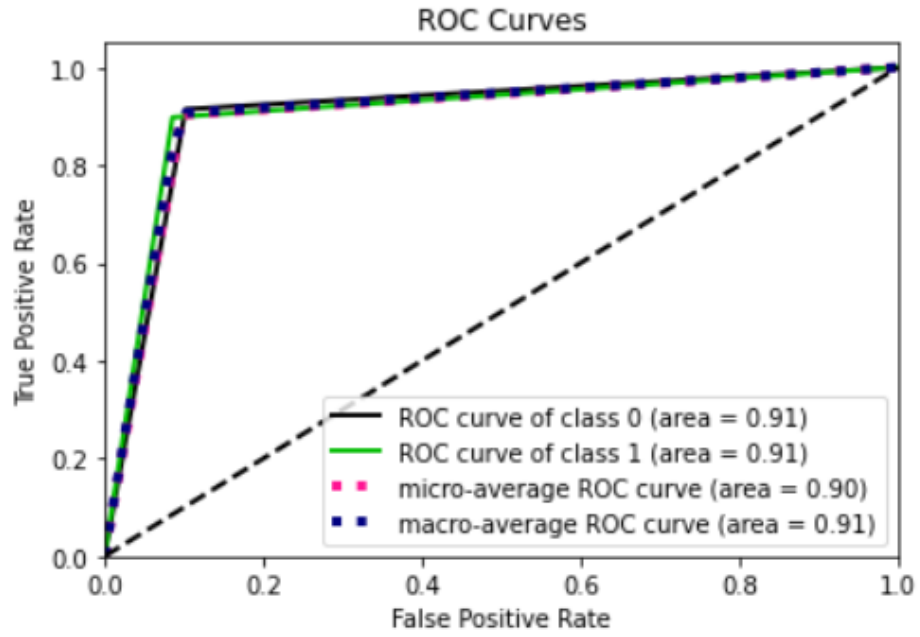


圖11、針對 ResNet50 Optimizer 參數為 SGD 之 ROC 曲線

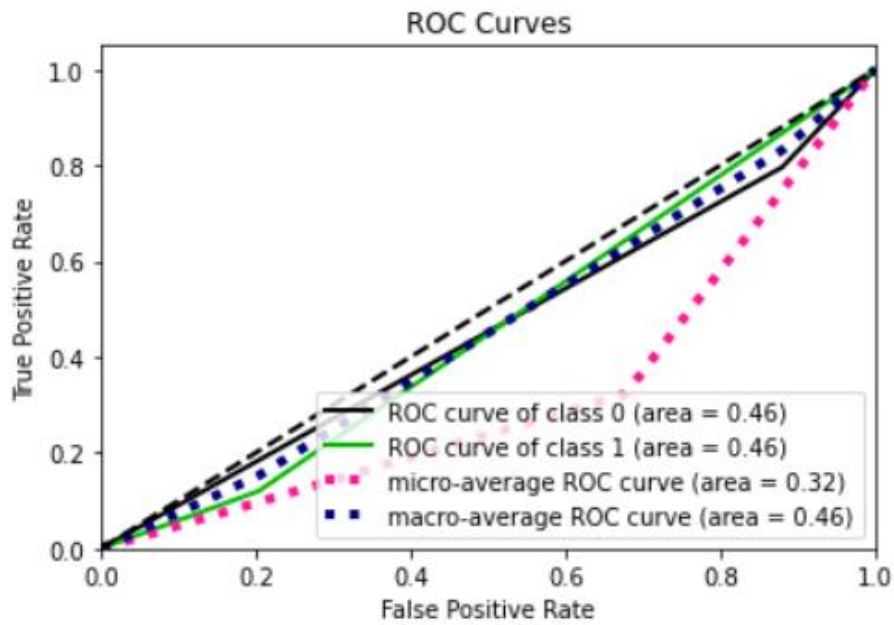


圖12、針對 ResNet50 Optimizer 參數為 Adam 之 ROC 曲線

最後本專題嘗試調整學習率衰減的方式，嘗試的衰退方式有 StepLR 及 ConstLR，其中 StepLR 的 Step 設定為 20，其餘模型參數 Batch size 為 32，Epoch 為 200，Lr 在 SGD 設置為 0.01、在 Adam 則設置為 0.01，且沒有對數據集做資料增強。

實驗結果如表 3，並針對實驗畫出針對 ResNet50 不同衰退方式的 ROC 曲線 (圖13、圖 14)，可以看出 StepLR 有更高的準確率，但是並非代表其他衰退方式不好，在大多時候參數的選擇，通常是比較各個參數間何者更加適合這次的訓練。

表3、針對 ResNet50 不同衰退方式之準確率

| LR 衰退方式 | NonCOVID 準確率 | COVID 準確率 | 總準確率   |
|---------|--------------|-----------|--------|
| StepLR  | 91.45%       | 89.80%    | 90.29% |
| ConstLR | 84.16%       | 77.98%    | 79.83% |

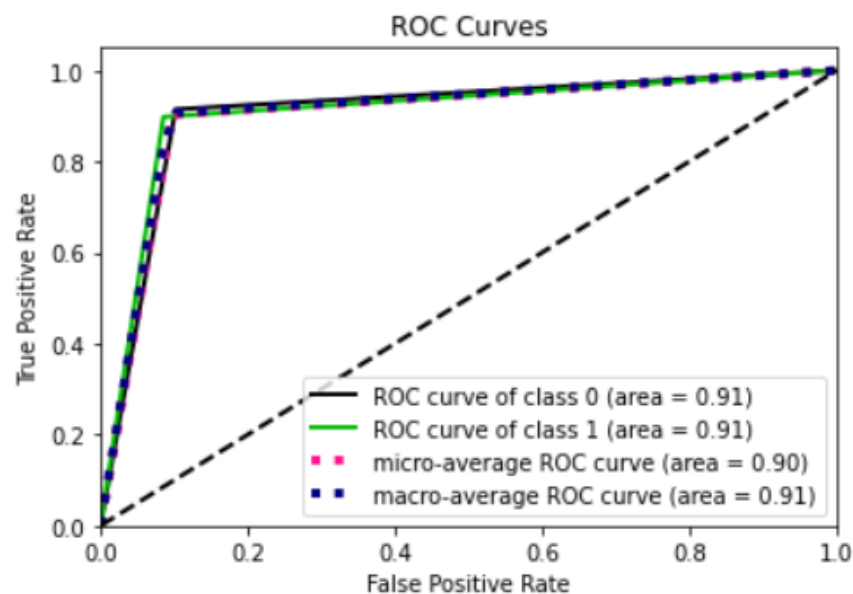


圖13、針對 ResNet50 衰退方式為 StepLR 之 ROC 曲線

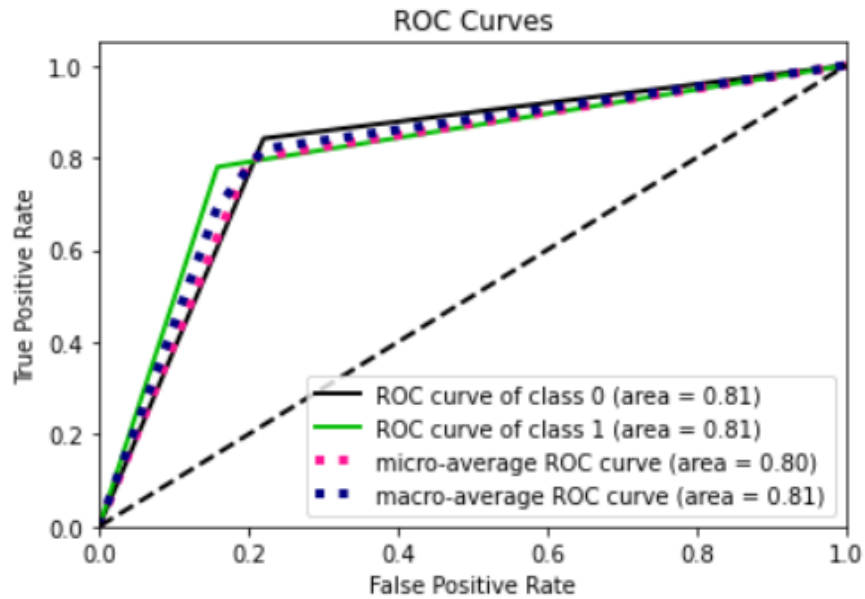


圖14、針對 ResNet50 衰退方式為 ConstLR 之 ROC 曲線

除了超參數調整外，本專題也都有使用 transfer learning 來進行訓練。實驗結果如表 9，可以看出 VGG19、DenseNet、ResNet50、GooLeNet及 CoAtNet 在使用了 pre-train 的權重再進行訓練後，準確率都有提升，以下(圖15、圖16、圖17、圖18、圖19)為各自使用transfer learning 的ROC曲線圖。

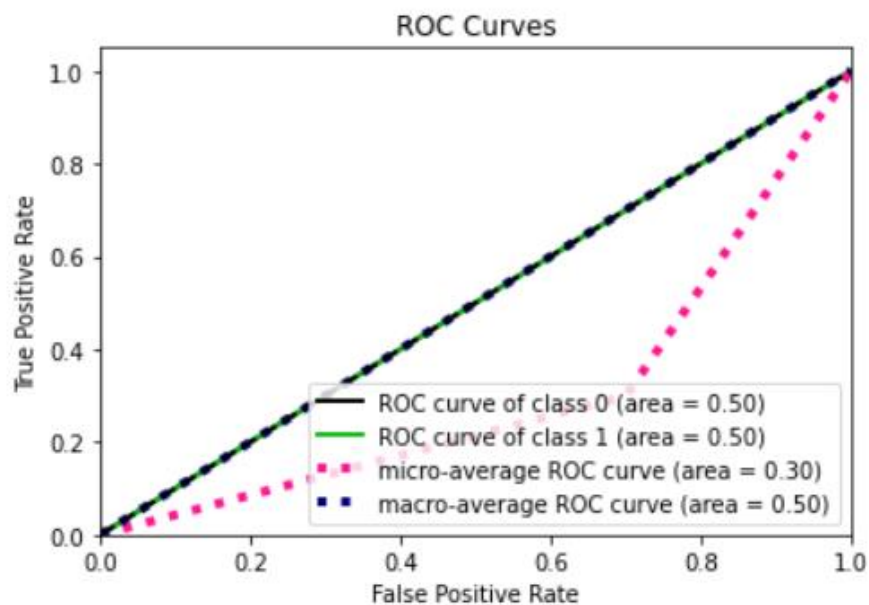


圖15、針對 VGG19 使用 transfer learning 之 ROC 曲線



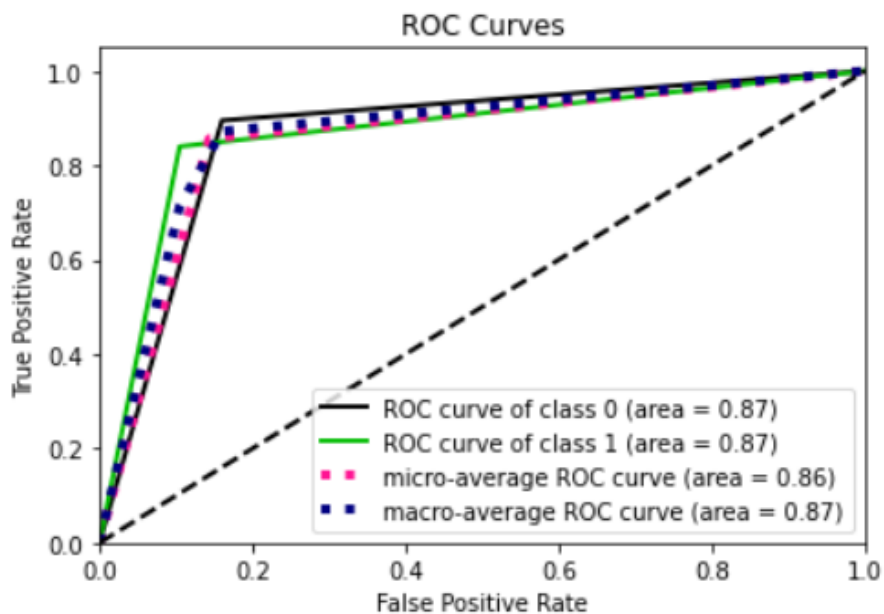


圖16、針對 DenseNet 使用 transfer learning 之 ROC 曲線

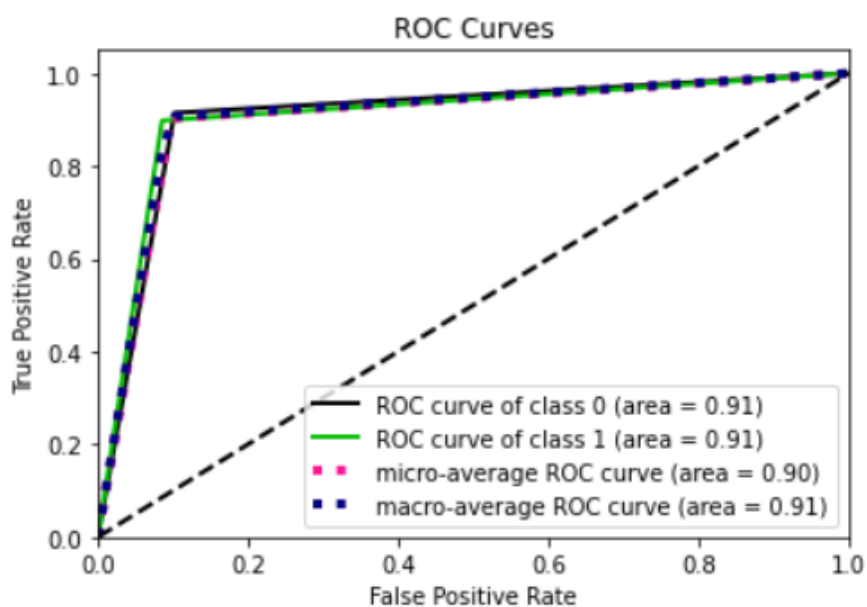


圖17、針對 ResNet50 使用 transfer learning 之 ROC 曲線

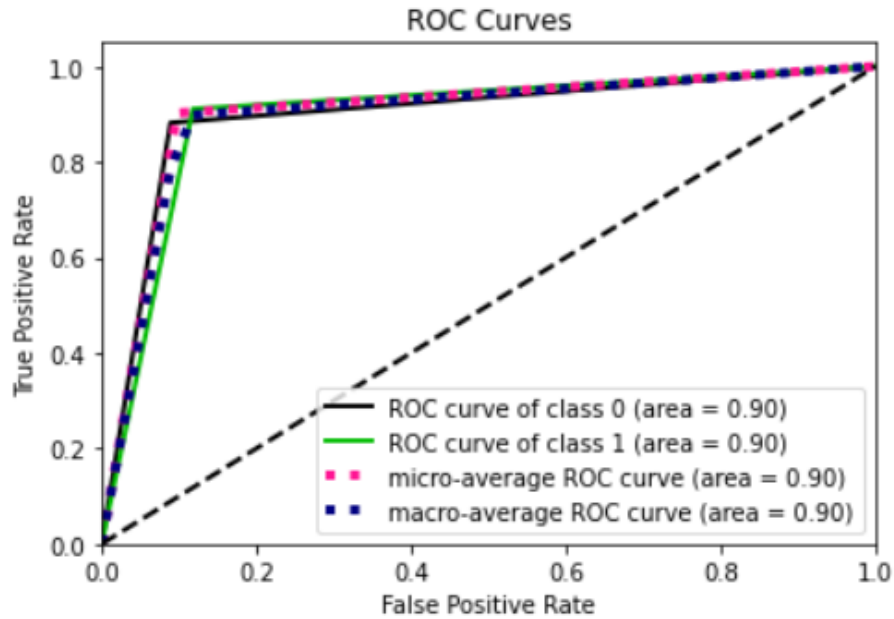


圖18、針對 GooLeNet 使用 transfer learning 之 ROC 曲線

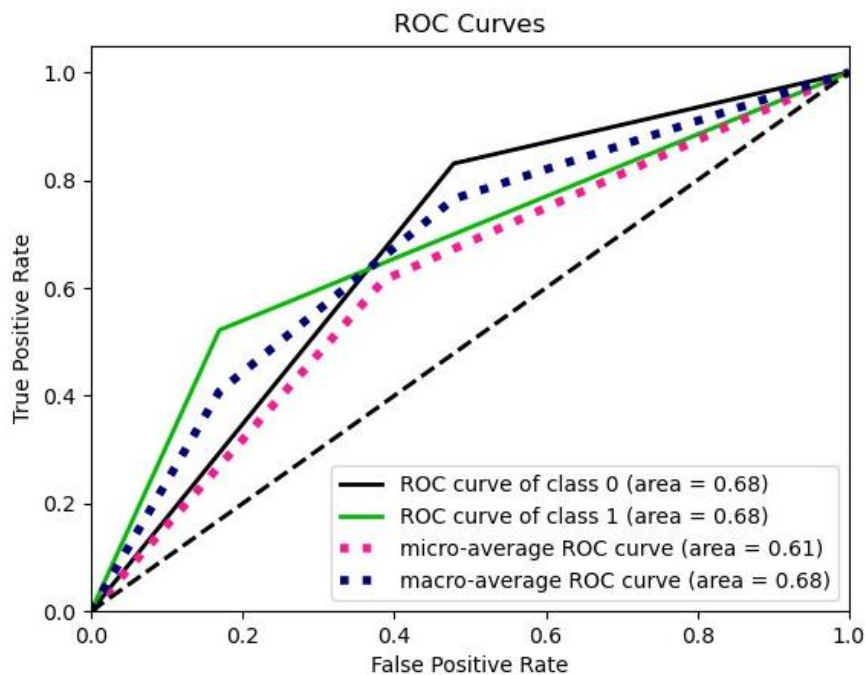


圖19、針對 CoAtNet 使用 transfer learning 之 ROC 曲線

實驗最後我們比較 VGG19、DenseNet、ResNet50、GooLeNet及 CoAtNet 這五者我們調適出來最高參數，實驗結果如表4，可以看出 ResNet50 不管在 test-set 的準確率及泛化程度都比前兩者來得更好，在 NonCOVID 及 COVID 的各自準確率也是相對平衡，並沒有出現過分偏向一邊的情形，所以我們選擇 ResNet50

為這是實驗中效果最好的模型。

表4、各模型之準確率

| 模型       | 準確率    |
|----------|--------|
| VGG19    | 29.95% |
| DenseNet | 86.65% |
| ResNet50 | 90.29% |
| GooLeNet | 90.24% |
| CoAtNet  | 61.42% |

## （五）結論

在本次專題中使用深度學習去分析 NonCOVID 及 COVID 兩種不同卻擁有相似特徵的兩種疾病，利用 VGG19 、 ResNet50 、 GoogLeNet 、 DenseNet 、 CoAtNet 五種不同架構的神經網路去辨識其中的差異，透過調整超參數及 transfer learning 等方式，增加我們模型的準確率，並分析比較各個參數間的差異，藉此尋找其中的最優解。

由於希望能了解目前深度學習的最新技術，所以嘗試使用 2023 ImageNet 排名前三的 CoAtNet 進行實驗，但是從實驗結果看出他可能不太適合這個數據集，在眾多模型中，在 ResNet50 是最終取得最高的準確率，我們也藉此學習到更多關於深度學習的相關知識，雖然這次實驗中依然有些不足，如：比較更多模型、針對每一個模型調出最高準確率模型、嘗試 2023 ImageNet 排名第一神經網路等等，但是還是收穫很多，希望下一次實驗中能補齊這次實驗中的不足，讓整個實驗變得更完整。

## (六) 參考文獻

- [1]兩岸經貿342期封面 新冠肺炎疫情對全球經濟的影響與因應，2020 年 4 月 14 日， <https://www.sef.org.tw/files/6253/36B0C31F-9657-477E-9FE0-65370C1B27A7.pdf>
- [2]衛生福利部疾病管理署，  
<https://www.cdc.gov.tw/Category/Page/vle0MKqwuEbIMggaTeXG8A>
- [3]COVID-19臨床分型與MSCT容積掃描間的相關性，2020 年 3 月 20 日，  
<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC7167319/>
- [4]社團法人台灣E化資安分析管理協會，理解優缺點及應用概況 人臉辨識簡易實作動手玩，網管人，2020-05-28，<https://www.netadmin.com.tw/netadmin/zh-tw/technology/CDAFF5E13BEF4B0D8FF1199F43022D75>
- [5]Tc Lin (德全)，深度學習在醫療影像之應用，Medium，Mar 24, 2020，  
<https://medium.com/ai-academy-taiwan/%E6%B7%B1%E5%BA%A6%E5%AD%B8%E7%BF%92%E5%9C%A8%E9%86%AB%E7%99%82%E5%BD%B1%E5%83%8F%E4%B9%8B%E6%87%89%E7%94%A8-76edaf18ca82>
- [6] Cinnamon AI Taiwan，深度學習：CNN 原理，Medium，2019-06-5，  
<https://cinnamonaitaiwan.medium.com/%E6%B7%B1%E5%BA%A6%E5%AD%B8%E7%BF%92-cnn%E5%8E%9F%E7%90%86-keras%E5%AF%A6%E7%8F%BE-432fd9ea4935>
- [7] VGG 模型，百度百科，  
<https://baike.baidu.hk/item/VGG%20%E6%A8%A1%E5%9E%8B/22689655>
- [7]I code so I am，Day 09：CNN 經典模型應用，iT 邦幫忙，2017-12-19，  
<https://ithelp.ithome.com.tw/articles/10192162>

- [8]JT, VGG\_深度學習\_原理, Medium, 2018-4-16, <https://danjtchen.medium.com/vgg-%E6%B7%B1%E5%BA%A6%E5%AD%B8%E7%BF%92-%E5%8E%9F%E7%90%86-d31d0aa13d88>
- [9]Szegedy, Christian, et al. "Going deeper with convolutions." Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2015.
- [10] 龍嘯wyh, 大話 CNN 經典模型: GoogLeNet (從Inception v1 到v4 的演進), IT 人, 2020-10-04, <https://iter01.com/537759.html>
- [11] Vincet van Gogh, GoogleNet 閱讀筆記, 台部落, 2018-10-13, <https://www.twblogs.net/a/5bc11ba92b717711c9242c8c>
- [12] 小小將, 你必須要知道 CNN 模型: ResNet, 知乎, 2017-12-09, <https://zhuanlan.zhihu.com/p/31852747>
- [13] 機器學習算法工程師, 你必須要知道 CNN 模型: ResNet, 人人焦點, 2021-02-20, <https://ppfocus.com/0/ed3c84d44.html>
- [14] Jia-Yau Shiao, Residual Leaning: 認識ResNet 與他的冠名後繼者 ResNeXt、ResNeSt, medium, 2020-6-11, <https://medium.com/%E8%BB%9F%E9%AB%94%E4%B9%8B%E5%BF%83/deep-learning-residual-leaning-%E8%AA%8D%E8%AD%98resnet%E8%88%87%E4%BB%96%E7%9A%84%E5%86%A0%E5%90%8D%E5%BE%8C%E7%B9%BC%E8%80%85resnext-resnest-6bedf9389ce>
- [15] Zhuang Liu, et al. "Densely Connected Convolutional Networks." Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2017.

- [16] CNN深度卷積神經網絡-DenseNet，2020-3-9，  
<https://www.jianshu.com/p/89be2bc6404c>
- [17] AI 之路，ResNeXt 算法詳解，CSDN，2017-05-11，  
<https://blog.csdn.net/u014380165/article/details/71667916>
- [18] Dai, Zihang, et al. "Coatnet: Marrying convolution and attention for all data sizes." Advances in Neural Information Processing Systems 34 (2021)
- [19] CVer 計算機視覺，89.77% 準確率！谷歌大腦提出 CoAtNet：結合卷積和注意力，知乎，2021-06-10，<https://zhuanlan.zhihu.com/p/379491555>
- [20] K. He, X. Zhang, S. Ren and J. Sun, "Deep Residual Learning for Image Recognition," 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016, pp. 770-778, doi: 10.1109/CVPR.2016.90.
- [22] 小灰灰超，CNN 經典模型之 GoogLeNet，知乎，2019-11-08，  
<https://zhuanlan.zhihu.com/p/76446136>
- [23] Ben Hu，(深度學習)ResNet 之殘差學習，Medium，2020-06-31，  
<https://medium.com/@hupinwei/%E6%B7%B1%E5%BA%A6%E5%AD%B8%E7%BF%92-resnet%E4%B9%8B%E6%AE%98%E5%B7%AE%E5%AD%B8%E7%BF%92-f3ac36701b2f>
- [24] 阿新，深度學習入門之 Pytorch 資料增強的實現，程式人生，2020-02-27，  
<https://www.796t.com/article.php?id=15021>
- [25] 謝彥，用 Pytorch 手工實現 ResNet50，知乎，2020-06-19，  
<https://zhuanlan.zhihu.com/p/149387262>
- [26] chinsuanwu，coatnet-pytorch，Github，  
<https://github.com/chinsuanwu/coatnet-pytorch>

- [27]LiDo , PyTorch-優化器-Optimizer , Hackmd ,  
<https://hackmd.io/@lido2370/By3AUWPt4?type=view>
- [28]Pytorch Team , LAYERNORM , pytorch ,  
<https://pytorch.org/docs/stable/generated/torch.nn.LayerNorm.html>
- [29]GoogLeNet , Driven to discover , <https://chmx0929.gitbook.io/machine-learning/ji-suan-ji-shi-jue/ji-suan-ji-shi-jue/tu-xiang-fen-lei/googlenet>
- [30]ResNet 論文筆記 , 2019-01-13 ,  
<https://www.itread01.com/content/1547341214.html>
- [31]潛行隱耀 , Pytorch 多分類模型繪制 ROC, PR 曲線 , CSDN , 2020-12-06 ,  
<https://blog.csdn.net/PanYHHH/article/details/110741286>
- [32]PyTorch 遷移式學習 ResNet 預訓練模型分類螞蟻、蜜蜂圖片教學與範例 ,  
Office 指南 , <https://officeguide.cc/pytorch-transfer-learning-resnet18-classify-ants-and-bees-tutorial-examples/>
- [33]張賢 , PyTorch ResNet 使用與原始碼解析 , IT 人 , 2020-09-08 ,  
<https://iter01.com/525623.html>
- [34]ENFJ , ResNet 的小感想(二) · downsample 詳解 , 知乎 , 2020-07-01 ,  
<https://zhuanlan.zhihu.com/p/152268938>
- [35]Chi Ming Lee , 直觀理解 ResNet —簡介、觀念及實作(Python Keras) ,  
Medium , 2020-05-22 ,  
<https://medium.com/@rossleecooloh/%E7%9B%B4%E8%A7%80%E7%90%86%E8%A7%A3resnet-%E7%B0%A1%E4%BB%8B-%E8%A7%80%E5%BF%B5%E5%8F%8A%E5%AF%A6%E4%BD%9C-python-keras-8d1e2e057de2>
- [36]Pytorch Team , RESNET , pytorch ,  
[https://pytorch.org/hub/pytorch\\_vision\\_resnet](https://pytorch.org/hub/pytorch_vision_resnet)