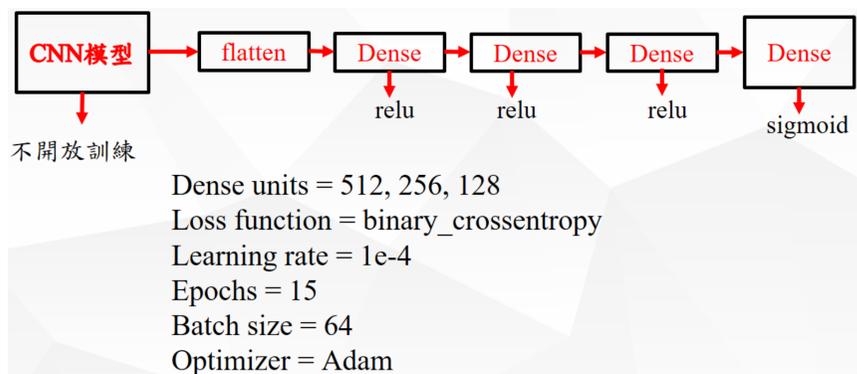


研究背景與動機

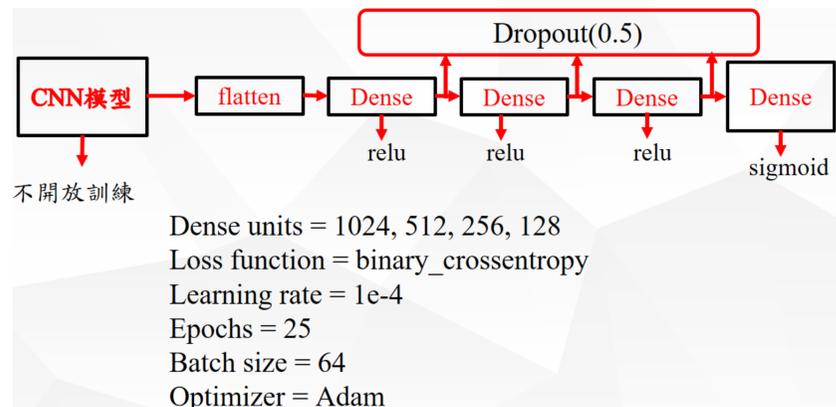
隨著近年來COVID-19肆虐全球，帶來嚴重病情，各地的人民都飽受疾病威脅，肺炎等其他肺部疾病越來越受到世人的重視。臨床上醫師透過胸腔X光影像進行診斷，但在X光診斷上相當仰賴醫師的臨床經驗也需耗費許多時間，且台灣的X光專科醫師人數有限，無法應付龐大的工作量，在醫療資源不足的地方更是難以獲得有效的治療，因此我們想借助機器學習的力量輔助經驗不足的醫生進行診斷，也可以協助醫療不發達的偏遠地區有多一份的診斷依據。

研究方法

完成資料的收集及資料前處理後，利用CNN建立深度學習模型。



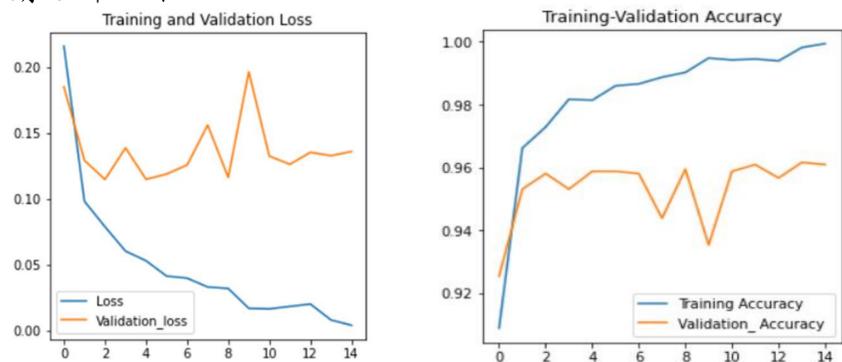
第二階段訓練資料加入影像增強(data augmentation)來擴大訓練資料以避免過度擬合的情況發生，並設定參數。



模型訓練完成後，會設計一個診斷系統的使用者頁面，使用者只需將胸腔X光片上傳至診斷系統，系統會對胸腔的X光圖像進行診斷，並將結果呈現給用戶。

研究結果

在第一階段中，比較三種模型InceptionV3、VGG16與ResNet50，其中VGG16在Accuracy和Recall上的表現都較佳，因此在第一階段辨別正常及肺炎X光影像上採用VGG16作為最終模型，訓練結果與第一階段VGG16混淆矩陣如下。



	Normal (predicted)	Pneumonia (predicted)
Normal (actual)	318	23
Pneumonia (actual)	14	817

下表為第一階段InceptionV3、VGG16、ResNet50的準確度與召回率之比較。

	InceptionV3	VGG16	ResNet50
Accuracy	95%	97%	92%
Recall	94%	96%	87%

在第二階段中，比較兩種模型VGG16與InceptionV3，其中VGG16的表現較InceptionV3優一些，且訓練過程較平穩，因此在第二階段辨別病毒性及細菌性肺炎X光影像上採用VGG16作為最終模型，訓練結果與第一階段VGG16混淆矩陣如下。



	Virus (predicted)	Bacteria (predicted)
Virus (actual)	194	137
Bacteria (actual)	49	475

下表為第二階段InceptionV3、VGG16的準確度與精確率之比較。

	InceptionV3	VGG16
Accuracy	78%	78%
Precision	78%	79%

結論

在第一階段模型訓練結果中，輸入正常(Normal)及肺炎(pneumonia)的資料集讓模型做訓練在InceptionV3、VGG16、ResNet50上都有不錯的效果，其中VGG16的表現最佳準確度高達97%、召回率高達96%，足以輔佐醫師在臨床上的診斷上，也可以作為實習醫生在實習階段的輔助工具。

在第二階段模型訓練結果中，輸入了病毒性肺炎(Virus)及細菌性肺炎(Bacteria)的資料集讓InceptionV3、VGG16做訓練，在此階段不使用ResNet50的原因是ResNet50在訓練結果不理想，大約只有65%左右的準確度，且學習的速度緩慢，而在InceptionV3及VGG16中兩者模型的訓練過程相似，但在VGG16上比較平穩一些，因此選擇VGG16當作我們第二個模型使用。

在第二階段中兩個模型的訓練結果都大約在78%準確率左右沒辦法再繼續提升，可能原因為病毒性肺炎肺紋增多且模糊、肺部會有片狀陰影，和細菌性肺炎的實變期情況過於類似而造成誤判。