



國立臺北護理健康大學
資訊管理系
National Taipei University of Nursing and Health Sciences
Department of Information Management

基於卷積神經網路於肺炎辨識之研究

資四 3A 張家豪 072214112

指導老師：祝國忠、陳彥宏、張天祐

中華民國 109 年 12 月

摘要

本研究使用卷積神經網路(Convolutional Neural Networks, CNN)對肺部 X 光之影像進行處理並判斷是否為感染肺炎進行辨認與探討，藉由卷積神經網路架構中的卷積層(Convolution layer)、池化層(Pooling layer)、全連接層(Fully-Connected layer)進行模型建立與訓練，本研究共建立兩層卷積層，兩層池化層與層全連接層去運算並測試其模型準確率，本研究之資料集共有 5840 筆張之肺部 X 光之影像，並以 75%：25%進行分割，分割後訓練集為 4380 張，測試集為 1460 張，接續建立卷積神經網路模型進行訓練，最後輸出一個機率值來確認肺部是否有感染，目前，該卷積神經網路模型之表現已達到 91%的正確辨識率。

關鍵詞：肺炎感染、卷積神經網路、深度網路學習

目錄

摘要	1
目錄	2
第一章 緒論	3
第一節 研究背景與動機	3
第二節 研究問題	6
第三節 研究限制	7
第四節 研究流程	7
第二章 文獻回顧	8
第一節 新型冠狀肺炎	8
第二節 類神經網路	9
第三節 Tensorflow	13
第三章 方法	17
第一節 系統架構	17
第二節 資料蒐集	18
第三節 資料處理	18
第四節 建立卷積神經網路模型	18
第五節 圖形使用者介面建置	18
第四章 專題結果與討論	19
第一節 專題結果	19
第二節 研究建議	20
第三節 商業分析	21
第四節 成果應用	24
參考文獻	25
一、中文部分	25
二、英文部分	25
三、網站部分	25

第一章 緒論

本研究主要以卷積神經網路(Convolutional Neural Network,CNN)對於肺部 X 光之影像是否感染進行辨認與探討。本章共分為四小節，第一節為研究動機與背景、第二節為研究問題、第三節為研究範圍與限制、第四節為研究流程分別進行說明。

第一節 研究背景與動機

2020 年，是躁亂不安的一年，在年初之際，嚴重特殊性傳染肺炎(Coronavirus Disease 2019, COVID-19)便席捲了全球，根據衛生福利部疾病管理署指出，該病毒於 2019 年底在中國湖北武漢市被發現，而世界衛生組織(World Health Organization,WHO)於 2019 年底接獲該病毒之通報，判斷該冠狀病毒是一種從未被人發現的新型冠狀病毒，故暫將其命名為「2019 新型冠狀病毒」，且於 2020 年 2 月 11 日將其正式命名為「2019 年冠狀病毒疾病(Corona Virus Disease which first appeared in 2019,COVID-19)」，其解釋為「CO」為冠狀、「VI」為病毒及「D」為疾病。

截至 2020 年 12 月 25 日，根據世界衛生組織(World Health Organization,WHO)所統計，全球約有 7940 萬人確診新型冠狀肺炎，4480 萬人康復，而死亡人數大約為 174 萬人，而疫情最嚴峻的國家前三名分別為美國、印度與巴西，在美國約有 1870 萬人確診，33 萬人病故；印度約有 1010 萬確診，15 萬人病故；巴西約有 742 萬人確診，19 萬人病故，儘管台灣目前看似防疫有些許成績，仍不能大意，如鄰近的中國、韓國、日本與東南亞等國家，每日確診人數不斷增加，且隨著年終的到來，疫情卻無絲毫趨緩的跡象，儘管已有新型冠狀肺炎的疫苗可以施打，繼第一種新冠變種病毒在 9 月於英國發現，且其傳染速度之快

(如圖 1-1)，根據 BBC 報導指出，11 月時，倫敦之確診患者約有 4 分之一與該變種病毒有關，而 12 月，倫敦確診患者已達到 3 分之 2 與該確診病毒有關；而在近期，第二種新冠變種病毒在南非被發現，且已傳染至英國，而南非確診病患大多都是該變種病毒；而在奈及利亞疑似發現第三種新冠變種病毒，而在這病毒詭譎多變之際，台灣該如何應對該波病毒的來襲，值得引人深思。

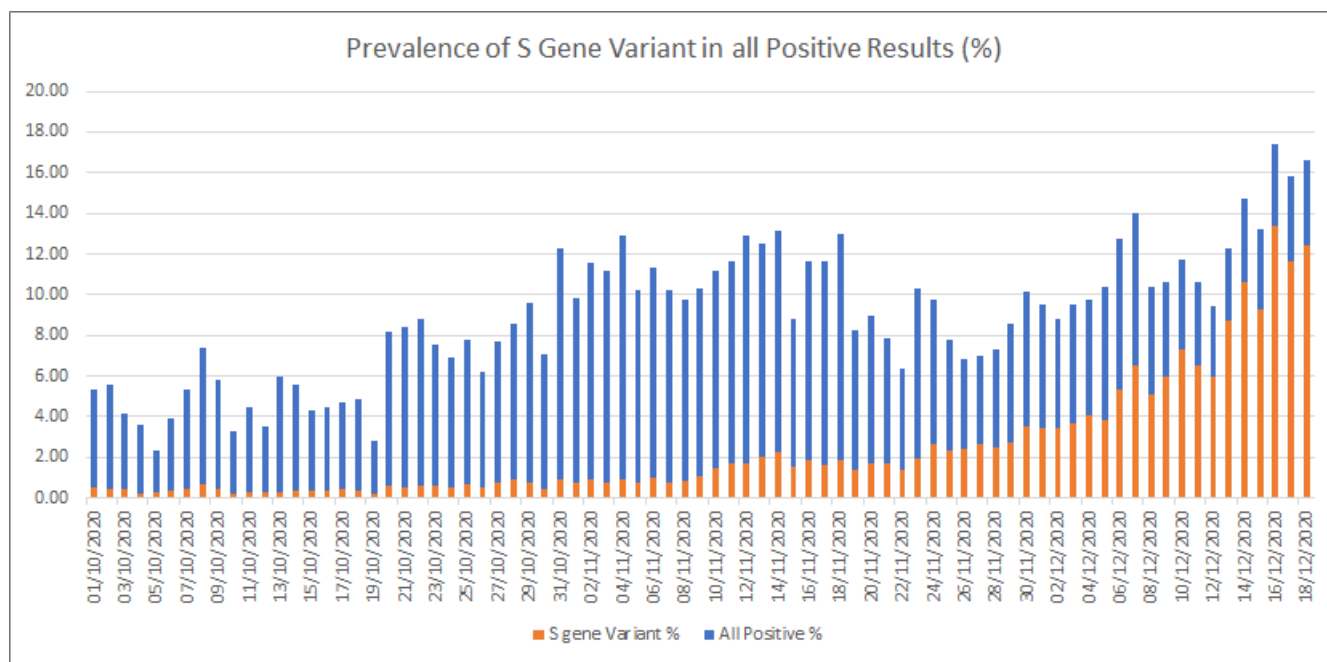


圖 1-1 英國確診患者病毒條狀圖。資料來源:MK LHL。

根據世界衛生組織(World Health Organization,WHO)所統計，新型冠狀肺炎共有 14 種典型臨床症狀，分別為發燒、乾咳、疲勞、有痰、呼吸急促、肌肉或關節痠痛、喉嚨痛、頭痛、發冷、噁心或嘔吐、鼻塞、腹瀉、咳血、結膜充血，當嚴重時，可能會發展成嚴重肺炎、呼吸道窘迫症候群或多重器官衰竭、休克等。而我國衛生福利部疾病管理署指出，以目前流行病學資訊可以得知，多數確診患者能康復，但也有少數死亡案例，死亡個案多具有潛在病史，如糖尿病、慢性肝

病、腎功能不全、心血管疾病等，而根據台灣急救加護醫學會(Taiwen Society of Emergency and Critical Care Medicine, TSECCM)指出，當疑似案例進行胸部 X 光檢查後，檢查結果之肺部 X 光影像有六成的確診病患出現肺部浸潤與八成的確診病患出現毛玻璃狀陰影/病灶，而上述兩個現象即是肺炎感染之症狀，

依本國 108 年國人死因統計結果報告可以得知，其三名死因依序為：惡性腫瘤、心臟疾病與肺炎，看似平凡無奇的肺炎，在 108 年卻有 15815 人因其而病故，且相較與 107 年，其死亡增減百分率達 6.9%，是死因統計結果死亡增減百分率最高，故引人深思，肺炎的臨床病狀有劇烈咳嗽、發燒、頭痛、呼吸困難、噁心等，而在臨床診斷上，因其他疾病也可能有類似肺炎之現象，故增加診斷難度，造成無法挽回的憾事，故透過使用 AI 醫療，醫生可以先使用 AI 系統進行初步判斷，透過從大數據提供相關的病症，使其協助醫生在病症上之診斷，達到精準醫療之目的。

因此，本研究基於上述，將透過肺部 X 光影像蒐集，進行影像分類與處理，建立其卷積神經網路(Convolutional Neural Network, CNN)模型訓練，進行肺部是否感染肺炎之判斷，以達到初步診斷之效果。

第二節 研究問題

基於上述研究背景與動機，本研究主要以卷積神經網路(Convolutional Neural Network,CNN)對於肺部 X 光影像是否感染進行辨認與探討，因此將研究問題分成三個部分，分別為肺部 X 光影像蒐集、卷積神經網路模型訓練與肺部 X 光影像辨識。

2.1 肺部 X 光影像蒐集

將於各數據網站，如 KAGGLE、GITHUB 等以蒐集肺部 X 光影像為目標，取得足夠之肺部 X 光影像後，將其作初步的影像分類與處理，使其能在進行模型訓練有更好的效果。

2.2 卷積神經網路模型訓練

卷積神經網路(Convolutional Neural Network,CNN)是深度學習(Deep learning)常運用在圖片訓練分析的辦法，相較以往機器學習(Machine learning)雖然模型建置成本提高，但對於所訓練資料的準確度卻大幅上升，故在獲得足夠之肺部 X 光片後，將其運用在卷積神經網路(Convolutional Neural Network,CNN)訓練。

2.3 肺部 X 光影像辨識

將待辨識之肺部 X 光影像輸入到以訓練完成的卷積神經網路模型內，並觀察其辨識結果並加以探討。

第三節 研究限制

本研究主要以卷積神經網路(Convolutional Neural Network,CNN)對於肺部 X 光影像是否感染肺炎進行辨認與探討，尚無法對其餘肺部疾病進行辨認，故本研究不宜過度延伸解釋。

第四節 研究流程

本研究之進行方式係建研究動機與研究目的為開始，並彙整相關文獻資料，針對研究議題進行深入了解，並蒐集相關肺部 X 光影像，將其作初步的影像處理與分類，後建立卷積神經網路模型進行測試與修改，最後依據研究結果提出結論與建議。

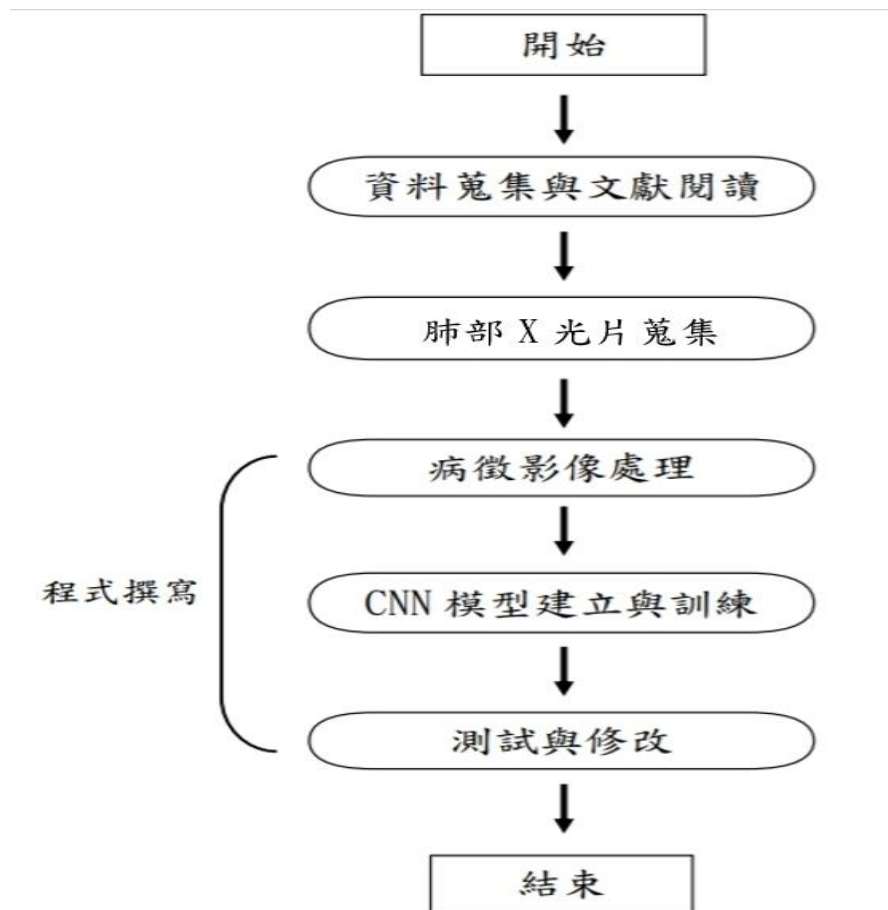


圖 1-2 研究流程圖。資料來源:研究者繪製。

第二章 文獻回顧

本章將透過文獻進行分析與整理，以新型冠狀肺炎、類神經網路與Tensorflow 三個變相進行文獻探討及回顧，作為本研究之研究基礎理論依據。本章內容共分為三小節，第一節為新型冠狀肺炎、第二節為類神經網路、第三節為Tensorflow。

第一節 新型冠狀肺炎

新型冠狀肺炎(Corona Virus Disease which first appeared in 2019, COVID-19), 全名為嚴重特殊傳染性肺炎，最初於 2019 年 12 月在中華人民共和國湖北省武漢市被發現，並在之後的一年迅速的擴散至全球，演變成一個全球性的大瘟疫。截至 2020 年 12 月 26 日為止，全球所有國家都出現了感染病例，全球累計病例將近 8000 萬名確診案例，其中約 180 萬名病例因此死亡，為人類史上致死人數最高的流行病之一。

疫情初期，由於潛伏期時長不等且輕症狀患者與同期的流行性感冒症狀相似導致患者、家屬及政府難以辨認，進而引響政府對疫情的控制，這次疫情與嚴重急性呼吸道症候群(SARS)當時相比，僅花了四分之一的時間就造成了當時十倍的確診數量。由於對病毒的理解甚少，加上病毒出現多次的變異，目前只能進行對症治療，而瑞德西韋等對因治療的藥物只能產生一定的效果但不明確。為了因應疫情的迅速蔓延，世界各地均在進行疫苗的研發，但尚未完成可供大眾安全安心使用的疫苗。針對新冠肺炎的症狀，世界衛生組織(WHO)歸納出下列幾種較典型的症狀:發燒、乾咳、疲勞、有痰、呼吸急促、肌肉痠痛、關節痠痛、喉嚨痛、頭痛、發冷、噁心、嘔吐、鼻塞、腹瀉、咳血和結膜充血。

因新冠肺炎疫情的影響，在不同面項上全世界都受到巨大的影響。由疫情造成的恐慌性消費在世界各地上演，衛生紙、泡麵、麵包、米、蔬菜、消毒劑、酒精等日常生活物品的需求大量增加，加上因疫情而中斷的工廠跟物流的運作，導致日常生活物品跟衛生用品嚴重短缺。在政治方面，多個國家的政客染疫被隔離或死亡導致國家的政治活動受影響，美國的總統大選也因疫情引響，一部分的選民改用郵遞投票的方式選舉。

教育方面，全世界大多數的國家已暫時關閉學校等教育機構來抑制疫情的傳播，聯合國兒童基金會指出，約有 17.25 億的學生受到影響，占全世界的 98.5%，一部分的學校改用遠距離線上教學的方式來進行授課。文化及娛樂方面，博物館、圖書館、表演場所等文化機構被關閉，展覽、活動、表演等被取消或延後，NBA、MLB 等知名的大型體育賽事聯盟被迫停賽。旅遊業更是遭到重創，多數國家關閉機場禁止非必要的人員出入境，甚至因為旅遊的數量減少導致許多地區的空氣污染下降。在經濟方面，西德克薩斯中質油(WTI)的價格下跌，跌至紀錄低點(每桶負 37.63 美元)。許多企業受疫情衝擊而倒閉，許多員工因公司收入受影響而遭裁員，進而造成一股失業潮。

第二節 類神經網路

2.1 類神經網路

類神經網路(Neural Network)是一種模仿生物神經網路的結構發展出的數學模型，用於對函式進行估計或近似，常應用於影像辨識及自然語言處理，一般類神經網路可分為基本三大層，分別是輸入層(Input layer)、隱藏層(Hidden layer)及輸出層(Output layer)，輸入層就是輸入資料的特徵值，輸入層接受非線性輸入訊號進入網路，隱藏層是輸入層及輸出層之間的神經元及鏈結所組成的，可以

有多個隱藏層，將輸入數據做線性劃分，多個隱藏層，其降低誤差的能力較高，梯度下降也比單個隱藏層來的慢，簡單來說就是將輸入資料做運算，輸出層則是透過輸入特徵經過隱藏層所得到的預測結果。

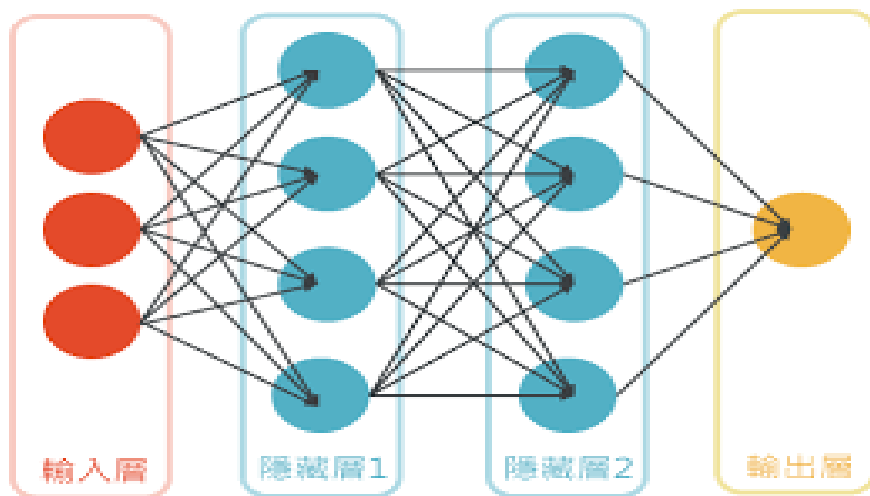


圖 2-1 類神經網路之結構圖。資料來源：行銷資料科學。

2.2 卷積神經網路(Convolutional Neural Network:CNN)神經層介紹

2.2.1. 卷積層(Convolution layer)

對輸入資料進行卷積動作，進行卷積動作會先給定一卷積核，通常還會經過激勵函數(增加非線性性)，加速收斂並達到一定的正規化，卷積核(kernel, 又稱:filter)裡的數字代表卷積核的權重，原理是透過卷積核在圖片上進行滑動找出特徵，每滑動一次卷積核就會和圖像進行點乘(dot product)，卷積核裡的權重單獨對相應位置的像素進行操作，可萃取出特徵當作辨識的依據，如下圖所示，中間 3x3 九宮格為卷積核，由左往右、由上而下進行滑動，Stride 為 1，進行卷積的動作，卷積運算後得到的結果稱為特徵映射圖(如圖 2-2)。

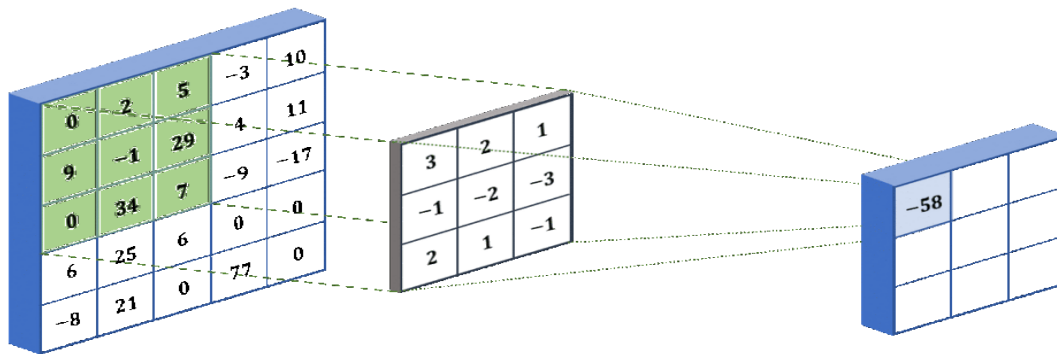


圖 2-2 卷積層之應用圖。資料來源：Brandon Da Silva。

2.2.2 池化層(Pooling layer)

簡單來說就是能將輸入的原有圖像尺寸縮小並能保留主要特徵，能提高運算速度、縮減模型大小及節省記憶體空間，常見的 Pooling 為最大化(Maximum-Pooling)、平均化(Average-Pooling)，最大化就是我們定義一個 2x2 的窗口四格中取最大值，平均化是四格中取平均值，以下圖為例，最大化為 2x2 Maximum Pooling, stride = 2，平均化為 2x2 Average Pooling, stride = 2，兩種池化方式的輸出資料量為原本的四分之一(Stride 為滑動步長，會影響矩陣維度)。

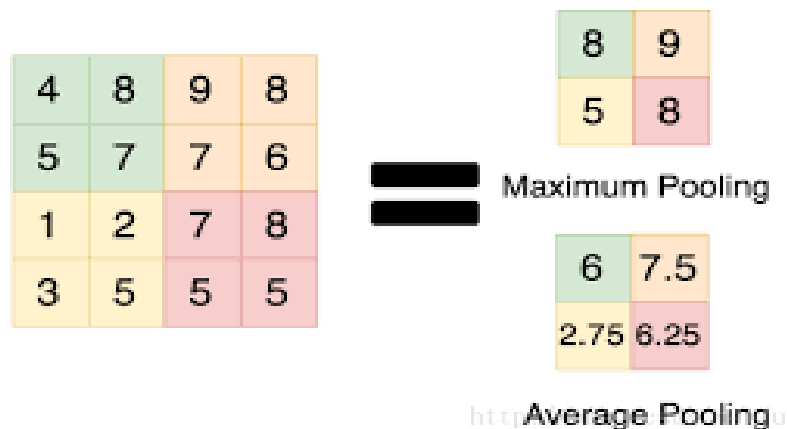


圖 2-3 池化層之應用圖。資料來源：CSDN。

2.2.3 平坦層 (Flatten Layer)

平坦層的作用就是將卷積層與池化層輸出的特徵做拉平的動作與做維度的轉換，如此一來才能放入全連接層做分類。如下圖示

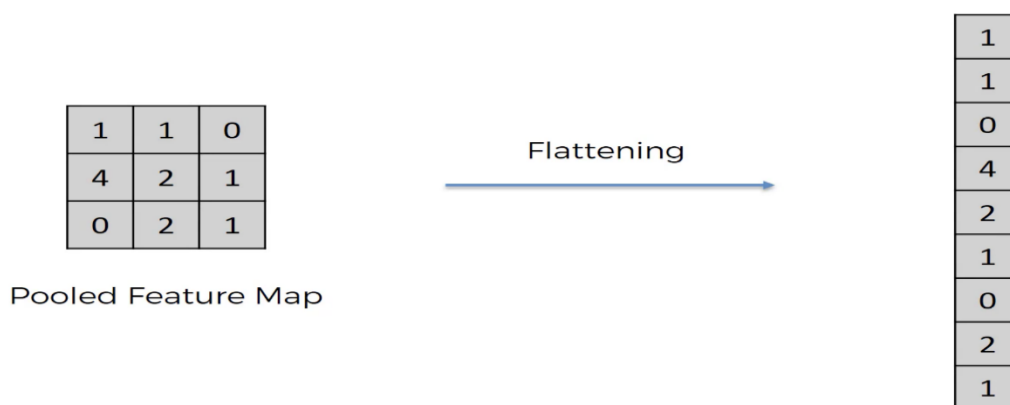


圖 2-4 平坦層之應用圖。資料來源：CSDN。

2.2.4 全連接層(Fully-Connected layer:FC)

卷積神經網路透過卷積層、池化層及激活函數提取特徵後，需要進行分類，而全連接層的作用就是當作分類器，經過重新計算過後，辨別出輸入圖像屬於哪一個分類，把計算過的特徵重新通過權值矩陣組成完整的圖，全連接層中的每個神經元都會與前一層的所有神經元進行全連接，對圖像做分類時，會產生大量的參數，所以運算所需的時間會比卷積層、池化層多大量時間，所需的記憶體也是十分可觀，因此全連接層大多只有一至二層。如下圖所示，紅點為有取出特徵的神經元，透過神經元進行全連接，輸出層得到一隻完整的貓咪。

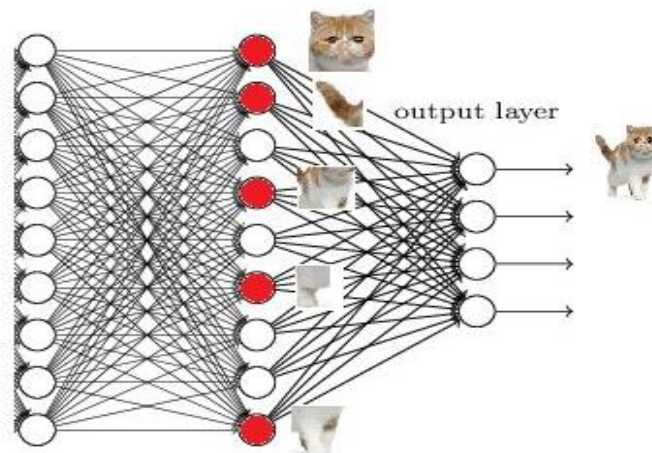


圖 2-5 全連接層之應用圖。資料來源:CSDN。

第三節 Tensorflow

Tensorflow 前身為 DistBelief 是由 Google Brian 所開發用來當作 GOOGLE 專有的第一代機器學習系統，其後 GOOGLE 指派電腦科學家，如傑弗里·辛頓和傑夫·迪恩等，簡化和重構 DistBelief 的代碼庫，最後形成 Tensorflow(0.8.0 版本)。

3.1 版本

一、0.8.0 版本(發布於 2016 年 4 月)開始原生的支援分散式執行。

二、0.9.0 版本(發布於 2016 年 6 月)開始支援 iOS。

三、0.12.0 版本(發布於 2016 年 12 月)開始支援 Windows 系統。該移植代碼主要由微軟貢獻。

四、1.0.0 版本(發布於 2017 年 2 月 11 日)雖然參考實現執行在單台裝置，TensorFlow 可以執行在多個 CPU 和 GPU(和可選的 CUDA 擴充和圖形處理器通用計

算的 SYCL 擴充)。TensorFlow 可用於 64 位元 Linux、macOS 和 Windows，以及移動計算平台，包括 Android 和 iOS。

五、2.0.0 版本(發布於 2019 年 3 月 7 日)強調簡單易用性，使用 Keras 和 eager execution，輕鬆建立簡單的模型並執行。在任何平台達成生產環境的模型部署，為研究提供強大的實驗工具，清除不建議使用的 API 和減少重複來簡化 API。

3.2 硬體支援

Tensorflow 除了使用 CPU 以及 GPU 之外，GOOGLE 於 2016 年 5 月宣布了張量處理單元(TPU)，一個專為機器學習和 TensorFlow 全客製化的專用積體電路，之後於 2017 年 5 月宣布第二代張量處理單元，第三代則於 2018 年 5 月 8 日發布。

3.3 內部架構以及其運算模式

TPU 從內存加載參數到乘法器和加法器的矩陣中，然後 TPU 從內存加載數據。當每個乘法被執行後，其結果將被傳遞到下一個乘法器，同時執行加法。因此結果將是所有數據和參數乘積的和。在大量計算和數據傳遞的整個過程中，不需要執行任何的內存訪問。

因此 TPU 的優點就在於其特殊設計的陣列運算可以有效地降低功耗(功耗約控制在 28 至 40 瓦)，減少伺服器的使用成本至約原本的 1/5，並且在機器學習方面具備了高速運算能力。

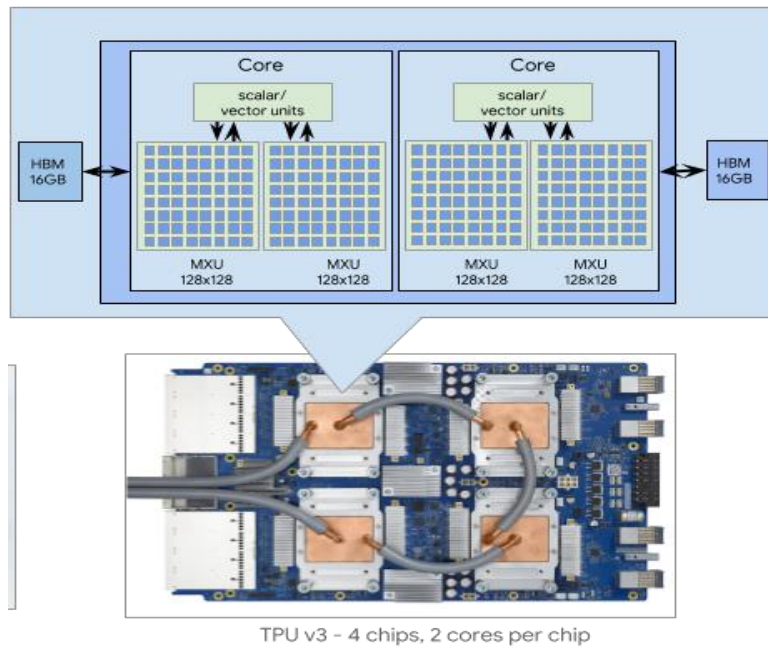


圖 2-6 TPU3.0 以及其內部架構。資料來源:GOOGLE。

3.4 Tensorflow 2.0 介紹

相較其 1.0 的版本，2.0 在其架構上將 1.0 所加入的套件包裝成了一個綜合性的平台，支援從訓練到部署的機器學習工作流程，其概念圖如下。

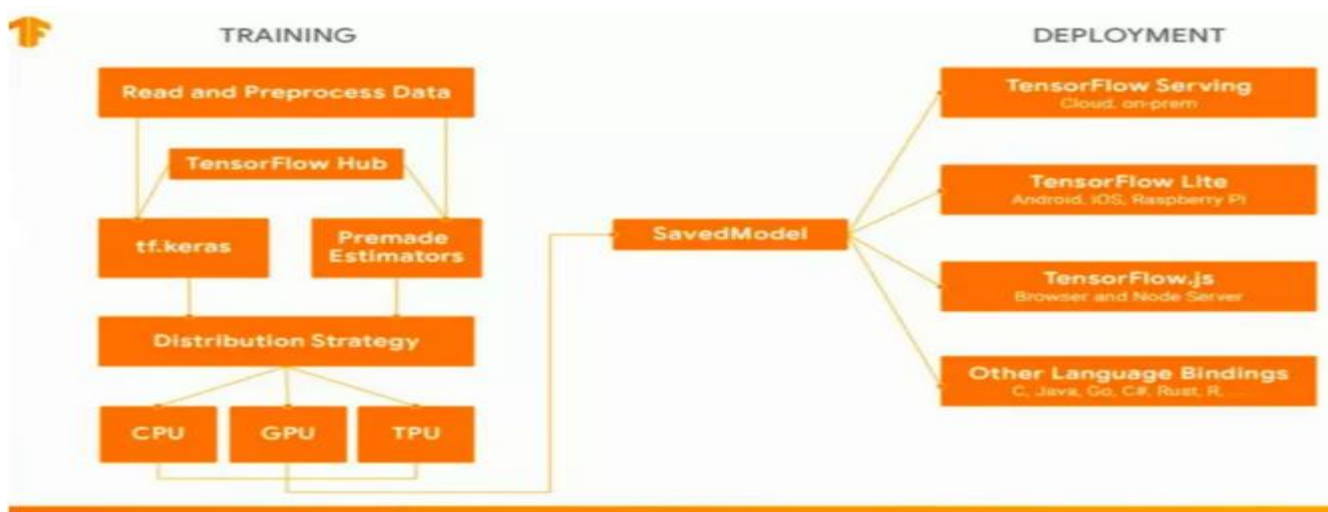


圖 2-7 架構概念圖。資料來源:GOOGLE。

其新架構帶來了更簡潔的流程，第一部即使用 `tf.data` 建立的輸入導管讀取訓練資料，然後使用 `tf.keras` 或 `Premade Estimators` 構建、訓練和驗證模型；接著用 `eager execution` 執行和除錯；再使用 `Distribution Strategy API` 在不變更模型定義的情況下，基於 CPU、GPU 等不同硬體規格分散和訓練模型；最後將模型導出到 `SavedModel` 儲存。流程如下圖所示。

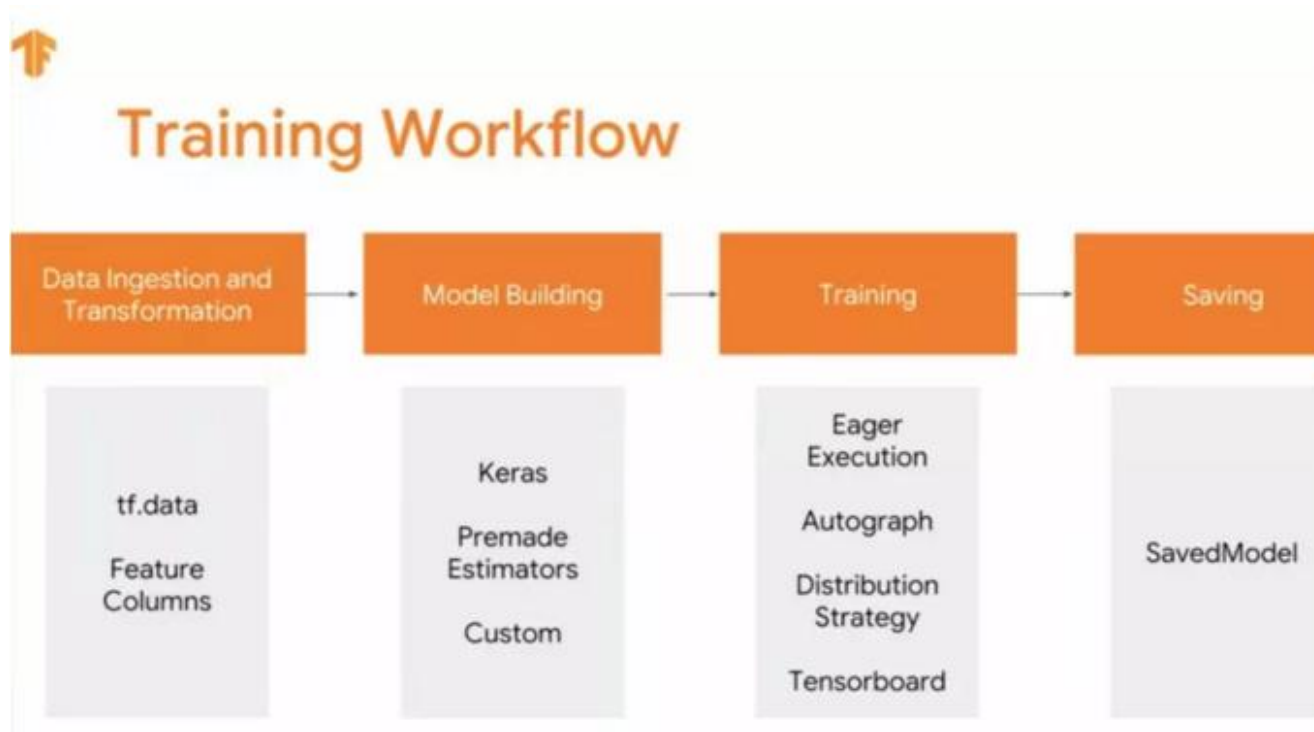


圖 2-8 訓練流程圖。資料來源:GOOGLE。

API 的部分則以 Keras API 指定為構建和訓練深度學習模型的進階 API，其 Keras 提供了幾個模型構建 API，例如可用 `Sequential API` 構建模型，然後使用「`compile`」和「`fit`」，`tensorflow.org` 中所有常見的「`tf.keras`」範例均可在 2.0 使用，改版本後最為明顯的地方就在於將用於機器學習的實驗和研究平台 `Eager execution` 設為預設優先，意味著任何運算呼叫後就會立即執行，不再需

要預先定義靜態圖，就可透過「tf.Session.run()」執行圖的各部分，讓執行過程更簡單快捷。此外，Eager execution 還有助於原型製作、除錯和監控執行中的程式碼，用戶可使用 Python 除錯程式檢查變數、層級梯度等物件，並利用裝飾器「@tf.function」內建的 Autograph 直接抓取圖表最佳化和效率，整個過程不僅能保留 TensorFlow1.x 基於靜態計算圖執行的所有優點：效能最佳化、遠端執行，以及序列化、導出和部署的能力，同時還增加了 Python 表達程式的彈性和易用性。

第三章 方法

本章內容共分為五小節，第一節為系統架構、第二節為資料蒐集、第三節為資料處理、第四節為建立卷積神經網路模型與第五節為圖形使用者介面建置。

第一節 系統架構

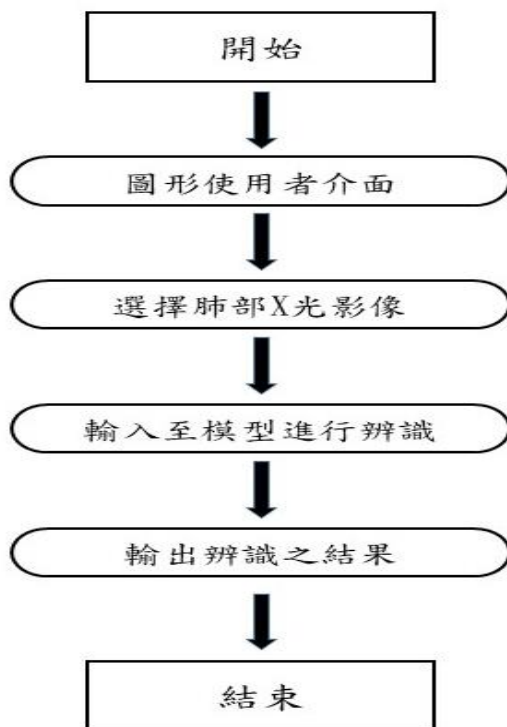


圖 2-9 系統架構圖。資料來源:研究者繪製。

第二節 資料蒐集

本研究使用 KAGGLE 資料科學競賽平台上所提供的開放資料集作為本研究之訓練資料，該資料集為肺部 X 光影像，該資料集於 2018 年 01 月 06 日公布，由中國廣州市婦女兒童醫療中心所提供，該數據集分為 3 個資料夾，分別為訓練、測試與驗證，每個資料夾包含肺炎與正常兩個子資料夾，其中訓練資料夾有 1341 張正常影像與 3875 張感染肺炎影像；測試資料夾有 234 張正常影像與 390 張感染肺炎影像；驗證資料夾有 8 張正常影像與 8 張感染肺炎影像，共計 5856 張肺部 X 光之影像。

第三節 資料處理

再將肺部 X 光影像資料集輸入卷積神經網路模型，需先將資料做資料清洗，以達到良好的訓練結果，故本研究將此肺部 X 光影像資料集做進一步的分類，共有 1575 張正常影像與 4265 張感染肺炎影像，接續以 75%：25%進行分割，分割後訓練集為 4380 張，測試集為 1460 張。

第四節 建立卷積神經網路模型

本研究建立卷積神經網路模型，其輸入之影像大小為 224*224，該模型共計有 5 層，分別為兩層卷積層、兩層池化層與一層全連接層，最後輸出一個機率值來確認肺部是否有感染。

第五節 圖形使用者介面建置

本研究圖形使用者介面主要使用 TKINTER/PYTHON 作為圖形使用者介面設計程式語言。圖形使用者介面共分為三個部分，分別為選擇檔案、顯示肺部 X 光之影像與辨識之結果，先選擇一張肺部 X 光之影像輸入，會在下方顯示該肺部 X 光之

影像，並將該肺部 X 光之影像輸入至所訓練之卷積神經網路模型，最終將結果顯示於圖形使用者介面中。

第四章 專題結果與討論

本研究主要以卷積神經網路(Convolutional Neural Network,CNN)對於肺部 X 光之影像是否感染進行辨認與探討。依據專題結果進行討論，本章共分為四小節，第一節為專題結果、第二節為研究建議、第三節為商業分析、第四節為成果應用。

第一節 專題結果

本研究主要以卷積神經網路(Convolutional Neural Network,CNN)對於肺部 X 光影像是否感染進行辨認與探討，而本研究所建立之卷積神經網路其準確度達到 91%，研究過程發現過多的卷積層、池化層會造成結果過度吻合，導致判斷結果失真，基於本研究之所使用之程式碼並非官方函式，故未能繪製相關圖表，

本研究之圖形使用者介面如圖 4-1，在圖形使用者介面中使用者可以選擇一張肺部 X 光影像，接續會顯示於下方圖形使用者介面中且傳至以訓練之卷積神經網路進行辨識，並顯示辨識之結果。



圖 4-1 圖形使用者介面。資料來源:研究者繪製。

第二節 研究建議

本研究於設計上參考國內外之文獻，融入相關理論基礎及現況，以求貼近理論與實務之結合，雖於研究上力求客觀性、完整性及嚴謹之態度，但因有鑑於學識、時間與經費等條件之限制，使得研究結果仍有其不足之處，因此，針對本研究不足之處，提出幾點建議，以作為後續研究者未來探討之方向。

一、研究限制

本研究主要以卷積神經網路(Convolutional Neural Network,CNN)對於肺部 X 光影像是否感染進行辨認與探討。但基於肺部 X 光之影像資料集取得不易且硬體設備方面所限制，以致無法建置更深入之卷積神經網路模型，故本研究只基於使用卷積神經網路模型辨識肺部 X 光影像是否感染肺炎之應用。

二、後續研究建議

本研究主要以卷積神經網路(Convolutional Neural Network,CNN)對於肺部 X 光影像是否感染進行辨認與探討。建議在辨識是否感染肺炎後，可以在建置一個卷積神經網路模型進行相關肺部病症之辨認，且可以建立資料庫存取相關資料，使該研究可以進行進一步的功能完善。

第三節 商業分析

3.1 相關背景回顧

隨者 AI 的相關技術日漸發達，越來越多產業也投入資源研發與 AI 相關的產品與服務，像是無人車(自動駕駛)或是語音助理之類的產品及服務也慢慢開始推出，而本研究的醫療影像辨識也是 AI 在醫療方面的一個類別。除了幾個科技龍頭像是 Google 或三星之外，也有許多醫療廠商也紛紛在 AI 醫療影像診斷上投入資源，但與其他產業不同的是，以醫療影像進行診斷這項技術的使用仍然不像上述幾個有實質的影響，除了技術以外仍有其他因素造成這項技術無法順利發展。

2012 年，在 ImageNet 影像辨識大賽中，參賽者 Alex Krizhevsky 用深度學習訓練出一個 CNN 模型 AlexNet，以 85% 準確率拿下冠軍，2017 年最後一屆的 ImageNet 影像辨識大賽，冠軍 DenseNet 的準確率更是高達 97.7% 完勝人類。由此可見以 AI 進行醫療影像的辨識是可行而且準確的，但如此高的準確率卻仍然沒有投入實際使用，有可能來自於一般民眾對這項技術的陌生以及不信任感，在這之前都是以醫生診斷、用 CAD(Computer Aided Diagnosis 電腦輔助診斷系統)輔助的模式來進行醫療行為的，一般民眾習慣了以往的診斷方式。突然一項新的陌生的技術跑出來然後聲稱有比一般醫生還要高的準確率，一般人都不太能接受。

根據目前整體醫療行為而言，大部分的人對 AI 的認識還很陌生，其中使用較多醫療資源的中老年人口更是如此，相較之下，數十年的傳統醫療模式已經在一般大眾的心中建立起了足夠的信任感，不接受新的診斷方式是正常的反應。再來就是現今醫療業界對研究的影響，為了進行 AI 醫療影像診斷的研究，必須有醫師等專業的人員來配合。但一部份的醫師認為，這項技術的完成會取代他們的工

作，自然不願意配合研究。再加上，醫療影像屬於個人隱私，如果要用醫療影像來進行研究，必須得經過繁瑣的法律程序才能取得醫療影像，勢必會拖慢整個研究的過程。再來就是臨床實驗的問題，

AI 由於在各行各業的研究都尚未完全，到現在仍然能透過新聞得知許多失敗或出意外的案例，由於是醫療行為這種攸關人命的事情，必定得經過數次的臨床實驗才能投入進行實用，而在負面消息多於正面消息的情況更難找到患者進行臨床實驗。最後也是爭議最大的發展阻礙，醫療糾紛。由於深度學習訓練出結果的過程複雜很難有邏輯依據來判斷，由於訓練出來的模型終究只能做到大概率正確，實在是難以免除診斷錯誤的情況，但當診斷出錯時，誰要負責承擔責任？由於無法確定系統為何會做出錯誤的判斷，很難進行後續的責任追究以及預防措施，可依循的機器學習演算法又還沒完成，再加上大部分的國家對於以 AI 進行醫療影像的診斷仍然沒有完整的法律可以進行規範，當事故發生的時候，要如何解決、要由誰負責等問題直到現在都沒有明確的解答。

3.2 SWOT 分析

S 優點 <ol style="list-style-type: none"> 1. 準確度較傳統的醫療高。 2. 學習能力比人類還要強。 3. 診斷時間較傳統的醫療短。 4. 縮減醫院的人力成本。 	W 缺點 <ol style="list-style-type: none"> 1. 醫療影像辨識還只能針對部分疾病，資料庫還不完全。 2. 雖準確度較高但還是有誤診機會。 3. AI 做出決策的過程複雜難以找出邏輯依據。
O 機會 <ol style="list-style-type: none"> 1. 醫療影像辨識成為趨勢，許多科技公司紛紛投入資源進行研究。 2. 醫療資訊講究標準化，若醫療影像辨識技術成熟將可成為未來主流。 	T 威脅 <ol style="list-style-type: none"> 1. 醫療的習慣及對新技術的陌生影響民眾對於新技術的接納程度。 2. 涉及個人醫療隱私，新的醫療影像的取得與共享較困難導致發展速度緩慢。 3. 法律規範不全，若出現醫療糾紛難以判定責任歸屬。

表 4-1 SWOT 分析。資料來源:研究者繪製。

3.3 STP 分析

市場區隔 Segmentation	目標市場 Targeting	市場定位 Positioning
<p>地理統計: 需要大量篩檢之地區。</p> <p>人口統計: 適用於能使用 X 光片照射之年齡層。</p>	<p>雖然現在可以經由人工方式檢測疾病，但速度仍就不夠快速，因此對於需要初步快速篩檢的檢查方，是我們的目標市場。</p>	<p>提供多種的肺部疾病快速初步檢測、簡易操作的使用介面、與衛生福利部合作將初檢資料放入健保資料庫中。</p>

表 4-2 STP 分析。資料來源:研究者繪製。

3.4 5 力分析

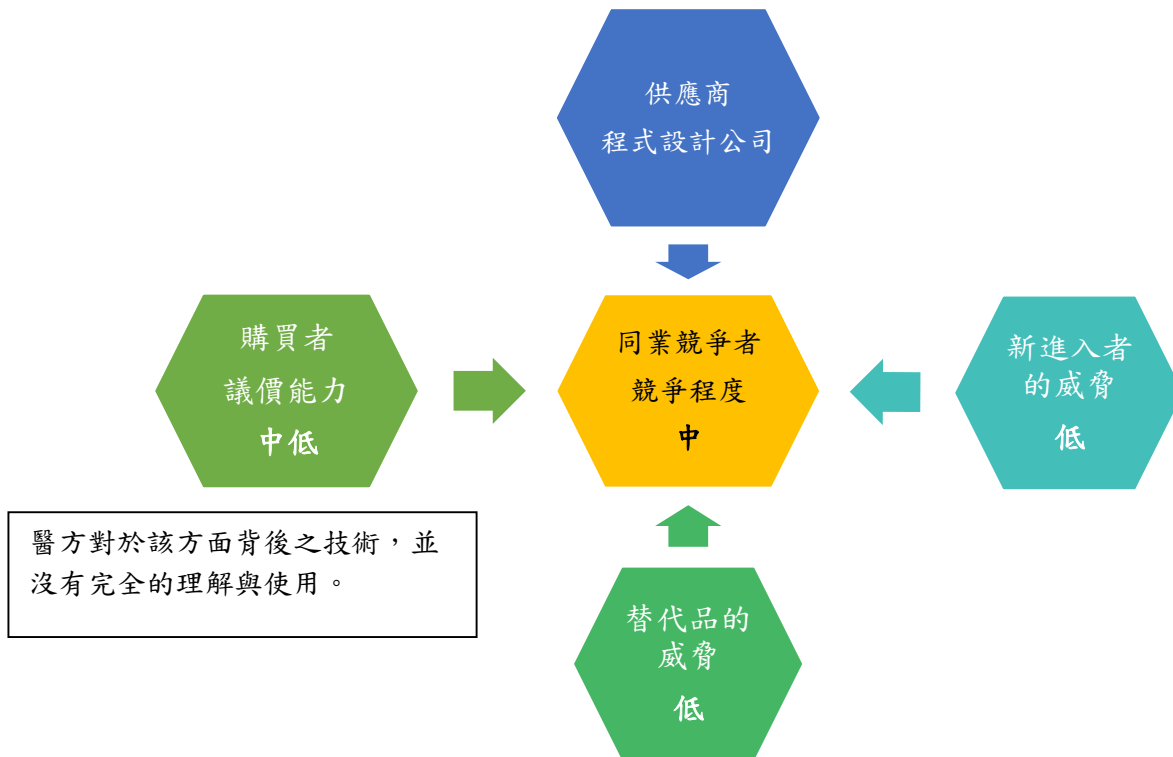


圖 4-2 5 力分析。資料來源:研究者繪製。

第四節 成果應用

本研究為使用者可以在圖形使用者介面中使用者可以選擇一張肺部 X 光影像，接續會顯示於下方圖形使用者介面中且傳至以訓練之卷積神經網路進行辨識，並顯示辨識之結果，而在未來，隨著新冠肺炎疫情的升溫，我們可以將該專題結合相關儀器進行分析。目前，臺灣新冠肺炎篩檢現行方式為病毒核酸檢測，透過喉頭、鼻咽拭子採取檢體，送往實驗室分析，一般來說，最快可在 4-6 小時內完成檢驗，而希望此發想，可以透過儀器，在有限的時間內，快速取得肺部疾病之相關數據，並且進行相關辨識，以達到人工智慧運用在醫療領域之目的。

參考文獻

一、中文部分

1. 李允龍(2020)。使用改良 CNN 模型推斷對抗特徵並實現多種電腦視覺的應用。國立虎尾科技大學資訊工程系碩士學位論文，雲林縣。
2. 戴子期(2020)。基於 CNN 混合模型的相似融合度背景圖像分割之方法。國立成功大學工程科學碩士學位論文，台南市。
3. 官振鵬(2020)。可重組之稀疏 CNN 網路深度學習加速架構設計。國立中興大學電機工程學碩士論文，台中市。
4. 黃聖凱(2020)。電腦輔助診斷 X 光片胸腔疾病透過具圖注意力機制的卷積神經網路。國立台灣大學資訊網路與多媒體研究所，台北市。

二、英文部分

1. Jonas De Vos(2020)。The effect of COVID-19 and subsequent social distancing on travel behavior。Bartlett School of Planning, University College London。
2. Shohini Roy(2020)。Economic Impact of Covid-19 Pandemic。Master of Science(Finance) Purdue University。
3. Preliminary White Paper(2015)。TensorFlow:Large-Scale Machine Learning on Heterogeneous Distributed Systems。Google Research。
4. USENIX(2016)。TensorFlow: A System for Large-Scale Machine Learning。Google Brain。

三、網站部分

1. 新冠病毒變種：對引發擔憂的英國病毒突變我們知道什麼。109 年 12 月 22 日，取自：<https://www.bbc.com/zhongwen/trad/science-55408605>
2. 新冠疫情：英國、南非和尼日利亞發現變種病毒。109 年 12 月 25 日，取自：

<https://www.bbc.com/zhongwen/trad/world-55445810>

3. 病毒如何命名的？ - 新冠肺炎 COVID-19。109 年 10 月 06 日，取自：

<https://www.ebsco.com/e/zh-tw/blog/by-any-other-name-covid-19>

4. 嚴重特殊傳染性肺炎 Q&A。取自：

<https://www.cdc.gov.tw/Category/QAPage/B5ttQxRgFUZIRFPS1dRliw>

5. 關於新冠肺炎你需要知道的事。109 年 04 月 13 日，取自：

https://www.seccm.org.tw/orgNews/News_wuhan_info.asp?/294.html

6. 108 年國人死因統計結果。109 年 06 月 16 日，取自：

<https://www.mohw.gov.tw/cp-16-54482-1.html>

7. 台灣肺炎診治指引。107 年 10 月，取自：

<https://pneumonia.idtaiwanguideline.org/>

8. AI 在醫院做什麼？你看病的方式正在改變。109 年 08 月 07 日，取自：

<https://www.commonhealth.com.tw/article/article.action?nid=79941&from=search>

9. 為機器學習而生的處理晶片—TPU。108 年 09 月 26 日，取自：

<https://scitechvista.nat.gov.tw/c/sT5f.htm>

10. 一文搞懂 CPU、GPU 和 TPU。108 年 09 月 09 日，取自：

<https://kknews.cc/zh-tw/tech/z5qnr4p.html>

11. TensorFlow。取自：<https://zh.wikipedia.org/wiki/TensorFlow>

12. 張量處理單元。取自：

<https://zh.wikipedia.org/wiki/%E5%BC%A0%E9%87%8F%E5%A4%84%E7%90%86%E5%8D%95%E5%85%83>

13. TensorFlow 2.0 Alpha 版來了！。108 年 03 月 08 日，取自：

<https://technews.tw/2019/03/08/tensorflow-2-0-alpha/>