

中華民國第 59 屆中小學科學展覽會 作品說明書

國中組 生活與應用科學(一)科

第一名

032812

廢棄腳踏車～重生！人工智慧的應用研究

學校名稱：臺北美國學校

作者： 國二 許雲婕 國一 蔡宇翔	指導老師： Becky Maguire 張 慎
---------------------------------	---------------------------------------

關鍵詞：人工智慧、貼文評價、多層感知機(MLP)

得獎感言

廢棄腳踏車～重生！人工智慧的應用研究

7月26日，我坐在座位上，聽到麥克風傳來「第一名，臺北美國學校！」那一刻，腦海中先是一片空白，接著起身走向講台，過去三年，「廢棄腳踏車～重生」從社會公益服務發展成為科展研究主題，其中酸甜苦辣一幕幕的畫面，在腦海一一閃過，走向講台領獎的同時，我在心中大喊：「我們做到了！」

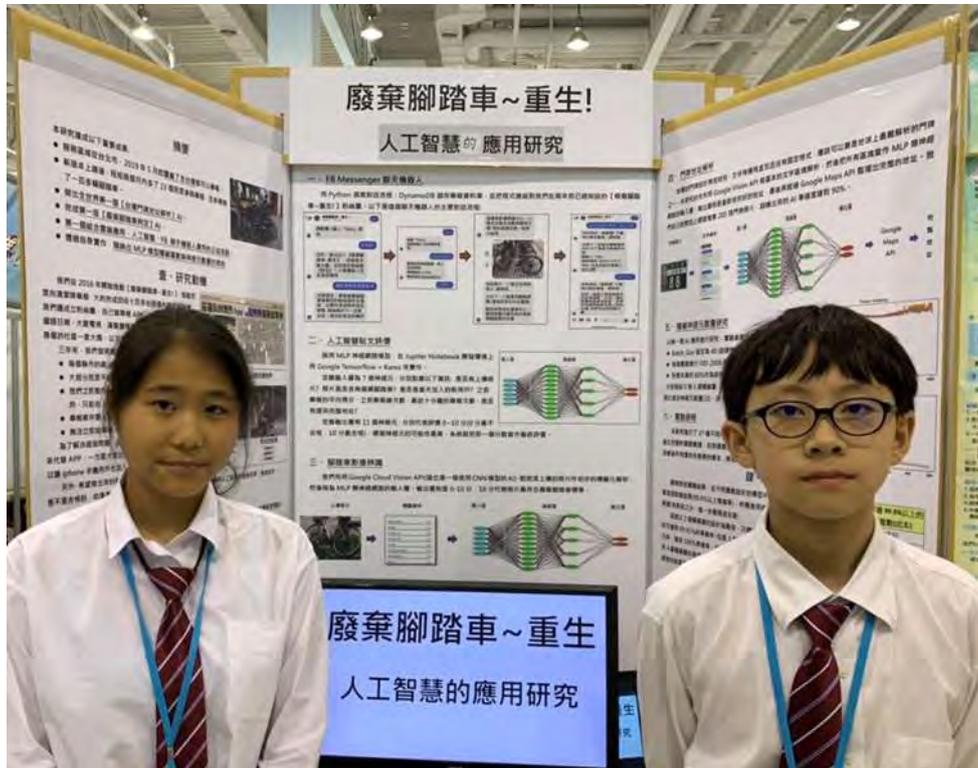
三年前，我們看到台灣人行道上有許多廢棄的腳踏車，因此用成 APP Inventor 設計了一套通報程序，不過在推動過程中，發現即使回收的績效提高，但因為通報的過程仍然很繁瑣，回收的速度永遠趕不上新增加的廢棄腳踏車，所以去年開始，我們決定要進行全面自動化。

這就是我們參加這一次科展的出發點。我們團隊一起討論，除了上網找資料，也請教學長姊，最後決定運用人工智慧程式語言，嘗試開發一個 Messenger 對話機器人，方便所有人輕鬆舉報。在訓練人工智慧機器人「小智」的過程遇到不少困難，如最佳的訓練樣本數、隱藏層的數量等等問題，都需要不斷地嘗試和釐清。我們也曾經心灰意冷過，但是想到曾經幫助我們的老師和學長、想到熱心舉報腳踏車民眾、想到臺灣有可能更乾淨更美麗，我們還是咬緊牙關堅持下去。在小智機器人終於可以和舉報人進行對話後，我們也設計小智的各種表情和反應，增加和舉報人互動的趣味性。在我們最終上傳，放到 Messenger 平台之際，依稀還記得，當收到民眾第一次舉報上傳廢棄腳踏車，那種興奮和雀躍的心情，久久難以自己。

在準備過程當中，我們透過不同的方式讓小智機器人更方便使用。除了擴大服務範圍到全臺灣，也同步連線到清潔單位。另外針對不懂中文的外國朋友，也開發出英文版本，而西班牙語和日文版本也正在進行中。

從公益活動走到科展的「廢棄腳踏車～重生」，並不是我們第一個公益活動。「機器人移動擂台教室」最早創立的公益平台，主要是針對資源比較少的小學生，教他們機器人程式語言，目的是希望能縮小城鄉間的數位差距。透過這兩個活動，深深體會，原來身為學生的我們，是能夠對社會產生正能量的，即使是一點點，只要願意開始行動，還是會激起美麗的浪花、進而擴散出去。在贏得比賽並與總統見面後，總統的鼓勵更讓我們堅信這條道路是正確的，更讓我們有足夠的勇氣繼續向前進。

未來我們希望繼續推動這些活動，不論是機器人移動擂台，或是廢棄腳踏車～重生，能擴散到世界其他地方。希望全世界都可以看到臺灣，看到學生帶動的民間力量，看到臺灣人無窮的生命力。有一天，不只是臺灣變得更美麗，全世界都能夠變得更美好。



許雲婕與蔡宇翔做好充分準備！

摘要

三年來我們推動【廢棄腳踏車~重生】公益活動已經回收了七百輛腳踏車! 本研究進一步結合人工智慧, 做了一個 FB 聊天機器人: 民眾只要提供地點、照片就可以完成舉報, 並利用遊戲化鼓勵民眾參與。

本研究做出了下列三個全台首創的 AI 應用:

1. 辨識廢棄腳踏車: 利用 Google Vision API 結合人工智慧類神經網路, 判斷民眾上傳的照片中是否有廢棄腳踏車。
2. 門牌辨識: 人工智慧結合 Google Vision API 及 Google Maps API, 從門牌照片解析出地址。
3. 案件評分: 人工智慧根據各種數據判斷舉報案件是否真實。

經過反覆實驗訓練, 它幾乎與人類專家所做的一樣好!

本研究進一步歸納實驗成果, 提出「2-4 個隱藏層、每層 5-20 倍輸入項目的神經元數量」的 MLP 最適配置, 可以廣泛應用於未來相關領域。

壹、研究動機

三年來【廢棄腳踏車~重生!】發動同學們去掃街, 找出一千多台停在路邊的廢棄腳踏車、向清潔隊舉報, 其中大約有七百多台完成回收處理。我們還成立粉絲團、自己寫舉報 APP, 持續努力的過程獲得國語日報、大愛電視、漢聲廣播電台的專題報導, 還榮獲信義房屋的社區一家大獎、以及捷安特的活動贊助。



圖 1: 國語日報大幅報導

但在過程中我們發現下列問題:

- 一、政府有很棒的廢棄腳踏車回收服務, 但是每個縣市的線上舉報網站都不一樣, 民眾很不方便。
- 二、大部分民眾不知道怎麼舉報。

三、我們之前製作的 APP，因為是使用 App Inventor 做的，只能在 Android 上使用，iPhone 不能用。而且現在大家不太願意下載使用不熟悉的 APP。

四、大家舉報的案件都需要經過人工檢查是否合格，然後才派件給清潔隊員，太耗費人力。

五、等待人工審查會影響作業效率，無法立即給舉報人回饋，影響繼續舉報意願

為了解決這些問題，我想到可以利用 FB 的聊天機器人來代替 APP，一方面大家比較容易學會操作，另一方面可以讓 iPhone 手機用戶也加入舉報活動。

剛好我們學校的 IT 課程有教人工智慧方面的介紹，吸引了我們想要對這方面進一步學習的興趣，我們希望做出來的聊天機器人可以應用人工智慧，讓流程簡化、讓民眾有好的體驗，讓全台灣各地民眾都可以很順暢地舉報路邊的廢棄腳踏車，幫助清潔隊將之回收、循環利用，也讓這些棄置路邊的腳踏車重新獲得生命!

本研究想要研究: 人工智慧所使用的類神經網路有很多種模型，本研究適合哪一種? 參數應如何設定? 如何把人工智慧應用到廢棄腳踏車辨識、門牌辨識、案件評分等?

貳、研究目的

當本研究想到要用人工智慧來判定舉報案件是否可以直接後送時，也發現舉報案件其實是一種「貼文」，和網路論壇、討論區、拍賣平台、社群平台、公民媒體等各種平台上的貼文的性質類似，都有以下共同特徵:

- 一、可能有大量的貼文，如果每件都要經由人工審查才上架，不但成本高，而且時效性差。
- 二、圖片是貼文的重要構成，但可能也涉及著作權、色情、廣告等議題。
- 三、有些是新用戶首次貼文，缺乏先前的歷史評價做為參考。
- 四、「不以人廢言、不以言廢人」歷史評價高的用戶也可能發出劣文；歷史評價低的用戶也可能發出好文，不可以只依賴歷史評價。

本研究針對舉報案件設計的 AI 評價系統，其實就是一種「自動貼文評價系統」，可應用於各種論壇網站，判斷使用者貼文是否可以直接上線，或需要進一步審查，甚至封鎖；又例如社群平台的使用者貼文，應該要給予多高的曝光度? 拍賣網站新物件是否可以直接上架或需進一步安全驗證或封鎖；YouTube 等影音網站自動審查新上傳的影片；搜尋引擎對收錄網站的排序；政府對申報或舉報案件的有效性，進行自動篩選等，應用範圍非常廣。

基於這樣的了解，本研究決定在研究這一個專案的人工智慧方案時，要考慮到其他類型貼文的應用，這樣本研究做出來研究成果就可以運用在更多的貼文平台上，將來的商業應用價值就更大。

另外，針對舉報過程中民眾上傳的照片是否包括了至少一輛廢棄的腳踏車，本研究希望也能夠應用人工智慧盡可能準確地判斷。

本研究也希望突破另一項沒有人做到過的人工智慧應用，那就是門牌辨識，讓民眾在舉報廢棄腳踏車時，不用辛苦做文字輸入，而是用手機拍下門牌照片並上傳，就能夠在雲端轉換成完整地址提供給清潔隊。

綜合以上課題，本研究這次的研究目的是希望能產出以下成果:

- 一、實作出一套 FB Messenger 聊天機器人，可以順暢地讓全台灣民眾隨時隨地參與舉報，還給民眾美麗的街道，也幫助大家作好資源回收。
- 二、研發出一套人工智慧系統，可以準確地評價民眾的舉報案件，作為清潔隊行動的依據。
- 三、應用人工智慧辨識照片是否包括了至少一輛廢棄的腳踏車。
- 四、利用人工智慧把台灣的門牌影像解析出正確而完整的地址，並且自動分出縣市和行政區，以便轉送給該地的清潔隊。
- 五、透過本研究探討「MLP 的隱藏層神經元數量決定方式」，針對 AI 深度學習領域的未解難題，至少提出局部解答。

參、研究設備及器材

- 手機 x2: 測試聊天機器人用。
- 電腦 x2: 撰寫程式、報告、進行實驗等。
- Jupiter Notebook: 類神經網路學習腳本開發環境。
- Keras + Tensorflow: 類神經網路平台，初學者也能夠做出人工智慧應用。
- Facebook Developer: 設定粉絲專頁、設定聊天機器人連結網址等。
- AWS: 放置本研究做出來的所有程式及資料庫，提供 24 小時不中斷的舉報服務。
- Google Cloud Vision API: 強大的影像辨識引擎，能夠標示照片中的特定物體，也能夠辨識文字，本研究使用它來解析影像，取得它的輸出進行人工智慧應用。
- Google Maps API: 地理資訊平台，本研究用它來以部分地址搜尋出完整地址。

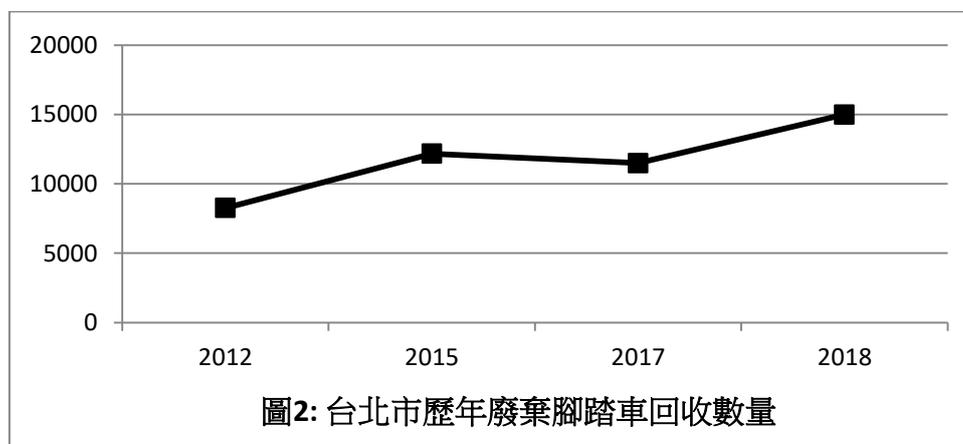
肆、研究方法與過程

一、回顧

(一)廢棄腳踏車處理流程及瓶頸

1. 現狀分析

台灣這二十年來推動環保的腳踏車騎乘，蔚為風潮，但是隨著時間過去，路邊廢棄不要的腳踏車也越來越多，以台北市為例，清潔隊在 2003 年回收了 6,000 輛路邊報廢的腳踏車，這個數量到 2012 年成長到 8264 輛，接著 2015 年 1 萬 2173 輛、2017 年 11,500 輛、2018 年超過 15,000 輛(如圖 2) [1][2]。



雖然清潔隊很努力，但是在市區還是隨處可見報廢的腳踏車占用車位、人行道，不但妨礙市容、不環保，甚至危害路人的安全!(如圖 3、圖 4)



圖 3: 廢棄腳踏車影響行人安全



圖 4: 廢棄腳踏車占用停車格

2.現行處理流程與瓶頸

廢棄腳踏車主要依靠清潔隊員的巡檢以及民眾舉報，但是因為這並非清潔隊的主要工作，而且人力有限，只能在收垃圾的沿路順道巡檢，也因此有很多死角。

民眾舉報後，清潔隊員會在幾天內到現場查看，如果確實是符合條件(標準如圖 5)的廢棄腳踏車，隊員就會在腳踏車坐墊上張貼回收的預告(如圖 6)，七天後清潔隊會再回來，如果告示沒有被車主撕下來，清潔隊就會回收到處置場，並上網公告一個月讓車主可以領取；一個月後如果無人認領，就會在處置場進行處理(如圖 7)，可以維修的就修好並公開拍賣給需要的民眾，不能維修的就拆解可用的零件給其他車輛維修用，剩下的就依材質分類進行資源回收。



圖 5: 廢棄腳踏車回收標準



圖 6: 清潔隊在車體張貼告示



圖 7: 修理或資源回收，重生!

目前的問題是民眾舉報的風氣不盛，主要是因為舉報的程序不方便，而且很多民眾不知道自己可以幫上忙。這也是為什麼我們三年前會推動這個活動!

三年來我們這個活動已經成功舉報了超過一千台廢棄腳踏車，並且獲得蘋果日報、大愛電視、漢聲廣播電台的專題報導，還獲得信義房屋的社區一家獎項、以及捷安特的贊助。已經成為這個領域代表性的公益活動!

特別誌謝: 巨大機械(捷安特)、信義房屋社區一家、伊藤園茶飲、好侍 House 佛蒙特咖哩、巨匠集團、Cacafly 聖洋科技、日立電動工具、好菇道、意高 EGO、台北市政府環保局等單位贊助支持。

(二) 人工智慧(類神經網路、機器學習、深度學習)

1. 概述

根據維基百科定義，人工智慧（Artificial Intelligence，AI）亦稱機器智慧，指由人製造出來的機器所表現出來的智慧[3]。智慧的最重要表現是能夠學習，所以人工智慧也可以說是在實現讓機器可以具備學習能力，我們說這是機器學習。

為了實現人工智慧，目前主流的做法是類神經網路，類神經網路是仿照人類的腦神經結構的計算模型，目的是讓電腦能夠模擬人腦的思考模式以解決抽象的問題。[4][5]

在利用類神經網路進行機器學習時，人們陸續發展出許多類型的網路模型，目前主流的共識是這些類神經網路應該要有多個層次，也就是在輸入層和輸出層之間還有一個以上的隱藏層，這就稱為深度學習。2006 年 Geoffery Hinton 提出了深度學習（多層神經網路），並在 2012 年的 ImageNet 競賽中有非凡的表現。[5]

2. 深度學習的主要模型

目前深度學習有三種基本模型，分別是多層感知機（Multi-layer Perceptron, MLP），卷積神經網路（Convolutional Neural Network, CNN）以及循環神經網路（Recurrent Neural Network, RNN）[6] [7]。扼要說明如下：

(1) 多層感知機（MLP）

多層感知器是經典類型的類神經網路。它們由一層或多層神經元組成。資料被送到輸入層，之後存在一個或多個隱藏層，並且在輸出層上進行預測。MLP 非常靈活，特別適用於分類預測問題。[8]

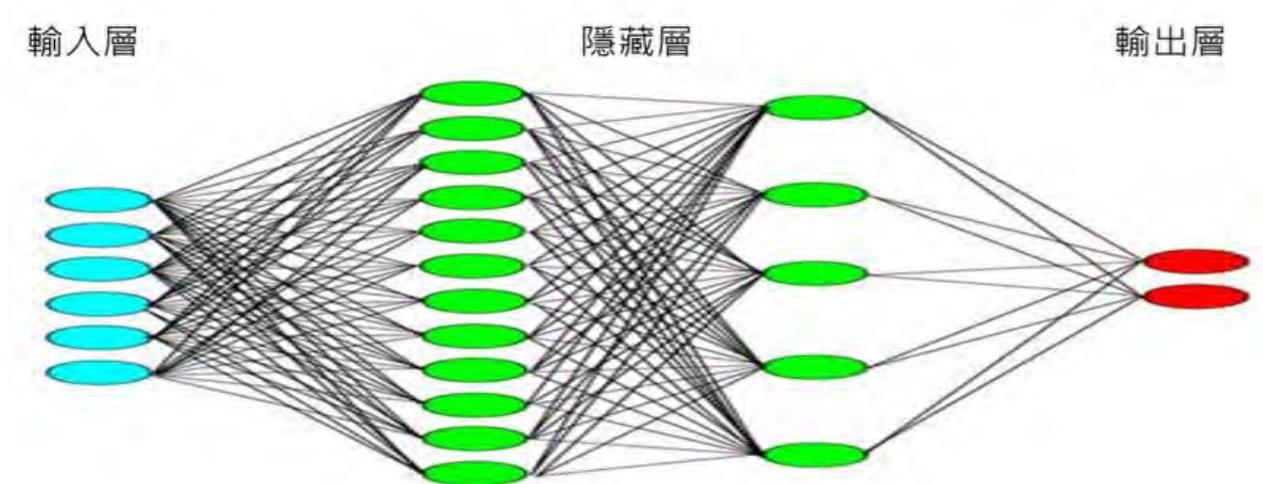
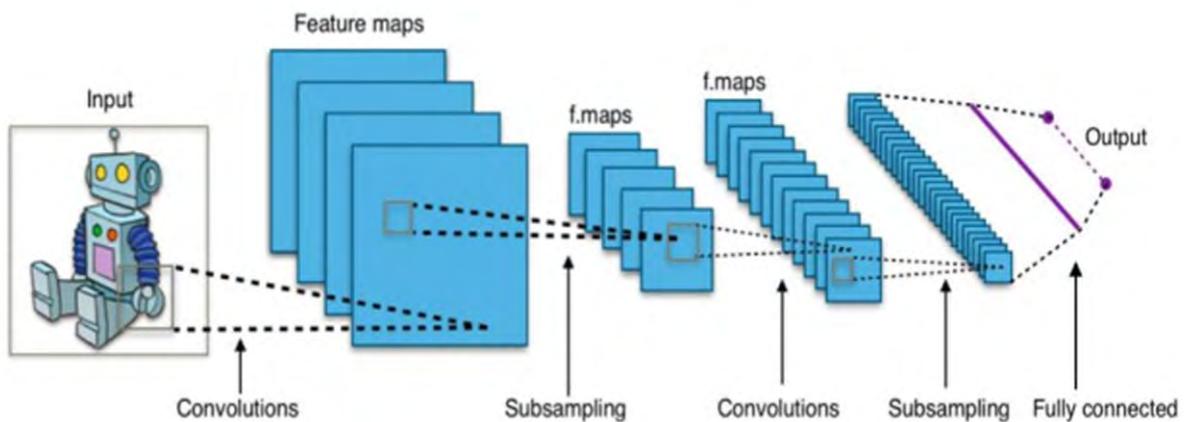


圖 8: MLP 類神經網路模型示意圖

(2)卷積神經網絡 (CNN)

CNN 有別於 MLP，在輸入層先分把眾多的輸入神經元成若干小區塊，每個小區塊只處理一小部分訊息，然後在整合眾多小區塊的學習結果向下一層進行學習。這種做法有效地降低複雜性，同時又不會忽略重要訊息。許多著名的人工智慧有突破性發展,包括 Google Cloud Vision、Alpha Go 等都是由 CNN 模型發展出來。

CNN 通過局部連接和權值共享，大幅度降低了參數量。目前 CNN 在圖像識別、目標檢測、人臉識別等諸多電腦視覺任務上都獲得了令人振奮的成果。[8]



圖片 9: CNN 類神經網路模型示意圖

(3)循環神經網絡 (RNN)

相較於 MLP 和 CNN，RNN 通過權值共享，使其能夠處理變長的序列問題（CNN 由於全連接層需要固定維度的輸入，限制了 CNN 只能接受固定維度的輸入）。RNN 引入了「環」的結構，某一時刻的輸出不僅與當前時刻的輸入有關，還與前一時刻的狀態有關，通過共享權值，使得 RNN 特別適合用來學習有時間軸特質的訊號，例如: 語言翻譯、文字內涵挖掘、聊天機器人、語音辨識等。[5][8]

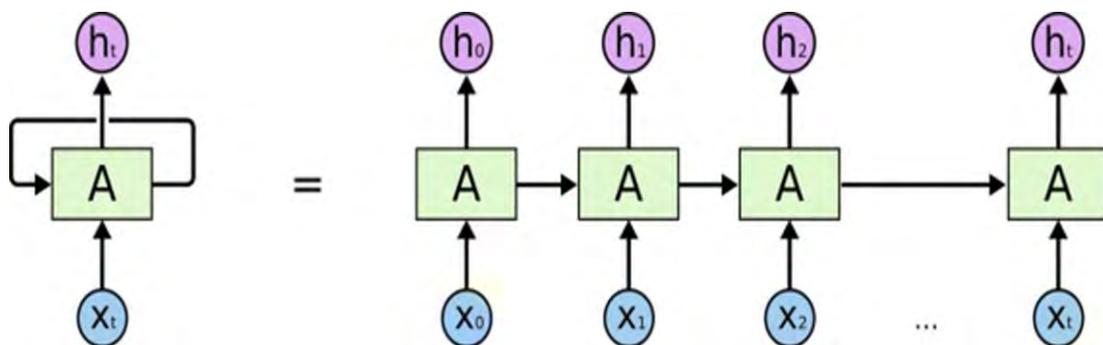


圖 10: RNN 類神經網路模型示意圖

3.MLP 模型的隱藏層層數與神經元數量課題

隱藏節點的數量是 MLP 的關鍵參數。具有太多節點的神經網絡可能過度擬合(over-fitting)數據，導致對不用於訓練的數據的概括性差，而在模型下配置的隱藏單元太少，並且不夠準確。[9][10]

這個議題深深困擾著科學家們，紛紛提出了不同角度的觀點。[11][12][13]Jason Brownlee 建議可以採用以下五種方法來尋找答案: 實驗、直覺、優先考慮深度、文獻探討、搜索案例[14]

Foram 認為不存在特定的方法可以預知所需的層數和神經元數，他整理了幾個比較常見的建議，例如: 隱藏層神經元數應該與輸出層及輸入層神經元數在同一個數量級等。[15]

綜合其它文獻探討[16][17][18]和自己做的一些小實驗，MLP 模型的隱藏層層數及各層神經元數量是個尚未有解答的問題，因為輸出層與輸入層之間的關係是多變的，極端地說，如果是提供給輸入層的數據與輸出層期待的答案之間，是像擲骰子一樣的亂數(沒有任何關連)，那麼無論用多少層數和多少神經元，都是無法學習起來的!

二、研究方法

根據研究目的，本研究的研究流程如下:



圖 11: 研究流程

(一) 研究一: FB Messenger 聊天機器人

1. 學報流程設計

本研究使用 FB Messenger 作為使用者舉報路邊廢棄腳踏車的介面，是優點易上手、接受度高、普及率高、全球性通用、穩定性也最佳。以下(圖 12)是本研究設計的使用者流程:

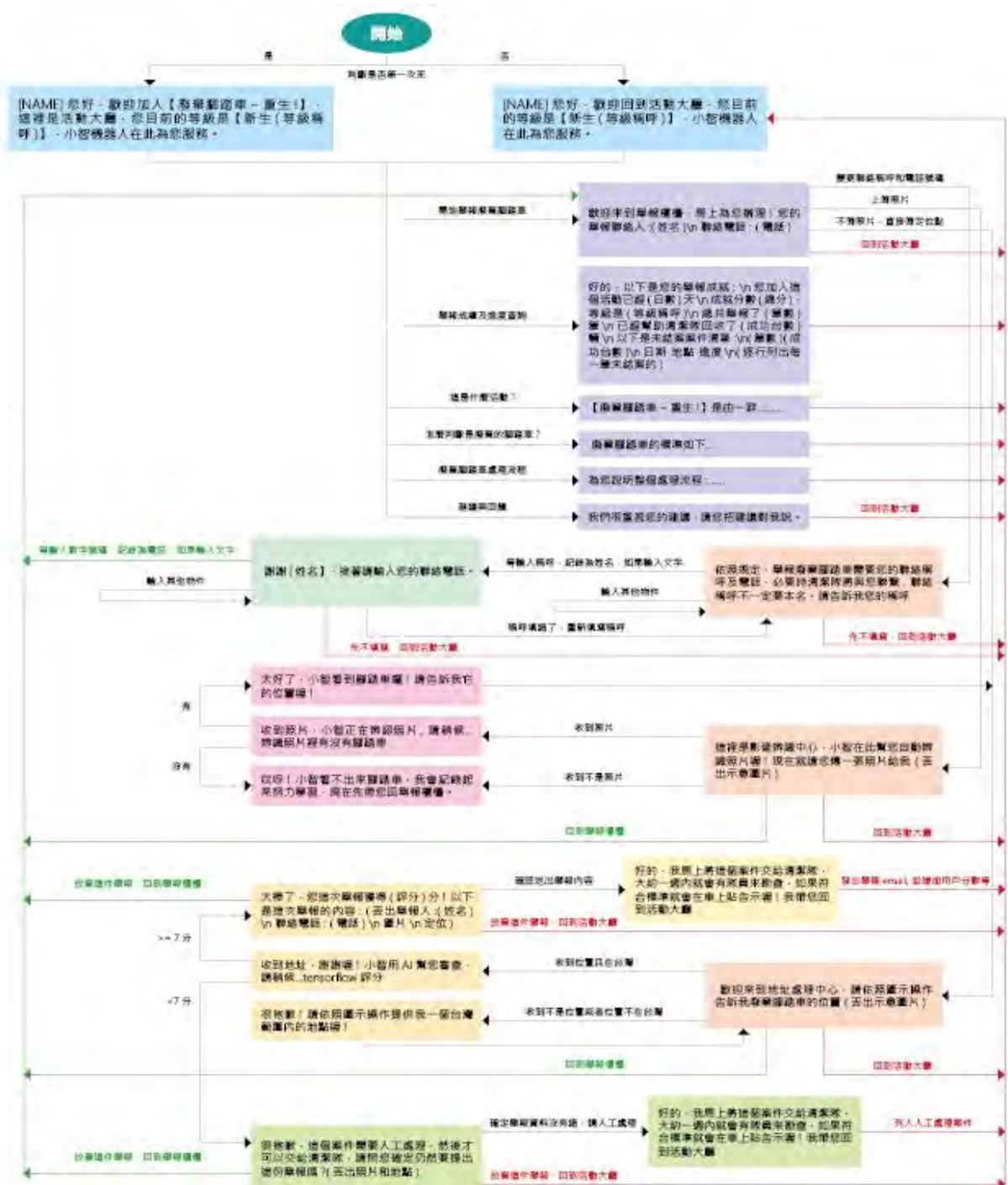


圖 12: 聊天機器人對話腳本

2.成就系統設計

根據過去三年的經驗，平均每個民眾會舉報 5 件(大約 200 個民眾共舉報了 1000 件)，但是其中排名前 40 名的民眾就舉報了其中 700 件，比較活躍的這 40 個民眾每人舉報 17.5 件個，而不活躍的民眾則平均每人不到 2 件，相差將近 9 倍。

如果可以讓每個舉報過的民眾都成為活躍的舉報者，那麼這個公益活動就會更加成功。根據我們自己玩手機遊戲的經驗，成就系統是讓玩家變得積極並持續玩下去的關鍵之一。因為這個活動的目標對象是中小學生，所以本研究參考台灣的教育制度，以年級來當作成就階級，區分每個使用者的成就高低，共分為 21 個等級如下：

"新生", "國小低年級", "國小中年級", "國小高年級", "國中一年級", "國中二年級", "國中三年級", "高中一年級", "高中二年級", "高中三年級", "大學一年級", "大學二年級", "大學三年級", "大學四年級", "碩士", "博士", "博士後研究", "助理教授", "副教授", "教授", "校長"。

等級的計算公式如下：

$$\text{ilv} = \text{round}(\text{float}(\text{item}['\text{credit}'])) + \text{min}(\text{int}(\text{item}['\text{totalz}']), 50) // 5$$

credit 是指該民眾到目前為止的所有舉報案件的平均得分(最高 10 分), totalz 是該民眾的舉報案件總數(超過 50 件就當作是 50 件)，上述公式的設計是讓民眾舉報案件越多、每次舉報的得分越高，等級就越高。

3.定位地址模組

舉報廢棄腳踏車要提供放置地點，在 FB Messenger 的對話功能中就有讓使用者傳送地點的功能，示意圖如下(圖 13)：



圖 13: FB 定位點傳送話面截圖

4.整合製作

根據設計好的流程，本研究用 Python 寫成程式，並且在老師的協助下把程式放到 AWS (Amazon Web Services)雲端上。

本研究利用兩年前已經架設的【報廢腳踏車~重生!】粉絲團，照著 FB 的說明，一步一步把寫好的聊天機器人連結到 Messenger 平台! 以下是測試成功之後的主要畫面截圖:

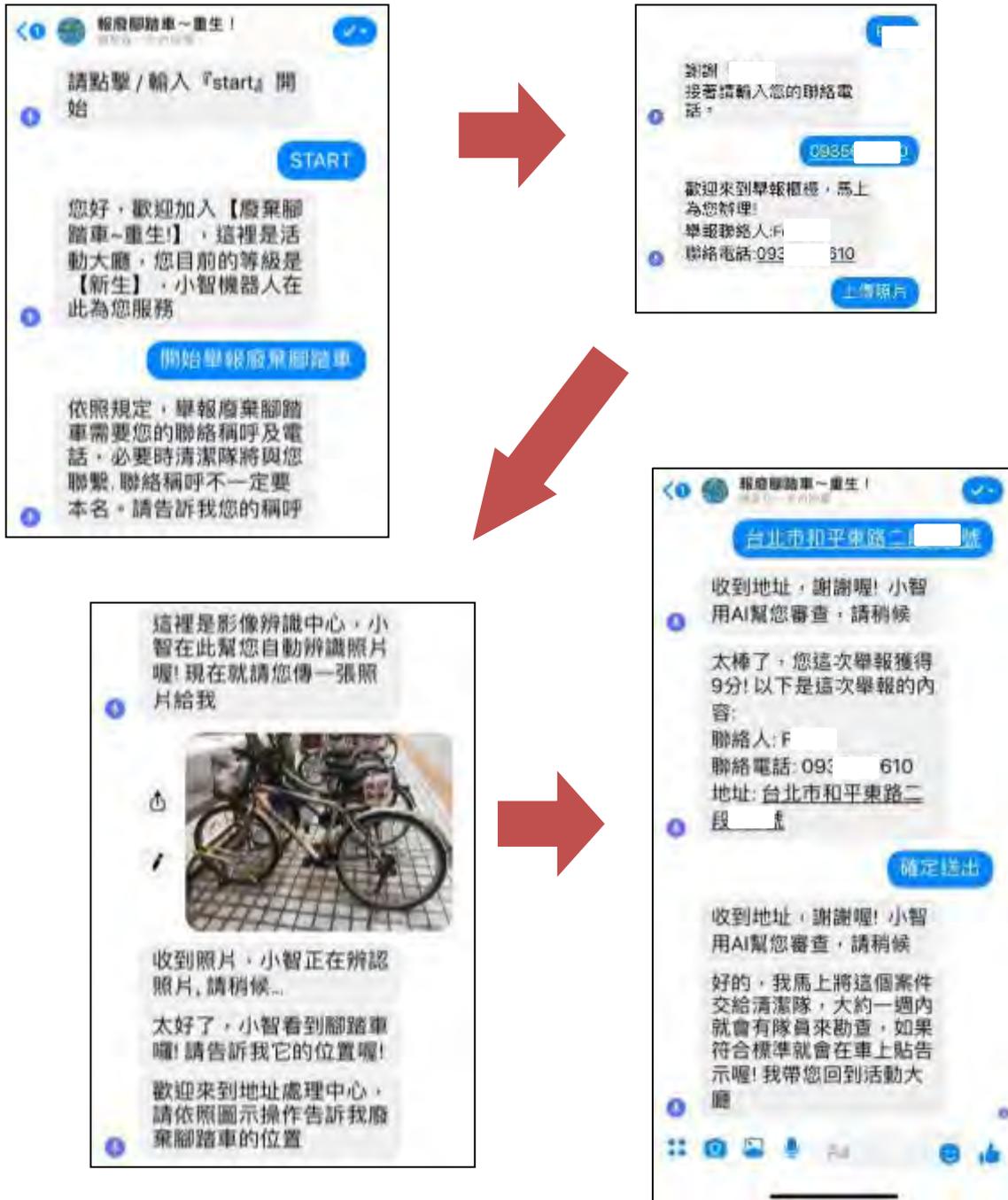


圖 14: 聊天機器人主要對話截圖

(二) 研究二:人工智慧貼文評價網路

但是依據設計，聊天機器人應該要對民眾舉報的案件進行評價，對每一個舉報案件給予 0~10 分的評價，評價大於等於 7 分(比較可信)的案件才可以直接發 email 給清潔隊，否則就要請民眾再次確認要舉報後，email 給志工人工處理(可能要打電話確認)，才可以 email 給清潔隊。

這部分無法用傳統的程式設計來實現，因為民眾的舉報就像網路的貼文一樣，有無數變化，如果用傳統程式設計的 if...then...else 語法來寫，會非常困難而且未來難以維護。

於是本研究嘗試使用類神經網路 AI 來解決這個問題。

上述研究一做出來的聊天機器人，會採集到民眾的舉報，就像一篇貼文一樣如下：



圖 15: 典型舉報案件的表面參數

另外本研究的資料庫還可以統計一些這位民眾的過往舉報成績、舉報次數等資料，加上影像識別模組和定位地址模組的輸出，這篇貼文可以再加上一些系統給予的描述，全部加起來就像下面這樣(紅色部分是系統內部提供的描述):



圖 16: 典型舉報案件的完整參數

研究二就是要實現一個 AI 類神經網路，利用以上輸入，產出一個 0~10 分的評價給研究一的聊天機器人使用，研究設計如下所述。

1.類神經網路模型設計

根據之前的研究，本研究決定採用 MLP 類神經網路模型，至於工具，就使用目前最多人用的 Google Tensorflow + Kares，開發環境也是使用最普及的 Jupiter Notebook。

2.輸入/輸出層設計

定義輸入層為七個神經元，分別對應以下資訊:

- 是否有上傳照片? (0/1)
- 照片是否含有廢棄腳踏車? (0-10)
- 是否是當天加入的新用戶? (0/1)
- 之前舉報的平均得分 (0-10)
- 之前舉報總次數(0-100)
- 最近十分鐘的舉報次數(0-100)
- 地址是否符合規定? (0/1)

定義輸出層有 11 個神經元，分別代表評價 0~10 分(0 分最不合格，10 分最合格)，哪個神經元的可能性最高，系統就把那一個分數當作最終評價。

3.訓練及測試樣本庫

先用 step1-Build_questionary_588_0208.py 產生 588 筆需要專家訪談的情境清單(“step1-Build_questionary_588_0208.csv”)

用 “step1-Build_questionary_588_0208.csv” 進行專家訪談，請專家逐一填寫評分。

用 step2-nomalize_questionary_5500_0208.py 將每一種分數的筆數都用亂數擴充到相近的筆數(400-800 筆)，整個訓練樣本共 5500 筆，這是為了讓每一種分數的權重一致，輸出層的 11 個神經元才会有公平的機會【發育】，否則原本的 588 個訓練樣本中有 357 個都是 0 分，這樣 0 分的神經元會被過度強化。另外為了提供 550 份測試樣本和 500 份評估樣本，這兩部份都是隨機抽樣。最終產出檔案 “ step2-Build_questionary_5500_0208.csv”

4.訓練及測試驗證

在 keras 開發環境使用 Keras_recycle0209 腳本，開始訓練 MLP 模型, 依據文獻回顧及初步測試，決定這些實驗的共同參數如下:

- Batch_Size 固定為 40 (約為訓練樣本總數的 1%)。
- 每個實驗都進行 500-2000 個 epochs 訓練回合。
- 取樣本庫的 80%作為訓練樣本、20%作為驗證樣本。

經過反覆訓練和驗證，訓練好的類神經網路可以被封包成一個 PostRank.h5 檔案，可以把這個.h5 檔案想像成一個可以使用，但是沒有辦法看到原始碼的函式，它可以接受輸入經過運算返回輸出值。我們把這個函式放入前一個研究做出的聊天機器人即可!

但是在訓練的過程中，本研究發現隱藏層神經元數量真的是個難題，根據其他前輩的建議，使用一個擁有 20 個神經元的隱藏層結構，得出以下訓練結果:

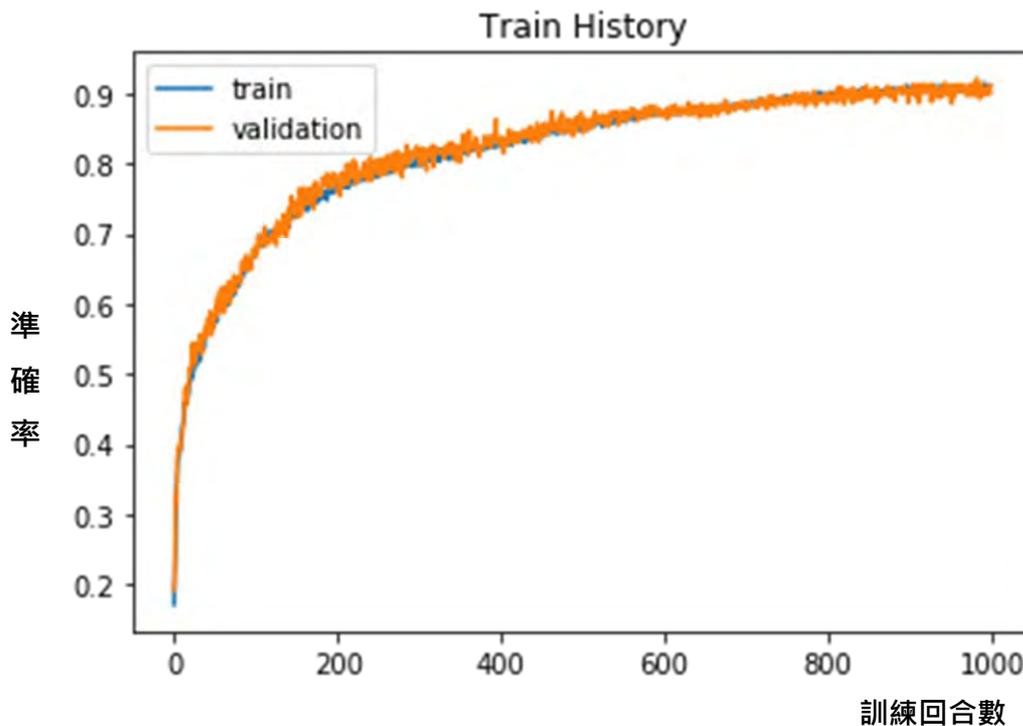


圖 17: 人工智慧訓練結果

雖然經過 1000 回合的訓練，準確率達到 91%，但是我們很好奇: 這是類神經網路所能達到最好的成果了嗎?

於是本研究決定進行系統性的研究，看看到底怎樣的配置是最佳的。

(三) 研究三: 腳踏車影像辨識

舉報廢棄腳踏車最好是附上照片，方便清潔隊員現場處理時可以對照，並且也有事先過濾有效案件優先處理的功能。而且現在手機照相功能很方便，民眾在現場看到報廢的腳踏車，拿出手機把腳踏車拍照、上傳，作為舉報的附件，這對民眾來說也很方便。

這樣一來，照片也就成為本研究的 AI 可以判斷這件舉報案件是否合格的重要判斷，如果本研究的系統能夠自動判斷照片中有沒有腳踏車，甚至判斷出來腳踏車是不是符合清潔隊回收的標準，就更完美了。以下是這方面研究的流程:

1. 蒐集樣本照片

因為這個活動已經推動了三年，本研究已經擁有大約 500 張各種情況的腳踏車照片，其中大約有 300 張廢棄腳踏車的照片、200 張一般的腳踏車照片。本研究為了訓練人工智慧辨識廢棄腳踏車，決定在蒐集補強照片資料庫，學生們利用假日到街頭實地拍照，把數量補充道廢棄腳踏車照片 500 張、一般腳踏車照片 500 張，加上各種汽車、機車等日常累積的照片約 1,000 張，合計 2000 張。

2. 評估類神經模型

經過搜尋和測試，本研究選定 Google Cloud Vision API 作為開發工具，這是一個基於 CNN 類神經網路的照片分析 API (測試範例如下截圖)，它是已經訓練好的 AI，可以辨識出照片中成千上萬種物品(包括腳踏車、汽車、機車等)。本研究用它的輸出標籤來當作【判斷廢棄腳踏車】AI 模組的輸入層，【是廢棄腳踏車的可能性】當作輸出層，中間則使用若干隱藏層。

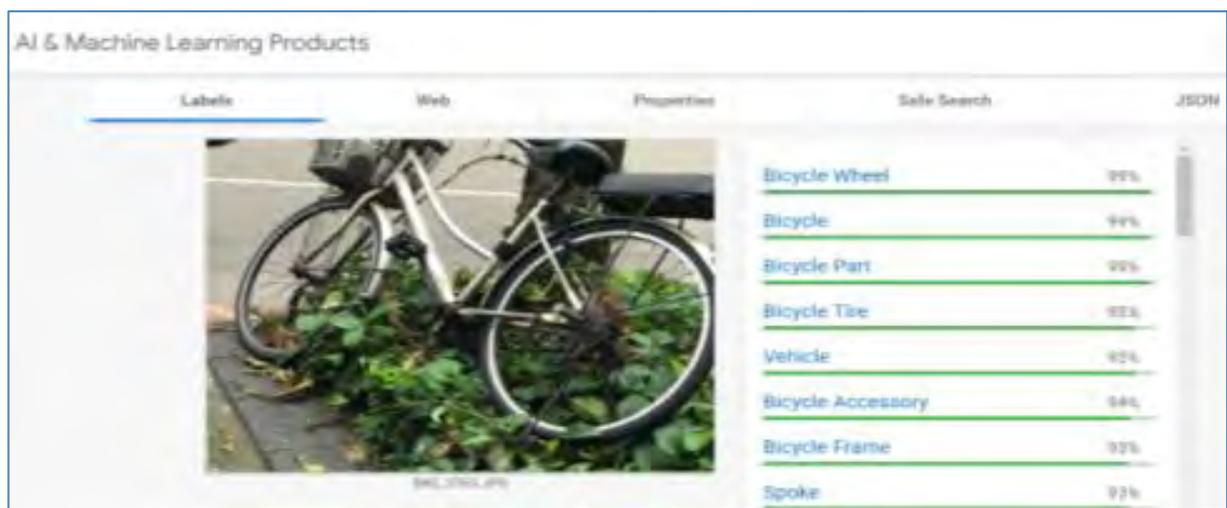
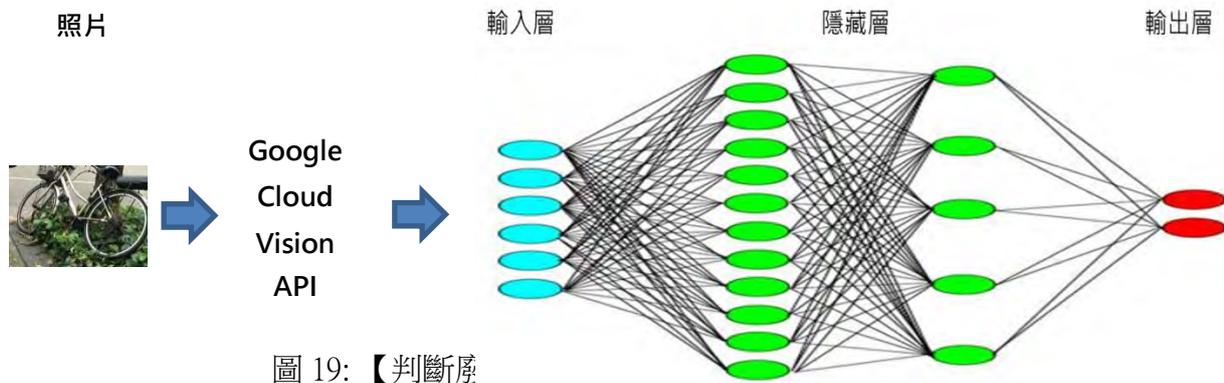


圖 18: 用 Google Cloud Vision API 辨識腳踏車操作範例

選用 Google Cloud Vision API 的好處，是未來如果要把本研究的這個貼文評價系統用在其他地方例如拍賣貼文，這個 AI 一樣可以負責判斷使用者上傳的照片是否與主題相符。例如拍賣一個烤箱，照片中就應該有烤箱，甚至比對品牌。



3.串接外部 API

本研究參考 GitHub 上其它作者提供的 Python 範例程式，成功串接 Google Cloud Vision API 到我們的 MLP 人工智慧模型。

4.訓練及測試驗證

利用已經整理好的 2000 張照片，逐一讓人工智慧程式進行訓練，先讓專家判斷給予這 2000 張各別的【是否是廢棄腳踏車】評分，0 分最不可能是廢棄腳踏車、10 分最可能是廢棄腳踏車。接著使用一個 10x40x40x11 的 MLP 類神經網路進行訓練，就完成了本研究的第二個人工智慧應用。

(四) 研究四: 門牌地址解析

民眾在舉報時，輸入地址是最容易卡住的地方，雖然民眾已經可以使用 FB 的定位功能提供地址，但是根據實際情況，有些人的手機定位不精準，地點為離真正的位址有點距離。

如果可以讓民眾舉報時直接拍下門牌照片，上傳給機器人自動解析出地址，那就十分方便，而且也可以進一步確保舉報案件的真實性，一舉數得。

但是透過全面搜尋，證實全世界都沒有人做出【台灣門牌照片解析出地址】的功能，雖然 Google 宣稱有在進行相關研發，但是似乎只能夠用在美國，而且指示解析出號碼，而非完整地址。

如果本研究可以利用人工智慧成功解析出門牌地址，這將是全世界首創的發明呢!

1. 蒐集各縣市門牌照片

研發人工智慧應用的第一步是蒐集訓練樣本，這在門牌照片解析這項研究中並不困難，我們上網搜尋加上到處去拍攝，一個月內就蒐集了超過 300 張各式門牌照片，加上門牌有固定格式，300 張已經是很充足的數量了。

2. 評估模型

經過搜尋和測試，本研究同樣地選定 Google Cloud Vision API 作為 AI 的前置影像解析工具，門牌照片先經過它來轉換成許多文字區塊和文字內容，例如下圖這樣：



圖 20: Google Cloud Vision API 解析門牌測試

Google Cloud Vision API 並沒有解析門牌的作用，它僅能盡可能的解析出文字，但是可以看到還有很多錯誤，也有一些文字沒有辨識出來。如果只是把它辨識出來的文字連成一串當作地址，那麼幾乎 100%是無法提供給清潔隊員使用的!

關於地址的資訊不完整的問題，只要找出正確的文字區塊有哪些? 正確的順序? 就可以利用 Google Map API 的關鍵字搜尋功能: 提供一部分的地址，它就能夠搜尋出完整的地址，還包括了縣市行政區資料。

但是必須要找出那些文字區塊是正確的以及它們的順序，於是本研究又設計了第三個 MLP 模型應用如下:

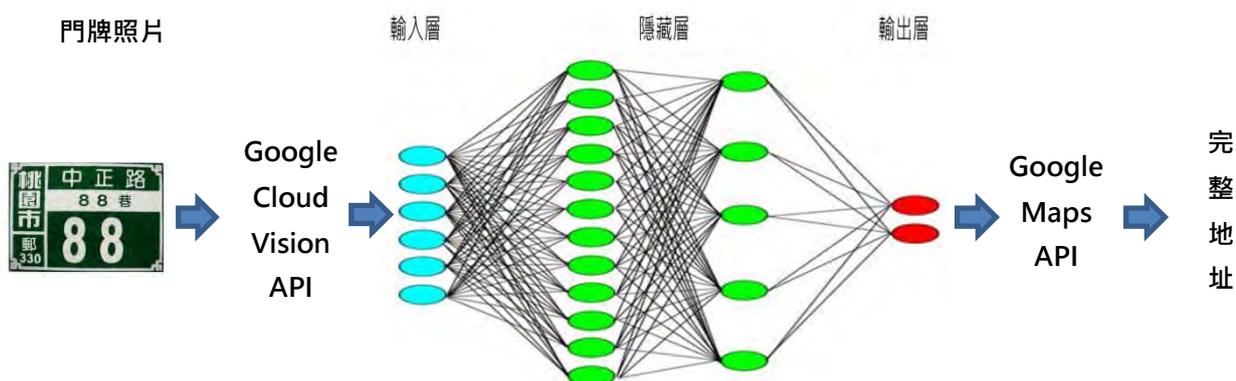


圖 21: 【台灣門牌解析】的 AI 模組設計示意圖

3.串接 API

同樣地，本研究參考 GitHub 上其它作者提供的 Python 範例程式，串接 Google Cloud Vision API 和 Google Maps API，一前一後接到到我們的 MLP 人工智慧模型。

4.訓練及驗證

利用先前蒐集的 300 張門牌照照片，逐一取得 Google Cloud Vision API 解析出來的文字區塊和文字內容，當作 MLP 模型的輸入層；並且用人工判斷這些文字區塊那些是有用的、以及它們的正確順序，當作是 MLP 模型的輸出層。

接著也是使用一個 10x40x40x11 的 MLP 類神經網路進行訓練，就完成了本研究的第三個人工智慧應用。

(五) 研究五:MLP 貼文評價網路隱藏層神經元數量之研究

本研究觀察 Tensorflow 系統提供的訓練結果資訊，除了準確率之外，還可以知道整個訓練歷史曲線、個別評價差異(AI 評價與專家評價的差異)、平均失誤分數等等，可以讓我

們用來觀察不同的網路結構的優缺點。只要反覆用不同的隱藏層數、隱藏神經元數量進行實驗，就可以歸納出規律。

1. 實驗設計

根據研究二的經驗，略為調整參數設定如下：

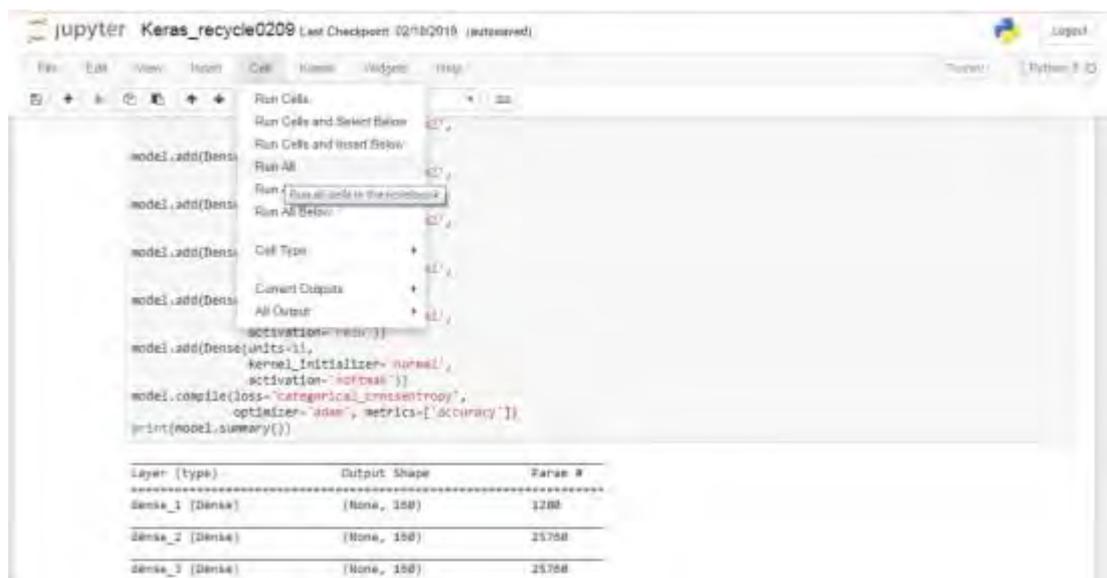
- Batch_Size 固定為 40 (約為訓練樣本總數的 1%)。
- 每個實驗都進行 500-2000 個 epochs(訓練回合)，當曲線已經穩定時即可停止。
- 取樣本庫的 80%作為訓練樣本、20%作為驗證樣本。

然後本研究分別測試 0 個隱藏層到 5 個隱藏層，每個隱藏層從 10 個神經元開始，依次等比增加神經元數量(10、20、40、80…)，直到穩定為止。

2. 實驗環境

利用 Jupiter Notebook 來執行 Keras_recycle0209.py 程式，就可以利用個人電腦模擬類神經網路的運算，依照參數設定逐一讀取 step2-Build_questionary_5500_0208.csv 樣本資料庫中的樣本，訓練 MLP 類神經網路，利用樣本的專家評價作為類神經網路的反饋，調整各層神經元之間的權重參數，就像人類的大腦在學習一個新技能一樣，透過反覆嘗試錯誤，在神經元之間強話某些連結、弱化某些連結，最終把這項技能的邏輯用一群神經元之間連結強弱的方式表達出來。

本研究的程式會自動把訓練的過程及結果整理出來，方便整理成實驗報告。



圖片 22: 人工智慧訓練程式操作示意

3. 實驗數據分析

本研究計算不同層數和神經元數量網路的「**權重參數量**」，當作每個類神經網路的運算成本，並萃取訓練結果的重要參數包括**準確率**、**誤差**、**差異大於等於 2 分以上的樣本數量**等，當作每個類神經網路的運算成效，有了**成本**和**成效**，本研究就可以對每一種參數設定做出量化的效率比較分析。當然也就能夠進一步得出什麼樣的類神經網路結構可以在最低運算量下得到最佳成效。

三、實驗過程

本研究進行了 27 種不同神經元結構和數量的實驗，每次實驗都產出完整的實驗數據，因為篇幅太大，本研究用另外一份完整報告呈現，以下是其中三個典型的實驗結果:

(一)實驗 1：MLP 類神經網路，沒有隱藏層，類神經網路結構為 7x11，神經元數共 18 個，可調**權重參數**共 $(7+1) \times 11 = 88$ 個。

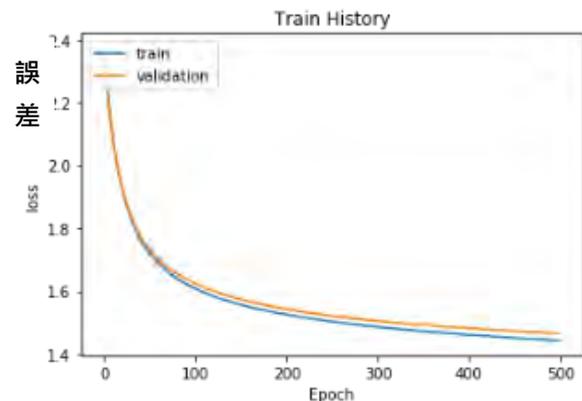
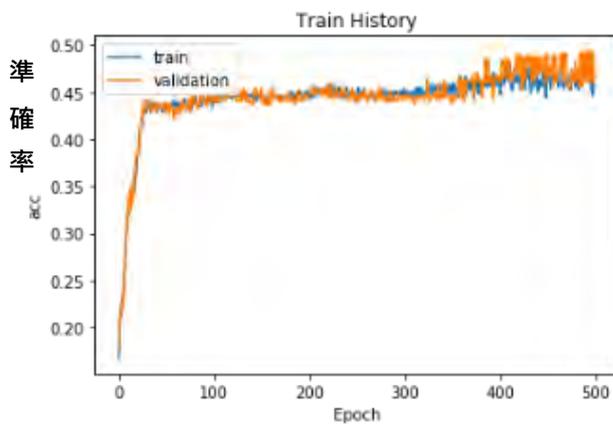
1.最後一批次訓練結果:

Epoch 500/500

- 0s - loss: 1.4426 - acc: 0.4539 - val_loss: 1.4655 - val_acc: 0.4627

2.訓練後，**整體評估準確率**為 45.9%，**平均誤差**為 1.45 分

3.**準確率及誤差率演變曲線**:



4.全面檢視所有樣本之專家評價及 AI 評價的差異，發現共 2978 筆有誤差，其中 1716 筆誤差超過 1 分，787 筆誤差超過 2 分。

5.經過排除重複性樣本，共有 180 筆樣本的預測值有誤差，其中 72 筆樣本的預測值的誤差超過 2 分，清單如下 (摘錄前五筆)：

表 1: 前五筆誤差較大的樣本

序號	有圖	圖正確	新用戶	信用	總次數	連續數	地點	評分	AI	誤差
0	0	-1	0	5.8	16	2	1	5	8	3.0
1	0	-1	1	5.9	16	0	1	5	8	3.0
2	1	1	0	3.2	2	0	1	9	5	4.0
3	1	0	1	5.9	1	0	1	4	7	3.0
4	0	-1	1	0.0	0	0	1	8	1	7.0

圖 23: 回合數-準確率及誤差曲線圖

0	0	-1	0	5.8	16	2	1	5	8	3.0
1	0	-1	1	5.9	16	0	1	5	8	3.0
2	1	1	0	3.2	2	0	1	9	5	4.0
3	1	0	1	5.9	1	0	1	4	7	3.0
4	0	-1	1	0.0	0	0	1	8	1	7.0

6.結果分析

經過充分回合的訓練，AI 評價的精準度只有 45.9%，且誤差過大，觀看學習曲線雖然不斷震盪但是已經無法再進步，表示此一 MLP 網路無法有效學習這份樣本，應該是「腦容量太小，學不會！」

(二)實驗 2：MLP 類神經網路，1 個隱藏層(有 10 個神經元)，類神經網路結構為 7x10x11，神經元數共 28 個，可調權重參數共 201 個。

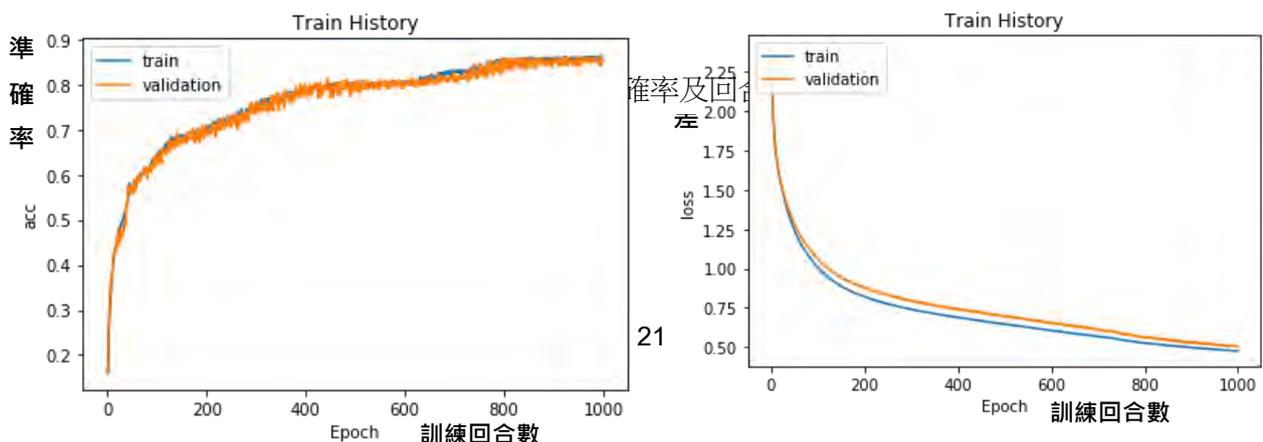
1.最後一批次訓練結果:

Epoch 1000/1000

- ls - loss: 0.4755 - acc: 0.8557 - val_loss: 0.5067 - val_acc: 0.8491

2.訓練後，整體評估準確率為 85.3%，平均誤差為 0.48 分

3.準確率及誤差率演變曲線:



4.全面檢視所有樣本之專家評價及 AI 評價的差異，發現共 808 筆有誤差，其中 330 筆誤差超過 1 分，226 筆誤差超過 2 分。

5.經過排除重複性樣本，共有 60 筆樣本的預測值有誤差，其中 24 筆樣本的誤差超過 2 分，清單如下 (摘錄前五筆)：

表 2: 前五筆誤差較大的樣本

序號	有圖	圖正確	新用戶	信用	總次數	連續數	地點	評分	AI	差異
0	1	1	0	3.2	2	0	1	9	6	3.0
1	0	-1	1	0.0	0	0	1	8	1	7.0
2	0	-1	1	3.1	16	0	1	0	3	3.0
3	1	1	0	0.3	2	0	1	5	2	3.0
4	0	-1	1	2.6	8	1	1	0	4	4.0

6.結果分析

經過充分回合的訓練，AI 評價的精準度雖然進步到 85%，但誤差過大，太多差距很大的偏差，表示此一 MLP 網路仍然無法有效學習這份樣本。

(三)實驗 19：MLP 類神經網路，3 個隱藏層(各有 80 個神經元)，類神經網路結構為 7x80x80x80x11，神經元數共 258 個，可調權重參數共 14491 個。

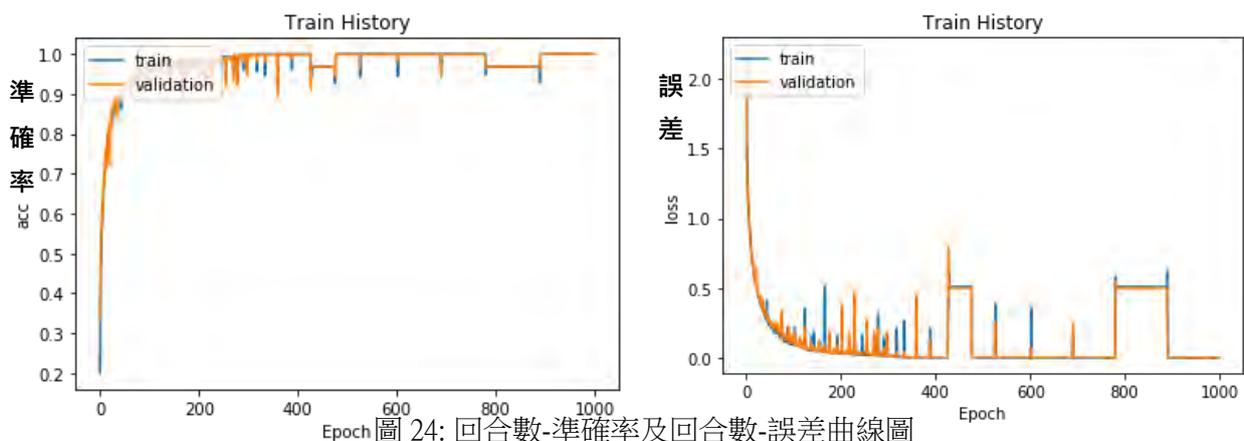
1.最後一批次訓練結果:

Epoch 1000/1000

- 0s - loss: 2.8901e-06 - acc: 1.0000 - val_loss: 5.3457e-04 - val_acc: 1.0000

2.訓練後，整體評估準確率為 100.0%，平均誤差為 0.0001 分

3.準確率及誤差率演變曲線:



4.全面檢視所有樣本之專家評價及 AI 評價的差異，發現完全沒有任何差異!

5.結果分析

這個類神經網路可以達到 100%完全沒有誤差的學習結果，表示這樣的規模已經可以充分理解樣本庫內的知識，它的判斷能力已經與專家一致。

(四)其它實驗數據:包含上述 3 次實驗在內的 27 次實驗，關鍵的數據整理如下表 3。

表 3: 全部 27 次實驗之關鍵數據整理

實驗編號	隱藏層數	每層神經元數	神經元總數	權重述(運算量)	準確率	平均誤差
1	0	0	18	88	46.27%	1.4655
2	1	10	28	201	84.91%	0.5067
3	1	50	68	961	95%	0.2196
4	1	100	118	1911	97.45%	0.1268
5	1	200	218	3811	99.18%	0.0532
6	1	400	418	7611	99.27%	0.0292
7	1	800	818	15211	99.73%	0.0212
8	1	3200	3218	60811	99.82%	0.0195
9	2	5	28	136	72.09%	0.7782
10	2	10	38	311	88.27%	0.3839
11	2	20	58	811	99.91%	0.0106
12	2	40	98	2411	99.91%	0.0091
13	2	80	178	8011	99.91%	0.0146
14	2	160	338	28811	99.91%	0.0113
15	2	320	658	108811	99.91%	0.0147
16	3	10	48	421	99.36%	0.0268
17	3	20	78	1231	99.73%	0.0117
18	3	40	138	4051	99.91%	0.0042
19	3	80	258	14491	100%	0.0005
20	4	20	98	1651	99%	0.02767
21	4	40	178	5691	99.91%	0.0094
22	4	80	338	20971	99.64%	0.0561
23	5	10	68	641	97.73%	0.1012
24	5	20	118	2071	96.09%	0.1967
25	5	40	218	7331	98.36%	0.0713
26	5	80	418	27451	100%	0.00006
27	5	160	818	106091	99.91%	0.0025

伍、研究結果與討論

觀察前述實驗結果表 3，在不同層數設計的模型中，可達到同樣理想訓練結果(99.9%以上準確率)，所需使用的權重數量(運算量)有高低之分，本研究根據表 3 進一步整理成表 4 如下：

表 4: 不同隱藏層數的表現比較

	準確率可達 99.9%以上的最低權重數(成本)
0 個隱藏層	無法達到
1 個隱藏層	60811 仍無法達到
2 個隱藏層	881
3 個隱藏層	4051
4 個隱藏層	5691
5 個隱藏層	27451

依據表 4 的統計，本研究發現以 2 個隱藏層的設計為最佳，只需每層 20 個神經元即可達到 99.91%的準確率。但是 3 層隱藏層在每層 80 個神經元時，達成 100%準確率，這是 2 層隱藏層結構無法達成的；而 4 層隱藏層的表現亦相當穩定，但是到 5 層隱藏層時，訓練過程和結果都出現反覆震盪的不穩定情況。

故本研究提出結論為：最適合之隱藏層數為 2-4 層，每層神經元的最適數量為輸入層神經元數量的 5-20 倍之間。

另外，在本研究拿專家評價的樣本讓 MLP 類神經網路學習之前，曾經試著自己做了一份亂填的評價，結果無論用多少層數多少神經元，學習的結果都很差，都沒有辦法超過 30%的準確率，甚至都在 20%以下，當神經元數量夠大時，它似乎能夠把所有訓練用樣本的答案背起來，但是對測試樣本就完全沒輾(也就是網路上說的 over-fitting 過度擬合狀態)。

但是拿真正的專家評價樣本來訓練時，發現 MLP 類神經網路的學習效率比原本想像的要好很多，本來我們擔心專家評價是很主觀而且不見得有任何規則，類神經網路可能也沒有辦法學好，結果居然可以對測試樣本也達到 99%以上的準確率，讓我們對類神經網路的發展潛力充滿信心。

回顧本研究，包括以下重要成果:

- 服務區域從台北市，2019 年 5 月起覆蓋了全台灣都可以舉報。
- 新版本上線後，短短兩個月內多了 23 個民眾參與舉報，且多舉報了一百多輛腳踏車。
- 做出全世界第一個【台灣門牌地址解析】AI。
- 完成第一版【廢棄腳踏車判定】AI。
- 第一個結合雲端應用、人工智慧、FB 聊天機器人應用的公益活動。
- 透過自身實作，歸納出 MLP 模型隱藏層數與神經元數量的規則

陸、結論與展望

根據本研究反覆實驗的結果來看，我們認為對於參數數量在 10 以內的網路貼文，如果想要產出 11 分量表的貼文評價，MLP 類神經網路可以考慮從以下參數開始測試：

- 隱藏層數: 2 層至 4 層。
- 每層神經元數: 輸入層神經元數 5-20 倍。
- 訓練 batch size: 樣本數的 1%。
- 訓練回合 epochs: 500-2000，見到曲線平穩為主。

展望未來，我們對於類神經網路充滿了期待，對於廢棄腳踏車~重生這個公益活動也充滿熱情，希望有一天可以讓台灣的街頭都不再有無主廢棄的腳踏車，不但有利於資源循環利用，也可以將重新組合出來堪用的腳踏車低價賣給需要的人們，物盡其用。

另外，經過本研究，我們將持續提升這個聊天機器人的設計，目前計畫朝以下幾個方向持續研究：

- 根據地址就能估計該地址有廢棄腳踏車的可能性(google street view 帶入 vision api)。
- 製作多國語言版，並且也加入 Line 聊天機器人。
- 改善 google vision，自己訓練專用的 AI，提升廢棄腳踏車照片辨識的準確度。

柒、參考資料

- [1] 自由時報【〈台北都會〉廢棄單車當「路霸」 月貼 500 張公告】
- [2] 中國時報【無形路霸 廢棄單車惹民怨】
<https://www.chinatimes.com/newspapers/20160806000580-260107>
- [3] 維基百科【Artificial intelligence】 https://en.wikipedia.org/wiki/Artificial_intelligence
- [4] Richard Socher 和 Andrew Ng, “Recursive Deep Models for Semantic Compositionality Over a Sentiment Treebank” , https://nlp.stanford.edu/~socherr/EMNLP2013_RNTN.pdf
- [5] 竹间智能 Emotibot , ” 極驗驗證：淺析深度學習模型與應用 “ , <https://kknews.cc/zh-tw/tech/m25ae6.html>
- [6] 網路文章, ” 在 NLP 上, CNN、RNN (认为 LSTM 等变体也是 RNN)、最简单全连结 MLP, 三者相比, 各有何优劣?” <https://www.zhihu.com/question/41625896>
- [7] Marc Moreno Lopez , ‘Deep Learning applied to NLP’ , <https://arxiv.org/pdf/1703.03091.pdf>
- [8] Jason Brownlee, ” When to Use MLP, CNN, and RNN Neural Networks”, <https://machinelearningmastery.com/when-to-use-mlp-cnn-and-rnn-neural-networks/>
- [9] Jason Brownlee, “Crash Course On Multi-Layer Perceptron Neural Networks “ , <https://machinelearningmastery.com/neural-networks-crash-course/>
- [10] Angel Kuri-Morales, ‘Closed determination of the number of neurons in the hidden layer of a multi-layered perceptron network’ , Soft Computing, February 2017, Volume 21, Issue 3, pp 597 – 609
- [11] Fletcher L, Katkovnik V, Steffens FE, Engelbrecht AP (1998) “Optimizing the number of hidden nodes of a feedforward artificial neural network.” , In: Proceedings of the IEEE International Joint Conference on Neural Networks, vol 2, pp 1608 – 1612
- [12] Rivals I, Personnaz L (2000), “A statistical procedure for determining the optimal number of hidden neurons of a neural model.” In: Second International Symposium on Neural Computation (NC’ 2000), Berlin, May 23 – 26
- [13] Marie-Christine Suhner 1 Philippe Thomas, "Impact of hidden weights choice on accuracy of MLP with randomly fixed hidden neurons for regression problems", 9th International Joint Conference on Computational Intelligence, IJCCI’ 17, Nov 2017, Funchal, Portugal

- [14] Jason Brownlee, "How to Configure the Number of Layers and Nodes in a Neural Network" , <https://machinelearningmastery.com/how-to-configure-the-number-of-layers-and-nodes-in-a-neural-network/>
- [15] Foram S. Panchal et al, "Review on Methods of Selecting Number of Hidden Nodes in Artificial Neural Network", International Journal of Computer Science and Mobile Computing, Vol.3 Issue.11, November- 2014, pg. 455-464
- [16] comp.ai.neural-nets FAQ, Part 3 of 7: Generalization Section - "How many hidden units should I use?" , <http://www.faqs.org/faqs/ai-faq/neural-nets/part3/section-10.html>
- [17] Chester, D.L. (1990), "Why Two Hidden Layers are Better than One," IJCNN-90-WASH-DC, Lawrence Erlbaum, 1990, volume 1, 265-268.
- [18] DeVore, R.A., Howard, R., and Micchelli, C.A. (1989), "Optimal nonlinear approximation," Manuscripta Mathematica, 63, 469-478.

【評語】 032812

1. 本項作品善用人工智慧軟體工具，建立 AI 評價系統，提高舉報廢棄腳踏車的處理效率。實作軟體上線，提供民眾使用，真實使用於解決廢棄腳踏車問題，並且具有公益實用性，是非常成功的作品。
2. 廢棄腳踏車相片的訓練資料建造相當完整，包含以前上傳資料、實地拍攝等。
3. 做出台灣門牌地址解析，相當優異的成果。台灣門牌的訓練資料來自於網路蒐集與實地拍攝，訓練資料完整。
4. 本項作品是一件將新科技應用於現實生活有的典範作品。

摘要

本研究達成以下重要成果:

- 服務區域從台北市，2019年5月起覆蓋了全台灣都可以舉報。
- 新版本上線後，短短兩個月內多了23個民眾參與舉報，且多舉報了一百多輛腳踏車。
- 做出全世界第一個【台灣門牌地址解析】AI。
- 完成第一版【廢棄腳踏車判定】AI。
- 第一個結合雲端應用、人工智慧、FB 聊天機器人應用的公益活動。
- 透過自身實作，歸納出 MLP 模型隱藏層數與神經元數量的規則



壹、研究動機

我們從2016年開始推動【廢棄腳踏車~重生!】，發動民眾向清潔隊舉報，大約完成回收七百多台路邊的廢棄腳踏車，我們還成立粉絲團、自己寫舉報APP，持續努力的過程獲得國語日報、大愛電視、漢聲廣播電台的專題報導，還榮獲信義房屋的社區一家大獎、以及捷安特的活動贊助。

三年來，我們發現還有一些問題:

- 每個縣市的線上舉報網站都不一樣，民眾很不方便。
- 大部分民眾不知道怎麼舉報。
- 我們之前製作的APP，因為是使用App Inventor做的，只能在Android上使用，iPhone不能用。
- 舉報案件要人工檢查才派件給清潔隊員，耗費人力。
- 無法立即給舉報人回饋，影響繼續舉報意願

為了解決這個問題，我們想到可以利用FB的聊天機器人來代替APP，一方面大家比較容易學會操作，另一方面也可以讓iPhone手機用戶也加入舉報活動。

另外，希望做出來的聊天機器人可以自動判斷舉報的案件是不是合格的，如果是合格的就可以直接傳給清潔隊，更進一步可以應用人工智慧來提高效率、降低成本。



一通電話，小孩子也能改變世界



原本的髒亂

- 地上都是垃圾
- 汽車亂停
- 盆栽亂放



現在的整潔

- 交通安全了
- 資源回收了
- 社區變美了

貳、研究目的

- 實作出一套FB Messenger 聊天機器人，可以順暢地讓全台灣民眾隨時隨地參與舉報，還給市民美麗的街道，也帮助大家作好資源回收。
- 研發三個人工智慧來改善流程效率，包括門牌辨識取代地址輸入、照片自動辨識廢棄腳踏車、舉報案件評價。
- 透過本案例探討“MLP的隱藏層神經元數量如何決定”這個AI深度學習領域的世界級未解難題，提出我們的解答。



參、研究方法與過程

1. FB聊天機器人

舉報流程設計

成就系統設計

定位地址模組

整合製作

2. 人工智慧貼文評價

神經網路模型設計

輸入輸出層設計

訓練及測試樣本庫

訓練及測試驗證

3. 腳踏車影像辨識

蒐集樣本照片

評估類神經模型

串接外部API

訓練及測試驗證

4. 門牌地址解析

蒐集各地門牌照片

評估模型

串接API

訓練及驗證

5. 隱藏神經元數量研究

實驗設計

實驗實施

結果分析

結論

一、FB Messenger 聊天機器人

用 Python 撰寫對話流程、DynamoDB 儲存舉報資料庫，並把程式連結到我們在兩年前已經架設的【報廢腳踏車~重生!】粉絲團。以下是這個聊天机器人的主要對話流程:

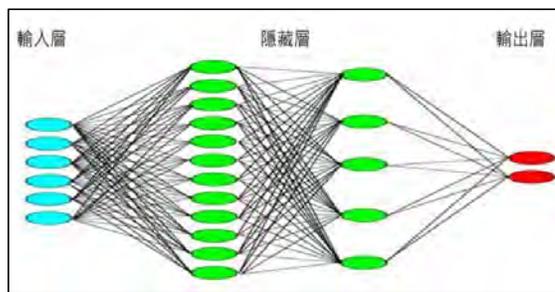


二、人工智慧貼文評價

採用 MLP 神經網路模型，在 Jupiter Notebook 開發環境上用 Google Tensorflow + Kares 來實作。

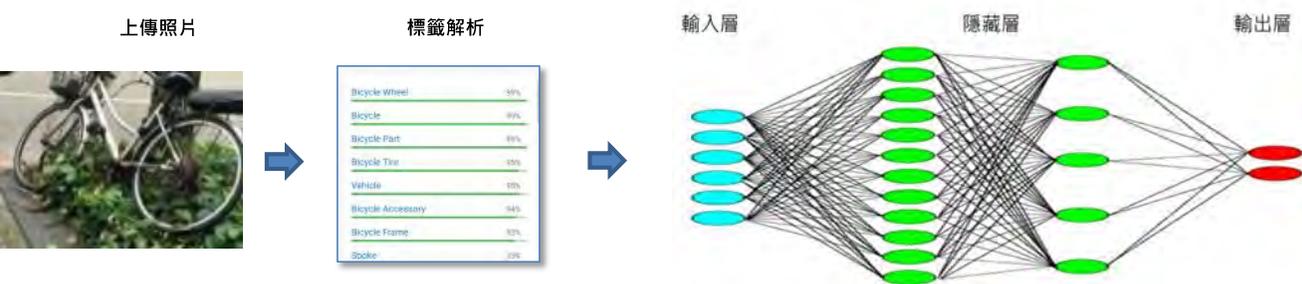
定義輸入層為 7 個神經元，分別對應以下資訊: 是否有上傳照片? 照片是否含有廢棄腳踏車? 是否是當天加入的新用戶? 之前舉報的平均得分、之前舉報總次數、最近十分鐘的舉報次數、是否有提供完整地址?

定義輸出層有 11 個神經元，分別代表評價 0~10 分(0 分最不合格，10 分最合格)，哪個神經元的可能性最高，系統就把那一個分數當作最終評價。

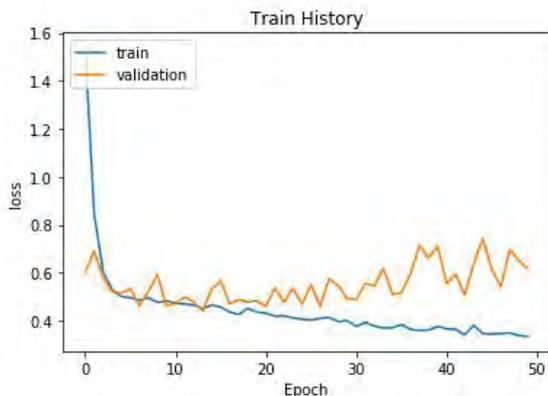
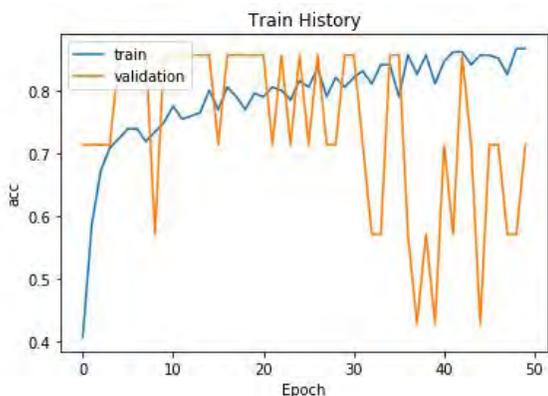


三、腳踏車影像辨識

我們利用 Google Cloud Vision API(這也是一個使用 CNN 模型的 AI) 對民眾上傳的照片作初步的標籤化解析，然後做為 MLP 類神經網路的輸入層，輸出層則是 0-10 分，10 分代表照片最符合廢棄腳踏車標準。

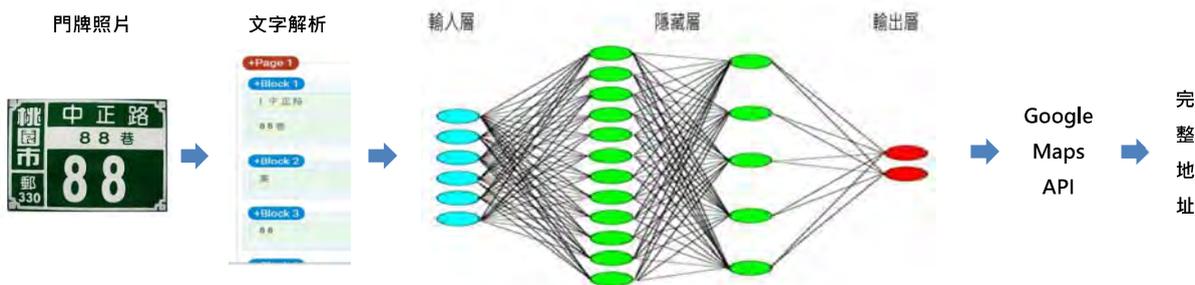


本研究利用 150 張廢棄腳踏車、150 張正常腳踏車及 150 張其他照片來訓練，最終誤差約 0.6 分。



四、門牌地址解析

台灣的門牌設計得很特別，文字有橫有直而且沒有固定格式，應該可以算是地球上最難解析的門牌之一。本研究的先利用 Google Vision API 做基本的文字區塊解析，然後把所有區塊當作 MLP 類神經網路的輸入層，輸出層則是重新排列好的地址，最後再經過 Google Maps API 整理出完整的地址。我們自己拍照加上網路蒐集 200 張門牌照片，訓練出來的 AI 準確度達到 90%。

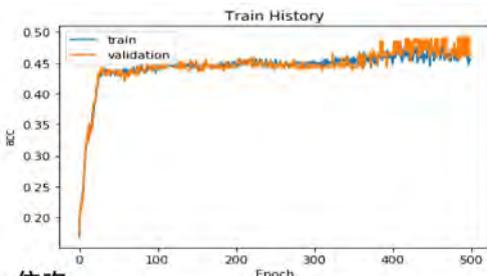


五、隱藏神經元數量研究

以第一個 AI 應用進行研究，實驗參數設定如下：

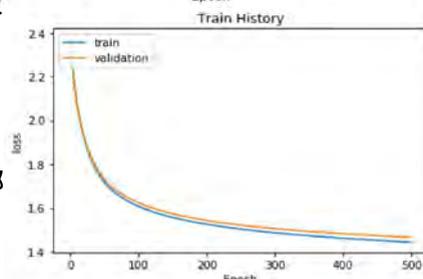
- Batch_Size 固定為 40 (訓練樣本總數的 1% 左右)。
- 每個實驗進行 500-2000 個訓練回合，曲線穩定即停止。
- 取樣本庫的 80% 作為訓練樣本、20% 作為驗證樣本。

分別測試 0 到 5 個隱藏層，每個隱藏層從 10 個神經元開始，依次等比增加神經元數量(10、20、40、80...)，直到不再有變化為止。



六、實驗過程

本研究進行了 27 種不同神經元結構和數量的實驗，每次實驗都產出完整的實驗數據，包括運算量、準確度曲線、平均差異曲線、訓練後所有還存在差異的樣本... 等等。



肆、實驗結果

觀察前述實驗結果，在不同層數設計的模型中，可達到同樣理想訓練結果(99.9%以上準確率)，所需使用的權重數量(運算量)有高低之分，進一步整理成右表：

發現以 2 個隱藏層的設計為最佳，只需每層 20 個神經元即可達到 99.91% 的準確率。但是 3 層隱藏層在每層 80 個神經元時，達成 100% 準確率，這是 2 層隱藏層結構無法達成的；而 4 層隱藏層的表現亦相當穩定，但是到 5 層隱藏層時，訓練過程和結果都出現反覆震盪的不穩定情況。

隱藏層數	準確率可達 99.9% 以上的最低權重數(成本)
0 個隱藏層	無法達到
1 個隱藏層	60811 仍無法達到
2 個隱藏層	881
3 個隱藏層	4051
4 個隱藏層	5691
5 個隱藏層	27451

伍、結論與展望

結論：最適合之隱藏層數為 2-4 層，每層神經元的最適數量為輸入層神經元數量的 5-20 倍之間。

未來我們將持續推動【廢棄腳踏車~重生】活動，在資訊科技方面則有以下展望：

- 發展多國語言版本，進軍國際
- 製作 LINE 和 WECHAT 版本聊天機器人，讓每個人用自己最習慣的工具來做公益
- 提升【廢棄腳踏車自動辨識 AI】和【台灣門牌辨識 AI】的精準度。
- 研究 Facebook 即將推出的 Libra 加密貨幣，舉報成功可以獲得獎勵。
- 環保局回收並【重生】的腳踏車，我們用聊天機器人幫助政府在線上拍賣給需要的人。

陸、參考資料

[1] 中國時報【無形路霸 廢棄單車惹民怨】 <https://www.chinatimes.com/newspapers/20160806000580-260107>

[2] Richard Socher 和 Andrew Ng, "Recursive Deep Models for Semantic Compositionality Over a Sentiment Treebank", https://nlp.stanford.edu/~socher/EMNLP2013_RNTN.pdf

[3] Marc Moreno Lopez, "Deep Learning applied to NLP", <https://arxiv.org/pdf/1703.03091.pdf> (以下略)