

人工智慧於公路交通領域運用之案例探討

Case Studies of Adopting Artificially Intelligence in Land Transportation

運輸資訊組 樓軒宇 吳東凌

研究期間 107 年 2 月至 108 年 12 月

摘要

人工智慧由 1950 年至今來到了第三波的熱潮，這波熱潮是由傑佛瑞·辛頓(Geoffery Hinton)所開發的深度學習演算法開始。深度學習的技術看似已突破了「波蘭尼弔詭」(Polanyi's paradox)，在特定的非例行工作中(例如下棋、玩遊戲)表現大幅超越了人類，因此各界無不思考如何將人工智慧結合既有的技術領域以提升績效及競爭力。在交通運輸領域中，以智慧型運輸系統(Intelligent Transport System, ITS)的發展與人工智慧最為密切，因此本文首節簡介人工智慧的發展歷程以及可應用的 ITS 領域，次節介紹機器學習及深度學習的演算法，第三節整理國內外已應用人工智慧於公路運輸領域的商品或案例，第四節歸納我國 ITS 未來發展結合人工智慧應用的發展方向。

關鍵詞：

智慧運輸、人工智慧

人工智慧於公路交通領域運用之案例探討

一、前言

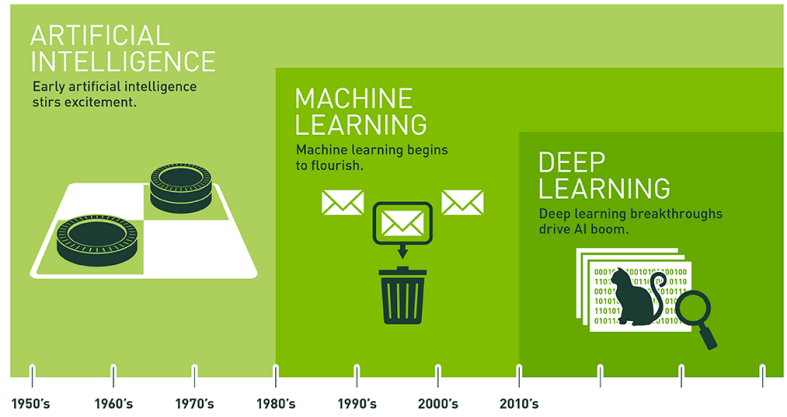
自 2016 年電腦圍棋軟體 AlphaGo 與韓國職業九段棋士李世乭的五番棋對弈裡，以四勝一敗的成績擊敗了李世乭後，世界展開了人工智慧應用的熱潮迄今也尚未停歇。

事實上人工智慧的發展早在 1950 年代開始，並且有著兩種發展方向：規則式(Rule based)或符號式(Symbolic)人工智慧；以統計型態辨識為基礎的人工智慧。第一次人工智慧熱潮以前者為主流，時間為 1950 至 1970 年代，發展重點圍繞在將以往手動進行的作業或計算，改以規則讓電腦自動執行。此時的人工智慧面臨兩種障礙無法突破，以至進入發展寒冬。第一種障礙是規則太多無法窮舉，以致應用受限，第二種障礙則是有些規則本身就難以描述或尚未發現，因此無法以規則式系統模擬。至於以統計型態辨識為基礎的人工智慧於本時期也有了發展雛型，稱為感知器(Perceptron)，被認為是最早的「類神經網路」架構之一，惟人工智慧先驅馬文·明斯基(Marvin Minsky)以及西摩爾·派波特(Seymour Papert)撰文指出，單純結構的感知機尚無法處理基本工作。因此，人工智慧的寒冬降臨在兩種人工智慧的研究領域中。

第二次的人工智慧風潮於 1980 年代展開，隨著硬體技術的進步，發展出可儲存大量資料的資料庫，進行能快速搜尋目標資訊的資訊搜尋、資料探勘、關聯式資料庫等的研究與開發，促進了企業和家庭裡的電腦使用。在人工智慧方面，運用資料庫的知識庫(Knowledge-base)相關演算法變得熱門，還有專家系統(Expert System)也逐漸用於商業。以統計型態辨識為基礎的人工智慧在此時期發展「機器學習」(Machine Learning)，「機器學習」是透過演算法將所蒐集的數據進行分析、建立模型、預測未來並依據預測結果修正模型參數。「類神經網路」作為機器學習的其中一種演算法，此時期研究人員了解並克服了「感知器」的限制，使用的方法是結合先進數學、不斷增強的硬體，以及從人腦運作中所獲得的靈感。例如傑佛瑞·辛頓(Geoffery Hinton)等人於 1980 年代打造出的倒傳遞(Back-propagation)的機器學習系統，能夠讓資訊雙向前後流經類神經網路。惟若此時的類神經網路面臨「梯度消失問題」(vanishing gradient problem)，只能轉而處理淺層結構(小於等於 3)，從而限制了性能。這個問題幾乎讓神經網路這個機器學習方法從此一蹶不振。既然無法使用多層的類神經網路的，而若採用僅有兩層的類神經網路效果又不如使用其他更好上手、同樣只有兩層的「淺層」機器學習模型，因此在 1990 年代，各式各樣的淺層「機器學習」方法被提出，其中支撐向量機(Support Vector Machines, SVM)最廣受歡迎。

現今第三次人工智慧風潮始於 2012 年於 ImageNet 所舉辦的視覺識別挑戰賽 ILSVR (ImageNet Large Scale Visual Recognition Competition)，深度學習(Deep learning)架構以極大的差距擊敗了使用其他機器學習技術的隊伍，自此揭開了深度學習吸引全球關注嶄露頭角的布幔。

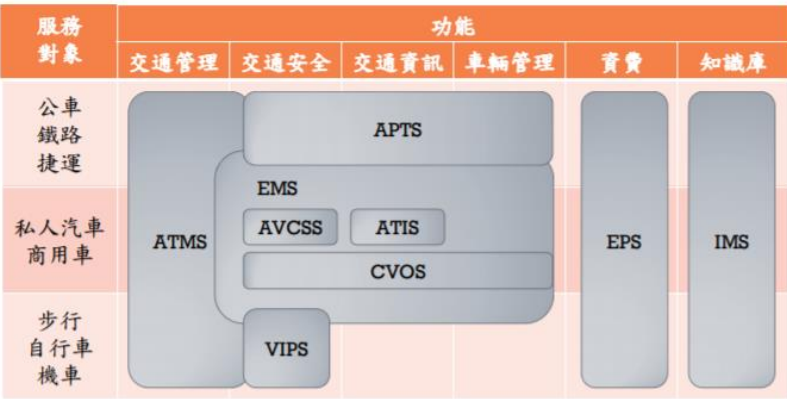
深度學習其實就是多層的類神經網路，係由於傑佛瑞·辛頓提出理論解決了舊有類神經網路所存在的問題而完成。其最終得以實現尚有以下關鍵因素(i)雲端運算提供了機器學習所需的電腦運算力(ii)驅動遊戲機的專業圖形處理器(graphics processing unit, GPU)被發現極適合用在人工智慧類神經網路所需要的運算，因此被大量運用於人工智慧工作(iii)大數據(Big Data)現象，爆炸性成長的數位文本、相片、聲音、影片等提供機器學習大量的案例。



資料來源：NVIDIA 網頁

圖 1 人工智慧的發展歷程

智慧型運輸系統(Intelligent Transport System, ITS)是應用先進的資通訊技術改善既有交通運輸的服務，必然與人工智慧有較多的交集跟火花。其中，智慧型運輸系統中的九大服務，電子收付費服務（EPS）、資訊管理服務（IMS）提供人工智慧所需的大數據及資料庫。先進交通管理服務（ATMS）、先進用路人資訊服務（ATIS）、先進公共運輸服務（APTS）、商車營運服務（CVOS）、緊急救援管理服務（EMS）及弱勢使用者保護服務（VIPS）等，透過人工智慧創新應用。由於「深度學習」大幅增強了自駕車的影像辨識技術，人工智慧為發展先進車輛控制及安全服務（AVCSS）的核心技術之一。



資料來源：101 年運輸政策白皮書

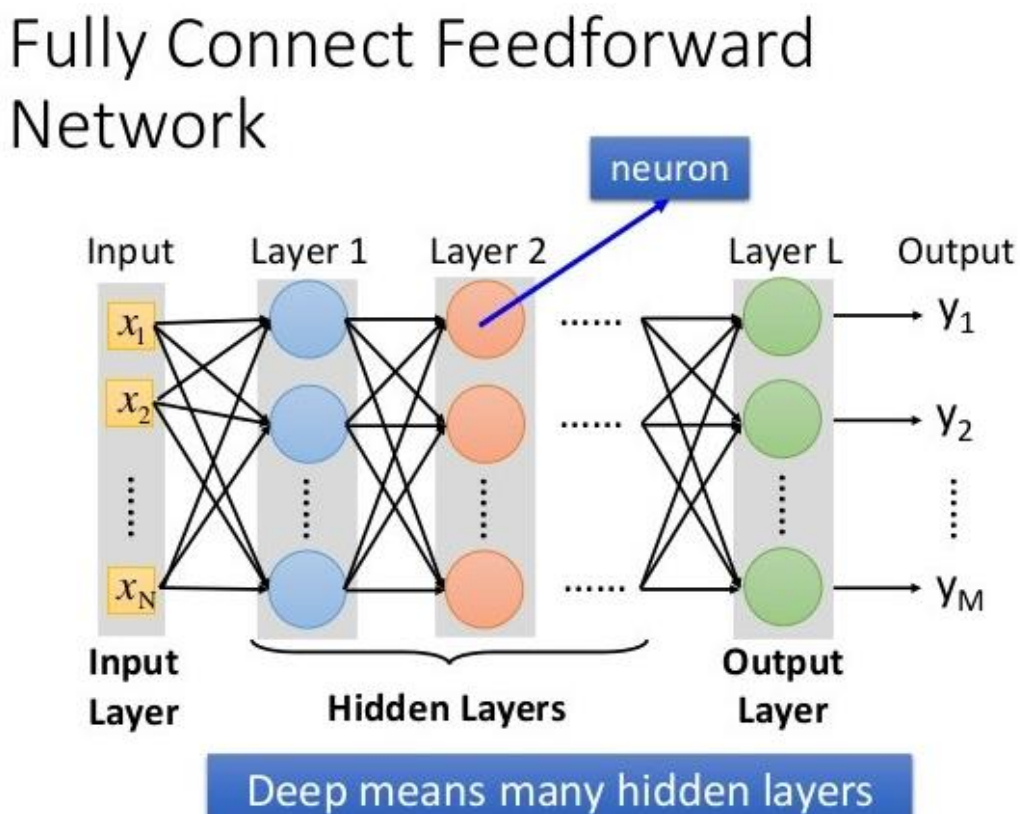
圖 2 ITS 服務領域

二、機器學習演算法

在此，我們首先對 3 個名詞「演算法」、「機器學習」及「深度學習」加以解釋。所謂演算法是在有限的步驟內，解決特定問題的明確描述。而機器學習是一種達到人工智慧的方法，通過演算法來分析數據、從中學習，以及判斷或預測現實世界裡的某些事，其並非手動編寫帶有特定指令的軟體程序來完成某個特殊任務，而是使用大量的數據和演算法來「訓練」機器，讓它學習如何執行任務。最早提出人工智慧概念的學者們構思出機器學習的概念，多年來也發展出決策樹學習、歸納邏輯編程、叢集、強化學習、貝葉斯網路、類神經網路等演算法。

近年最廣為應用的機器學習演算法便是類神經網路。類神經網路是模擬生物神經網路，通常用於解決分類和迴歸問題。類神經網路是機器學習的一個重要分支，有幾百種不同的演算法，其中多層隱藏層的類神經網路又稱為深度學習，是人工智慧發展目前最重要的技術。

另外，人工智慧其中一個分支「計算智慧」(Computation Intelligence, CI)中，許多演算法在交通運輸領域已有廣泛研究，例如基因演算法、螞蟻演算法、模擬退火法等。這些演算法常被用來解決路徑規劃、最佳化等問題。以下簡介機器學習演算法的學習方式：



資料來源：泛科技網頁

圖 3 深度學習示意圖

(一)監督式學習

在監督式學習下，輸入資料被稱為「訓練資料」，每組訓練資料有一個明確的標識或結果，在建立預測模型的時候，監督式學習建立一個學習過程，將預測結果與「訓練資料」的實際結果進行比較，不斷的調整預測模型，直到模型的預測結果達到一個預期的準確率。監督式學習的常見應用場景如分類問題和迴歸問題。

(二)非監督式學習

非監督式學習中，資料並不被特別標識，學習模型是為了推斷出資料的一些內在結構。常見的應用包括關聯規則的學習以及聚類等。在企業資料應用裡，人們最常用的可能就是監督式學習和非監督式學習的模型。

(三)半監督式學習

輸入資料部分被標識，部分沒有被標識，這種學習模型可以用來進行預測，但是模型首先需要學習資料的內在結構以便合理的組織資料來進行預測。在影像識別等領域，由於存在大量的非標識的資料和少量的可標識資料，半監督式學習是一個熱門的應用。

(四)強化學習

輸入資料作為對模型的反饋，不像監督模型那樣，輸入資料僅僅是作為一個檢查模型對錯的方式，在強化學習下，輸入資料直接反饋到模型，模型必須對此立刻作出調整。強化學習被應用於機器人控制及其他需要進行系統控制的領域。

三、人工智慧於公路交通領域之應用

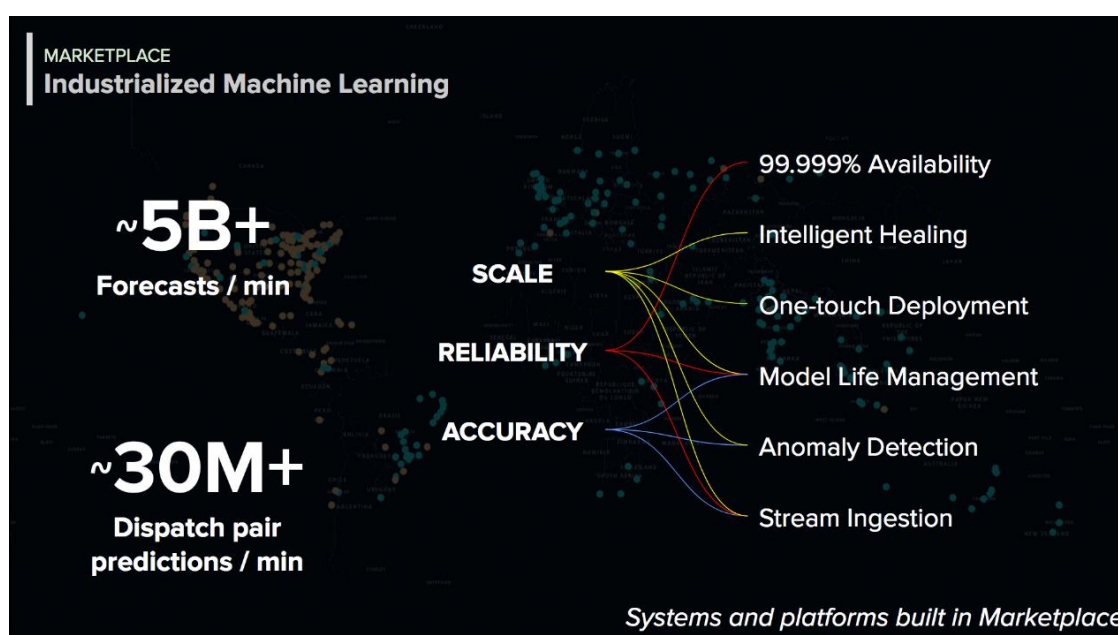
目前交通運輸領域已有許多人工智慧應用的案例及研究，惟本節所回顧之內容盡量以商業化案例，或是已經提供正式服務的案例為主，以利後續發展規劃能正確預估產業的技術能力及貼近實務需求。

(一)動態派遣

人工智慧技術應用在動態派遣方面，能夠提共享運具業者(如 Uber)有效地規劃路徑，精確地估計旅行時間，以及乘客的搭車時間，改善業者的營運。動態派遣演算法也可以協助計程車業者營運，在實際乘車需求出現之前，就已預先採取車輛派遣的行動，以提升單位時間內乘客服務量。Uber 使用機器學習來配對乘客和駕駛。它的調度演算法即時查看數千個特徵，並每分鐘產生超過 3 千萬筆的配對預測，這是一個非常複雜的問題，必須考慮距離、時間、交通狀況、方向和其他現實世界的動態，以及深刻理解駕駛者經驗和

乘客所希望的體驗。另外，Uber 能透過人工智慧預測乘客的目的地，以及根據各種即時狀況，即時預估乘客的願付價格採取動態定價。

我國台灣大車隊即與宏碁合作，藉由宏碁的人工智慧（AI）技術，導入智慧載客推薦平台。該平台分作熱點分析、需求量預測和智慧推薦三個部分。首先，熱點分析中的熱點指的是乘客乘車的歷史數據資料中，叫車需求量最多的區域，透過分析當天的時空情境（星期、時段和區域等）和外部事件（天氣、節慶、活動等），對司機提供特定區域的熱點位置；需求量預測則是依據當下的情境（包含時空和外部事件）用統計方法和機器學習的演算法，對不同區域的各個時段乘客叫車的需求，建立需求量預測模型。最後，智慧推薦結合熱點分析和需求量預測，以及計程車當下的位置點，再推薦司機優先去哪個區域的哪個熱點載客。



資料來源：Uber Engineering 網頁

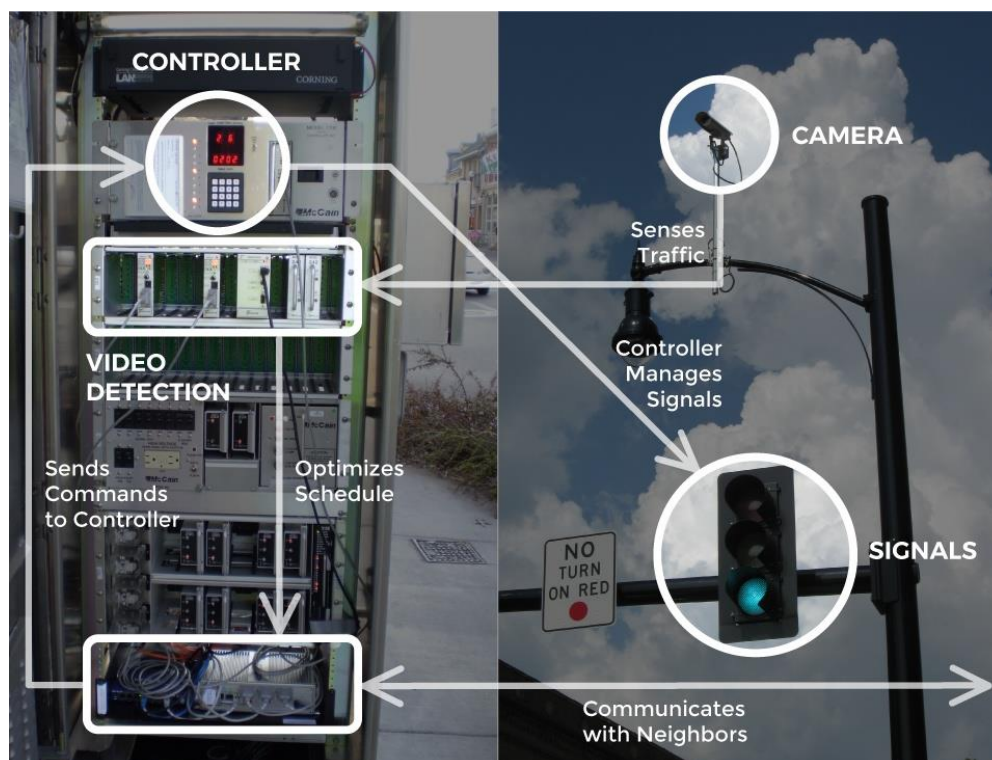
圖 4 Uber 機器學習平台。

(二)交通號誌控制

塞車對現代社會影響甚大，如降低工作和物流效率、減少收入、浪費時間與燃料、增加廢氣排放以及人們對政府的不滿等。智慧型運輸系統（ITS）將結合先進資通訊技術與人工智慧，以緩解交通壅塞並改善駕駛經驗。研究顯示，以 ITS 蒐集的交通資訊與人工智慧結合，利用深度學習、強化學習及邊緣運算的概念(Edge computing)，能夠進行號誌即時控制的最佳化，相關概念亦逐步落實中。

例如美國公司 RAPID FLOW 所開發的智慧交通號誌控制系統產品 SURTRAC，是一種基於 AI 技術的智慧交通號誌控制系統。該產品已於匹茲堡、亞特蘭大市、波特蘭、李約瑟、昆西等多個州的城市運作。SURTRAC

偵測車流，並建立預測模型。其硬體包括電腦、攝影機、或雷達設備等。SURTRAC 可以偵測從各個方向來到路口的車輛，電腦運行預測模型，並即時產生號誌時制計畫。該公司宣稱使用 SURTRAC 可以減少 25% 的旅行時間、減少 40% 的延滯、減少 30% 的停等次數以及 20% 的碳排放量。



資料來源：RAPID FLOW 網頁

圖 5 SURTRAC 系統架構

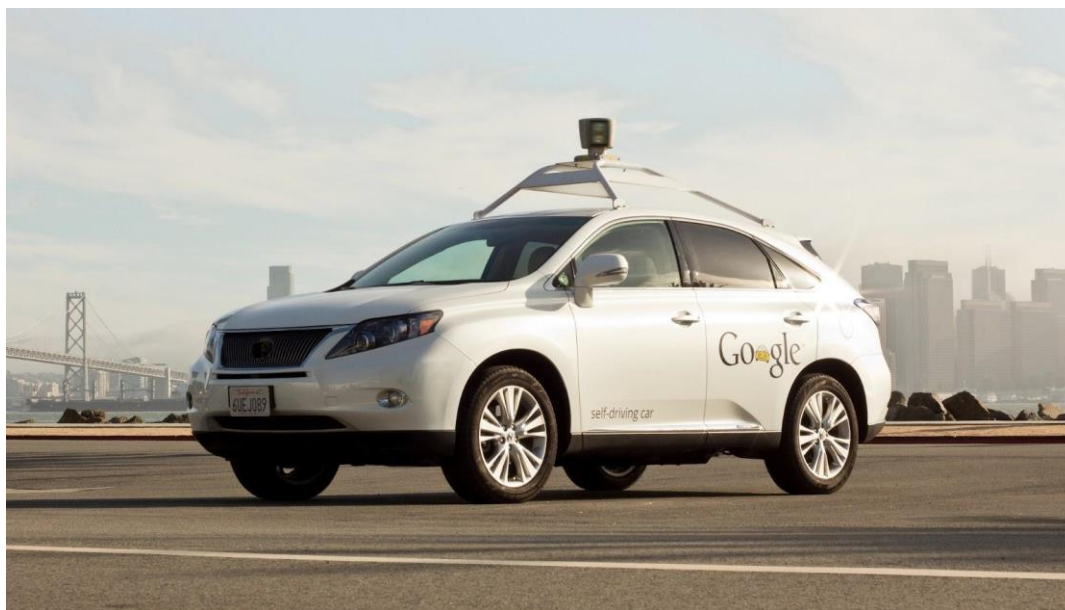
(三)自動駕駛汽車

自動駕駛汽車依賴於深度學習技術的人工智慧軟體，其原理是教導車輛如何駕駛並同時保持安全的車頭距、車道控制等。自動駕駛車可能改善交通安全和交通壅塞的情況，並解決現有的運輸障礙(例如可及性、可靠度)，進而產生不同的社會結構和城市形態。

自動駕駛汽車的歷史，早在 20 世紀 50 年代末就開始了，並且在 1968 年由康奈爾航空實驗室(Cornell Aeronautical Laboratory)推出了第一輛自動駕駛汽車，但當時的技術並未成熟。自動駕駛汽車進展真正較為人所熟知，是由於 2004 年 DARPA 無人車挑戰賽 (DARPA Grand Challenge)，總共辦了三屆比賽，才在 2007 年畫下句點。

近年來，偵測器和攝影機的性能增加，已能開發出安全可靠的無人駕駛汽車，但自動駕駛汽車要能夠在都市行駛的，仍然還有許多挑戰有待克服。在考慮到天氣和光線的情況下，需要大量的資料來辨識交通號誌、車輛以及道路標誌標線，「深度學習」的辨識技術，有可能是自動駕駛汽車發展的最後一塊拼圖。另外，隱私與資訊安全也是自動駕駛汽車需要重視的議題。

自動駕駛汽車的架構可略分為硬體及軟體。硬體由執行器，偵測器和電腦所組成，而軟體組件包含導航，定位演算法和移動物體偵測等。另外，結合聯網技術的自動駕駛汽車亦是目前的趨勢，能夠讓自駕車變得更安全及有效率。2010 年，Google 在美國推出了 Toyota Prius 的自駕車，2012 年推出了 Lexus RX450h 的自駕車，並且在 2015 年推出了一款名為“Firefly”的無方向盤自動駕駛汽車。現在 Google 透過一家名為 Waymo 的公司繼續開發自動駕駛汽車。



資料來源：DIGITAL TRENDS 網頁

圖表 6 Google adds Lexus RX450h to ongoing self-driving car project

(四)駕駛行為監控

加州車載資通訊(Telematics)技術公司 Nauto，推出汽車業第一個結合視訊和人工智慧(AI)偵測駕駛注意力分散的系統。這套系統可以偵測駕駛的眼睛是否未專注於前方道路，或是正從事其他導致注意力分散的行為，系統偵測到這些行為後，即將影像自動上傳，透過安全的應用程式評估事件的嚴重性。

Nauto 是具備 AI 功能和雙鏡頭的汽車裝置，可安裝於任何車輛或搭載複雜安全和網路功能的車隊上，第二代系統可以吸附在擋風玻璃上、使用更進階的深度學習演算法，以及累計超過 100 萬英里都會街道和高速公路資訊的智慧雲端網路。

Nauto 的視覺增強風險評估評分系統能針對注意力分散事件的頻率和嚴重程度進行風險評估。例如，紅燈靜止時發生的分心事件，其風險評分會低於在高速公路上以每小時 105 公里速度行進時發生的分心事件。這套系統也會向其他駕駛學習並偵測車輛週邊道路和交通狀況，分享至 Nauto 網路。



資料來源：Nauto 網頁

圖表 7 Nauto 雙鏡頭的汽車裝置及偵測情形

(五)我國深度學習應用案例-高速公路交通預報及未來日旅行時間預測

1. 高速公路交通預報模式

由於運輸需求多具方向性與尖離峰明顯特性，在連續假期國內返鄉、觀光旅遊及季節性與相關節慶活動之主要時段，大量匯入車流常導致瓶頸路段及重要運輸走廊壅塞。**運研所**已運用巨量交通資料於 104 至 105 年建立高速公路交通預報模式，並於 107 年透過深度學習演算法加以改善及精進模式準確度，以期能透果發布預報，令民眾可根據即時路況資訊，彈性調整上路時間或更改旅遊地點，疏解道路系統的尖峰壅塞程度。模式變項包含假期特性、天氣狀況、交通事故/事件等、停車場滿場率、行動數據飽和度等資料。

2. 高速公路未來日旅行時間預測

高速公路局自 106 年 12 月 29 日起提供未來日旅行時間預測資訊服務，以便利民眾事先規劃行程，避開壅塞時段及路段。所推出之未來日旅行時間預測資訊服務，供民眾查詢未來 3 個月內之一般日、週末及連續假期之國 1、國 3 及國 5 任意起迄點交流道之預測旅行時間。

(1) 應用交通資料

A. 旅行時間真值

ETC Open Data M06A 是所有通行車輛經過每個 ETC 偵測站的時間記錄，此一紀錄可作為旅行時間的真值。然而同時行駛在同一段高速公路的車輛，其車速不盡相同，因此旅行時間也會不同，一般採計平均車速(或旅行時間)。

B. 油價資料

根據先驗知識，油價對於預測長期旅行時間是有一定的幫助，雖然難以評量油價對旅行時間的直接影響程度，從許多的論文或研究中皆以數據顯示油價對於交通需求的影響：油價的變動具有與交通需求為反向相關的特性，亦即當油價上升，交通需求會隨之降低。

C. 日期種類資料

對於一般上班日，重現性壅塞發生於晨峰及昏峰；而對於周末假日，特定景點可以透過歷史資料找出壅塞經常發生的時間點；連續假日如春節、端午或清明連假等，亦時常出現塞車問題，此種連續假日的塞車可能與連假的種類、持續天數及起始、結束日的星期別等有高度相關，因此將與交通壅塞狀況有所相關的日期種類特徵加以區分，對未來日旅行時間預測的成果有大幅的提升。對於此特性，使用資料包含時階、假日、假序、星期別以及月份等日期種類特徵，將長期的歷史資料賦予特徵值。

(2) 演算法使用

目前有許多機器學習演算法被應用至交通預測領域，線性迴歸、類神經網路、決策樹以至於深度學習等，皆常見被應用在預測道路的旅行時間或車速。由於透過單一方法套用至所有路段所有日期種類，可能會在某些情境下因模型過適而失去準確性，因此未來日旅行時間預測的模型將根據預測績效組合，包含：分類平均法、隨機森林(Random Forest)、梯度提升(Gradient boosting)等。為能有效反應未來一百天的未來日旅行時間變化趨勢，使用近期資料進行演算法正確性驗證外，亦取用去年同期間歷史資料進行驗證，取得最有效的預測模型。將根據星期別、假期別、路段作為分類依據，於每一分類挑選預測效果佳及穩定的方法建立成最佳預測模型，並透過最佳預測模型，各路段各日期分類將以該最佳的預測方法進行預測，最後收集各個預測結果組成最後的旅行時間預測結果的集合。



圖 8 未來日旅行時間預測手機查詢畫面

四、我國人工智慧在公路運輸領域未來可能應用方向探討

參考前節所回顧之案例，發想人工智慧應用於我國 ITS 公路交通服務領域(不包含 EPS、IMS)，內容如下：

(一)ATMS：以人工智慧進行資料蒐集與交通管理

1. 發展影像辨識之交通資料蒐集系統

資料蒐集是都市交通控制、交通管理的關鍵工作，品質良好的交通數據可以用以提升路口、路段的使用績效以及改善交通安全。過去傳統都市交通特性資料自動蒐集的設備為車輛偵測器(Vehicle Detector, VD)，其所蒐集的資料包含車流量、佔有率以及車種、時間平均速率等。然而，隨著都市車輛增加，交通行為也因社會變遷日益複雜，現今交通管理顯然需要更多元、品質更好的交通資料以輔助決策。

由於 AI 影像辨識技術的進步，現今利用深度學習的影像辨識方法，其能力已大幅超越過去傳統的影像辨識方法。AI 影像辨識技術應用於交通數據的蒐集中，除了能夠蒐集到傳統的交通特性資料外，還可以蒐集到車輛轉向資料、交通衝突資料、特殊車種以及車輛延滯等。國外已有利用影像辨識技術協助政府交通管理之商業化案例，例如加拿大公司 Miovision，顯見 AI 影像辨識應用於智慧運輸已是世界趨勢。

2. 人工智慧結合都市路口適應性號誌控制

為提升號誌化路口使用效率，路口控制策略從靜態之定時式發展至全動態之適應性號誌控制。所謂適應性號誌控制策略是以多個偵測器於路口、路段蒐集資料，透過預先設定之演算邏輯，進行號誌時制之即時決策，本所亦於民國 94 至 96 年出版之「都市交通號誌全動態控制邏輯模式之研究」分別針對單一路口、幹道路口以及都市路網之號誌全動態控制進行探討。惟傳統之適應性號誌控制策略難以推廣使用，其原因如下：

1. 車輛偵測器以環路線圈式運作最穩定，但因此產生維修與成本的難題，另外也常受限於所蒐集之資訊種類與品質，以至控制效能難有突破。
2. 在控制邏輯設計方面，過去多以數學模式計算來處理適應性控制問題，惟進行路網控制時路網內車流與彼此相依，難以發展適合的數學模式。
3. 控制邏輯所需之部分參數須經由事前交通調查加以計算，無法因應控制區域內旅次型態改變而即時加以調整，以至決策偏離實際情形，造成執行績效不佳。

有鑒於此，學者提出以類神經網路「學習」、「容錯」的特性改善前述適應性號誌之缺點，惟近年大數據、人工智慧(AI)的快速發展，類神經網路更進一步為「深度學習」，其運算能力、時間等均大幅超越過去的類神經網路型態，國外亦有案例以人工智慧進行號誌控制策略，如前節所述美國公司

RAPID FLOW。

3. 人工智慧結合高速公路匝道控制

高速公路局現已透過大數據技術結合車流理論，實施更有科學依據的「精進式匝道儀控」措施。其原理是利用 ETC 的歷史資料，分析壅塞時段路段的車流起點組成，有效的在壅塞發生前實施匝道儀控。

但精進式匝道儀控仍是以傳統查表的方式執行，而非即時控制，其儀控率無法因應突發事件而有所調整。另外，傳統匝道儀控所導致車流回堵地方道路的狀況仍無法解決。

高速公路是屬於完全進出管制型態的公路，較容易執行交通控制策略，結合地方道路之車輛偵測器、ETC 即時交通資料以及未來之影像辨識系統所蒐集之資料，以深度學習即時運算儀控率，預計能夠更進一步改善主線壅塞情形及匝道回堵狀況。

(二)APTS：改善偏鄉運輸及提升公共運輸交通安全

臺灣約有 20% 的人口居住在交通不便的地區，其中多為需要仰賴大眾運輸交通工具通勤的老人及幼童。然而，偏鄉的地形與缺乏維護的路況提高了行車的風險，而司機勞力短缺也使得接駁服務的設置須優先考量高昂的人力成本，對此，「自動駕駛電動車」解決方案，利用 AI 科技解決難題。

疲勞駕駛是近年來幾起國道客運翻車事件的主要原因之一，透過人工智慧的車內影像監控技術，偵測駕駛人是否分心或異常行為，提前預警並通知管理單位，減少因為疲勞駕駛肇事發生的機率，相關商品如 Nauto 的車內偵測裝置。

(三)ATIS：提供用路人預測資訊

深度學習適合應用於交通資訊預測，預測資訊除了提升用路人的方便性外，也間接達到旅次分配的效果，使用路人依據自己適合的時間進行旅次行為，以避免旅次的時間及空間集中造成運輸系統的壅塞。高速公路局已提供了未來日旅行時間預測資訊服務，可以查詢未來 100 天內高速公路的旅行時間，民眾可以事先進行行旅規劃。惟數日內甚至即時的旅行時間預測，才是用路人一般通勤日所需求的功能，因此開發短、中期旅行時間預測資訊服務乃當務之急。短時間的預測所需介接的資料與長期有所差異，能夠介接的資料包含即時雨量、天氣、即時路況及事件等資訊，透過深度學習不斷微調下一個時階的預測結果，能夠提供更精準的預測資訊。

(四)AVCSS：推動自駕車的發展

立法院已經於 107 年 11 月 30 日三讀通過《無人載具科技發展與創新實驗條例》，這代表著未來任何自動駕駛、無人駕駛的交通工具都可進行實驗。我國研發自動駕駛的民間團隊，過去僅於非「道路」範圍內進行測試，例如

前身為「2018 桃園農業博覽會」自動駕駛巴士研發團隊的「台灣智駕公司」。臺灣的混合車流特性，機車的複雜行進方式及多樣化的樣式及尺寸，增加了自駕車影像辨識的難度，也因此具有商業化的價值。自駕車的發展或可改善偏鄉運輸、填補大眾運輸的縫隙、提升交通安全減少事故，並且帶動國內 ICT 產業的發展。

(五)EMS：緊急車輛優先結合影像辨識及最佳化運算

緊急車輛包含救護車、消防車、警備車、工程救險車等，透過策略能夠協助緊急車輛執行任務，策略包含最佳路線導引、公路路況廣播以及優先號誌等，其關鍵在於路測設備能夠辨識緊急車輛並即時提供協助。透過深度學習的影像辨識技術能夠偵利用攝影畫面偵測緊急車輛，並透過邊緣運算(Edge computing)的技術直接控制路測設施、不經由交通控制中心，緊急車輛也不需另外安裝車機。路線的導引則適合使用最佳化的演算法，例如螞蟻演算法、基因演算法等。

(六)VIPS：影像辨識、車輛警示保障交通弱勢使用者

交通弱勢使用者包括行人、兒童、老年人、殘障人士、孕婦及自行車與機車騎士等，由於臺灣於 107 年步入了高齡化社會，交通弱勢使用者保障應是重要的交通政策方向。路測設備透過影像辨識能提前警示車輛駕駛人前方使用者動態。將影像資料使用交通衝突技術結合人工智慧分析，能夠自動過濾出易發生危險的特定地點，讓交通管理單位可以集中資源來預防這些地方可能發生的交通意外事故。

(七)CVOS：借鏡 Uber 人工智慧的發展，重視使用者體驗

Uber 的共享模式在臺灣雖然有適法的問題，但其發展人工智慧的方向值得我國計程車旅客服務業參考。在保安方面，Uber 正開發能夠預先辨識酒醉乘客的人工智慧；在營運方面；透過人工智慧預測旅次的發生及目的地，提升駕駛的載客率；在訂價方面，預測消費者最高願付價格，能夠執行第一級差別取價。雖然 Uber 的模式無法完全移植，但其利用數據與人工智慧提升使用者體驗的方式，或能幫助改善國內計程車市場供大於求的狀況。此外，如何蒐集乘客的特徵資料，是商用旅客運輸發展人工智慧的重要課題。

五、結語

深度學習依照學習方式的不同，適用於不同的服務情境。例如應用在交通資料的蒐集、駕駛行為監控，明顯是屬於監督式學習，其需透過大量標籤後的資料訓練模型，以使模型能夠辨識各車種及異常的駕駛行為。交通號誌控制的應用，由於難以蒐集到各種號誌時制下的道路績效情形，若使用監督式學習可能無法求得全域最佳解，惟利用強化式學習，或許可以達到逐步修正號誌時制，最佳化號誌控制的目標。

從三、四節內容，可以歸納出人工智慧應用於交通領域，主要著重在影像辨識技術及數據的分析探勘。例如自動駕駛車輛、交通資料蒐集、駕駛行為偵測、緊急車輛及弱勢使用者的偵測等，是應用影像辨識的技術；旅行資訊的預測、交通號誌控制的執行、旅客需求量的預測等，係屬於人工智慧大數據的分析及預測。

本所刻正執行有關人工智慧應用於公路交通智慧運輸之研究介紹如下：(1) 交通事件資訊整合服務與精進計畫，透過 AI 影像辨識技術即時偵測交通事件；(2) 應用人工智慧(AI)影像辨識技術進行交通數據蒐集與分析之研究，蒐集交通特性資料，並嘗試以所蒐集資料執行半觸動號誌控制策略；(3)路口無人機交通攝影及衝突分析，利用遙控無人機蒐集的影像資料，利用 AI 影像辨識技術辨視車流軌跡，分析交通衝突資料並以視覺化呈現。以下建議本所未來在人工智慧可進行之研究議題：

(一) 發展號誌化路口動態號誌策略

過往號誌「適應性控制策略」是一種動態查表結合彈性策略的控制方式，仍屬於一種「規則式」的控制。目前本所嘗試以影像辨識取代傳統偵測器進行半觸動控制，未來可考慮將號誌最佳化邏輯寫入深度學習架構中，以發展動態號誌控制策略。

(二) 路口交通安全改善

路口交通安全改善最大的困難在於事故資料少、蒐集難度高且品質不一，因此在 1960 年代即發展出「交通衝突」技術，並以交通衝突與交通事故高度相關的特性，分析路口交通安全的問題。惟交通衝突資料的蒐集仍須耗費大量的人力、時間，因此這項技術多用於學術研究領域，難以實用。

透過人工智慧影像辨識技術，可以將所蒐集之影像資料自動偵測，分析路口車流的軌跡與衝突，找到路口衝突熱區，並以交通工程或管理的方法進行路口交通安全改善。另，搭配影像辨識技術所蒐集的交通流量，可利用「曝光量」的概念計算衝突率，作為易肇事路口判定的依據。

(三) 遙控無人機相關應用

AI 影像辨識是遙控無人機應用發展的重要技術，用於路口資料蒐集，可以在路口正上方進行攝影，將蒐集到大範圍的資料並減少遮蔽的可能，無論是交通特性資料或是衝突資料，其資料品質皆優於安裝在路口的影像蒐集設備。若遙控無人機能提升飛行時間，將可以大量使用於我國 ITS 公路交通

服務。

另外，遙控無人機最重要的就是安全性，當 GPS 失效時遙控無人機可能需要緩降，惟若此時降落地點恰好在車流來往之公路上，將會造成交通安全問題。將 AI 影像辨識技術結合遙控無人機之緩降，利用下方攝影機偵測車流往來，或許是一個處理方式。

由於我國混合車流特性，並有大量的機車使用者，所開發之人工智慧導入公路交通服務，或可移轉到其他機車使用率高的國家，因此具有商業化的價值。

參考文獻

1. 交通部.(民 101). 101 年運輸政策白皮書-總論, 臺北市: 交通部運輸研究所.。
2. 莊永裕 (譯) (民 108)。深度學習入門教室：6 堂基礎課程+Python 實作練習，Deep Learning、人工智慧、機器學習的理論和應用全圖解（原作者：谷岡広樹, 康鑫）。臺北市：臉譜。
3. 鄭佩嵐 (譯) (民 106)。從人到人工智慧，破解 AI 革命的 68 個核心概念：實戰專家全圖解 × 人腦不被電腦淘汰的關鍵思考（原作者：三宅陽一郎, 森川幸人）。臺北市：臉譜。
4. 徐立妍 (譯) (民 108)。自駕車革命：改變人類生活、顛覆社會樣貌的科技創新（原作者：Hod Lipson, Melba Kurman）。臺北市：經濟新潮社
5. 李芳齡 (譯) (民 108)。機器，平台，群眾：如何駕馭我們的數位未來（原作者：Andrew McAfee, Erik Brynjolfsson）。臺北市：天下文化
6. Abduljabbar, R., Dia, H., Liyanage, S., & Bagloee, S. (2019). Applications of artificial intelligence in transport: An overview. Sustainability, 11(1), 189.
7. 人工智慧之機器學習常見演算法。檢自：https://codertw.com/程式語言/33802/#outline__1. (Feb. 28, 2019)
8. 用數據降低空車率，台灣大車隊與宏碁合作打造智慧載客推薦平台。檢自：<https://www.bnext.com.tw/article/44997/taiwantaxi-uses->

data-to-reduce(Feb. 28, 2019)

9. 人工智慧、機器學習與深度學習間有什麼區別？檢自：
<https://blogs.nvidia.com.tw/2016/07/whats-difference-artificial-intelligence-machine-learning-deep-learning-ai/>. (Feb. 28, 2019)
- 10 Nauto 推二代車載資通訊系統 以 AI 偵測駕駛分心並評估風險。檢自：
https://www.digitimes.com.tw/iot/article.asp?cat=158&id=0000501898_3uv7xf9fl09voc77ijlbw. (Feb. 28, 2019)
- 11 3 分鐘搞懂深度學習到底在深什麼。檢自：
<https://panx.asia/archives/53209Examples of Artificial Intelligence Applications in Transportation>. Retrieved from <https://www.lanner-america.com/blog/examples-artificial-intelligence-applications-transportation/>. (Feb. 28, 2019)
- 12 Engineering More Reliable Transportation with Machine Learning and AI at Uber. Retrieved from <https://eng.uber.com/machine-learning/>. (Feb. 28, 2019)
- 13 Portland Reduces Delays by 20% at Maine's Busiest Traffic Intersection After Surtrac Deployment. Retrieved from <https://www.rapidflowtech.com/blog/portland-reduces-delays-at-maines-busiest-traffic-intersection-after-surtrac-deployment>. (Feb. 28, 2019)
- 14 HOW DOES SURTRAC WORK?, Retrieved from :
<https://www.rapidflowtech.com/surtrac/how-it-works>. (Feb. 28, 2019)