

人工智慧之交通事件影像偵測模式與 實域驗證¹

AN AI-BASED IMAGE-DETECTION MODEL AND FIELD TEST FOR DETECTING TRAFFIC INCIDENTS

吳沛儒 Pei-Ju Wu²
陳其華 Chi-Hwa Chen³
蘇昭銘 Jau-Ming Su⁴
吳東凌 Tung-Ling Wu⁵
黃啟倡 Chi-Chang Huang⁶
鍾俊魁 Jiun-Kuei Jung⁷
何毓芬 Yu-Fen Ho⁸

(107 年 12 月 26 日收稿, 108 年 8 月 7 日第 1 次修改, 108 年 9 月 20 日定稿)

-
1. 本文為交通部運輸研究所「交通事件資訊整合服務與精進計畫 (計畫編號: MOTC-IOT-107-IBF021)」部分研究成果, 特此致謝。
 2. 逢甲大學運輸與物流學系副教授。
 3. 交通部運輸研究所運輸經營管理組組長。
 4. 逢甲大學運輸與物流學系教授 (聯絡地址: 40724 臺中市西屯區文華路 100 號 逢甲大學運輸與物流學系; 電話: 04-24517250 Ext.4659; E-mail: jmsu@fcu.edu.tw)。
 5. 交通部運輸研究所運輸資訊組組長。
 6. 逢甲大學智慧運輸與物流創新中心組長。
 7. 英業達工業物聯網中心資深處長。
 8. 交通部運輸研究所運輸資訊組高級研究員。

摘 要

交通事件之確認與通報為交通管理之重要議題，往往耗費人力資源以及相互溝通確認時間。雖然人工智慧日益蓬勃發展，但卻鮮少研究透過人工智慧處理交通事件辨析之議題。因此，本研究旨在發展以人工智慧為基礎的影像偵測模式，透過交通事件之自動化偵測，以提升交通管理效率。具體而言，本研究建構單次多重目標檢測器之深度神經網路，以偵測交通事件。為了測試本方法之效果，本研究以高雄市一個交叉路口作為實測場域。實測分析結果顯示，本研究提出之交通事件單次多重目標檢測器模式可以成功地偵測交通事件，並可同時偵測車速與車輛數。再者，本研究示範如何將人工智慧為基礎之交通事件影像偵測技術應用於實體交通環境上。本開創性研究提供清楚的指引，讓交通管理單位可以透過人工智慧技術去偵測交通事件，對於交通管理具有高價值貢獻。

關鍵詞： 交通事件；交通管理；人工智慧；單次多重目標檢測器；深度神經網路

ABSTRACT

The detection and reporting of traffic incidents is of major importance to all those involved in traffic management, as it results in increased labor and prolonged periods of complex communication. However, few studies have explored how these pressures might be relieved through the use of artificial intelligence (AI). Accordingly, this study aims to develop an AI-based image-detection model, the Single Shot MultiBox Detector (SSD) with a deep neural network, which will detect and report traffic incidents automatically, and thus enhance the efficiency of traffic management. This study used the field case of a real intersection in Kaohsiung City, Taiwan, to test the effectiveness of the proposed approach, and the results indicated that the proposed traffic-incident SSD model was successful not only in identifying traffic incidents, but also in monitoring key background traffic parameters such as the numbers and speeds of vehicles on the road. This pioneering research also demonstrates how AI-based image-detection technology for traffic incidents could be installed in the physical environment, and provides clear and valuable guidance to traffic managers interested in utilizing AI technology in their field.

Key Words: *Traffic incident; Traffic management; Artificial intelligence; Single shot multibox detector; Deep neural network*

一、前 言

遵循行政院國家時空資訊雲落實智慧國土政策綱領及 idea@Taiwan2020 創意臺灣政策白皮書之政策指導，交通部自 105 年至 109 年之時空資訊發展，即以「公共運輸」、「即時路況」、「營運資訊」及「觀光旅遊」等 4 大主題做為推動主軸，透過「時空資訊雲落實智慧國土計畫 - 交通部」中長程計畫各子項計畫之推動，持續擘劃交通部時空資訊之蒐集、加值及開放工作，運用 IT 技術、跨運具之創新科技與時空巨量資料之分析，產製更為即時、品質可靠且應用更為廣泛之資料類型，進而擴大交通資料被應用性，強化智慧交通發展及提升公共運輸之服務品質。

如何針對交通資訊之蒐集或通報、管理或解除進行夠有效之管理，並運用先進科技提升交通管理效率，以降低交通事件所衍生之衝擊，並提供用路人充分之資訊，為交通管理當前之重要課題。目前多元交通事件之通報多仰賴地方局處之業務管理系統（例如：119 勤務指揮系統、交通事故資訊 e 化系統、道路挖管中心、即時交通資訊服務網等），然而在交通事件發生的時間不確定且人力資源有限之情況下，如何有效地偵測交通事件為當前交通管理之重要課題。

在交通事件偵測理論基礎上，許添本與鄭雅文^[1]指出傳統交通事件偵測演算法通常需要等事件發生後，根據事件對於交通產生之衝擊變化，判定交通事件的發生；但車禍往往是因為車流不穩定而造成，因此該研究發展跟車模式之演算法，預測可能之追撞事件。卓訓榮等人^[2]以位勢理論發展三維度車流模式，探討容量與流量之交互作用以及車流穩定時，流量在空間上的分布。張瓊文等人^[3]指出路段容量降低時，易造成衝擊波，影響上游車流運行。汪進財與邱孟佑^[4]指出線圈偵測器無法識別所偵測車輛，不易精確預估旅行時間，故透過資料採集技術與迴歸分析探究車流狀態。邱裕鈞與謝志偉^[5]發展混合車流格位傳遞模式，模擬汽機車混合車流行為，用以分析混合車流在道路最大容量與剩餘儲車空間之競爭。許鉅秉等人^[6]發展單一車道自動公路系統發生事件下之跟車控制邏輯，藉由前方兩輛車之相對速度與距離，預測其為減速或加速之行為。

人工智慧 (artificial intelligence, AI) 技術近年來蓬勃發展，但鮮少研究透過 AI 技術解決交通事件偵測之問題。因此，本研究之目的在嘗試運用資通訊科技、影像辨識與人工智慧等技術，發展一套以人工智慧為基礎之交通事件影像自動偵測技術，以有效提升交通管理品質。具體而言，本研究建構一套深度學習 (deep learning neural network, DNN) 之單次多重目標檢測器 (single shot multibox detector, SSD) 神經網路模式，並以高雄市民族一路與大中一路之交叉路口為實測場域，探究本方法之可行性。過去鮮少研究透過深度學習之影像辨識技術偵測交通事件，在學術貢獻上，本研究發展創新之交通事件影像辨識技術，可作為後續人工智慧在交通管理應用之基石。在實務貢獻上，除可大幅減少人力支援的耗費外，更可有效提升交通管理之效能；再者，透過場域實測，本研究獲悉影像辨識技術在交通實景分析上之重要關鍵知識，研究成果可作為其他場域在交通事件人工智慧自動偵測與辨識之參考。本文後續共分成四節，第二節回顧先進科技技術應用於交通管理之相關文獻、第三節發展交通事件之 AI 影像辨識模式、第四節進行實例分析與討論、最後一節則為結論與建議。

二、文獻回顧

近年來鑒於交通事件管理的重要性，許多研究均嘗試將先進科技應用在交通事件的管理，茲分別回顧定點偵測技術、行動偵測技術、無人機之相關文獻，進而指出本研究採用之技術。

2.1 定點偵測技術

Hsieh 等人^[7]透過固定式攝影機監控交通狀況，並發展出一種演算法，消除所有不需要的陰影，使車輛尺寸不變，提高車輛分類的準確性；在識別車輛時，設計的分類器可以從其軌跡和數據庫中收集不同的證據，以對車輛分類做出最佳決策。

陳一昌等人^[8]在交通部運輸研究所計畫中，藉由 Citilog 交通事件偵測軟體偵測交通事件，並透過車流讀值軟體計算車流參數；在臺北市市民大道與承德路口以及基隆路 4 段進行實測，結果顯示縮小偵測區域可提高事故偵測率、降低誤報，但若車輛距離太遠，則會影響偵測結果。

Luo 等人^[9]利用高速公路、市區道路上監控攝影機拍攝的影像，辨識特定圖像可能性，提出不同卷積神經網絡模型 (convolutional neural network, CNN)，及利用特徵點 (feature point) 和支援向量迴歸法 (support vector regression, SVR) 來分割出道路、汽車、背景等不同類別交通圖像。

2.2 行動偵測技術

探針車屬於二度空間之行動偵測，探針車之數據採集系統有自動車輛辨識系統、全球定位系統和地面導航 (Guido 等人^[10])，可實際運行於道路蒐集路況資訊 (Coifman 等人^[11]，Anuar 與 Cetin^[12])，亦可進行即時的監控 (Comert^[13])。運用探針車技術不需要廣設定點監測器，大幅減少建置及維護成本 (Canaud 與 Faouzi^[14])，同時為道路交通監測管理單位提供最有效的數據，探針車與傳統的定點觀測相比可以蒐集更廣泛的數據 (Seo 等人^[15])。

探針車探測之數據可用於觀察交通路網中的個人旅行行為 (Ito 等人^[16])，並可用於測量服務等級 (level of service)，獲悉交通擁堵造成的時間延滯 (Iton 等人^[17])，Li 等人^[18]運用影像、全球定位系統和藍芽技術輸入速率與旅行時間比較數值準確性，結果顯示影像結合 GPS 可有效提高計數之準確性。Gu 等人^[19]透過探針車之車道位置、車速和車輛停止狀態，運用 3D-DGNSS 技術分析，可準確預測車輛停車狀態。Sekine^[20]利用車輛搭載攝影系統與偵測器可蒐集車輛滾動角度計算路面波度，研究發現此方式可提高數據識別精確度。Mussone 等人^[21]將探針車用於圖像分析，在探測車上安裝高精度 GPS-RTK 系統與攝影機，蒐集影像數據分析圓環的運行效果，透過此技術評估圓環的效能結果顯示可降

低誤差。

Son 與 Baek ^[22] 發展智慧駕駛輔助系統的即時交通資訊系統和智慧攝影設備，應用電腦視覺演算法進行圖像辨識，並使用動態模糊法來處理動態區域，根據車輛彼此間距、車速、鄰近車輛數等交通資訊，預測交通壅塞。詹富翔等人 ^[23] 透過行車紀錄器偵測交通事件，主要是分析不同碰撞事故，以動態空間注意力之循環神經網絡架構分析行車紀錄影片中的事故，以手動方式標記事故的時間位置，透過監督式學習來訓練和評估方法，以強健性地預測事故。

2.3 無人機

無人機 (unmanned aerial vehicle, UAV) 屬於三度空間之偵測，可應用於橋樑檢查、災害管理、測量技術、軍事監視及偵察 (Rathinam 等人 ^[24])。無人機可提高監控效率及降低運輸營運成本，並可針對人工難以行動自如的情況，無人機偵測技術有助益於交通管理的發展 (Rathinam 等人 ^[24])。Xu 等人 ^[25] 表示無人機優點有高移動性、高機動性、高視角、節省時間，可偵測到較遠距離、較寬範圍的交通狀況。Menouar 等人 ^[26] 提及交通警察、道路支援團隊可以由一組無人機協助，偵測道路狀況、監控可能發生的交通違規行為、提供基本支援。Hart 與 Gharaibeh ^[27] 則提及無人機可用於路邊狀況調查或計數交通工具。

無人機可透過專用短距離通信 (dedicated short range communications, DSRC) 提供車對車和車對基礎設施 (vehicle-to-everything, V2X) 通信，進行交通管理 (Menouar 等人 ^[26])。美國佛羅里達交通部 (The Florida Department of Transportation, FDOT) 完成空中交通監控系統 (Airborne Traffic Surveillance Systems, ATSS) 的研究，主要在高速公路上利用無人機進行影像監控和蒐集數據，進而傳回交通管理中心 (Farradyne ^[28])。丹麥市中心長期飽受交通壅塞之苦，為了解決此壅塞狀況題出適合的解決方案，需要完整了解並分析壅塞程度及原因，故利用無人機在有效保持安全距離下記錄全程觀察到的車流量，結果顯示各個不同因素相互影響下，造成圓環的交通壅塞與丹麥市中心交通癱瘓 (Hansen ^[29])。

Aslam 等人 ^[30] 指出未來 ITS 部署不僅包括地面路邊單元 (roadside units, RSUs)，還包括無人機搭載的飛行 RSU，在發生事故的情況下，無人機可很快到達事故現場並從附近車輛蒐集關鍵數據，但無人機如何長時間使用為實務運籌之最大挑戰。

2.4 小結

綜觀定點偵測技術、行動偵測技術、無人機之相關文獻，其中定點偵測技術可偵測穩定且清晰的交通狀況資訊，並可於主要特定路口進行長時間的紀錄與分析，進而探究交通問題並提供交通改善方案。行動偵測技術可以偵測較廣泛的範圍，但難以在特定地點進行長時間的交通狀況偵測，亦難以就特定地點進行交通改善。無人機 (多維度之行動偵測) 具

有高移動性、高機動性、高視角之特性，可偵測到不同角度之交通狀況，但無人機續航力較差且可飛行範圍受到相關法規之限制，造成實務運作上具有困難度。

人工智慧讓機器學習人類之思維以及行為模式，協助人類處理交通上的問題，並彌補人力資源不足之困境。定點偵測技術、行動偵測技術、無人機皆可結合人工智慧進行交通事件之偵測，但行動偵測技術與無人機在人工處理上就已面臨諸多困難與限制，故本研究嘗試將人工智慧應用於定點偵測技術之固定式道路攝影機上，讓固定式道路攝影機變成具有人類交通專業知識的攝影機，有效地偵測交通事件。

三、交通事件之影像辨識模式

本研究發展之交通事件影像辨識模式 (如圖 1 所示)，綜合 Faster R-CNN 的 anchor box 和 YOLO 單個神經網絡檢測方式，同時具備 Faster R-CNN 的準確率與 YOLO 的檢測速度，可以實現高準確率之交通事件即時偵測。具體而言，本模式主要係根據交通事件之問題特性，將經典深度學習模型進行組合與改良。目前經典深度學習模型有各自的優缺點，有些著重於運算速度，例如：SSD、YOLO；有些著重於物件分類及定位的精度，例如：Faster-RCNN。本研究參考上述經典深度學習模型，並根據問題特性所需的精度及速度後進行適當組合，本研究以 SSD 為基礎，將神經網路模式的主幹進行輕量化，輕量化主要是將原 SSD 之 AI 模式主幹 (feature extractor) 所採用較複雜的 VGG-16 深層捲積特徵擷取網絡，更改為深度較淺且多尺度捲積並聯的 GoogLeNet 架構，此輕量化具有增加運算速度的優點；另為了彌補特徵擷取網絡在大的特徵圖上深度不夠的缺點，本研究引入 RetinaNet 中所使用的 Feature Pyramid Network 結構補強大特徵圖的語意豐富度。以上作法使得運算速度大幅增加，同時也讓精度得到一定保證。

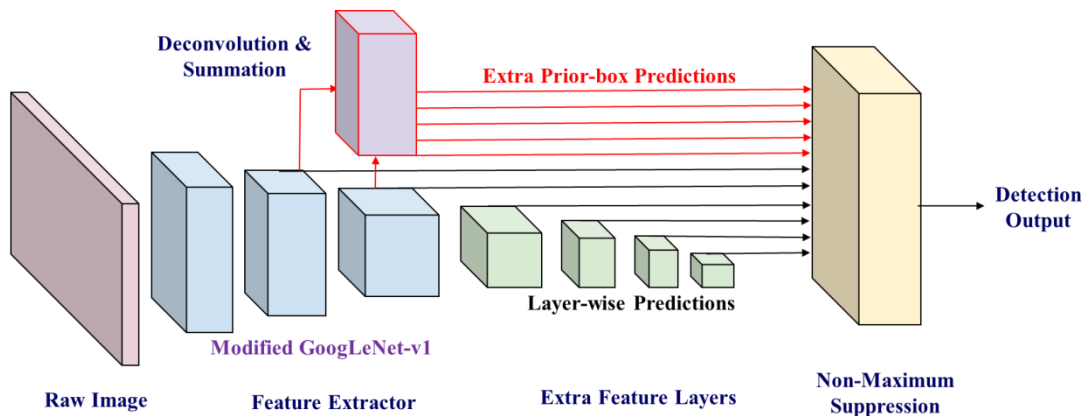


圖 1 交通事件之影像辨識模式

YOLO 中的 Anchor box 的概念類似於 SSD 中的 Default box，其為每個網格上預先設置的固定長寬比及大小的圖框，預測輸出是對應到哪個實際圖框以進行模型權重訓練。YOLO 之運作機制類似本研究使用的 SSD 模式，主要係直接由網格中同時輸出：(1) 前景 / 背景；(2) 物件類別；(3) 圖框位置大小。然而，Faster-RCNN 則分成兩階段：(1) RP (region proposal)，預測對象為前景/背景及圖框大致位置；(2) 決定前景確切類別及更詳細的圖框位置，因而 YOLO 與 SSD 模式偵測速度較 Faster-RCNN 模式快。YOLO 與 SSD 模式之主要運作機制差異，在於 SSD 模式係從不同層次的特徵圖中進行預測，因此較能適應各種不同大小的物件偵測。再者，VGG-16 為原本 SSD 中所使用的特徵擷取網絡，雖然可以藉由深層類神經網路結構擷取出語意豐富的特徵，但最大的缺點在於深度過深導致模型偵測速度緩慢，不適用於本研究欲解決之即時交通事件偵測問題。綜合以上考量，本研究參考各種深度學習類神經網路模式，並根據問題特性所需的精度及速度後，建構交通事件之類神經網路模式。

本研究發展之 AI 模式利用 Caffe (convolutional architecture for fast feature embedding) 深度學習技術進行實作，並廣泛蒐集之交通相關資料。藉由攝影機紀錄研究範圍內的車況，透過物件偵測 (object detection) 模式辨識交通事件。交通事件之影像辨識模式主要建構步驟包括：(1) 蒐集並篩選俯視角度之交通圖片；(2) 針對所蒐集的圖片進行交通物件標注，包括大車、小車、機踏車；(3) 對不同資料來源進行重複取樣以維持平衡，並統計經取樣後各個類別圖框出現頻率分佈以決定訓練權重；(4) 依據經驗初始化超參數後開始訓練模型，包括優先框 (prior box) 數量及大小、縮放比例分佈等；(5) 重複前述步驟，直至獲得較佳準確率之 AI 模式。

考量交通環境之特性，本研究進一步強化 AI 影像辨識模式，使之更能偵測交通事件影像，提升模式能力主要包括「強化小型交通物件的特徵語意」、「增加交通物件預設框尺寸之多樣性」、「平衡交通物件之訓練資料類別」，茲就相關內容闡述如後。

1. 強化小型交通物件的特徵語意

原始的 SSD 模型係直接由不同解析度的特徵圖進行預測，造成預測小物件所用的特徵語意 (semantic value) 較低，例如機踏車。因此，本研究加入 FPN (feature pyramid network)，使得新的特徵圖係由 deconvolution 結果和原始特徵圖加總而得，其具有和最高階特徵圖同樣豐富的語意。

2. 增加交通物件預設框尺寸之多樣性

預設框 (default box) 是在特徵圖上對於可能出現物件的預期圖框，每個預設框皆對應到一組對物件位置、長寬、類別預測的輸出，但只有與實際圖框重疊程度超過閾值的預設框所做出的預測才會參與訓練，此稱之為優先框 (prior box)。原始 SSD 作者是以 COCO 資料集的物件尺寸分布 (包括大小、長寬比) 設計 Default Box，但這明顯與本研究交通事

件場景不相符合 (COCO 圖片多以特寫照片為主輔以遠距離背景圖，因此物件大小分佈兩極化，與本研究場景中以中小物件為主狀況不同)，因而調整預設框設定極為必要。本研究針對中小物件偵測的部份增加了若干個不同大小及長寬比的預設框使其更易於偵測出此一尺寸區間之物件。

3. 平衡交通物件之訓練資料類別

本研究中的原始訓練資料主要來源包括「Coco 及 open-image 資料集中含有車輛和行人的部份」、「MIO-TCD 之美加地區城市和郊區路燈上監視器擷取圖」、「DETRAC 之中國北京及天津市區交通影像擷取圖 (機型：Cannon EOS 550D)」、「基隆案場及高雄案場影片擷取圖片 (機型：VIVOTEK IB8369A)」、「其它網路搜尋交通圖片」。其中，COCO 資料集係 Microsoft 提供的影像分析資料集，包括 82,783 個訓練圖像、40,504 個驗證圖像、40,775 個測試圖像，以及 80 類物體類別。因此，本研究透過 Weighted Softmax with Loss 的設定方法，依據物件類別出現的頻率給予不同的訓練權重，以解決訓練資料不平衡之問題。

在 AI 之類神經網路模式之偵測結果績效評估上，常使用準確率 (mAP, mean average precision) 以及速度 (FPS, frame per second) 進行分析，茲將模式偵測結果改善的準確率與速度之結果彙整如表 1 所示。

表 1 模式之準確度與速度

模式	mAP	FPS
VGG-16 + SSD_300x300	36.8	9.09
GoogLeNet + SSD_300x300	28.1	26.32
GoogLeNet + SSD_480x270+ adaptive PriorBoxes	45.0	23.81
GoogLeNet + FPN_480x270+ adaptive PriorBoxes	53.2	20.83

當 AI 之類神經網路模式可以成功辨識車流基本參數 (車輛類型) 後，則可設計交通事件偵測規則，進行交通事件偵測。本研究的交通事件主要包括「車禍 / 施工」與「路口溢流」兩大事件，在交通事件的訓練上，主要是根據物件偵測的結果配合本研究研擬之交通事件偵測規則。當 AI 模式偵測出車輛，且該車輛在道路上停留超過 180 秒，則屬於「車禍/施工」交通事件。當 AI 模式偵測出車輛，且該車輛在紅線路段停留超過 180 秒，則屬於「違規停車」交通事件。當 AI 模式偵測出車輛，且該車輛在十字路口特定區域內停止超過 20 秒，則屬於「路口溢流」交通事件。

四、實例分析結果與討論

本研究以高雄市左營區之大中一路與民族一路交叉路口，作為交通事件影像偵測技術之實測場域，主要係該路口具有三大特性，包括：(1) 多事故路口，高雄市 105 年十大肇

事路口，每年約有 136 件交通事故；(2) 交織衝突多，多方向車流匯集，產生許多交織衝突；(3) 各方向車流量大，民族路上下班尖峰車多（往返楠梓加工區）、上下國道 1 號鼎金系統之車流量大。本研究實例分析之結果與討論分成「車流基本參數」與「交通事件偵測」兩大部分，茲就相關內容闡述如後。

4.1 車流基本參數分析結果與討論

本研究旨在透過 AI 機器影像辨識方式，獲取傳統需耗費大量人力紀錄之車流基本參數，包括車流量以及車速。在資料分析上，本研究挑選 5 個攝影機，比對 AI 之車流基本參數（機器影像辨識）與人工之車流基本參數（實際情況）之差異。

為了獲取車流基本參數，本研究在攝影畫面設置計算車流量的一條紅線，以及偵測車速的兩條黃色線，5 個攝影機偵測畫面如圖 2~圖 6 所示。

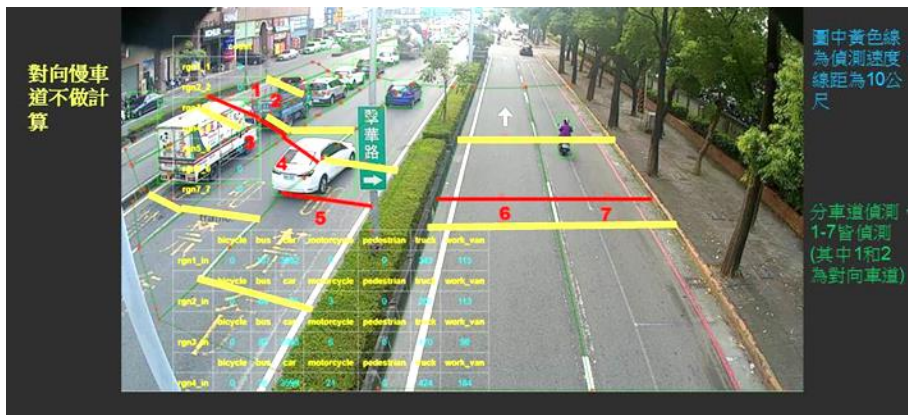


圖 2 民族榮耀街往南慢車道之車流參數偵測畫面

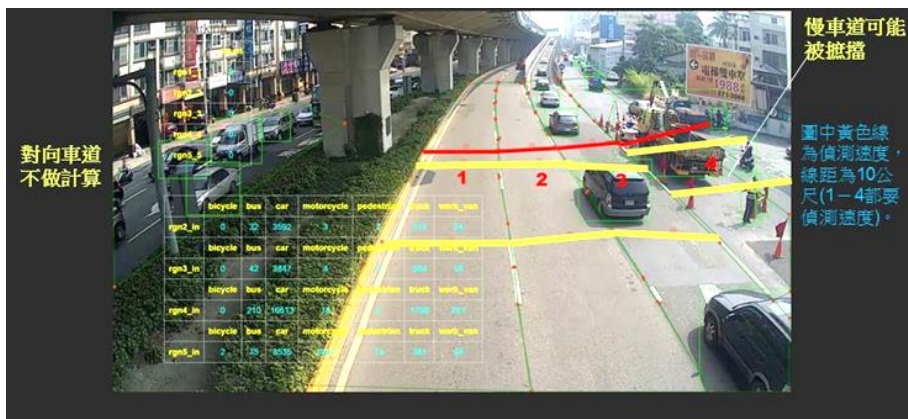


圖 3 陸橋下往東後方 15 米路牌上之車流參數偵測畫面

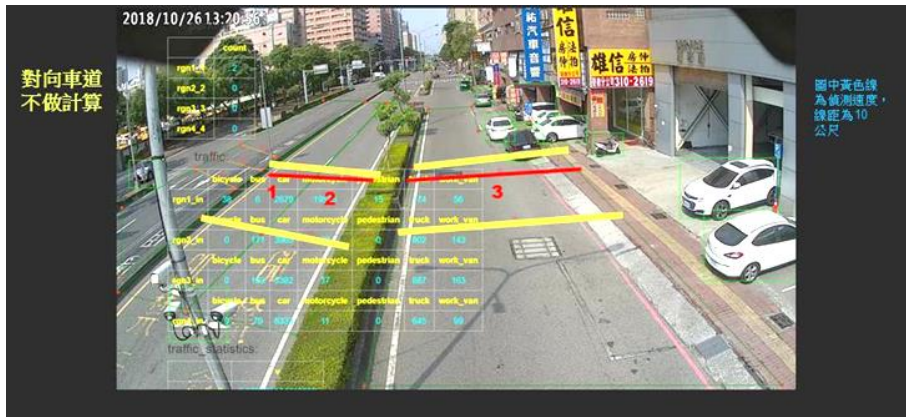


圖 4 大中民族北側往北慢車道之車流參數偵測畫面

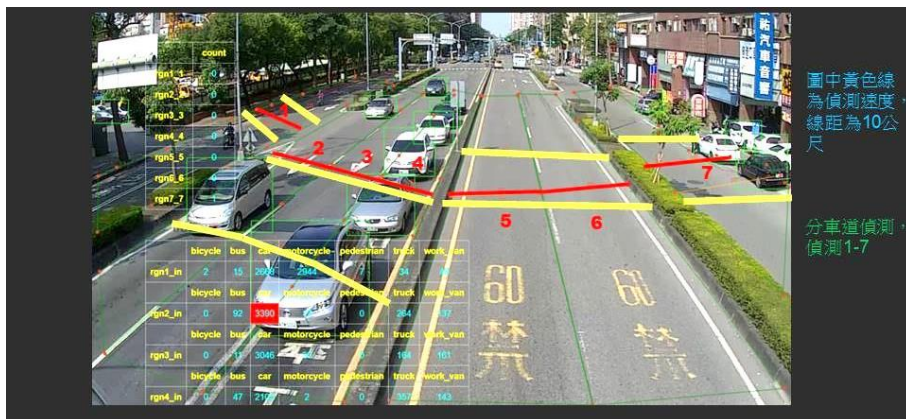


圖 5 大中民族北側往北快車道之車流參數偵測畫面

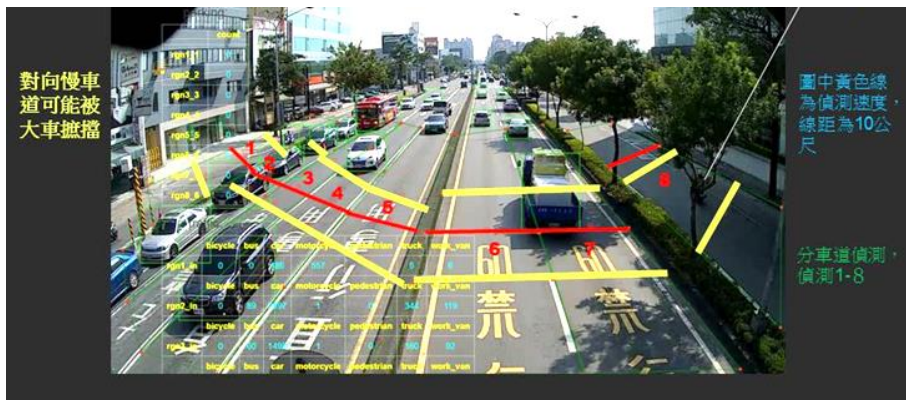


圖 6 大中民族南側往南快車道 (下箱) 之車流參數偵測畫面

在白天車流量之結果分析上 (如表 2 所示), 本研究發現機踏車的準確率最高、其次為小車、最後為大車; AI 模式相較於人工偵測在機踏車上低估 27 輛、在大車上高估 40 輛、在小車上低估 128 輛。在晚上車流量之結果分析上 (如表 3 所示), 本研究發現小車的準確率最高、其次為大車、最後為機踏車; AI 模式相較於人工偵測在大車上高估 3 輛、在小車上低估 24 輛、在機踏車上低估 87 輛。在雨天車流量之結果分析上 (如表 4 所示), 本研究發現小車的準確率最高、其次為機踏車、最後為大車; AI 模式相較於人工偵測在大車上高估 12 輛、在機踏車上低估 36 輛、在小車上低估 55 輛。

表 2 白天之車流量分析

車種	人工偵測	AI 偵測	AI 高低估分析	準確率
大車	243	283	AI 高估 40 輛	84%
小車	2006	1878	AI 低估 128 輛	94%
機踏車	1027	1000	AI 低估 27 輛	97%

表 3 晚上之車流量分析

車種	人工偵測	AI 偵測	AI 高低估分析	準確率
大車	63	66	AI 高估 3 輛	95%
小車	1042	1018	AI 低估 24 輛	98%
機踏車	506	419	AI 低估 87 輛	83%

表 4 雨天之車流量分析

車種	人工偵測	AI 偵測	AI 高低估分析	準確率
大車	114	126	AI 高估 12 輛	89%
小車	1064	1009	AI 低估 55 輛	95%
機踏車	458	422	AI 低估 36 輛	92%

在車速之結果分析上, 本研究探究五個不同攝影機在不同時段之車速, 如表 5 所示。結果發現 AI 模式的整體準確率可達 94%、最低的準確率為 85%、最高的準確率為 100%; AI 模式相較於人工偵測最大之高估數為 6.1、最大之低估數為 2.91。

本研究根據車流基本參數分析結果, 探究可能造成 AI 模式誤判的原因, 茲就相關內容闡述如後:

1. 慢車道距離遠, 其機慢車物件很小, 難以準確偵測。

表 5 車速分析

攝影機位置	人工偵測	AI 偵測	AI 高低估分析	準確度
民族榮耀街往南慢車道之 12:00 車道 7	40.74	46.79	AI 高估 6.05	85%
陸橋下移往 CMS 往東後方 15 米路牌上之 20:00 車道 2	42.86	46.01	AI 高估 3.15	93%
大中民族北側往北慢車道之 18:00 車道 2	43.56	43.46	AI 低估 0.10	100%
大中民族北側往北慢車道之 08:30 車道 2	43.33	49.43	AI 高估 6.10	86%
大中民族北側往北快車道之 20:00 車道 5	43.7	40.79	AI 低估 2.91	93%
大中民族北側往北快車道之 08:30 車道 5	53.41	53.41	AI 高低估 0.00	100%
大中民族南側往南快車道 (下箱) 之 18:00 車道 6	42.37	40.78	AI 低估 1.59	96%
大中民族南側往南快車道 (下箱) 之 07:20 車道 6	49.63	51.58	AI 高估 1.95	96%

2. 角度較斜的車道易發生遮擋的問題。
3. 多台機車同時通過 (互相遮擋部分) 時, AI 模式較難準確計算機車個數。
4. AI 模式偵測特種車輛 (例如: 怪手) 的準確度稍差, 主要因為訓練資料中這些車輛出現頻率低。
5. 雨天水中倒影會影響 AI 模式辨識機車的準確度 (例如: 誤認為行人)。
6. 白天與雨天之大車偵測準確率低於其他車種, 可能原因在於白天與雨天車輛擁擠, 這對 AI 而言可能會將兩三台車視為一台車造成準確率下降; 相對而言, 晚上車輛較為零散, AI 較不會出現合併偵測的情形。

根據 AI 模式誤判的原因, 本研究進而研擬整體 AI 模式解決或改善之作法, 以供後續提升車流基本參數偵測準確率之參酌。

1. 車輛壅塞: 白天或雨天易發生交通壅塞之情況, AI 框選物件時易將車輛合併造成誤判。建議可蒐集車輛壅塞之相關照片, 讓 AI 模式學習當交通擁擠情況下, 該如何辨識不同車種。
2. 號誌遮擋干擾: 當車輛經過號誌後被遮擋時, 模型易誤判車輛類別, 如小客車經過綠色號誌後時常被誤判為卡車或廂形車。因此, AI 模式可蒐集包含號誌遮擋狀況圖片進行訓練, 但成本較高亦難蒐集到足夠可滿足不同狀況的圖片; 另可改良 AI 模式之物件追蹤演算法, 在演算法中引入卡爾曼濾波決策機制, 使暫時被誤判類別不會影響到最終被紀錄的車輛類別。
3. 角度陌生: 對於攝影機不易偵測角度所造成之誤判, 建議可在 AI 模式中導入資料增廣之相關方法 (例如: 圖像旋轉), 以處理角度陌生之問題。

4. 部份類別資料稀少：對於稀少類別之交通物件，建議可在 AI 模式中引入 Weighted Softmax Loss，以增加稀少類別訓練權重。再者，蒐集稀少類別之影像，以加強 AI 模式對於稀少類別之影像辨識能力。
5. 偵測範圍不適宜：1 台攝影機若偵測超過 3 個車道，將造成影像識別不佳之情況。建議宜在攝影機範圍之正向 3 個車道內進行交通影像偵測，意即 1 台攝影機鎖定約正向 3 個車道範圍進行交通偵測。

在辨識度比較分析上，本研究進一步將 AI 模式分析結果，與交通部運輸研究所在民國 98 年「道路交通事故事件偵測與影像分析」計畫^[8]之 Citilog 交通事件偵測軟體進行比較，如表 6 所示。結果顯示，本研究發展之 AI 模式具有較佳之辨識度。

表 6 辨識度比較分析彙整表

比較情境	本研究之 AI 模式	傳統影像處理模式
天候		
白天	94%	79%
晚上	93%	84%
車種		
大型車	95%	82%
小型車	94%	78%
機踏車	95%	59%

4.2 交通事件偵測分析結果與討論

為了分析 AI 之交通事件偵測準確性，本研究蒐集 2018 年 11 月 12 日之交通事件，比對 AI 交通事件偵測（機器影像辨識）與人工交通事件偵測（實際情況）之差異。

本研究彙整 AI 機器影像辨識交通事件偵測結果，如圖 7 至圖 9，其中紅色框框為機器影像辨識出之交通事件。圖 7 為機器偵測到機車發生事故倒在路邊，並有救護車到場處理；圖 8 為機器偵測到工程車作業，佔據了一個車道；圖 9 為機器偵測到車輛在道路上異常停留。

在 AI 之交通事件偵測準確性分析上，主要是先 AI 機器影像辨識可能的交通事件，進而由人工針對可能交通事件進行實際比對，決定是否機器正確偵測交通事件。實例分析結果顯示，實際上總共有 436 個交通事件，其中有 7 個是誤判（false positive），準確度約為 $429/436 = 98.4\%$ 。7 次誤判事件皆為「車禍/施工」，茲將交通事件誤判類型與情境闡述如後：

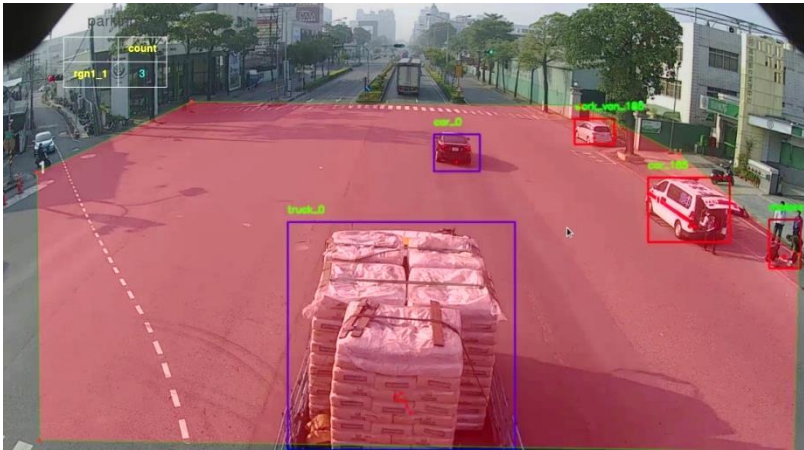


圖 7 機車事故

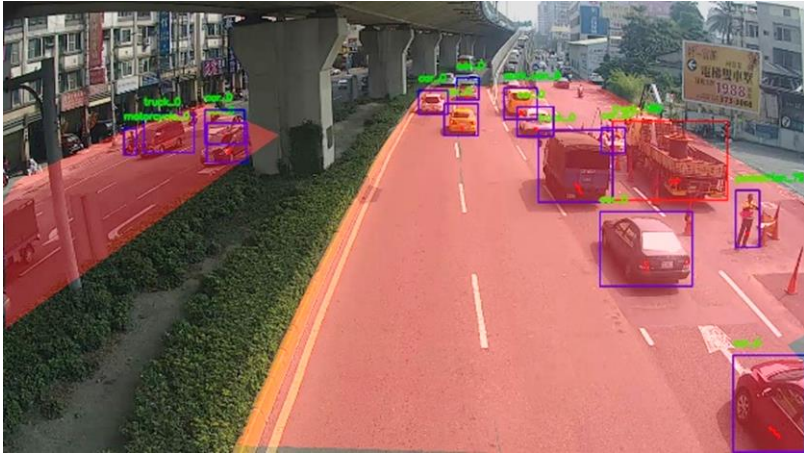


圖 8 工程車作業

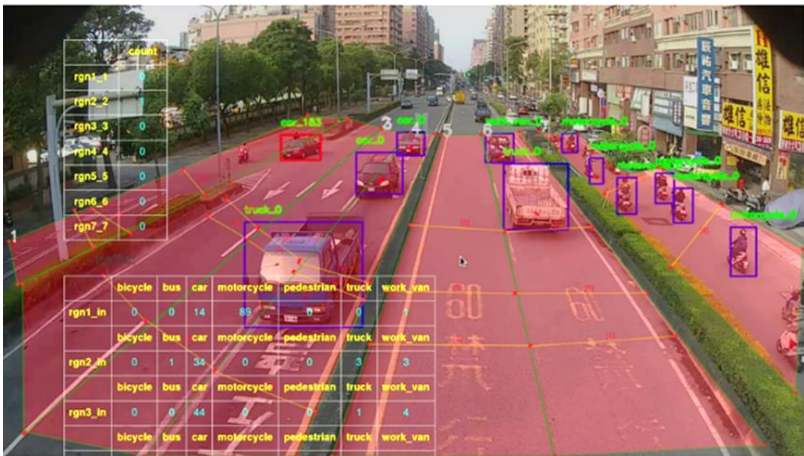


圖 9 車輛異常停留

1. 人行道誤判為車輛：圖 10 中最右側一小塊應為人行道，結果被 AI 模式誤判為汽車車頭，造成 2 次誤判發生，但此種狀況只發生在晚上。



圖 10 影像辨識將人行道誤判為車輛

2. 固定式攝影機誤判為車輛：圖 11 中左下角應為固定式攝影機，結果被 AI 模式誤判為公車，造成 2 次誤判發生，但此種狀況只發生在晚上。

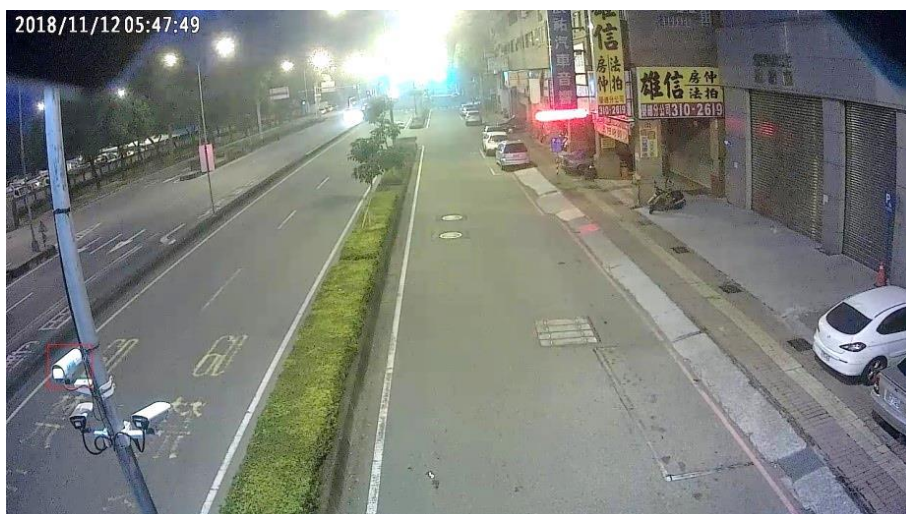


圖 11 影像辨識將固定式攝影機誤判為車輛

3. 廣告旗幟誤判為車輛：圖 12 中左下角應為廣告旗幟，結果被 AI 模式誤判為車輛，造成 3 次誤判發生。



圖 12 影像辨識將人行道誤判為車輛

本研究探究產生 SSD 模式發生誤判的原因，茲就可能誤判原因以及因應方式說明如後。

1. 十字路口處設定車輛停留超過 20 秒即觸發交通事件，會造成車輛待轉、塞車等狀況很多被判斷為交通事件；建議可重新規劃路口偵測區域，排除機車待轉誤判為交通事件之情況。
2. 交通事件誤判大多發生在夜晚；建議未來可透過增加夜晚的訓練圖片資料予以改善。
3. 當車輛距離較遠、角度較大、或只露出部分物件時，易發生重覆計算狀況；建議未來可在攝影機主要可偵測範圍內進行交通事件偵測，意即建議宜在攝影機範圍之正向 3 個車道內進行交通影像偵測，且偵測距離在攝影機之拍攝 30 公尺內。再者，為避免影像中的車輛過度重疊，建議俯角大於 45 度、偏向角則在車道之間 30 度以內為佳。

五、結論與建議

交通事件偵測為交通管理之重要議題，然而由於交通事件具有發生時間不確定之特性，易造成人力資源以及通報時間的耗費。本研究嘗試發展人工智慧深度學習之交通事件影像辨識技術，透過自動化的交通事件偵測，提升交通管理之效能。研究成果在實務上可將交通事件影像辨識技術應用於改善多事故路口、學術上則可作為交通特性深度學習之研究基石。

本研究發展之人工智慧交通事件影像偵測技術，以高雄市民族一路與大中一路路口上下游進行實例分析，發現以下重要結果：(1) 在車流量方面，白天大車、小車及機車之準

確率分別為 84%、94%及 97%；夜間大車、小車及機車之準確率分別為 95%、98%及 83%；雨天大車、小車及機車之準確率分別為 89%、95%及 92%。(2) 在速率方面，AI 模式之整體準確率可達 94%，最低之準確率為 85%，最高之準確率為 100%。(3) 在交通事件偵測方面，實際上總計偵測到 436 個交通事件，其中有 7 個是誤判，偵測準確度約為 98.4%。(4) 攝影機之交通影像偵測範圍建議在正向 3 個車道內，且偵測距離在攝影機之拍攝 30 公尺內。

本研究相較於過去交通管理相關研究之主要差異與貢獻，彙整如後：(1) 人工智慧蓬勃發展，然而卻鮮少研究將人工智慧導入智慧型運輸系統，故本研究建構人工智慧深度學習之交通事件影像辨識技術，可有效地自動化辨識交通事件，節省大量人力資源、提升交通管理效能。(2) 本研究在高雄場域進行實測，發現傳統人工智慧模式難以直接引用於智慧交通，透過模式調整與改進，提供實務運籌上珍貴的人工智慧交通影像辨識專業知識，可作為後續相關單位實施交通影像辨識之重要參考依據。

在後續研究上，由於機器學習的過程中較缺乏機車、特殊車輛、雨中情景的影像，易造成人工智慧影像辨識模式發生誤判，建議後續可加強訓練上述易誤判物件之影像。再者，本研究以高雄市民族一路與大中一路路口進行實例分析，建議後續可擴展至不同路口或路段，探究人工智慧影像辨識模式在不同場域下之差異。

參考文獻

1. 許添本、鄭雅文，「具備預測機制的追撞事件偵測新演算模式之研發」，運輸計劃季刊，第 30 卷，第 3 期，民國 90 年，頁 539-575。
2. 卓訓榮、賴芳瑜、羅仕京，「以位勢理論構建三維度車流模式之基礎研究」，運輸計劃季刊，第 30 卷，第 2 期，民國 90 年，頁 303-321。
3. 張瓊文、林豐博、曾平毅、蘇振維，「雪山隧道內車流特性與容量之分析」，中國土木水利工程學刊，第 22 卷，第 3 期，民國 99 年，頁 333-340。
4. 汪進財、邱孟佑，「以車流狀態為基礎之高速公路旅行時間預測模式」，運輸學刊，第 22 卷，第 3 期，民國 99 年，頁 261-284。
5. 邱裕鈞、謝志偉，「混合車流格位傳遞模式之建立與驗證」，運輸學刊，第 24 卷，第 2 期，民國 101 年，頁 245-276。
6. 許鉅秉、吳熙仁、蔡孟釗，「自動公路系統發生事件下自動駕駛車輛於鄰近混合車道跟車邏輯之研究」，運輸計劃季刊，第 45 卷，第 2 期，民國 105 年，頁 133-163。
7. Hsieh, J. W., Yu, S. H., Chen, Y. S., and Hu, W. F., "Automatic Traffic Surveillance System for Vehicle Tracking and Classification", *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Vol. 7, No. 2, 2006, pp. 175-187.
8. 陳一昌、林亨杰、許添本，道路交通事故事件偵測與影像分析，交通部運輸研究所，臺北市，民國 98 年。
9. Luo, Z., Jodoin, P., Su, S., Li, S., and Larochelle, H., "Traffic Analytics with Low-Frame-

- Rate Videos”, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, Vol. 28, No. 4, 2018, pp. 878-891.
10. Guido, G., Gallelli, V., Rogano, D., and Vitale, A., “Evaluating the Accuracy of Vehicle Tracking Data Obtained from Unmanned Aerial Vehicles”, *International Journal of Transportation Science and Technology*, Vol. 5, No. 3, 2016, pp. 136-151.
11. Coifman, B., Wu, M., Redmill, K., and Thornton, D. A., “Collecting Ambient Vehicle Trajectories from an Instrumented Probe Vehicle: High Quality Data for Microscopic Traffic Flow Studies”, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol. 72, 2016, pp. 254-271.
12. Anuar, K., and Cetin, M., “Estimating Freeway Traffic Volume Using Shockwaves and Probe Vehicle Trajectory Data”, *Transportation Research Procedia*, Vol. 22, 2017, pp. 183-192.
13. Comert, G., “Effect of Stop Line Detection in Queue Length Estimation at Traffic Signals from Probe Vehicles Data”, *European Journal of Operational Research*, Vol. 226, No. 1, 2013, pp. 67-76.
14. Canaud, M. and Faouzi, N.-E. E., “ECOSTAND: Towards a Standard Methodology for Environmental Evaluation of ITS”, *Transportation Research Procedia*, Vol. 6, 2015, pp. 377-390.
15. Seo, T., Kusakabe, T., and Asakura, Y., “Estimation of Flow and Density Using Probe Vehicles with Spacing Measurement Equipment”, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, Vol. 53, 2015, pp. 134-150.
16. Ito, H., Suga, Y., Higashi, T., and Asakura, Y., “An Improved Methodology to Generate a Digital Road Network Using Location Positioning Data of Probe Vehicles”, *IFAC Proceedings Volumes*, Vol. 42, No. 15, 2009, pp. 292-297.
17. Iton, H., Suga, Y., Higashi, T., and Asakura, Y., “Generating a Road Map Based on Location Positioning Data of Probe Vehicles”, *IFAC Proceedings Volumes*, Vol. 39, No. 12, 2006, pp. 567-572.
18. Li, J., Henk, van Z., Liu, C., and Lu, S., “Monitoring Travel Times in an Urban Network Using Video, GPS and Bluetooth”, *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, Vol. 20, 2011, pp. 630-637.
19. Gu, Y., Hsu, L. T., and Kamijo, S., “Towards Lane-Level Traffic Monitoring in Urban Environment Using Precise Probe Vehicle Data Derived from Three-Dimensional Map Aided Differential GNSS”, *IATSS Research*, Vol. 42, Issue 4, 2018, pp. 248-258.
20. Sekine, T., “Utilization of Probe Powered Two-Wheeler Vehicles to Realize a Safe Mobile Society”, *IATSS Research*, Vol. 38, Issue 1, 2014, pp. 58-70.
21. Mussone, L., Matteucci, M., Bassani, M., and Rizzi, D., “Traffic Analysis in Roundabout Intersections by Image Processing”, *IFAC Proceedings Volumes*, Vol. 44, No. 1, 2011, pp. 14922-14927.
22. Son, S. and Baek, Y., “Design and Implementation of Real-Time Vehicular Camera for Driver Assistance and Traffic Congestion Estimation”, *Sensors*, Vol. 15, No. 8, 2015, pp. 20204-20231.
23. 詹富翔、陳玉亭、向宇、陳柏瑋、孫民，「預測於行車紀錄影像中的事故」，*電工通*

訊季刊，第3季，民國106年，頁110-122。

24. Rathinam, S., Kim, Z. W., and Sengupta, R., "Vision-Based Monitoring of Locally Linear Structures Using an Unmanned Aerial Vehicle", *Journal of Infrastructure Systems*, Vol. 14, Issue 1, 2008, pp. 52-63.
25. Xu, Y., Yu, G., Wang, Y., Wu, X., and Ma, Y., "Car Detection from Low-Altitude UAV Imagery with the Faster R-CNN", *Journal of Advanced Transportation*, Vol. 2017, 2017, pp. 1-10.
26. Menouar, H., Guvenc, I., Akkaya, K., Uluagac, A. S., Kadri, A., and Tuncer, A., "UAV-Enabled Intelligent Transportation Systems for the Smart City: Applications and Challenges", *IEEE Communications Magazine*, Vol. 55, No. 3, 2017, pp. 22-28.
27. Hart, W. S. and Gharaibeh, N. G., "Use of Micro Unmanned Aerial Vehicles in Roadside Condition Surveys", T&DI Proceedings, 2011.
28. Farradyne, P. B., "Use of Unmanned Aerial Vehicles in Traffic Surveillance and Traffic Management Technical Memorandum", Florida Department Of Transportation ITS Section Office of Traffic Engineering and Operations, 2005.
29. Hansen, R. L., "Traffic Monitoring Using UAV Technology", *The American Surveyor*, Vol. 13, No. 5, 2016, pp. 30-35.
30. Aslam, B., Amjad, F., and Zou, C. C., "Optimal Roadside Units Placement in Urban Areas for Vehicular Networks", Presented at the 2012 IEEE Symposium on Computers and Communications (ISCC), 2012.

