



人工智慧 與 高精地圖 於 道路資產管理 之實務應用

鄭錦桐／興創知能股份有限公司 總經理

黃梓育、王選仲／興創知能股份有限公司 AI 工程師

林玉梅、鄧澤揚／興創知能股份有限公司 GIS工程師

黃意筌、賴穎萱／興創知能股份有限公司 專案經理

王禹翔／興創知能股份有限公司技術研發部 課長

本文探討人工智慧 (Artificial Intelligence, AI) 與高精地圖 (High Definition Map, HD Map) 應用於道路資產管理之實務可行性。訓練資料的質與量攸關 AI 模型的成效，必須邀請具備道路資產養護與管理領域知識 (Domain know-how) 者，針對相關數據資料進行標籤 (Label)，因此十分費時才能累積充足的訓練樣本；另一方面建議採用三維高精度地圖 (1/500 比例尺) 標記各項道路資產之坐標建置其地理空間資訊系統，即利用 HD Map 的檔案格式儲存道路資產與養護管理資訊，以解決目前道路資產設施圖層坐標系統不一而無法套疊問題。

「數位道路」是為「數位國家基礎建設」之首要，透過 AI 技術與 HD Map 製圖技術能加速建置以成功推動智慧基礎建設相關應用，例如分析道路服務性能與生命週期，以支援智慧道路之決策系統，讓道路資產設施增加其韌性與延壽、降低維護與管理之成本，以鞏固「國家數位基礎建設」之營運安全性及永續性為目標。

The feasibility of applying artificial intelligence (AI) and high-definition maps (HD Map) to road asset management practice is discussed in this article. To develop a robust AI model, the quality and quantity of training data are the most critical factors. It is necessary to invite people with domain know-how of road asset maintenance and management to label the relevant data. Thus, the accumulation of sufficient training sample is considerably time-consuming; on the other hand, it is recommended to extract the coordinates of various road assets from 3D HD Map (1/500 scale), and embed them into geospatial information system (GIS); that is, adopting the existing HD Map file format to store the information of road assets and maintenance management. This is to solve non-overlapping issue of various road assets with inconsistent coordinate systems.

“Digital Road” is of top priority in the establishment of “National Digital Infrastructure”. AI and HD mapping technology can facilitate the process and thus promote related applications of smart infrastructure. For example, to analysis road service performance and life cycle in order to support “Smart Road” decision-making system. For road assets and facilities, this indicates an advanced resiliency, life-span and reduction in the cost of maintenance and management. Overall, the goal is to secure a safe and sustainable operation environment for “National Digital Infrastructure”.

前言

人工智慧應用於高精三維地圖產製

人工智慧已逐漸普遍應用於智慧交通領域，例如：車裝的先進駕駛輔助系統 (Advanced Driver Assistance Systems, ADAS)、車流時間預測進而控制交通號誌、

人流預測與大眾運輸之排班規劃 …，而近期因為自駕車技術受重視，人工智慧已廣泛利用於三維高精度的製圖與自駕車自動控制輔助系統之商品開發，如歐美有大型導航圖資公司如 HERE (荷蘭) 和 TomTom (荷蘭)、Waymo (美國)，日本則有 Increment P 和

Zenrin，紛紛與自駕車業者攜手合作搶佔位來自駕車導航系統開發。另外，Intel 投資 Mobileye 公司，其原為以色列以電腦視覺（Computer Vision, CV）為核心發展自駕系統的指標性公司，亦是國際上輔助駕駛系統（ADAS）的最大供應商，未來發展上更強調群眾外包（crowd sourcing）的方式快速產製三維高精度地圖，不只是提供自駕車系統使用，更強調於道路駕駛安全與道路資產維護相關應用。

國際與我國高精度地圖格式內容

上述自動駕駛所使用的三維高精度地圖，目前通稱為高精地圖（high definition map, HD Map），內容屬於三維向量格式，相較於二維道路導航地圖，三維高精地圖精度要求更高（一般誤差 20 cm 內），圖資可分辨各車道。國際自駕車相關組織已規範 HD Map 格式包含：Navigation Data Standards (NDS)、Advanced Driver Assistant Systems Interface Specifications (ADASIS)、OpenDRIVE、SIP Automated Driving for Universal Service (SIP-adus)，其定義的 HD Map 屬性符合道路自動駕駛控制需要，且格式必須可輕易被機器讀取為原則。簡言之，HD Map 是給機器讀的格式非給人視覺讀取的。

我國內政部地政司採用以「OpenDRIVE + Extension」作為我國發展高精地圖製作之官方格式，以其為中間交換檔轉換，不失其圖資精度下，未來將其轉換為不同廠商需求的高精地圖格式，其描述道路的網路邏輯是開放的格式規範，易促進不同駕駛模擬器之間的數據交換。OpenDRIVE 初始版本是 2005 年的 0.7 版本，截至 2019 年 4 月是 1.5 版。我國內政部地政司已制定「高精地圖圖資內容及格式標準」採用 OpenDRIVE 文件格式提供 XML 格式，特性包括：有層次結構、道路幾何的分析定義（平面要素，高程，橫坡，車道寬度等）、各種類型的車道、車道的邏輯互連、標誌和信號、路面屬性、縱斷面與橫斷面坡度、道路和路邊物體等。未來 HD Map 應用上希望可以根據資料更新之頻率分為動態與靜態高精地圖內容，於本文後續「高精地圖延伸應用於道路資產維護與道路安全」之章節中再說明。

台灣目前自駕車發展業者仍以 Autoware 格式製作 HD Map 為主。2018 年成立 Autoware 基金會，致力

於發展和資助日本自動駕駛開源協作軟體 Autoware，國內研發自動駕駛車之團隊優先採用 Autoware 定義的 HD Map 的開放格式，先以沙盒計畫在封閉場域發展自動駕駛車技術。內政部地政司目前公布的「OpenDRIVE + Extension」格式，預計將於 2022 年前發展可轉換為 Autoware 格式的 HD Map 圖層。

高精地圖延伸應用於道路資產管理

日本自動駕駛系統的研究和開發，由內閣府啟動跨部門的經濟戰略，推動創新促進計畫（SIP：Cross-ministerial Strategic Innovation Promotion Program），其子計畫中 SIP-adus：（SIP adus: Innovation of Automated Driving for Universal Services）（<http://www.sip-adus.go.jp/>）針對 SIP-adus 的動態地圖推動議題方面，將動態數據隨時間變化的資訊整合於高精度三維地圖中，HD Map 中的道路物件坐標精準，故可作為車載自我估計位置與行進路線識別的補充訊息。日本政府單位促成三菱、Zenrin 已主導產業整合一些測繪業、導航地圖商、車廠，2017 年共同成立動態交通地圖公司（Dynamic Map Planning, DMP），與日本政府 SIP-adus 合作。日本 DMP 產製高精度 3D 地圖（比例尺優於 1/500），並非只強調高精度地圖用於自駕車產業，而是廣泛應用於道路上的汽車駕駛安全提升，道路設計與設施維護改善，具體應用於防災減災規劃。

道路資產管理橫跨許多管理單位，道路鋪面、交通號誌設施、地下維生管線、人行設施與各項道路附屬設施的維護品質與用路人之安全息息相關。道路工程之營建管理必須歷經設計、施工、監造至營運維護管理等階段，以上各階段皆需要投入大量人力與經費，若能掌握其服務性能的生命週期，並適時提出道路資產設施延壽以及降低維護成本且提升安全性之計畫方案。另外，此些設施、工程皆分屬不同管理單位部門，權責分散不一，要能有效的管理維護道路資產，盤點是必須執行的。由於蒐集道路資產準確的位置資訊和其相關屬性，會是管理成敗的關鍵，在目前空間資料採集與三維製圖技術，包含三維地理資訊系統（Geographic Information System, GIS）和全球衛星定位系統（Global Positioning System, GPS）已奠定了資產盤點的基礎^[1]。然而，隨著經濟發展，交通往來流量越趨頻繁，老舊道路設施與維護工程數量也越來越多，加上天災發生頻率增加，故道路資產管理將會面

臨許多困難與挑戰。如何有效加速道路資產管理與跨中央與地方各單位的協調與合作，利用人工智慧與三維高精度圖資，將是未來政府進行智慧治理發展之關鍵課題。本文將依據我國實務製作高精地圖以及應用人工智慧於道路物件影像辨識之應用經驗，提出未來道路資產管理之實務案例與建議。

高精地圖內容產製與道路資產維護與道路安全

高精地圖製圖流程

高精地圖之製作，首先需先透過行動測繪車（Mobile Mapping System, MMS）進行外業施測，再進行高精地圖向量圖資萃取與檔案轉換，並完成品質檢核與管理，製圖流程如圖 1 所示。

外業施測係指行動測繪車進行車載光達掃描與環景作業，以取得高精度點雲，提供道路物件之坐標資訊，並進行控制點之布設與測量，提供後續內業進行定位與檢核。資類處理部分可分為：

1. 定位定向資類後處理。
2. 軌跡與點雲融合平差：將掃描軌跡既有交叉 / 往返 / 多次之成果進行平差。
3. 點雲坐標絕對精度品管。
4. 點雲成果密度分析：將所有點雲進行分類，分為地面點雲與非地面點雲，以便後續萃取圖資使用。

原始測繪資料取得後，再透過幾何特徵、輻射特徵、拓撲資訊與空間資訊等，以點雲資料為基礎以半

自動或手動方式，藉由參考線以及內政部「圖資內容標準」所規範與定義於不同圖層中之各要素和物件的相對坐標，進行圖資之三維數值化，完成靜態高精地圖所需之三維點、線、面圖形資料之萃取，創建具有拓撲結構的無縫路網。

透過此方式製作之高精地圖，越趨面臨挑戰。由於 MMS 所採集資料相當龐大，每秒高達 70 萬個以上之點雲，MMS 測繪車一天採集原始資料量約可達 1TB。再者，於向量特徵萃取作業需有大量熟練製圖人力投入，製作速度相對緩慢。整體投入成本居高不下。今，在人工智慧技術漸趨發展下，使用人工智慧、機器學習等方式進行半自動或自動萃取道路物件，不僅是未來加速製圖之關鍵，且更能降低成本。

高精地圖延伸應用於道路資產維護與道路安全

近年來為發展自動駕駛，高精地圖（high-definition Map）成為自動駕駛重要之輔助基礎。高精地圖具有準確性高之特性，依據內政部「高精地圖圖資內容及格式標準」^[2]，平面精度須達致至少 20 公分，垂直精度須達致至少 30 公分。

此高準確性之地圖除自駕車使用外，道路設施資產盤點與履歷維護可以基於高精度地圖的圖資架構，記載於對應道路物件 ID 的屬性表格中，多時期的巡檢與維護內容可以進行大數據分析，並且提出生命週期營運維護之建議。採用高精度地圖技術進行道路巡檢，確認道路鋪面、橋梁、隧道、人工邊坡、自然邊

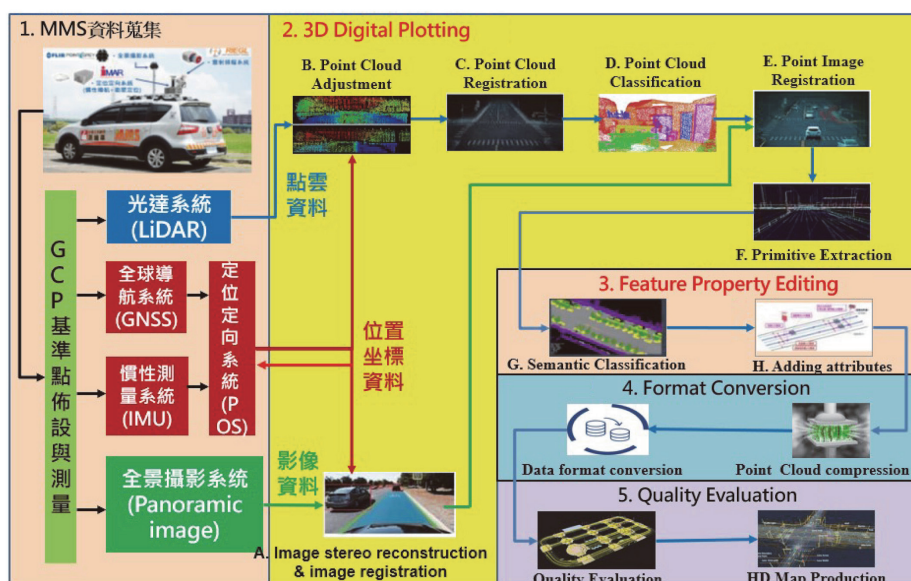


圖 1 高精地圖製作流程

坡、路燈、號誌 … 等設備之功能性與安全性，可依具風險排序並且具體養護維護與減災之建議。

高精地圖共可包含四層圖層^[3]，分別為永久靜態圖層、瞬時靜態圖層（Transient Static Layer）、瞬時動態圖層（Transient Dynamic Layer），以及高度動態圖層（Highly Dynamic Layer）（圖 2）。

1. 第一層永久靜態圖層（Permanent Static Layer）為所有應用之地圖骨幹高精地圖，比例尺優於 1/500。此圖層共記錄了道路上三維之拓樸結構^[3]，以及屬於較不需要即時更新之道路資訊，包含車道線、斑馬線、路上標記、停止線、道路邊緣、安全島、停車格、號誌、標誌、橋梁、隧道等，並記錄此些設施結構之屬性資料，如圖 3 所示。
2. 第二層為瞬時靜態圖層（Transient Static Layer），此層圖層包含之道路資訊有交通管制、道路工程，和廣域的天氣情況等。
3. 第三層為瞬時動態數據（Transient Dynamic Layer），其包含的資訊有車禍、交通堵塞，和局部區域的天氣狀況等。
4. 第四層為即時動態數據（Highly Dynamic Layer），包括了道路上行駛車輛的資訊、行人、以及交通信號狀態等。

以上四層資訊來源分別屬於中央與地方不同工務管理與交通管理單位，若有高精地圖為基礎底圖（大比例尺 1/500 以上），將能整合資訊於一套管理架構，能有效率提升道路治理。若各層分別由不同政府單位維護，

並提供具地理空間坐標之地圖情資分享與即時更新，同時又可以權責橫向溝通協調，累積歷史道路各設施養護履歷之空間數據，甚至交通事故與犯罪發生之空間數據，也可以進行空間數據統計，依據量化出道路交通安全與品質指標，可實現智慧城市治理之決策效率。

這些道路上的豐富基礎資料，加上高精地圖坐標準確性高之特性，其將可用於量測道路規劃之合理性，目前日本國土交通省已經利用高精地圖之成果，檢討改善道路設計提升用路人於道路之安全性。例如：道路轉彎處之路線曲率、斷面坡度，綜合易肇事路段之車速與交通流量等資訊，檢討道路設計與交通號誌設置；另外，道路交通標誌標線劃設，根據道路交通標誌標線號誌設置規則第一百八十八條，指示線係用於指示車輛行駛方向，以白色箭頭劃設於車道上^[4]。指示線繪製規準為圖 4 所示。因此，於高精地圖上便可針對此些指示線，量測其與實際法規規定設置是否一致，並列入道路資產盤點管理資料庫中。

除本身高精地圖已有之道路資訊，為完整盤點道路資產，更能於地圖中加入其他道路資產資訊。例如道路地下公共設施維生管線，若須建立管理此公共管線數據資料庫，定位精確度則相對重要。因此，於此高精地圖的應用上，可先透過人孔蓋精準定位其位置，將此資訊繪製於高精地圖上，再加上必要之屬性資料，便可依此作為地下管線的定位依據。

一般採用 BIM（Building Information Model）的模型建構主要關注於建築結構體的營建管理，張家瑞

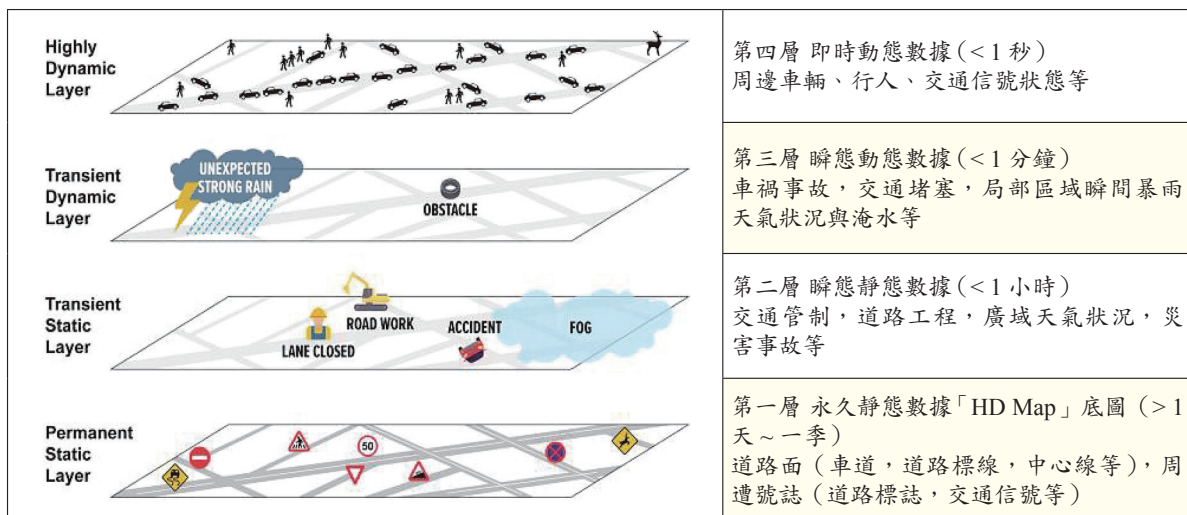


圖 2 高精地圖四類圖層（改繪自 AECC^[3]）

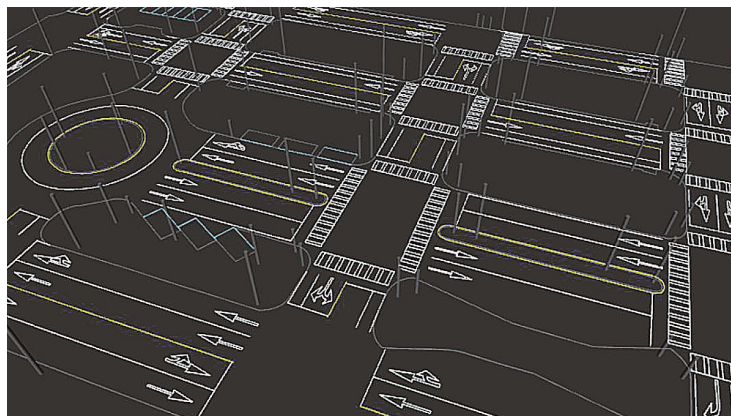


圖 3 沙崙自駕場域高精地圖部分圖資內容三維展示

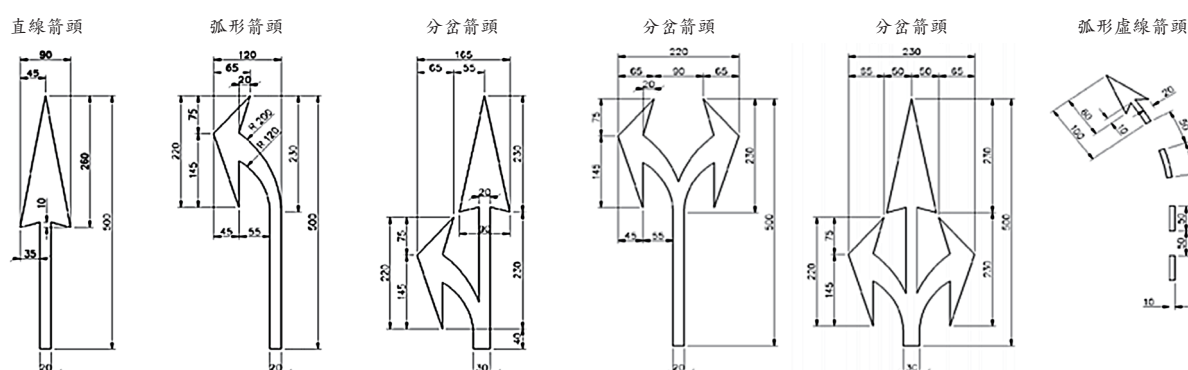


圖 4 指示線繪製原則

等人^[5]與 Chang and Lin^[6]提出 RIM (Road Information Model) 是指在道路及附屬工程的生命週期中，建立與管理道路相關空間資訊的過程，通常 RIM 使用三維、即時、動態的建模軟體，以提升道路設計、施工、維管以至於城市整體建設的生產力，RIM 不僅只是 3D Model，其涵蓋道路上方及下方相關元件的數量、幾何性質、空間關係、地理資訊等。承上 RIM 之概念與 HD Map 嚴謹的圖形結構以及概念可以相輔相成，若將此道路的路面上與地下各項道路與附屬設施以及地下管線之公共設施模型建構出 RIM，對於道路資產維護管理能提供更有效率的政府智慧治理決策。

本文以台北市政府所管轄的路網為例，思考高精地圖由靜態至動態圖資的四層次，本文提出高精地圖不僅使用於自駕車產業發展而已，而是可以設計用於調適與因應氣候變遷下遭遇短延時強降雨引發坡地災害與淹水災害，以及強震威脅的複合災害環境。將高精地圖結合道路工程營運維護之品質管理以及行車用路人安全之相關圖資資訊，若能將過去道路養護維護與災害防治決策之相關記錄有系統的彙整，可透過 AI 技術建立可預測

之 AI 模型，可輔助制定出維持道路設施品質、降低交通事故與節能減碳之交通安全相關措施之規劃。以台北市政府為例，其各單位與中央單位的職掌，與其所對應的即時資訊更新與組織協調之合作可能性，簡述如下：

1. 交通局掌管交通號誌、標線、標誌維護與道路資訊服務等，規劃不善交通事故比例高，甚至道路交通壅塞。
2. 工務局水利工程處淹水區域標記，尤其近期地下道淹水事件頻繁。
3. 工務局公園路燈工程管理處負責路燈與路樹，損壞影響治安與行車安全。
4. 工務局衛生下水道工程處負責人孔與地下水道，避免道路挖掘施工破壞。
5. 大地工程處則負責人工邊坡與邊坡安全問題，行車用路人遭落石擊中。
6. 工務局新建工程處則負責道路與橋樑養護以及道路維修現況則必須與交通部公路總局以及高速公路局協調。道路下邊坡路基流失、道路上邊坡坍塌、橋樑斷裂。

7. 內政部警政署與地方政府維持交通安全，針對交通事故則由警察機關所管轄。易事故與犯罪路段之提醒，並積極進行道路設計改善。
8. 交通部氣象局則因為強降雨以及強震也提供情資，提供公路養護與行車安全性參考，必須依據「公路橋梁檢測及補強規範」進行巡檢。道路阻斷與歷年的損失維護記錄。
9. 農業委員會水土保持局防災中心、水利署防災中心、交通部公路總局防災中心，目前各有災害應變機制分別發布土石流與坡地災害、淹水，道路封阻決策 … 等。針對道路路廊面對天災之安全預警機制，提供災害管理。

AI 演算法輔助高精地圖製作與道路資產物件辨識

MMS 將道路資產數位化之挑戰

道路資產盤點工作傳統上仰賴人力逐一沿道路紀錄與盤點相關設施，拍照記錄所在位置並登錄目前設施現況。目前已有移動式製圖系統（Mobile Mapping System, MMS）採集光達（LiDAR）點雲與環景影像，可獲得三維高精度地圖資訊，有助於進行道路資產分類與空間數位化；另一方面，也因應自駕車快速發展需求，三維高精度地圖儼然成為一項必要的基礎圖資，即 HD Map。然而在 MMS 精密的測繪要求下，地圖製程相當繁瑣，人工作業時效不佳，居高不下的製圖成本，若不積極導入 AI 技術將影響道路資產管理的效率，且限制了國內自駕車技術的應用發展。目前 MMS 採集點雲資料與環景影像，是由人工半自動操作 GIS 軟體繪製必要的道路物件、線型以及對應的屬性資訊，然後再透過人

工檢核重複修正、測試與驗證。繁瑣的製圖流程、數化規則、格式轉換與檢核流程，目前全球的測繪業已面臨繪製圖的勞動力不足以致於作業時效無法提升的困境。故本文依據內政部制定的道路「圖資內容標準」並歸納出 10 類道路物件（如表 1）所示，並依據台灣常用之自駕車 Autoware 圖層格式所定義各類有子項目圖層。

透過 MMS 採集環景影像與點雲資料兩種資料，考量運算速度以及運算資源之軟硬體投資，以及處理程序以及正確率，本研究建議各道路物件子項目圖層辨識或萃取建議採用之圖層，先分別歸納為本研究初步建議點雲資料萃取物件採用 DBSCAN、PVCNN 兩種演算法最適當；影像辨識則採用 YOLO4 方法最適用，並且針對兩種資料進一步透過攝影測量原理，將道路物件進行空間對位。

AI 模型建立之前，標籤資料品質以及具結構化的資料至為關鍵，以下分別針對 MMS 採集點雲以及環景影像說明利用初步建構之 AI 模型辨識各項道路資產設施，未來將再持續增加標籤樣本以增加正確率。而後再說明 HD Map 之三維圖資結構與道路資產管理之應用關係。

AI 演算法於點雲資料之道路物件萃取

本節針對點雲資料特性與物件萃取需求，回顧相關可應用之三維數聚演算法，包含 (1) DBSCAN（Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise）是一個相當合適的聚類方法，它基於資料密度來進行空間上點雲聚類方法；(2) 3D U-Net 則是基於二維 U-Net 所擴充的立體網格三維模型；(3) PointNet 是以對稱函數為基礎的高效率三維點雲模型；而 (4)

表 1 道路物件對應 Autoware 圖層

類別	道路物件	Autoware 圖層定義子類別
1	道路	Roadedge
2	車道	Lane / dtlane
3	標線	Line / whiteline / road_surface_mark / stopline / crosswalk
4	物體	Object [Opendrive] / RoadAttachment
5	隧道	Tunnel
6	橋梁	Bridge [Opendrive]
7	標誌	Roadsign
8	號誌	Signaldata
9	燈面	Signaldata
10	桿	Pole / poledata / streetlight

PVCNN (Point-Voxel CNN) 則融合了 PointNet 以高效率的優點以及網格化 3D 模型高準確率的優點。

Liu *et al.* [7] 針對點與點之間的空間關係，提出了點雲資料結構結合過往網格化的作法找出鄰近點的空間特徵，該方法被稱為 PVCNN 在 Liu *et al.* [7] 的三個測試案例中，比較了 PointNet、3D U-Net 與 PVCNN 的訓練成效。PVCNN 與兩者有更優勢成果 (表 2)，另外針對使用不同的網格尺寸進行測試，當空間網格切的越細小準確率提升，但是卻相當消耗計算硬體資源與計算時間，則也是後續研究上必須研究取捨之處。

AI 演算法於影像資料之道路物件萃取

快速演進的 YOLO 在 2020 年有了突破性的發展 [8]，由義隆電子與中研院資訊科學研究所的合作計畫中，由所長廖弘源博士、王建堯博士與俄羅斯學者 Alexey Bochkovskiy 等人 [8] 共同研發的 YOLOv4，一舉成為當前全世界最快、最高精準度的物件偵測系

統之一。整體而言，YOLOv4 是現行即時運算影像辨識演算法中表現最亮眼的演算法，如圖 5 所示，是 YOLOv4 使用 Nvidia V100 顯示卡在微軟 (Microsoft) 的 MS COCO 資料集上面的表現，縱軸表示平均精度 (AP, Average Precision)，橫軸表示每秒可以判斷的幀數 (FPS, Frames Per Second)，也代表著影像辨識的速度。觀察統計結果可知，即便使用 Google 最新研發的高效率二階段演算法 EfficientDet，在高速運算的狀況下表現仍不如 YOLOv4，以每秒 67 幀的狀況為例，EfficientDet 僅能達到 34% 的平均精度、YOLOv4 可以達到 43% 以上的平均精度。面對高幀數 (Frames Per Second, FPS) 之情形下，目前其他演算法 EfficientDet、ATSS、ASFF、CenterMask 皆無法提供如 YOLOv4 穩定且準確率高的計算結果。預期未來幾年內實務應用上，仍以 YOLOv4 演算法進行影像資料辨識道路物件仍為主流。

表 2 PVCNN 三維模型訓練成果與效能分析 (修改自 Liu *et al.* [7])

模型名稱	Input Data	mAcc	mIoU	Latency	GPU Mem.
PointNet	Points (8×4096)	82.54	42.97	20.9 ms	1.0 GB
3D U-net	Voxels (8×4096^3)	86.12	54.93	574.7 ms	6.8 GB
PVCNN ($0.125 \times C$)	Points (8×4096)	82.60	46.94	8.5 ms	0.6 GB
PVCNN ($0.25 \times C$)	Points (8×4096)	85.25	51.93	11.9 ms	0.7 GB
PVCNN ($1 \times C$)	Points (8×4096)	86.66	56.12	41.1 ms	1.3 GB

* mAcc (mean Accuracy): 平均準確度

* mIoU (mean Intersection over Union): 平均交併比，意即兩個區域的交集與聯集的比值，是人工智慧常見的模型評價方法。

* Latency: 運算時間，以毫秒 (ms) 為單位。

* GPU Mem.: GPU 內存記憶體用量。

* C: Channel 數目。

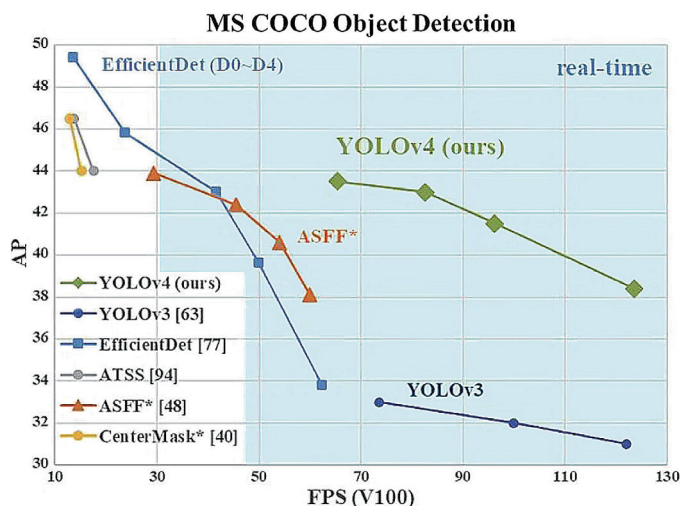


圖 5 YOLOv4 物件辨識效能比較 (幀數 (FPS, frames per second); 平均精度 (AP, Average Precision) 摘自 Bochkovskiy *et al.* [8])

人工智慧應用與道路資產辨識初步成果

由上述高精地圖製圖流程可知過程繁瑣，當高解析度相機以及光達點雲設備普及之後，巨量的影像與點雲資料將成為生產與應用的瓶頸，並須利用人工智慧輔助高精度的三維地圖製作增加效率。人工智慧技術亦應用於辨識並萃取出道路物件，利用前後期之三維地圖特徵之差異比對，將有助於定期盤點道路資產的破損、變形以及增加與移除，巡檢與調查之成果可以更新於各項道路設施的屬性上，並且以高精度的三維地圖呈現。以二維圖資進行道路資產盤點已無法滿足目前道路各項設施之安全巡檢之需求，必須要提高解析度與提升精度為比例尺為 1/500 ~ 1/250，才能清楚標記出道路各項設施的位置。

實務上應用上建議建立第一版的道路上的高精度三維地圖（優於 1/250 比例尺），後續搭載 GPS 之攝影設備與光達設備可以依據此高精度三維地圖進行比對差異，以台北市為例有路平專案，用路人十分重視道路鋪面品質狀況，所以採用人工智慧快速辨識影像提出鋪面缺失位置，並且進一步量測出坑洞深度與龜裂尺寸，將可直接計算出 PCI (pavement condition index) 指標，長期累積各道路段的鋪面品質狀態，並且提出 PCI 指標變化與道路設計、氣候條件、交通當量（各車款流量）的關係，有至於生命週期的管理。

人工智慧技術發展為產業帶來巨大的變革。巨量的空間數據經由人為判讀或數值化，相當耗時耗力，導入 AI 進行自動或半自動化程序將有助於地圖產製單位提升生產與品管效率。

點雲和影像是高精地圖製圖過程的關鍵原始資料，AI 演算法近年對該兩項資料處理已取得關鍵性的突破與進步。例如道路上桿狀物的辨識，需先將原始點雲資料進行分類（圖 6），再經過分類得出道路兩側物件之點雲（圖 7）。

再透過分群演算法，萃取出桿狀物（圖 8），邊界的萃取將可加速道路物件數值化的流程。另一方面，加上 AI 影像辨識，如圖 9 所示，透過影像辨識，AI 可萃取影像中資訊，並將之分類。此快速辨識模型，可協助道路物件屬性填寫。

另一方面，例如地面上之標線，可透過點雲分類出地面點雲，再將點雲做俯視投影（圖 10），得出地面標線之投影點後，經由分群演算法（圖 11），和方程式線性耦合（圖 12），則可萃取出地面標線之拓樸結構。此三維特徵拓樸結構，可再經由轉檔程式，便可取得其向量特徵。

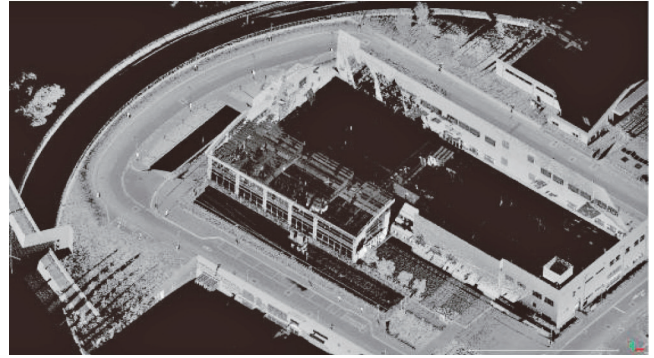


圖 6 原始點雲資料

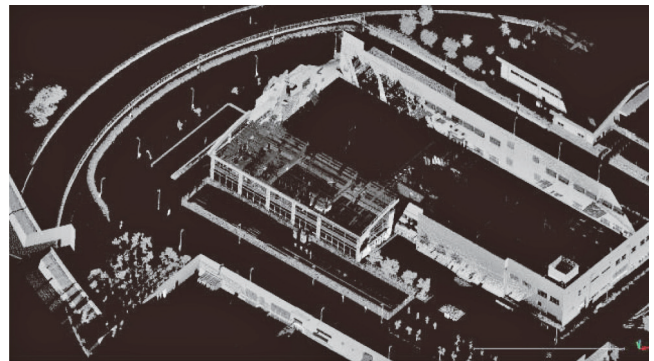


圖 7 萃取出道路兩側之物件點雲

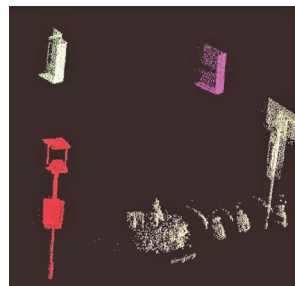


圖 8 點雲萃取之桿狀物



圖 9 標誌影像辨識

透過高精地圖製作流程，配合高精地圖擁有之精確性高之特性，再加上運用 AI 人工智慧方式，將環景影像物件辨識後透過攝影測量進行物空間匹配，如圖 13 結果所示，同一個路口下的標誌號誌，即經過影像的空間匹配可以清楚的顯示在點雲物件附近。人工智慧持續發展之趨勢下，可以加快高精度三維地圖的產製速度，快速萃取出道路上標線、標記、和物件等，已可將可提升整體道路資產盤點與管理精確性與效率。

利用 AI 與高精度地圖於道路資產管理實務案例

台北市工務局應用 AI 於道路鋪面破損之辨識

近年道路品質提升與養護為各縣市及公路機關重點施政項目，傳統投入大量人力及時間成本的人工巡檢方



圖 10 點雲俯視投影

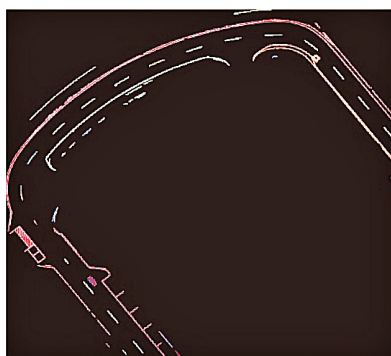


圖 11 分群演算法

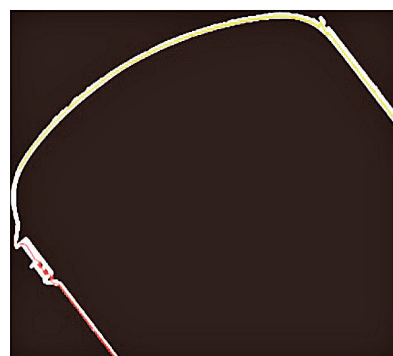


圖 12 方程式線性耦合



圖 13 環景影像物件經 AI 辨識後再經過攝影測量計算與物空間匹配結果

式，已無法因應高頻率與成效式的作業需求，各地方養護單位因而陸續嘗試導入國外移動式測繪系統（MMS, Mobile Mapping System）做為自動化鋪面巡檢車，即透過攝影機或光達等影像擷取設備、POS 定位系統及邊緣運算偵測分析鋪面缺失類別，將影像及空間屬性資訊同步回傳雲端道路品管圖台，計算鋪面狀況指數（PCI, Pavement Condition Index）做為道路檢修排序依據^[9]，以提升行政及養護作業的效率。

台北市政府工務局已將 AI 影像辨識及攝影量測技術整合，利用高解析度攝影機動態拍攝道路鋪面，多個視角重疊的攝影鏡頭設計，可再結合近景攝影測量（Close-range photogrammetry）技術可產製道路鋪面之三維點雲資訊，其三維點雲成果可與光達（LiDAR）成果相近，讓鋪面破損類型之影像辨識成果可以獲得尺寸量化成果（ex: 坑洞深度、車轍...），預期將可取代光達以降低 MMS 硬體成本，讓道路巡檢 AI 更為普及與處理資料迅速。目前台北市工務局於巡檢車上（圖 14），已搭載 AI 模型 YOLOv4 演算法，提升移動載具上 edge-AI 演算效率，可在巡檢車上即時辨識各類型之破損，並持續擴充日常巡檢標註破損之影像庫，



圖 14 即時拍攝影像辨識道路鋪面破損類型，並且登錄於 GIS 圖台中顯示路網各處之道路鋪面 PCI 指標（台北市政府工務局提供）

以滾動式精準 AI 模型判釋準確度，以達到自動化的 PCI 破損嚴重等級進階分析，可大幅降低養護成本，並擴展應用至道路設施及其他基礎設施巡檢的管理。

英國利用 AI 建立快速更新道路資產服務 RoADS

英國地形測量局（Ordnance Survey）有感於每年需投入大筆道路資產維護預算，發展出以人工智慧，輔以車輛感測載具和地理定位工具之萃取道路設施、公共資產之技術服務（圖 15）。此項服務被命名為 RoADS（roadside asset data service），其往快速更新道路資產資訊，並分享給客戶方向繼續發展技術^[10]。

此技術採用電腦視覺演算法，訓練模型以辨識道路設施與資產，並且評估設施之現況^[10]。目前此演算法能辨識出路上標誌、號誌、標線、路燈、郵筒、人孔蓋、變電箱、安全柱、排水孔等。此外，更包含檢測道路鋪面，達到早期發現、早期施工，以降低對道路品質的影響。而在評估設施方面之應用，例如排水孔於大雨後容易雜草叢生，可透過此項技術服務快速更新排水孔狀況，使維護管理者能快速了解情況，整理排水孔，以防後續淹水問題發生。

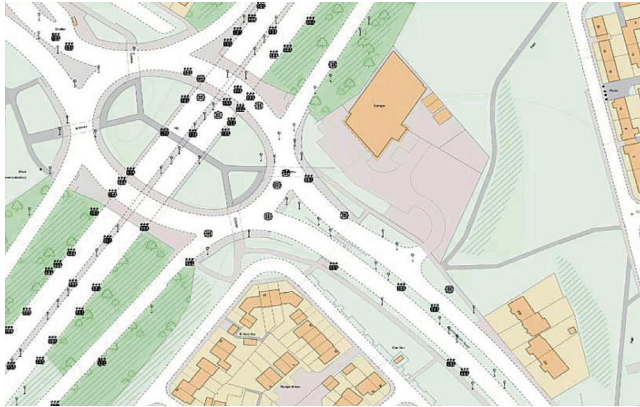


圖 15 英國地形測量局製作之道路資產盤點地圖^[10]

美國 AI 鋪面檢測技術發展

底特律為美國第一等級都市中，第一個使用人工智慧鋪面檢測技術於道路上之都市。此鋪面檢測技術，使用深度學習和機器學習技術分析影像每一個像素，透過神經網絡模型偵測不同形式的路面缺失。此影像的蒐集，可由智慧型手機攝像鏡頭和定位系統等裝置進行錄影，再將資料上傳雲端，經由此神經網絡模型，執行分析與紀錄。

分析紀錄結果展示於地圖平台上（圖 16），此平台包含一基礎地圖，記錄 3 米寬道路上各種類型的鋪面品質。綠色代表品質優良之鋪面，反之紅色代表鋪面品質差，有缺失且需修補之位置。

此流程改善，底特律地方政府不僅可根據資料分析與紀錄結果，建立數據資料庫，評估所需求之維護資源，大幅降低維護預算，並且有效的改善鋪面品質，提供用路人可靠之道路環境^[11]。

日本道路設施盤點資料庫化與路況安全 AI 判識

早於 2017 年日本 DMP 成立以前，已產製高精度 3D 地圖（比例尺優於 1/500）用於道路資產的盤點以

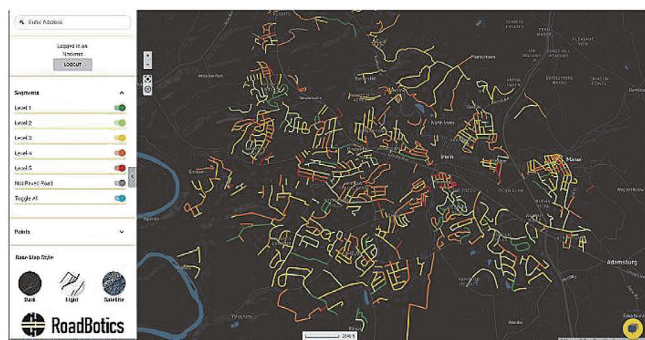


圖 16 道路鋪面品質分級紀錄資訊^[11]

及道路路側設施的都市規劃，例如都市市容與人行道無障礙設施規劃，設施巡檢與養護管理，而三維空間資訊於海嘯與淹水的模擬，進而用於防災避難規劃使用設備規劃，如圖 17 可見道路上的許多設施已經編號並且記錄其空間位置與維修紀錄。

於 2015 年日本國土交通省（Ministry of Land, Infrastructure, Transport and Tourism）調查了因大雪造成交通堵塞所受影響之車輛數，結果顯示每年約有 500 台車輛受到影響，道路封閉路段長達 1,670 公里，道路封閉時間共約 1,100 小時。因此，日本為了改善道路交通狀況，提供安全的道路給用路人，使用了感測器和人工智慧技術，擷取道路狀況後，回傳至道路監控端，監控端便可配合地圖上回傳資訊，針對道路事件做出相對反應^[12]。

此道路偵測系統，共安裝了 13,000 個監測錄影機於高速公路上，提供道路監控端監控使用。隨著監測器越來越多，管理人員地監控越感困難。2018 年起，日本國土交通省便開始導入人工智慧技術，自動偵測道路意外事件。除外，目前此人工智慧技術可偵測停止車輛和塞車情況，然後自動通知監控人員^[12]。

此偵測系統，便符合高精地圖第二層靜態圖層與第三層即時動態圖層之概念，結合動態資訊，提供用路人道路資訊。

以色列 Mobileye 的「路書」（Roadbook）

Intel 子公司 Mobileye 原為以色列以電腦視覺（Computer Vision, CV）為核心發展自駕系統的指標性公司，亦是國際上輔助駕駛系統（ADAS）的最大供應商，其以價格相較光達低廉的攝影機作為主要感測器，並透過 AI 深度學習及影像辨識技術，將高精度地圖的快速產



圖 17 日本利用 MMS 產製 1/500 比例尺地圖利於道路資產盤點與管理

製以及眾包 (crowd sourcing) 繪製模式做為其成本及擴散性上的優勢，藉此提升動態圖資更新的頻率並以每日 800 萬公里之進程建置其全球雲端地圖資料庫「路書」(Roadbook)。

Mobileye 因而成為國際高精地圖的主要供應商，全球 28 個汽車大廠中，目前有八成以上使用 Mobileye 的系統，例如福特、BMW、日產等，而其影像式 ADAS 產品已裝配在超過 100 萬輛汽車上，協助繪製了近 10 億公里的街道地圖之餘，Mobileye 更積極取得合作車廠配備感測器的第一手即時道路資訊，與 AI 識別的各式標號誌、道路周邊設施物件圖資整合，建立道路經驗管理 REM (Road Experience Management) 系統，將自駕技術及高精度地圖的商業模式佈局到即時路況、駕駛行為研究、物流車隊管理、「交通即服務」MaaS (Mobile-as-a service) 等 to B (Business)、to C (Customer) 的數據服務市場。

近年 Mobileye 亦積極聯合各國 OEM 廠商拓展各大城市 To G (Government) 的服務，初期以 Mobileye ADAS 的高頻率更新圖資切入日常道路資產管理需求，例如將其 ADAS 應用於自動化道路設施盤點更新、道路鋪面品質狀況、坑洞搶修警示、標線或號誌缺失通報等，同步將眾包模式導入加速當地高精度數位道路圖資的建置，後續透過各城市合作車廠或公務車（如自駕公車）籌劃自駕先導場域，此策略已成功導入在慕尼黑、底特律上路行駛及今年的上海、東京、巴黎等，預期在 2023 年即可實踐機器人計程車隊，使公私車隊皆能成為採集、數化、建置、養護國家道路資產且為數位雙生 (Digital Twins) 的一環。

結語

國際上各國產製高精度 3D 地圖（比例尺優於 1/500），並非只強調高精度地圖用於自駕車產業，而是廣泛應用於道路上的汽車駕駛安全提升，道路設計與設施維護改善，具體應用於防災減災規劃。隨著空間資料採集的解析度與精確度增加，且採集手段多元，而道路資產數據量將越來越大，加上老舊道路基礎設施之養護維護需求案量增加，目前使用人力進行資產盤點已不敷成本，導入人工智慧技術辨識道路資產的空間位置與數量，並編列成冊以利持續進行道路巡檢，將辨識出的道路資產損害狀態可以更新履歷與建

檔，因為人工智慧導入可增加道路巡檢頻率，以及降低人力成本，已是國際發展趨勢。

道路資產位置之精確度有較高之需求，採用三維高精度的圖資（高精地圖）建立道路資產的資料庫，讓道路資產之定位精準度提高，將其空間位置與設計幾何特性，一併與交通壅塞、交通事故、天災風險進行關聯分析，可探討用路人之道路安全問題。總言之，人工智慧與高精地圖的技術導入道路資產管理已是世界趨勢，可降低道路資產之營運維護與管理成本，唯有先有規劃完成數位道路，才能實現智慧道路應用，以及城市的智慧治理。

參考文獻

1. Sairam, N., Nagarajan, S. and Ornitz, S. (2016), Development of Mobile Mapping System for 3D Road Asset Inventory, Sensors, Vol. 16, No.3:367.
2. 高內政部高精地圖研究發展中心 (2019)，高精地圖圖資內容及格式標準。
3. AECC. (2020), "Operational Behavior of a High Definition Map Application White Paper".
4. 交通部 (2021) 道路交通標誌標線號誌設置規則 (修正)。
5. 張家瑞、康仕仲、林鶴斯 (2013)，導入 BIM 技術強化道路養護管理，營建知訊，第 369 期，58-61 頁。
6. Chang, J.R., Lin, H.S. (2016), Underground Pipeline Management Based on Road Information Modeling to Assist in Road Management, Journal of Performance of Constructed Facilities, American Society of Civil Engineers (ASCE) Vol. 30, No. 1., 40140011~401400114.
7. Liu, Z., Tang, H., Lin, Y., and Han, S. (2019) Point-Voxel CNN for Efficient 3D Deep Learning, Cite as: arXiv:1907.03739 (cs), Available at: <https://arxiv.org/abs/1907.03739>
8. Bochkovskiy, A., Wang, C.Y., Liao, and Liao, H.Y.M. (2020), YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection, Cite as: arXiv:2004.10934, Available at: <https://arxiv.org/abs/2004.10934>
9. 曾志煌、張家瑞、鄭錦桐、巫柏蕙、黃萬益 (2004)，國內外鋪面管理系統評估比較之研究，交通部運輸研究所。
10. Navin, Simon (2021), Automated mapping of utility assets can save you time and money [Online]. Available at: <https://www.ordnance-survey.co.uk/business-government/innovation/happens/articles-ehs/automated-mapping-utility-assets>.
11. Frost, A. (2019), Detroit first major US city to use RoadBotics' new pavement assessment tool [Online]. Available at: <https://www.traffictechnologytoday.com/news/asset-management/detroit-first-major-usa-city-to-use-roadbotics-new-pavement-assessment-tool.html> (Accessed: 09 March 2021)
12. Fujitsu Blog Editor. (2019), How Fujitsu is using AI to make Japan's roads and rivers safer [Online]. Available at: <https://blog.global.fujitsu.com/fgb/2019-11-20/how-fujitsu-is-using-ai-to-make-japans-roads-and-rivers-safer/> (Accessed: 09 March 2021)
13. 鄭錦桐、車文韜、岡田泰征、廖玲琬，高精地圖製作與交通運輸商業應用趨勢，土木水利 46 (2), 51-58。

