

115-004-7E04

MOTC-IOT-114-H2CB001a

港區影像智慧辨識技術之研究 (3/3)-載具感測與通訊即時分析 技術發展



交通部運輸研究所

中華民國 115 年 3 月

115-004-7E04

MOTC-IOT-114-H2CB001a

港區影像智慧辨識技術之研究 (3/3)-載具感測與通訊即時分析 技術發展

著者：韓仁毓、洪維屏、李俊穎、蔡立宏、吳日騰、
林之謙、甘翊萱、江冠均、潘卉盈、馬如龍、
劉人豪

交通部運輸研究所

中華民國 115 年 3 月

115 港區影像智慧辨識技術之研究(三)(三)載具感測與通訊即時分析技術發展

交通部運輸研究所

GPN : 1011500189

定價 300 元

港區影像智慧辨識技術之研究.(3/3): 載具感測與
通訊即時分析技術發展 / 韓仁毓, 洪維屏, 李俊
穎, 蔡立宏, 吳日騰, 林之謙, 甘翊萱, 江冠均, 潘
卉盈, 馬如龍, 劉人豪著. -- 初版. -- 臺北市: 交
通部運輸研究所, 民 115.03

面; 公分

ISBN 978-986-531-752-2(平裝)

1. CST: 港埠工程 2.CST: 環境監測 3.CST: 影
像分析

443.2

115001464

港區影像智慧辨識技術之研究(3/3)- 載具感測與通訊即時分析技術發展

著 者: 韓仁毓、洪維屏、李俊穎、蔡立宏、吳日騰、林之謙、甘翊萱、
江冠均、潘卉盈、馬如龍、劉人豪

出版機關: 交通部運輸研究所

地 址: 105004 臺北市松山區敦化北路 240 號

網 址: www.ihmt.gov.tw (中文版 > 數位典藏 > 本所出版品)

電 話: (04)2658-7200

出版年月: 中華民國 115 年 3 月

印 刷 者:

版(刷)次冊數: 初版一刷 49 冊

本書同時登載於交通部運輸研究所網站

定 價: 300 元

展 售 處:

交通部運輸研究所運輸科技及資訊組•電話: (02)2349-6789

國家書店松江門市: 10485 臺北市中山區松江路 209 號•電話(02)2518-0207

五南文化廣場: 400002 臺中市區中山路 6 號 • 電話: (04)2226-0330

GPN: 1011500189 ISBN: 978-986-531-752-2 (平裝)

著作財產權人: 中華民國(代表機關: 交通部運輸研究所)

本著作保留所有權利, 欲利用本著作全部或部份內容者, 須徵求交通部運輸
研究所書面授權。

交通部運輸研究所合作研究計畫出版品摘要表

出版品名稱：港區影像智慧辨識技術之研究(3/3)-載具感測與通訊即時分析技術發展			
國際標準書號（或叢刊號） ISBN 978-986-531-752-2(平裝)	政府出版品統一編號 1011500189	運輸研究所出版品編號 115-004-7E04	計畫編號 MOTC-IOT-114-H2CB001a
本所主辦單位：交通部運輸研究所運輸技術研究中心 主管：蔡立宏 計畫主持人：李俊穎 研究人員：洪維屏 聯絡電話：(04)2658-7200 傳真號碼：(04)2657-1329	合作研究單位：國立臺灣大學 計畫主持人：韓仁毓 協同主持人：林之謙、吳日騰 研究人員：甘翊萱、江冠均、潘卉盈、馬如龍、劉人豪 地址：臺北市羅斯福路四段一號 聯絡電話：02-3366-4347	研究期間 自 114 年 2 月 至 114 年 11 月	
關鍵詞：空中無人載具、地面無人載具、影像技術、設施巡檢、CCTV			
摘要： <p>本 3 年期計畫旨在建構以無人移動載具為核心之港區智慧化監測與管理系統，分 3 階段推進。第 1 年（112 年）聚焦於基礎建置與資料蒐集，完成無人載具環境適用性評估、感測器硬體分析，並透過空拍建立高細緻三維港區模型，同時初步開發 3 項標的物（變電箱溫度、伸縮縫、胸牆歪斜）的自動辨識模型。第 2 年（113 年）著重於技術優化與資料整合，持續擴充樣本以提升自動辨識的穩定性與準確度，發展多來源感測資料整合技術，建立多時空監測資料體系；此外，利用三維模型分析屋頂太陽光電潛能，並精進岸邊設施及路面偵測能力。第 3 年（114 年）進入整合與應用階段，將前 2 年成果整合至統一平台，實現感測資料即時回傳、機器學習即時判讀與警示推播，協助管理單位快速決策；同時利用高解析空間資料為港區未來空間與永續規劃提供科學依據。本計畫研究成果已完成自基礎建模、智慧辨識技術發展至系統整合與實務應用之完整流程，成功建構一套可實際支援港區巡檢、設施維運、資料分析與決策輔助之智慧管理體系。該系統可有效提升巡檢效率、降低人力與作業風險，並透過自動化辨識與警示機制，協助管理單位即時掌握設施狀況。相關成果亦可做為港區空間規劃、能源評估及永續發展之參考依據，且其系統架構具備良好延展性，可做為其他港區推廣智慧化管理之示範基礎。</p>			
出版日期	頁數	定價	本出版品取得方式
115 年 3 月	247	300	凡屬機密性出版品均不對外公開。普通性出版品，公營、公益機關團體及學校可函洽本所免費贈閱；私人及私營機關團體可按定價價購。
備註：本研究之結論與建議不代表交通部之意見。			

**PUBLICATION ABSTRACTS OF RESEARCH PROJECTS
INSTITUTE OF TRANSPORTATION
MINISTRY OF TRANSPORTATION AND COMMUNICATIONS**

TITLE: The Research on Port Area Image Intelligent Recognition Technology (3/3)- Development of Real-Time Analysis Technologies for Vehicle-Based Sensing and Communication.			
ISBN (OR ISSN) 978-986-531-752-2 (pbk)	GOVERNMENT PUBLICATIONS NUMBER 1011500189	IOT SERIAL NUMBER 115-004-7E04	PROJECT NUMBER MOTC-IOT-114-H2CB001a
DIVISION: Center of Harbor & Marine Technology DIVISION DIRECTOR: Li-Hung Tsai PRINCIPAL INVESTIGATOR: Chun-Ying Lee PROJECT STAFF: Wei-Ping Hung PHONE: 886-4-26587200 FAX: 886-4-26571329			PROJECT PERIOD FROM Feb. 2025 TO Nov. 2025
RESEARCH AGENCY: National Taiwan University PRINCIPAL INVESTIGATOR: Jen-Yu Han Co-PRINCIPAL INVESTIGATOR: Jacob Je-Chian Lin, Rih-Teng Wu , Chun-Jia Huang PROJECT STAFF: Yi-Hsuan Kan, Yu-Chun Lin, Hai-Wei Wang ADDRESS: No. 1, Sec. 4, Roosevelt Rd., Taipei City PHONE: 886-2-3366-4347			
KEY WORDS: UAV, UGV, Imaging Technology, Facility Inspection, CCTV			
ABSTRACT : This three-year project aims to develop an intelligent port monitoring and management system centered on unmanned mobile vehicles, implemented in three progressive stages. In the first year (2023), the focus was on fundamental infrastructure and data collection. Tasks included assessing the environmental adaptability of unmanned vehicles, analyzing sensor hardware, and constructing a high-resolution 3D model of the port through aerial imagery. Additionally, preliminary automatic detection models were developed for three key targets: transformer temperature, expansion joint deformation, and parapet wall inclination. In the second year (2024), the project emphasized technological optimization and data integration. The sample database was continuously expanded to enhance the stability and accuracy of the automated recognition models. Techniques for integrating multi-source sensor data were developed to establish a multi-temporal and multi-spatial monitoring data framework. Furthermore, rooftop solar photovoltaic potential was analyzed using the 3D model, while detection capabilities for shoreline facilities and road surfaces were refined. In the third year (2025), the project entered the integration and application phase. The outcomes from the previous two years were consolidated into a unified platform, enabling real-time sensor data transmission, machine learning-based automated interpretation, and instant alert notifications to support rapid decision-making by management authorities. Moreover, high-resolution spatial data were utilized to provide scientific evidence for the port's future spatial planning and sustainability strategies. Overall, the project successfully completed a comprehensive workflow spanning from foundational modeling and intelligent recognition to system integration and practical implementation. The resulting system effectively supports port inspection, facility maintenance, data analysis, and decision support, enhancing operational efficiency while reducing manpower requirements and operational risks. Through automated recognition and alert mechanisms, the system enables management authorities to promptly assess facility conditions and respond to potential issues. Moreover, the project outcomes provide valuable references for port spatial planning, energy assessment, and sustainable development, and the extensible system architecture offers a scalable framework for promoting intelligent port management in other port areas.			
DATE OF PUBLICATION March, 2026	NUMBER OF PAGES 247	PRICE 300	
The views expressed in this publication are not necessarily those of the Ministry of Transportation and Communications.			

港區影像智慧辨識技術之研究(3/3)- 載具感測與通訊 即時分析技術發展

目錄

中文摘要.....	I
英文摘要.....	II
目錄.....	III
圖目錄.....	IX
表目錄.....	XIX
第一章、前言.....	1-1
1.1 研究動機與目的	1-1
1.1.1 研究動機	1-1
1.1.2 研究目的及重要性	1-1
1.2 歷年計畫成果回顧	1-2
1.2.1 臺中港(110~111 年)	1-2
1.2.2 臺北港(112 年).....	1-3
1.2.3 臺北港(113 年).....	1-3
1.3 臺北港(114 年)工作項目與流程	1-4
第二章、無人載具以及感測器硬體系統分析	2-1
2.1 空中無人載具	2-1
2.1.1 載具類型分析	2-1
2.1.2 飛行里程	2-3
2.1.3 感測器分析	2-6
2.2 地面無人載具	2-9
2.2.1 載具類型分析	2-9

2.2.2 行走里程	2-10
2.2.3 感測器分析	2-10
2.3 水下無人載具	2-16
2.3.1 載具類型分析	2-16
2.3.2 航行里程	2-17
2.3.3 感測器分析	2-18
2.4 本章小結	2-20
第三章、載具感測與通訊技術整合	3-1
3.1 地面無人載具通訊整合	3-1
3.1.1 系統架構與流程	3-1
3.1.2 感測器模組（影像、熱像儀、氣體、GPS） ...	3-2
3.1.3 異常判定依據（溫度、氣體）	3-3
3.1.4 資料上傳與平台呈現	3-4
3.1.5 系統實測臺北港結果	3-5
3.1.6 影像串流安全性	3-6
3.1.7 後續應用情境	3-6
3.2 空中無人載具通訊整合	3-7
3.2.1 影像串流架構流程	3-7
3.2.2 資料上傳與平台呈現	3-8
3.2.3 系統實測臺北港結果	3-9
3.2.4 串流安全性與權限控管	3-10
3.2.5 後續應用情境	3-11
3.3 本章小結	3-11
第四章、港區高細緻空間基礎資料建構	4-1

4.1 地形資料蒐集	4-1
4.1.1 控制點測量	4-1
4.1.2 影像資料蒐集	4-2
4.1.3 數值地形模型成果	4-3
4.1.4 正射影像成果	4-4
4.2 氣象資料蒐集	4-6
4.2.1 空中無人載具抗風與防水條件定義	4-6
4.2.2 港區風速評估	4-7
4.3 空中載具適宜性評估	4-12
4.4 本章小結	4-14
第五章、感測資料自動化辨識技術發展於臺中港	5-1
5.1 舊有巡檢標的物	5-1
5.2 岸邊設施自動化辨識分析	5-1
5.2.1 舊有辨識模型	5-1
5.2.2 新模型嘗試	5-4
5.2.3 辨識流程	5-6
5.2.4 辨識結果	5-8
5.3 北提路路況自動化辨識流程	5-10
5.3.1 舊有辨識模型	5-10
5.3.2 新模型嘗試	5-12
5.3.3 辨識流程	5-14
5.3.4 辨識結果	5-15
5.4 本章小結	5-16
第六章、優化感測資料自動化辨識技術	6-1

6.1 現有標的物模型盤點	6-2
6.1.1 岸邊設施辨識模型	6-2
6.1.2 岸邊設施地理位置屬性	6-5
6.1.3 變電箱辨識模型	6-8
6.1.4 胸牆結構線偵測模型	6-12
6.1.5 碼頭面伸縮縫偵測模型	6-20
6.1.6 路面坑洞偵測模型	6-30
6.2 現有標的物模型精進	6-36
6.2.1 伸縮縫寬度檢測	6-36
6.2.2 胸牆法線錯位檢測	6-43
6.2.3 鋼筋裸露	6-48
6.3 新增巡檢標的物	6-53
6.3.1 標線磨損	6-53
6.3.2 排水溝蓋阻塞	6-61
6.3.3 堤岸表面裂化檢測	6-68
6.4 鋪面狀況指標(PCI)	6-73
6.4.1 裂縫定義	6-73
6.4.2 坑洞定義	6-75
6.4.3 方法原理	6-75
6.4.4 研究流程	6-77
6.4.5 成果	6-79
6.5 本章小結	6-82
第七章、多來源感測資料整合	7-1
7.1 港區現有感測器種類與應用現狀	7-1

7.1.1 環境監測感測器	7-1
7.1.2 貨櫃追蹤感測器	7-1
7.1.3 車輛感測器	7-1
7.1.4 設備感測器	7-1
7.1.5 CCTV 感測器	7-2
7.2 現有岸邊設施模型與 CCTV 的結合	7-2
7.2.1 申請區域	7-2
7.2.2 選擇模型	7-3
7.3 本章小結	7-5
第八章、港區空間發展與永續規劃	8-1
8.1 港區太陽光電自給率及減碳潛力評估	8-1
8.2 研究流程	8-2
8.3 港區年用電量推估	8-3
8.4 太陽光電自給率與減碳潛力評估	8-5
8.5 本章小結	8-7
第九章、系統平台建置	9-1
9.1 平台架構規劃	9-1
9.2 平台功能展示	9-2
9.3 平台資料庫盤點	9-26
9.4 平台移轉規格與資料備援機制	9-27
9.5 平台涉及資安注意事項	9-28
9.6 本章小結	9-29
第十章、品質評估與行動依據	10-1
第十一章、教育訓練	11-1

11.1 活動議程	11-1
11.2 活動影像	11-2
11.3 活動回饋	11-3
第十二章、結論與後續工作	12-1
12.1 結論.....	12-1
12.2 管理平台後續發展建議	12-4
12.2.1 軟硬體更新迭代之延續性.....	12-4
12.2.2 後續發展建議與潛力項目	12-5
12.2.3 各項標的物拍攝規格	12-6
12.3 總結.....	12-6
參考文獻.....	參考-1
附錄一、工作會議紀要	附錄 1-1
附錄二、期中審查意見處理情形表	附錄 2-1
附錄三、期末審查意見處理情形表	附錄 3-1
附錄四、期末審查簡報資料	附錄 4-1

圖目錄

圖 2.1 多旋翼機安全係數 0.5 飛行面積範圍	2-4
圖 2.2 多旋翼機安全係數 0.7 飛行面積範圍	2-5
圖 2.3 定翼機安全係數 0.7 飛行面積範圍	2-6
圖 2.4 MPS 可燃氣體感測器輸出氣體分類詳細資訊	2-15
圖 2.5 航行路徑及測區示意圖	2-18
圖 3.1 無人車自主巡檢與雲端監測系統架構圖	3-1
圖 3.2 彩色影像與熱影像圖範例圖	3-4
圖 3.3 臺北港港區 UAV 影像管理分析平台介面.....	3-5
圖 3.4 串流架構流程	3-8
圖 3.5 平台串流頁面	3-9
圖 4.1 臺北港 GNSS 控制點分布圖	4-1
圖 4.2 臺北港 GNSS 控制點與既有控制點分布圖	4-2
圖 4.3 航帶範圍與控制點分布圖	4-3
圖 4.4 臺北港陸域合併平均潮位高之數值地形模型圖(單位:M).....	4-4
圖 4.5 臺北港陸域水下地形之數值地形模型圖(單位:M).....	4-4
圖 4.6 臺北港正射影像圖	4-5
圖 4.7 正射影像解析度展示(一).....	4-5
圖 4.8 正射影像解析度展示(二).....	4-6
圖 4.9 臺北港氣象站分布圖	4-7
圖 4.10 小綠燈塔站風速資料	4-8
圖 4.11 資料浮標風速資料	4-8
圖 4.12 觀測樁站風速資料	4-8

圖 4.13 八里站風速資料	4-9
圖 4.14 北二碼頭站風速資料	4-9
圖 4.15 FNN 架構圖.....	4-10
圖 4.16 本計畫風速資料訓練架構圖	4-10
圖 4.17 每個月 Training Loss 成果	4-11
圖 4.18 每個月 MAE 成果.....	4-11
圖 4.19 FNN 風速預估成果圖.....	4-12
圖 4.20 多旋翼無人機每月可飛行天數占比	4-13
圖 4.21 定翼無人機每月可飛行天數占比	4-13
圖 5.1 臺中港岸邊設施自動辨識分析流程(單張 POI 影像為例).....	5-2
圖 5.2 測試資料模型辨識結果(以臺中港成果為例)	5-3
圖 5.3 臺中港模型套用於臺北港影像上之不同影像分割成果	5-4
圖 5.4 臺北港岸邊設施各物件樣態	5-5
圖 5.5 Yolov8 訓練與驗證的模型效能	5-5
圖 5.6 臺北港 Yolov8 模型於驗證資料集上的混淆矩陣.....	5-6
圖 5.7 臺北港模型岸邊設施自動化辨識分析流程(單張 POI 影像為例)	5-7
圖 5.8 POI 影像(中間)與鄰近的影像	5-7
圖 5.9 經投影轉換後的左右鄰近影像	5-7
圖 5.10 將鄰近影像的偵測結果投影至 POI 影像上	5-8
圖 5.11 (A)單一 POI 影像的辨識結果、(B)POI 影像與鄰近影像合併的 辨識結果.....	5-9
圖 5.12 基期影像投影至 POI 影像	5-9
圖 5.13 與基期比對結果	5-10

圖 5.14 U-NET 架構(Ronneberger et al., 2015)	5-11
圖 5.15 本地資料集圖片與對應標註	5-11
圖 5.16 U-net++架構.....	5-12
圖 5.17 臺北港正射影像，紅框處即為臺北港測試資料位置	5-13
圖 5.18 (A), (B)為臺中港資料，(C), (D)為臺北港資料	5-13
圖 5.19 模型預測流程	5-14
圖 5.20 圖解 intersection over union(IOUS).....	5-15
圖 6.1 臺北港新模型的訓練結果	6-3
圖 6.2 臺北港 112 年 5 月份影像訓練的模型與融合多個月份的模型表現	6-3
圖 6.3 臺北港 112 年 7 月份影像訓練的模型表現與融合多個月份的模型表現	6-4
圖 6.4 臺北港 112 年 5 月份影像資料訓練之模型（左）與七月份影像資料訓練之模型（右）	6-4
圖 6.5 臺北港 112 年 5 月份影像(左)與其他月份影像(右)的尺寸差異	6-5
圖 6.6 臺北港 112 年 10 月份資料的預測結果，左為舊模型，右為新模型	6-5
圖 6.7 如何計算物件的實際座標之示意圖	6-6
圖 6.8 物件越遠離影像中心點其座標誤差越大	6-7
圖 6.9 岸邊設施的地理定位與巡檢邏輯流程圖	6-8
圖 6.10 113 年度新蒐集之變電箱影像	6-9
圖 6.11 112 年度變電箱影像.....	6-9
圖 6.12 Yolov8 物件辨識(變電箱)架構圖(Aboah et al 2023).....	6-10
圖 6.13 變電箱模型訓練成果圖	6-11

圖 6.14 變電箱實際成果驗證	6-12
圖 6.15 胸牆法線預測及地理定位流程圖	6-13
圖 6.16 港區資料集分布圖	6-13
圖 6.17 A 區胸牆訓練影像.....	6-14
圖 6.18 訓練樣本標記示意(堤面胸牆為紫色部分)	6-14
圖 6.19 標記類別數量統計直方圖	6-15
圖 6.20 法線側模型訓練過程	6-16
圖 6.21 胸牆法線、伸縮縫、裂縫之正規化混淆矩陣圖	6-16
圖 6.22 胸牆法線遮罩進行霍夫直線預測影像(左)胸牆法線預測遮罩 (右)霍夫直線預測.....	6-17
圖 6.23 20240529 資料集偵測影像.....	6-18
圖 6.24 平台上影像呈現流程	6-18
圖 6.25 胸牆在平台上 POI 及樣態呈現.....	6-19
圖 6.26 預測成果分類	6-19
圖 6.27 伸縮縫預測及地理定位流程圖	6-20
圖 6.28 A 區道路伸縮縫圖.....	6-21
圖 6.29 各區域伸縮縫影像(左上)(右上)(左下)A 區伸縮縫影像(左下)D 區伸縮縫影像.....	6-21
圖 6.30 伸縮縫標註樣態展示	6-22
圖 6.31 標記類別數量統計直方圖	6-22
圖 6.32 無人機影像對應正射底圖	6-23
圖 6.33 正射底圖(左)A 區(右)F 區	6-23
圖 6.34 SIFT 匹配無人機影像和正射影像特徵點圖(左)無人機拍攝影 像(右)正射底圖對應位置之切片	6-26

圖 6.35 SIFT 匹配異常影像	6-26
圖 6.36 預測成果展示圖(左)20240708 資料集(中)20240529 資料集 (右)20240829 資料集	6-27
圖 6.37 20240529 正確檢測影像(POI:26)	6-28
圖 6.38 伸縮縫交點預測異常影像，黑色圈圈為交點	6-28
圖 6.39 平台上影像呈現流程	6-29
圖 6.40 伸縮縫在平台上 POI 及樣態呈現	6-29
圖 6.41 臺北港正射影像，紅框處即為臺北港測試資料位置	6-30
圖 6.42 臺北港坑洞資料，上為影像下為標註	6-31
圖 6.43 臺中港坑洞資料，上為影像下為標註	6-31
圖 6.44 U-Net++ 架構	6-32
圖 6.45 圖解 intersection over union(IOUS)	6-34
圖 6.46 坑洞模型之學習曲線	6-34
圖 6.47 坑洞模型預測成果	6-35
圖 6.48 坑洞測試區域(A1 道路)，(A)測試位置，(B)測試影像	6-35
圖 6.49 坑洞模型預測成果驗證	6-36
圖 6.50 伸縮縫檢測流程圖	6-37
圖 6.51 伸縮縫資料集來源	6-37
圖 6.52 物件偵測(左)與語意分割(右)標註類別展示圖	6-38
圖 6.53 Yolov11 網路架構	6-39
圖 6.54 伸縮縫物件偵測模型訓練過程表現	6-40
圖 6.55 伸縮縫物件偵測訓練成果混淆矩陣	6-40
圖 6.56 伸縮縫語意分割模型訓練過程表現	6-41
圖 6.57 伸縮縫語意分割訓練成果混淆矩陣	6-41

圖 6.58 2024 年伸縮縫不同月份寬度檢測影像	6-42
圖 6.59 113 年 10 月影像預測展示	6-43
圖 6.60 胸牆法線檢測流程圖	6-44
圖 6.61 胸牆法線資料集來源	6-45
圖 6.62 胸牆法線標註類別展示	6-45
圖 6.63 胸牆法線模型精進混淆矩陣成果比較	6-46
圖 6.64 胸牆法線錯位檢測類別	6-47
圖 6.65 113 年 10 月胸牆法線錯位成果與模擬錯位成果檢測	6-48
圖 6.66 臺北港堤面影像圖	6-49
圖 6.67 臺北港正射影像，紅框處為航攝圖拍攝處	6-49
圖 6.68 intersection over union (IOU)的公式	6-50
圖 6.69 鋼筋裸露偵測模型各項指標訓練圖	6-51
圖 6.70 Precision-Recall 曲線圖	6-52
圖 6.71 鋼筋裸露偵測結果	6-52
圖 6.72 標線磨損偵測流程圖	6-53
圖 6.73 標線辨識與圖像分割資料集位置分佈	6-54
圖 6.74 U-Net++模型結構圖	6-54
圖 6.75 標線偵測與種類辨識模型訓練結果	6-56
圖 6.76 標線圖像分割模型訓練與驗證結果	6-57
圖 6.77 測試集的標線位置與分類結果與各標線的繪製結果	6-58
圖 6.78 單一 POI 點位標線磨損平台呈現	6-59
圖 6.79 標線磨損偵測地圖	6-60
圖 6.80 排水溝蓋堵塞檢測流程圖	6-61
圖 6.81 排水溝蓋堵塞檢測資料集	6-62

圖 6.82 物件偵測(左)物件分類(右)類別展示圖	6-63
圖 6.83 排水溝蓋堵塞模型訓練過程表現	6-64
圖 6.84 排水溝蓋堵塞模型混淆矩陣成果	6-64
圖 6.85 排水溝蓋堵塞分類模型訓練成果	6-65
圖 6.86 排水溝蓋堵塞分類模型混淆矩陣成果	6-66
圖 6.87 排水溝蓋堵塞檢測成果展示圖	6-67
圖 6.88 113 年 10 月 E 區測試資料集檢測成果	6-68
圖 6.89 堤岸表面裂化檢測流程圖	6-69
圖 6.90 堤岸表面裂化檢測資料集來源	6-69
圖 6.91 影像標註類別展示	6-70
圖 6.92 堤岸表面裂化檢測模型訓練過程表現	6-71
圖 6.93 堤岸表面裂化檢測模型混淆矩陣成果圖	6-71
圖 6.94 堤岸表面裂化檢測成果展示圖	6-72
圖 6.95 輕級裂縫範例	6-73
圖 6.96 中級裂縫範例	6-74
圖 6.97 重級裂縫範例	6-74
圖 6.98 圖解骨架正交法	6-76
圖 6.99 圖解骨幹化	6-77
圖 6.100 骨幹化結果(紅色為放大的裂縫，綠色為骨架)	6-77
圖 6.101 113 年 10 月 14 日拍攝之臺北港航攝圖	6-81
圖 6.102 PCI 檢測結果	6-81
圖 6.103 PCI 結果圖與航攝圖比對	6-81
圖 6.104 坑洞檢測結果範例	6-82

圖 7.1 4 個 CCTV 場域的分布位置 (綠點) , 分布在東 4 與東 5 碼頭 之間.....	7-3
圖 7.2 CCTV 的模型訓練過程, 橫軸為 epochs 次數, 縱軸為 MAP@0.5	7-4
圖 7.3 CCTV 的模型在驗證資料集上的混淆矩陣.....	7-4
圖 7.4 不同 CCTV 視角的偵測結果.....	7-5
圖 8.1 港區土地使用分區圖	8-4
圖 8.2 建物模型與土地使用分區圖進行套疊比對成果	8-4
圖 8.3 建物年用電量成果圖	8-5
圖 9.1 系統功能架構圖	9-2
圖 9.2 平台首頁: 正射影像(國土測繪中心).....	9-3
圖 9.3 基本圖層: 正射影像(本計畫拍攝製作).....	9-3
圖 9.4 基本圖層: 數值地形模型(本計畫拍攝製作)	9-4
圖 9.5 基本圖層: 建物 3D 模型(內政部)(此資料來源已失效, 故使用 過往成功介接圖片進行示意).....	9-4
圖 9.6 距離量測功能	9-5
圖 9.7 面積量測功能	9-5
圖 9.8 線規劃成果: 單點環行(左)、多點巡航(中)、地形測繪(右). 9-6	
圖 9.9 飛行路徑規劃功能	9-7
圖 9.10 飛行點位圈繪及規劃參數輸入飛行路徑規劃功能	9-7
圖 9.11 規劃提示視窗.....	9-7
圖 9.12 UAV 規劃成果列表介接 UAV 串流影像	9-8
圖 9.13 介接 UAV 串流影像成果.....	9-8
圖 9.14 無人車路線規劃功能	9-9

圖 9.15 無人車規劃成果列表	9-9
圖 9.16 無人車蒐集資訊展示	9-10
圖 9.17 介接無人車串流影像成果	9-10
圖 9.18 新增 AI 辨識成果 POI：選擇辨識項目	9-11
圖 9.19 新增 AI 辨識成果 POI：新增影像檔案	9-12
圖 9.20 新增 AI 辨識成果 POI：系統自動歸類影像	9-12
圖 9.21 新增 AI 辨識成果 POI：辨識完成訊息	9-12
圖 9.22 新增 AI 辨識成果	9-12
圖 9.23 POI 點位分布情形 (A)區域劃分；(B)辨識成果伸縮縫錯位辨識成果	9-13
圖 9.24 伸縮縫錯位檢測影像辨識成果 (A)整體示意；(B)單點成果放大展示	9-14
圖 9.25 排水溝蓋阻塞影像辨識成果 (A)整體示意；(B)單點成果放大展示	9-15
圖 9.26 排道路標線磨損辨識成果	9-16
圖 9.27 堤面胸牆 POI 點位分布情形	9-17
圖 9.28 A 區 54 號 POI 點(114 年 10 月)之胸牆辨識成果	9-17
圖 9.29 A 區 55 號 POI 點(114 年 10 月)之胸牆辨識成果	9-18
圖 9.30 鋼筋裸露影像辨識成果(局部異狀示意)	9-18
圖 9.31 鋼筋裸露影像辨識成果	9-19
圖 9.32 港口碰撞檢測影像辨識成果 (A)整體示意；(B)單點成果放大展示	9-20
圖 9.33 岸邊設施辨識成果	9-21
圖 9.34 路面破損評分畫面	9-21

圖 9.35 變電箱 POI 點位分布情形	9-22
圖 9.36 變電箱 2 號 POI 113 年 5 月之熱影像	9-22
圖 9.37 變電箱 2 號 POI 113 年 9 月之熱影像	9-23
圖 9.38 CCTV POI 分布情形	9-23
圖 9.39 CCTV POI 東 5 碼頭作業區影片	9-24
圖 9.40 影片全螢幕檢視畫面	9-24
圖 9.41 氣體偵測 POI 點位分布情形	9-25
圖 9.42 氣體偵測 1 號 POI (113 年 5 月)之成果.....	9-25
圖 9.43 體偵測 1 號 POI (113 年 9 月)之成果.....	9-25
圖 9.44 使用者管理列表	9-26
圖 9.45 角色管理列表	9-26
圖 11.1 活動剪影	11-2

表目錄

表 2-1 多旋翼機載具規格表	2-2
表 2-2 定翼機載具規格表	2-3
表 2-3 多旋翼 UAV 飛行總里程(總距離)範例計算	2-4
表 2-4 多旋翼 UAV 不同安全係數最遠飛行距離計算(折返)	2-4
表 2-5 多旋翼 UAV 飛行總里程(總距離)範例計算	2-5
表 2-6 定翼機 UAV 飛行總里程範例計算	2-6
表 2-7 光學相機	2-7
表 2-8 感應相機	2-8
表 2-9 光達感測器	2-8
表 2-10 Robomaster 和 Jackal UGV 規格比較	2-9
表 2-11 Robomaster 和 Jackal UGV 安全係數比較	2-10
表 2-12 光達感測器規格	2-12
表 2-13 攝影機規格	2-12
表 2-14 氣體感測器規格	2-13
表 2-15 有毒及易燃氣體感測器	2-14
表 2-16 熱感相機	2-16
表 2-17 無人遙控載具機型	2-17
表 2-18 ROV 航行里程計算(混合型)	2-18
表 2-19 適用水下光學相機規格表	2-19
表 2-20 水下定位模組比較	2-19
表 3-1 UAV 性能諸元表	3-7
表 3-2 延遲因素預估	3-9

表 4-1 臺北港 GNSS 控制點觀測成果表	4-2
表 4-2 影像資料蒐集基本資料表	4-3
表 4-3 蒲氏風力級數與無人機最大抗風條件表	4-6
表 4-4 多旋翼無人機每月可飛行天數占比	4-12
表 4-5 定翼無人機每月可飛行天數占比	4-13
表 5-1 過去已辨識之標的物	5-1
表 5-2 岸邊設施 Mask R-CNN 辨識模型統計於驗證資料集效能	5-2
表 5-3 測試資料模型辨識結果統計(以臺中港成果為例)	5-3
表 5-4 舊模型的訓練細節	5-12
表 5-5 新模型的訓練細節	5-14
表 5-6 模型表現	5-15
表 6-1 已有巡檢標的物模型總表	6-1
表 6-2 變電箱模型訓練參數表	6-11
表 6-3 變電箱型訓練成果表	6-11
表 6-4 坑洞模型訓練細節	6-32
表 6-5 坑洞模型測試成果	6-34
表 6-6 模型訓練細節	6-56
表 6-7 標線磨損偵測檔案匯出格式	6-60
表 6-8 坑洞分級標準	6-75
表 6-9 鋪面折減值計算	6-78
表 6-10 鋪面 CDV 計算	6-78
表 6-11 PCI 等級對照表	6-79
表 8-1 不同建物類型 EUI 基準	8-5
表 9-1 平台資料庫盤點	9-27

表 9-2 硬體規格表	9-27
表 10-1 各項目品質評估與行動依據表	10-1
表 12-1 平台各項標的物拍攝規格	12-6

第一章、前言

1.1 研究動機與目的

1.1.1 研究動機

隨著無人移動載具技術與現代感測、通訊技術的快速發展，港口設施管理正面臨數位轉型的重要契機。傳統港區巡檢與維護作業多仰賴人工現場查核，不僅耗時費力，且難以即時掌握設施健康狀態，對於大規模港區的安全營運與智慧管理形成挑戰。近年來，無人飛行載具（UAV）、地面與水下無人載具的應用日益成熟，結合高解析度感測器與高速通訊網路，已具備大範圍、低人力、高效率的空間資訊蒐集與即時回傳能力。如何將這些新興技術整合，建立自動化、智慧化的港區管理體系，促進設施安全監控、運維效率與決策科學化，成為現階段港口發展的重要課題。

1.1.2 研究目的及重要性

本計畫以臺北港為示範場域，旨在建置一套結合無人移動載具、現代感測技術與智慧化分析演算的多維度空間資訊整合與應用方案。透過空中、地面及水下無人載具的多元感測資料整合，並導入機器學習與自動化演算技術，可實現港區設施狀態的即時監控、異常自動判讀與歷史變化追蹤。特別是在本年度，計畫強調即時串流資料的整合與應用，藉由高速通訊網路將現地感測數據即時回傳平台，實現資料從蒐集到後台處理的無縫串流。這不僅能大幅提升巡檢效率、減少人力負擔，更讓管理單位能即時掌握港區設施狀態，及早發現異常並迅速採取對策。即時串流機制同時也強化資料的長期累積與歷史比對，支援決策科學化與預防性維護策略的制定。計畫成果將有助於建立港區智慧管理新典範，並可做為未來推廣至其他港區的技術基礎，促進產業數位轉型與永續發展。

1.2 歷年計畫成果回顧

1.2.1 臺中港(110~111 年)

本計畫為臺中港計畫成果之延續，在臺中港成果中，首先盤點不同種類的無人機並定義其飛行性能，針對酬載能力搭配感測器進行分析，並依據港區氣候條件劃分出最適合各區域使用的無人機類型及可飛行的月份，為未來的飛行任務提供最適依據。其次，進行了全港區高精度與高解析度的正射影像底圖與數值高程模型產製；也針對南堤進行了 3 期拍攝，產生三維點雲來監測構造物位移，並比較 3 個時期的水平與垂直位移差異；北防沙堤則進行了兩期拍攝，透過影像套疊比較 2 期影像差異，顯示無人機在防砂堤監測中的應用效能。

在飛行載具取像控制邏輯的分析中，設計了 3 種飛行模式(地形測繪、多點巡航、單點環飛)，並針對各種模式設定了參數，並採用了 A-star 演算法進行航線規劃與避障，而此取像邏輯也透過相對坐標與絕對坐標的實際飛行測試。在無人機跟隨功能的測試中，無人機能穩定跟隨人或車輛，並保持固定的航高與跟隨距離，但在風速較大的港區環境下，跟隨可能會導致水平位移的影響。

在 UAV 影像變遷辨識技術上，透過無人機拍攝的影像資料，成功記錄了港區岸邊設施變遷，透過語意分割技術將感興趣區域進行實例分割，提升了辨識精度，對於大部分物件的辨識率達到了 9 成以上，然而，由於海水遮蔽影響，部分物件如碰墊的辨識率只有 5 成左右。針對北堤路的物件偵測，透過物件偵測技術有效辨識了路燈、紅綠燈及人手孔蓋等設施，雖然單張照片的辨識率只有 8 成，但由於連續拍攝，可以通過多張照片補充不足之處，並據此統計北堤路上的標線缺損情況，提供了量化的道路維護指標。針對如中南突堤、中碼頭及北防沙堤等關鍵區域進行多時性影像資料的蒐集與變遷分析，透過影像匹配技術對各時期影像進行比對。

最後，整合型圖台則將正射底圖與巡檢任務相結合，設立了POI點位，並將不同時期的影像進行匹配，以供使用者分析比對。這個平台能針對不同巡檢任務自動進行飛行模式設置與影像辨識。此外，本計畫還對各項分析流程與軟硬體配置進行品質評估，判定關鍵因子，並提供無人機在飛行範圍、作業時間、飛行穩定性等方面的評估成果。

1.2.2 臺北港(112 年)

本計畫為期 3 年，在第 1 年(112 年度)主要完成無人移動載具（包含空中及地面）於臺北港相關評估以及感測器硬體系統分析，並根據臺北港環境條件和任務需求，探討相關硬體規格與精度需求，並評估最適當的無人移動載具及感測器硬體組合，同時蒐集水下無人移動載具進行巡查相關案例。接著，透過空中無人飛行載具蒐集的大量資料，建構臺北港高細緻三維環境模型，該模型包含港區空間幾何與屬性特徵，做為後續管理應用的基礎。此外，發展感測資料自動化辨識技術，藉由無人移動載具蒐集的資料，建立港區特定物件的辨識能力，並新增變電箱溫度、伸縮縫及胸牆歪斜等 3 項標的物之訓練樣本，運用機器學習技術發展自動化辨識技術。

在品質評估與行動依據方面，針對整體工作流程獲得之成果進行精度評估，並以實地觀測成果進行品質驗證，為後續管理決策行動提供參考依據。此外，還辦理 1 場教育訓練，以推廣研究成果，並將計畫成果投稿至海洋工程研討會、地理資訊年會等研討會。

1.2.3 臺北港(113 年)

本計畫為期 3 年，在第 2 年（113 年度）主要完成感測資料自動化辨識技術之優化與多來源感測資料整合，並進一步運用高細緻港區空間資料進行環境分析。在感測資料自動化辨識技術方面，持續蒐集港區各類感測資料並擴充訓練樣本，新增 3 項辨識標的物，以提升模型在多樣化場景下的辨識精度與穩定性。同時，針對前一年

建立之辨識流程與演算法進行優化，提升其於不同光照、氣候與視角條件下的辨識效能。其次，在多來源感測資料整合部分，針對臺北港區現有及新設之感測裝置資料特性進行研析，發展與無人移動載具（包含空中與地面載具）感測資料之整合技術，藉此拓展港區環境資料蒐集的時空範圍與資料層級，建立更完整之環境監測資料體系。而在高細緻港區空間資料應用方面，運用第 1 年度建立之三維環境模型，並結合港務公司提供之 LOD2 模型，進行港區屋頂太陽光電潛能分析，評估不同區域之能源利用潛力，做為港區永續發展與設施規劃之依據。最後，於品質評估與行動依據方面，針對各項研究成果進行品質與效能評估，並檢視系統維運成本，綜合提出後續推廣應用與決策建議，以確保研究成果具備可持續性與實務價值。

為推廣研究成果與提升應用效益，本年度亦辦理 1 場教育訓練，說明系統操作與研究應用成果，增進相關人員之實務操作能力。同時，針對重要研究成果製作可展示之簡報與影片電子檔，並投稿於國內外期刊與學術研討會，以強化成果能見度與推廣效益。於計畫驗收階段，提供本計畫相關軟體與系統平台之建置或增修開發成果，並依「政府研究資訊系統（GRB）」之績效指標資料格式撰寫成果報告書，綜整呈現 112 至 113 年度累積之研究成果。

1.3 臺北港(114 年)工作項目與流程

本計畫為期 3 年，本年度為最後一年度計畫，主要工作項目及內容分述如下：

(1) 載具感測與通訊技術整合

整合本計畫開發之無人移動載具感測系統，蒐集之各類數據透過合適傳輸技術即時回傳後台，確保資料匯入之即時性與穩定性。

(2) 智慧化管理行動機制建立

應用即時回傳之環境感測資料，搭配本計畫所開發之機器學習模型進行自動化判讀，並提出行動建議或警示，協助管理人員即時決策。

(3) 港區空間發展與永續規劃

基於高解析空間資料與多元感測資訊所獲得之環境現況，持續進行分析以找出可優化因子，提供做為港區未來空間規劃之科學依據。

(4) 品質評估與行動依據

針對上述各項成果進行品質、效能及維運成本之評估，以做為未來推廣應用與決策行動的重要依據。

(5) 成果展示資料製作

蒐集計畫重要成果之展示用影片電子檔，做為成果傳達與推廣素材。

(6) 教育訓練辦理

已規劃於結案前辦理 1 場教育訓練，藉此推廣研究成果並提升實務應用成效。

(7) 成果發表與推廣

研究成果會於測量及空間資訊研討會及海洋工程研討會中進行發表，拓展研究影響力。

(8) 綜整並說明 3 年成果

於期末時會將 112 至 114 年度階段性成果之彙整與綜述，做為整體計畫成效之總結。

(9) 成果報告書撰寫與績效指標彙整

依據「政府研究資訊系統 (GRB)」之績效指標與佐證資料格式，選填適當指標項目，並以量化與質化方式呈現計畫成果與關鍵突破，目前正彙整 112 至 114 年研究成果，撰寫最終成果報告書。

下表展示了本計畫各項工作之規劃進度甘特圖，整體計畫於九個月內依序推進，確保各階段任務按時完成，涵蓋資料處理、基礎設施監測、資料視覺化等關鍵環節。透過系統化的時程規劃與執行，確保研究目標得以有效達成。

工作項目	1月	2月	3月	4月	5月	6月	7月	8月	9月	10月	11月	12月	備註
文獻資料蒐集建構分析方法	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
載具感測與通訊技術整合	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
永續港區發展與規劃研究	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
優化感測資料自動化辨識技術	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
系統平台建構	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
品質評估與行動依據	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
期中報告(6/28)	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
期末報告(10/25)	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
教育訓練	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐	☐
工作進度累進百分比(%)	☐	☐	☐	☐	☐	50	☐	☐	75	☐	100	☐	☐
預定查核點	第1季: 整合載具通訊技術												
	第2季: 永續港區環境研究												
	第3季: 無人飛行載具影像資料之空間資訊整合平台												
	第4季: 品質評估												
說明: (1)工作項目請視計畫性質及需要或依研究/計畫綱要說明訂定。預定進度以粗線表示其起訖日期。 (2)「工作進度百分比」欄係為配合管考作業所需，累積百分比請視工作性質就以下因素擇一估計訂定:①工作天數②經費之分配③工作量之比重④擬達成目標之具體數字。 (3)每季之「預定查核點」，請在條形圖上標明※號，並在「預定查核點」欄具體註明關鍵性工作要項。「預定查核點」除了標明期中/期末/期末修正定稿提送日期外，尚須具體加列其他重要工作項目，例如：工作會議、階段性成果宣導展示、專家座談會或技術移轉教育訓練等。													

第二章、無人載具以及感測器硬體系統分析

2.1 空中無人載具

2.1.1 載具類型分析

(1) 多旋翼機介紹

多旋翼機是由多個旋翼動力組件組成的飛行器，同時具備垂直起降的功能。根據承載能力和滯空能力，隨時調整飛行速度、高度和方向，具備相對較高的機動性，適用於地形起伏較大的區域。根據民航局多旋翼無人機重量和證照分級規範標準，可分為 Type1、Type2、Type3、Type4 等 4 個類別，其規格如表 2-1 所示。Type1 重量在 250 克以下，例如，K60PRO 6K 屬於較輕型的多旋翼機，大部分 Type1 的無人機飛行時間約為 15 分鐘，飛行總里程(總距離)約 2750 公尺，常用於室外小範圍飛行或定點飛行，不適用於巡檢任務。Type2 重量在 250 克至 2 公斤之間，目前在該級別中表現最佳的是 Yuneec Typhoon H Pro，其重量雖不超過 2 公斤，但能搭載 6 個旋翼，這在同級別中相對較少見，從而提高了穩定性，並具備前置超聲波避障感應器，是目前最新型的機型。本案例中採用美國 Autel Robotics EVO II，其機身設計可靈活執行飛行任務，鏡頭可調角度範圍並為所有機型中最廣的，適合巡檢任務。此外，Type2 也屬於大眾最常使用的多旋翼機，大部分無人機飛行時間約為 25 分鐘，飛行總里程(總距離)約 4850 公尺。

Type3 重量在 2-15 公斤之間，例如，性能較好且較新型的機型是德國 Aibotix X6，它是一款 6 軸無人機，可更換多種傳感器，Type3 大部分無人機的飛行時間約為 20 分鐘。Type2 和 Type3 常被用於地形測繪和巡檢飛行。Type4 的重量在 15-25 公斤之間，是分級中最重的無人機，大部分用於農藥噴灑或其他特殊用途，例如，國產 EG2 Pro 植保機。

表 2-1 多旋翼機載具規格表

項目	Type1	Type2	Type3	Type4
重量	250 克	250 克-2 公斤	2 -15 公斤	15 -25 公斤
旋翼數量	4 槳	4 槳	4 槳 或 6 槳	4 槳 或 6 槳
最大飛行時間	15 分鐘	25 分鐘	20 分鐘	20 分鐘
總飛行距離	2750m	4850m	3800m	3800m
抗風	4 級風	6 級風	4-6 級風	4-6 級風
酬載重量	無法	200 克以下	2 公斤以下	10 公斤以下
重量	250 克	250 克-2 公斤	2 公斤-15 公斤	15 公斤-25 公斤
用途	室外小範圍定點拍攝	地形測繪巡檢飛行	地形測繪巡檢飛行	農噴或特殊用途
駕照規範(專業高級)	Ia(未達兩公斤)	Ia	Ib	IIc

(2) 定翼機介紹

固定翼飛機按重量分為 4 個類別，如表 2-2 所示分別為 Type1、Type2、Type3、Type4，並通過表 2-2 比較了不同級別無人機之間的差異。Type1 的重量範圍為 250 克至 2 公斤，屬於較輕型的固定翼飛機。在這個級別中，eBee X Fixed 是比較具有代表性的機型，具有高度穩定性且可進行投擲式飛行。在 Type1 中，大部分機型的飛行時間約為 45-60 分鐘，測繪模式下的單次飛行範圍約為 200 公頃，常用於地形測繪和巡檢飛行。Type2 的重量範圍為 2~15 公斤，例如本案中使用的 VX2300 新式固定翼混合動力無人機，採用旋翼垂直起降後變形為定翼飛行，不受地區限制。在 Type2 中，大部分機型的飛行時間約為 60-120 分鐘，測繪模式下的單次飛行範圍約為 700 公頃，可飛行高度達到 4000 公尺。Type3 的重量範圍為 15-25 公斤，例如 Quantum-Systems Tron F90+，也是一種新型固定翼混合動力無人機，其飛行時間和範圍與 Type2 相同，但抗風能力和載重能力優於 Type2。Type2 和 Type3 是目前廣泛使用的無人機，具有優秀的續航能力、載重能力和適中的體積。常見的 LiDAR 和雷達設備通常搭載在這些機型上。Type4 的重量超過 25 公斤，例如，臺灣自主研发的新型 Sky Arrow 55，具有超長飛行時間達 120 分鐘以上，可飛行高度達到 4000

公尺。它具有最大的單次飛行範圍，並且能夠搭載較重的儀器，在抗風能力方面表現出色，常用於執行特殊任務或氣象數據收集等用途。

表 2-2 定翼機載具規格表

項目	Type1	Type2	Type3	Type4
重量	250 克-2 公斤	2 -15 公斤	15 -25 公斤	25 公斤以上
翼展	1m 以下	1.5m -2m	2m - 2.5m	2.5m - 3m
最大航高	500m	4000m	4000m	4000m
飛行時間	45 – 60 分鐘	60 – 120 分鐘	60 – 120 分鐘	120 分鐘以上
單次飛行範圍	500 公頃	1500 公頃	1500 公頃	3000 公頃
抗風	6 級風	6 級風	6-8 級風	6-8 級風
酬載重量	200 克以下	1.5 公斤以下	5 公斤以下	6 公斤以下
用途	地形測繪 巡檢飛行	地形測繪 巡檢飛行	地形測繪 大範圍巡檢飛行	地形測繪 大範圍巡檢飛行 氣象資料蒐集

2.1.2 飛行里程

(1) 多旋翼機飛行里程計算

本計畫多旋翼無人機主要用於巡檢監測任務，因此，飛行路徑將更為複雜，可能包含多個航線轉折、航高變化以及考慮港區天氣變化。另飛行面積範圍採用圓形，主要是適用於多旋翼機，因多旋翼機飛行里程較短，且多以巡檢任務為主，故以最大可觸及 buffer 來表示。飛行面積採用矩形，主要是適用於定翼機，因定翼機主要適用於地形測繪任務，故採用矩形表示可飛行最大範圍。因此，在評估電力總飛行時間時，除了一般情況下乘以 0.7 的係數外，本計畫額外引入乘以 0.5 的係數，用於不良天氣條件下的評估方式。里程計算方法，如表 2-3 所示，以 Type2 無人機為例，多旋翼機的起降需要較長的時間，因此，起降過程將導致一定的電力損耗，需要考慮在計算中。在 Type2 機型配合 0.7 的安全係數下，預估飛行總距離為 4850 公尺。根據這種計算方法，本計畫估計了不同類型無人機在不同安全係數下的單程最遠飛行距離，如表 2-4 所示，並通過圖 2.1(0.5)

和圖 2.2(0.7)對包含折返時的最遠飛行範圍，進行可視化呈現。顯然可以看出，在安全係數為 0.5 的情況下，範圍明顯比安全係數為 0.7 時小得多，因此，在天氣狀況較不穩定時，應採取安全係數為 0.5 做為巡檢考量。

表 2-3 多旋翼 UAV 飛行總里程(總距離)範例計算

項目	數值
原廠公告飛行時間	25 分鐘
乘上 0.7 安全係數飛行時間	17.5 分鐘(1050s)
飛行航高	120m(本案最大航高)
飛行速度	5m/s(原廠最佳巡航速度)
起飛速度	3m/s(原廠預設速度)
降落速度	3m/s(原廠預設速度)
起飛時間	40s
降落時間	40s
總飛行時間	1050s-40s-40s=970s
飛行總距離	30m/s*970s=4850m

表 2-4 多旋翼 UAV 不同安全係數最遠飛行距離計算(折返)

安全係數	Type1	Type2	Type3	Type4
× 0.5	925 m	1675 m	1300 m	1300 m
× 0.7	1375 m	2425 m	1900 m	1900 m

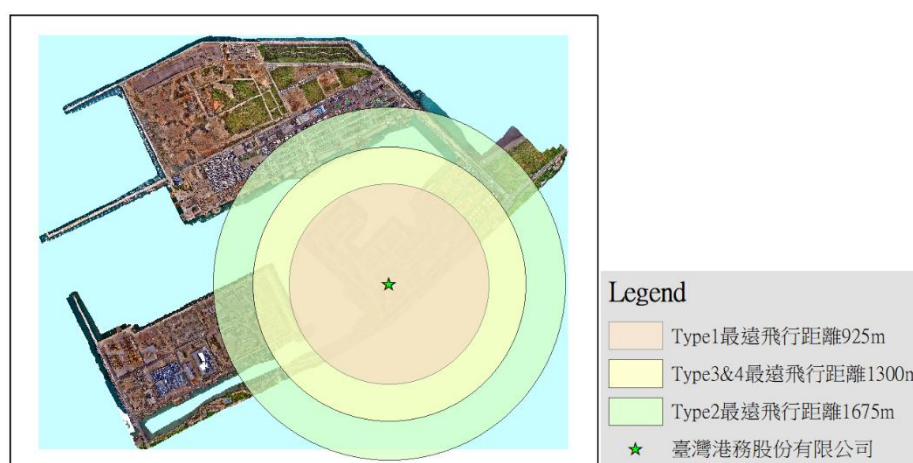


圖 2.1 多旋翼機安全係數 0.5 飛行面積範圍

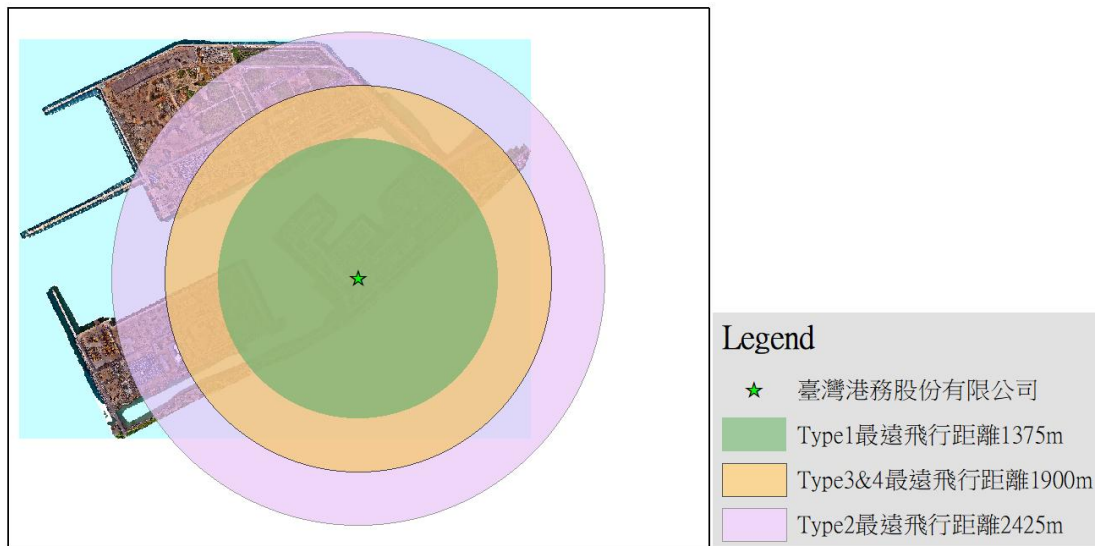


圖 2.2 多旋翼機安全係數 0.7 飛行面積範圍

(2) 定翼機飛行里程計算

由於港區範圍廣闊，因此，需進一步考慮飛行器飛行里程，以便快速評估適用性。影響無人機飛行里程的主要因素為其無人電池續航時間。目前，廠家公告的無人機續航時間是在理想情況下、天氣良好時提供的飛行範圍。然而，考慮到本計畫位於氣候條件不佳的港區，需要將電力總飛行時間乘以安全係數。目前常見的安全係數為 0.7，該係數是本計畫根據天氣條件進行調整。然後，通過總飛行時間來計算里程，如表 2-5 所示，以 Type2 為例，在考慮 0.7 的安全係數下，飛行總里程(總距離)為 113.4 公里。通過表 2-6 估計各種類型無人機在安全係數下的飛行總里程(總距離)，預估飛行範圍如圖 2.3 所示。

表 2-5 多旋翼 UAV 飛行總里程(總距離)範例計算

項目	數值
原廠公告飛行時間	90 分鐘
乘上 0.7 安全係數飛行時間	60 分鐘(3780s)
飛行航高	120m(本案最大航高)
飛行速度	30m/s(原廠最佳巡航速度)
飛行總距離	$30\text{m/s} \times 3780\text{s} = 113.4\text{km}$

表 2-6 定翼機 UAV 飛行總里程範例計算

安全係數	Type1	Type2	Type3	Type4
× 0.7	38km	113km	113km	151km

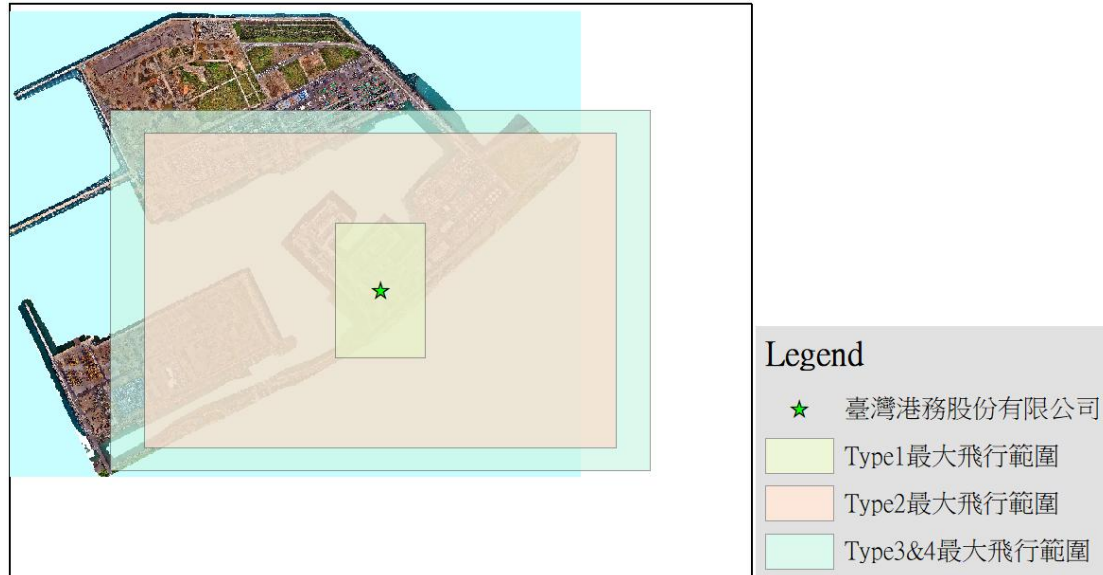


圖 2.3 定翼機安全係數 0.7 飛行面積範圍

2.1.3 感測器分析

無人機具備靈活的飛行能力，對於不同地區地形的數據蒐集具有強大的優勢，因此，可以搭載多種傳感器，包括光學相機、熱感相機和激光雷達。首先是光學相機，通常採用原廠設置鏡頭模塊做為載荷傳感器，提供較完整的系統集成，部分型號並可以更換傳感器。如表 2-7 所示，多旋翼機的主流解析度為 3840×2160，飛行高度 120 公尺時，地面解析度為 4.7 公分/像素。另外，多旋翼機與定翼機也可以搭載高解析度的模塊鏡頭，主流解析度為 5344×4016，飛行高度 120 公尺時，地面解析度為 3.8 公分/像素，這種規格已可滿足大部分監測或測繪需求。也有更高階的相機為 6000×4000，飛行高度 120 公尺時，地面解析度為 3.0 公分/像素。大型定翼機能酬載較重相機，主流解析度為 7952×5304，飛行高度 120 公尺時，地面分辨率為 3.0 公分/像素，大部分為電影製作等級的規格，另可根據需求更換定焦或變焦鏡頭。

第二種傳感器是熱感應相機，其型號與規格如表 2-8 所示。目前在所有型號中，較少配置模塊化鏡頭，只有一般的小型無人機具備模塊化鏡頭，通常需要另外安裝在機身上。另由於多旋翼機受限於載荷重量，無法搭載更優秀的鏡頭，主流解析度為 320×256，飛行高度 120 公尺時，地面解析度為 56.3 公分/像素。另定翼機可以安裝高級鏡頭，主流解析度為 640×512，飛行高度 120 公尺時，地面解析度為 28.1 公分/像素。

第三種感測器為光達，其型號與規格如表 2-9 所示。光達原理為雷射發射器所發出的脈衝雷射光，由載具主動發射出訊號至地面上，打到植生或建物後引起散射和反射。一部分光波會經由反向散射返回到載具上的接收器中，將光訊號轉變為電訊號記錄下來，例如，用於紀錄大範圍地貌三維空間資訊。如表 2-9 所示，光達依據雷射照射的範圍，可分為 3 種: (1)360°全視野照射，航高 120 公尺點密度為 150pts/m²(2) 46° 向下視野，航高 120 公尺點密度為 300pts/m²(3) 100°半視野，航高 120 公尺點密度為 680pts/m²。

表 2-7 光學相機




光學相機			
型號	K60PRO 6K Cam	Parrot Anafi 4K Cam	SONY A7R II
種類	模組鏡頭&可替換式鏡頭	模組鏡頭&可替換式鏡頭	模組鏡頭&可替換式鏡頭
像素	1200 萬畫素	2100 萬畫素	4240 萬畫素
解析度	3840x2160	5344 x 4016	7952 x 5304
感光元件	1/2.3 英吋 CMOS	1/2.4 英吋 CMOS	1 英吋 CMOS
相機重量	100 克以下	200 克以下	5 公斤以下
航高 120m 地面解析度	4.7cm/pixel	3.8cm/pixel	3.0cm/pixel

表 2-8 感應相機

熱感應相機			
型號	FLIR VUE	Parrot anafi usa thermal	FLIR A65
種類	可替換式鏡頭	模組鏡頭&可替換式鏡頭	模組鏡頭
解析度	320x256	320x256	640x512
相機重量	500 克以下	500 克以下	1 公斤以下
航高 120m 地面解析度	56.3cm/pixel	56.3cm/pixel	28.1cm/pixel

表 2-9 光達感測器



光達感測器			
型號	RIEGL miniVUX-3UAV	RIEGL miniVUX-1UAV	RIEGL VUX-120
種類	全視野	向下視野	半視野
雷射脈衝頻率	100 kHz	1.8MHz	1.8MHz
測量頻率	200,000 次/秒	1,00,000 次/秒	1,500,000 次/秒
掃描速度	100 次掃描/秒	150 次掃描/秒	400 次掃描/秒
精度	±2cm	±2cm	±2cm
FoV	360°	46°	100°
重量	1.55 公斤	2.4 公斤	2 公斤
航高 120m 點密度	150pts/m ²	300pts/m ²	680pts/m ²

2.2 地面無人載具

2.2.1 載具類型分析

地面無人載具為一台搭載多種感測器的無人地面車輛（UGV）。根據不同任務需求，可選用具有不同適應性和耐用性之地面無人載具規格。以本計畫為例，考慮臺北港較為繁忙，UGV 需要選擇較大的尺寸，以容納多個感測器，並同時確保高其可視性。將上述因素納入考量後，本計畫選擇了 Clearpath Jackal UGV 做為為地面無人載具之地面車輛，研究初期先行使用國立臺灣大學實驗室現有改裝版 Robomaster S1 UGV 進行初步測試，即便 Robomaster S1 尺寸相對較小不適合戶外使用，但可做為一個臨時之載具平台，做為本計畫之實驗測試與問題解決之用。表 2-10 為 Robomaster S1 和 Clearpath Jackal UGV 規格之比較。

表 2-10 Robomaster 和 Jackal UGV 規格比較

UGV		
模組名稱	Robomaster S1	Clearpath Jackal
外部尺寸 (長 x 寬 x 高)	320×240×270mm (12.6 x 9.4 x 10.6 in)	508 x 430 x 250 mm (20 x 17 x 10 in)
重量	3.5 kg (7.6 lbs)	17 kg (37 lbs)
酬載重量	10 kg (22 lbs)	20 kg (44 lbs)
最大速度	2.5 m/s (5.5 mph)	2.0 m/s (4.5 mph)
離地高度	30 mm (1.2 in)	65 mm (2.5 in)
操作環境溫度	-10 to +40° C	-20 to +45° C
電池容量	2400mAh	9800mAh
操作時間	0.5 to 1.5 hours	2.0 to 8.0 hours
連接	Wifi, Router	Wifi, Router

2.2.2 行走里程

爲了計算地面機器人的行走里程，本計畫根據以下參數做假設：

- (1) 有效負載重量之假設：本計畫假設機器人有效負載重量達到了上限，這是為了考慮機器人應對各種不同負載的能力，確保其多功能性。
- (2) 速度選擇：本計畫選擇了相對保守的速度，即 0.25 m/s，這比人類步行速度慢 ($\approx 1\text{m/s}$)。考慮安全性和控制，較低的速度有助於避免碰撞和提高操作的精確性。
- (3) 操作時間選擇：本計畫選擇了操作時間的中間值，以涵蓋不同應用場景中的變化。這有助於更好地反映實際應用中的多樣性，同時提供可靠的計算基礎。
- (4) 安全係數設定：本計畫設置安全係數為 0.75，以增加系統的可靠性和安全性。
- (5) 下一步，根據上述的假設，本計畫進行行走里程計算：UGV 速度操作時間安全係數，計算結果如表 2-11。
- (6)

表 2-11 Robomaster 和 Jackal UGV 安全係數比較

模組名稱	Robomaster S1	Clearpath Jackal
酬載重量	10 kg (負載重量上限)	20 kg (負載重量上限)
UGV 速度	0.25 m/s	0.25 m/s
操作時間	1 hours	5 hours
安全係數	0.75	0.75
行走里程	675m (0.6 km)	3375m (3.3 km)

2.2.3 感測器分析

地面無人載具 (UGV) 可配備不同類型感測器，包括光達 (Lidar)、攝影機、熱像儀、有毒氣體及易燃氣體感測器。這些感測器可提升 UGV 的功能，使其能夠在各種環境中，根據任務類型執行不同任務，進而發揮關鍵作用。

另外，由於 UGV 依賴 ROS1 Melodic，每個感測器都需要有相應的 ROS 驅動程式才能使用，為確保感測器與 UGV 可兼容，如果製造商未提供所需的 ROS 驅動軟體，或者在 GitHub 等平台上未有開源之軟體，則至少需要一個由 Python 或 C++ 編寫之 SDK（軟體開發工具包），才能夠建立自定義的 ROS 驅動引擎。

本小節將針對光達、攝影機、有毒氣體及易燃氣體進行說明。

(1) 光達 (Lidar)

Lidar 為 UGV 中的關鍵感測器之一，它透過發射雷射脈衝並計算光線返回的時間。Lidar 使 UGV 能夠準確測量距離，檢測物體並建立周圍環境的詳細三維地圖。這些資訊對於後續導航、避障和地形測繪至關重要。

本計畫經評估後，選用 Lidar 做為 UGV 中主要感測器，並比較 Livox Avia 和 Velodyne VLP-16 2 種不同光達規格 (如表 2-12)。Livox Avia 具有較為精細的點雲數據，同時也具有卓越的精度和擴展範圍，然而，在視野方面，相較於具有全方位 360 度水平視野 (FOV) 的 Velodyne VLP-16，Livox Avia 僅有 70 度的較窄水平 FOV。考量本計畫標的為交通繁忙的臺北港，選擇 Velodyne VLP-16 作為 UGV 所使用之感測器，透過其 360 度視野 (FOV) 的光達感測器，可以為現場工作人員及 UGV 提供更好的防護措施，全方位視野也使得道路檢測和避開障礙物具可能性，從而提升在繁忙環境中的導航和整體營運效率。

表 2-12 光達感測器規格

LiDAR		
模型	Livox Avia	Velodyne VLP-16
技術	中程 LiDAR	16 束 LiDAR
測量範圍	最高 200 公尺	最高 100 公尺
垂直視場角	77.2 度	30 度
水平視場角	70.4 度	360 度
掃描速率	240,000 點/秒	300,000 點/秒
精度	± 2 公分	± 3 公分
運作溫度	-10°C 至 50°C	-10°C 至 60°C
連接方式	以太網	以太網

(2) 攝影機

攝影機已安裝在 UGV 上，提供額外的影像數據，呈現不同的視角與 UAV。UAV 能夠捕捉更廣泛的正射影像，而 UGV 提供了更接近人類視角的視野，有助於更好地了解現場狀況。攝影機所蒐集的 RGB 影像提供操作者的導航操控便利性，並可與熱像影像進行比較，因為每個物體表面的【光學透明性質】和【熱學透明性質】特性各不相同。目前，就 RGB 攝影機而言，本計畫使用 Stereolabs ZED 2i (規格如表 2-13)，具有高達 2208 x 1242 的解析度和 110 度的寬水平視場 (FOV)。

表 2-13 攝影機規格

光學相機	
型號	Stereolabs ZED 2i
解析度	2208 x 1242
焦距	2.12 毫米 (0.008 英寸)
光圈	f/1.8
垂直視場角	70 度
水平視場角	110 度

(3) 有毒及易燃氣體感測器

臺北港是一個繁忙的港口，對於國內和國際貿易至關重要，除了大型輪船運作時排放之廢棄氣體，許多貿易還涉及石油和其他化學物質。在這樣的環境中，有毒和易燃氣體感測器成為無人地面車輛（UGV）中的一個關鍵裝置。這些感測器能夠檢測有害氣體的存在，例如，有毒煙霧或易燃蒸氣，並提前發出警告，以防止事故發生或保護該區域內的工作人員。本計畫蒐集氣體感測器規格，如表 2-14。

表 2-14 氣體感測器規格

感測器種類		
模型名稱	MQ2 MS100	Nevada Nano MPSTM Flammable Gas Sensor Module
感測技術	金屬氧化物半導體 (MOS)	微機電系統 (MEMS)
目標氣體名稱	MQ2: 液化石油氣、酒精、丙烷、氫氣、一氧化碳、甲 MS100: 甲醛、甲苯、苯	包括丁烷、乙烷、氫氣、甲烷、丙烷、甲苯、二甲苯 詳情請參考表 2-13
目標氣體分類	2 類 (每個感測器 1 類)	6 類 (參考表 2-13)
校正需求	需要校正	不需要校正
測量輸出	預設輸出為布林值，表示氣體濃度是否超過閾值 若進行校正，也能提供以百萬分比 (PPM) 表示的氣體濃度	氣體類別編號 (0~6)、氣體濃度 (%LEL)、溫度 (°C)、大氣壓力 (kPa)、相對濕度 (%)、絕對濕度 (%)
精度	取決於校正精度，一般較大	± 3-12% LEL (參考表 2-13)
ROS 支援	需先接 Arduino Board，然後再接機器人的電腦，然後使用 Arduino 之 ROS Driver	有 ROS Driver


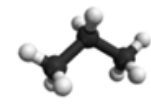
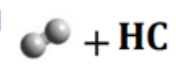
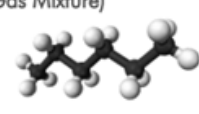

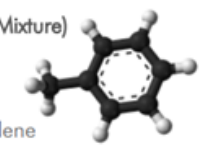
上表表示 MPS 氣體感測器的優異性能和簡易的設置。此外，根據本計畫所需，MPS 是市面上唯一具備這種能力的感測器，可確保甲烷在整個環境範圍內的準確性，而其他氣體僅在標準條件下（20°C 和 50% 相對濕度）下才能達到同樣標準。MPS 氣體傳感器所提供的讀數是以 %LEL（下限爆炸濃度）濃度表示，而不是絕對百分比體積濃度。舉例來說，甲烷屬於 Class 3 氣體，其 100%LEL 相當於 5% 體積（體積百分比濃度）。如果氣體偵測器的 Conc (%LEL) 讀數為 40，則表示為 40%LEL 或 2% 體積濃度。有關各種氣體的 %LEL 與 % 體積濃度的更多資料，如表 2-15。

表 2-15 有毒及易燃氣體感測器

Gas	Formula	Class ⁵	Detection Range [%LEL]	% Volume of gas at 100 %LEL (ISO 10156)	MPS Accuracy 0 to 50 %LEL (ISO 10156)	% Volume of gas at 100 %LEL (IEC60079-20-1)	MPS Accuracy 0 to 50 %LEL (IEC60079-20-1)
butane	C ₄ H ₁₀	4	0-100	1.8 %VOL	±5 %LEL	1.4 %VOL	±5 %LEL
ethane	C ₂ H ₆	4	0-100	3.0 %VOL	±5 %LEL	2.4 %VOL	±5 %LEL
hydrogen	H ₂	1	0-100	4.0 %VOL	±5 %LEL	4.0 %VOL	±7 %LEL
isobutane	HC(CH ₃) ₃	4	0-100	1.8 %VOL	±5 %LEL	1.3 %VOL	±9 %LEL
isobutylene	C ₄ H ₈	4	0-100	1.8 %VOL	±5 %LEL	1.8 %VOL	±5 %LEL
isopropanol	C ₃ H ₈ O	4	0-100	2.0 %VOL	±10 %LEL	2.0 %VOL	+20 %LEL
methane	CH ₄	3	0-100	5.0 %VOL	±3 %LEL	4.4 %VOL	±3 %LEL
MEK	C ₄ H ₈ O	5	0-100	1.4 %VOL	±5 %LEL	1.5 %VOL	+16 %LEL
pentane	C ₅ H ₁₂	5	0-100	1.5 %VOL	±5 %LEL	1.1 %VOL	±6 %LEL
propane	C ₃ H ₈	4	0-100	2.1 %VOL	±5 %LEL	1.7 %VOL	±6 %LEL
propylene	C ₃ H ₆	4	0-100	2.4 %VOL	±5 %LEL	2.0 %VOL	±5 %LEL
acetone	C ₃ H ₆ O	5	0-100	2.5 %VOL	+20 %LEL	2.5 %VOL	+24 %LEL
ethylene	C ₂ H ₄	4	0-100	2.7 %VOL	-11 %LEL	2.3 %VOL	-11 %LEL
heptane	C ₇ H ₁₆	5	0-100	1.1 %VOL	±12 %LEL	0.85 %VOL	±15 %LEL
hexane	C ₆ H ₁₄	5	0-100	1.1 %VOL	-20 %LEL	1.0 %VOL	-17 %LEL
octane	C ₈ H ₁₈	6	0-100	1.0 %VOL	±12 %LEL	0.8 %VOL	±15 %LEL
styrene	C ₈ H ₈	6	0-100	1.1 %VOL	-20 %LEL	1.0 %VOL	-17 %LEL
toluene	C ₇ H ₈	6	0-100	1.2 %VOL	±12 %LEL	1.0 %VOL	±13 %LEL
xylene	C ₈ H ₁₀	6	0-100	1.1 %VOL	±12 %LEL	1.0 %VOL	±13 %LEL

(<https://docs.allensing.co.kr/allensing-document/product-document/nevadanano>)

MPS 氣體感測器也具備對其他各種氣體的檢測能力，包括氨、乙炔、乙醇和甲醇。該感測器的輸出包括現有氣體的分類，能夠準確讀取超過十幾種可燃氣體的 %LEL（氣體濃度對於爆炸下限之百分比）。有關氣體分類的更多訊息，請參考圖 2.4 中的氣體分類部分。

<p>CLASS 1: Hydrogen Molecular Weight: 2.0 [g/mol] Density: 0.09 [kg/m³] Number of Carbons: 0</p>		<p>CLASS 4: Light Gas (or Light Gas Mixture) Avg. Mol. Weight: 25 to 75 [g/mol] Avg. Density: 1.2-2.5 [kg/m³] Typical Number of Carbons: 1-4 Example Gases: Ethane, Propane, Isopropanol</p>	
<p>CLASS 2: Hydrogen Mixture Avg. Mol. Weight: 1-14 [g/mol] Avg. Density: 0.1-0.6 [kg/m³] Number of Carbons: varies <small>*This classification is unique as it guarantees the presence of hydrogen and another flammable gas</small></p>		<p>CLASS 5: Medium Gas (or Medium Gas Mixture) Avg. Mol. Weight: 50 to 120 [g/mol] Avg. Density: 1.5-4.0 [kg/m³] Typical Number of Carbons: 2-8 Example Gas: Pentane</p>	
<p>CLASS 3: Methane/Natural Gas Avg. Mol. Weight: 16 to 19 [g/mol] Avg. Density: 0.6-0.9 [kg/m³] Typical Number of Carbons: 0-2 <small>*Gases having molecular properties similar to that of methane may be classified as methane (e.g. ammonia, acetylene)</small></p>		<p>CLASS 6: Heavy Gas (or Heavy Gas Mixture) Avg. Mol. Weight: 80+ [g/mol] Avg. Density: 3.5+ [kg/m³] Typical Number of Carbons: 6+ Example Gases: Octane, Toluene, Xylene</p>	

(chrome-extension://efaidnbmnnnibpcajpcglclefindmkaj/https://nevadanano.com/wp-content/uploads/2021/03/SM-UM-0002-15-MPS-Flammable-Gas-Sensor-User-Manual.pdf)

圖 2.4 MPS 可燃氣體感測器輸出氣體分類詳細資訊

(4) 紅外線熱像儀

除光達和氣體感測器外，UGV 也可配備熱像儀。這些相機能夠捕捉物體發出的紅外輻射並將其轉換為熱像。通過分析溫度變化，熱成像相機提供了寶貴的洞察力，可用於檢測異常、識別熱源以及進行火災監控、搜救行動和環境監測等任務。表 2-16 根據本計畫所需列出了各種熱成像相機的規格。

根據表 2-16 中提供的資訊，Flir Boson 似乎是由於其更高的解析度而成為最合適的選擇。然而，值得注意的是，Flir Boson 通常用於機械或半導體工廠，用於測量小型電子元件的溫度。對於本計畫研究涉及測量變電箱的溫度，Flir Lepton FS 提供之解析度已足夠。然而，在臺灣尋找這些產品一直是具有挑戰性的。因此，研發初期選擇使用 Flir Vue Pro 來蒐集部分數據。

Flir Vue Pro 之最大限制是它主要設計用於無人飛行器 (UAV) 的使用。因此，所有蒐集數據存儲在 SD 卡中，無法實時從地面機器人之電腦存取數據。然而，本計畫後期研究階段，已經開始測試 Flir Lepton FS，以滿足研究之需求。

表 2-16 熱感相機

熱感應			
相機	Flir Vue Pro	PureThermal 3 FLIR Lepton FS	Flir Boson
型號	336x256	160x120	640x512
解析度	高增益: < 135 °C (只配有高增益模式)	高增益: < 140 °C 低增益: < 350 °C	高增益: < 140 °C 低增益: < 500 °C
場景	± 5°C	± 5°C	± 5°C
動態範圍	因為熱像資料只記錄在內置的 SD 卡上，目前無法開發 ROS Driver	有 ROS Driver	有 ROS Driver

2.3 水下無人載具

2.3.1 載具類型分析

水下無人遙控潛具(Remotely operated underwater vehicle, ROVs)是一種水下遙控無人載具，透過電纜線將載具與水面上的母船或控制站連接，來回傳遞操作指令與資訊回傳等以執行各類型水下任務，如水下設施檢查、環境監控、海底地形探索等。ROV 根據國際海事承包商協會 (International Marine Contractors Association, IMCA) 於 2021 年提出 R004.rev5 中定義 ROV 的分類，如表 2-17，主要分為機體龐大，酬載能力較高的工業級與機身輕巧，不具高酬載能的觀察級 2 種類型，但隨著水下任務的複雜度與機動性，工業級 ROV 的主體大小趨向觀察級，而觀察級 ROV 的酬載能力亦逐漸提高。工業級的長、寬、高為公尺等級，如台灣海洋科技研究中心所使用的英國 Forum Subsea Technologies Triton XLX 56，其電力來源由母船經纜線提供，作業時間無任何限制，作業深度達 3000 公尺，最大酬載為 250 公斤，因較深的作業深度與持久的作業時間，此類型水下無人載具常應用於深海作業，如海底地形測繪、深海電纜埋設、離岸結構物巡檢等；觀察級以 Qysea FIFISH V6s 為例，儀器大小為 383

mm*331 mm*143 mm，電力來源由機體電池提供，作業時間為120至360分鐘，作業深度達100公尺，最大酬載為100公斤，常應用於河川或水壩巡檢，混合級以本案採用之 Chasing M2 PRO 為例，儀器大小為480 mm*267 mm*165 mm，其電力來源亦由機體電池提供，作業時間為240分鐘，作業深度達300公尺，最大酬載為100公斤，常應用於水壩巡檢、岸邊結構物巡檢，以及近海作業等。

表 2-17 無人遙控載具機型

機型	工業級 ROV	觀察級 ROV	微型 ROV
機身尺寸	長、寬、高：公尺以上	長、寬、高小於1公尺	長、寬、高0.5公尺內
運行速度	6節以上	4節以上	2~4節
作業環境	水下100m~數千米	水下百米內	50米內
常見搭載裝備	高解析度攝像機 聲納掃描 抽吸式採樣器 多組液壓式機械手臂 環境感測器(如水溫、USBL)	高解析度攝像機 聲納掃描 簡易型機械手臂 環境感測器(如水溫、USBL)	高解析度攝像機 環境感測器(如水溫、USBL) 無外加酬載能力

2.3.2 航行里程

本計畫水下無人機承擔水下結構物之巡檢任務，飛行路徑及測區如圖 2.5，可能包含航線折返、水下深度變化以及考慮港區潮汐流速變化。因此，在評估電力總航行時間時，一般情況下(靜態水域內僅須維持機體浮力)乘以 0.6 的係數外，還額外考慮乘以 0.35 的係數，用於動態水域下的評估。里程計算方法如表 2-18 所示，以混合型無人機為例，水下無人機上浮與逆流前進時重力與水流阻力較強，因此需考慮在計算中。在混合型採 0.6 的電力損耗係數下，預估飛行總距離為 12927 公尺。根據以上計算方法，亦估計混合型水下載具在不同安全係數下之單程最遠潛行距離，如表 2-18 所示，從表中可得，在安全係數為 0.35 的情況下，其飛行路徑里程為安全係數為 0.6 的 58%，因此，在港區內應採取安全係數為 0.35 做為巡檢考量。



圖 2.5 航行路徑及測區示意圖

表 2-18 ROV 航行里程計算(混合型)

項目	數值(靜態環境)	數值(動態環境)
原廠表定工作時間	4 小時(240 分鐘)	
電力損耗係數	0.6	0.35
潛水深度	17m(本案水深最深處)	
下潛速度	1.5m/s	
潛行速度	1.5m/s	
上浮速度	1.5m/s	
上(下)潛所需時間	11s	
總潛行時間	$240\text{min} \times 60\text{s}/\text{min} \times 0.6 - 11\text{s} \times 2 = 8618\text{s}$	$240\text{min} \times 60\text{s}/\text{min} \times 0.35 - 11\text{s} \times 2 = 5018\text{s}$
總潛行距離	$1.5\text{m}/\text{s} \times 8618\text{s} = 12927\text{m}$	$1.5\text{m}/\text{s} \times 8618\text{s} = 7527\text{m}$

2.3.3 感測器分析

水下無人載具對於不同地形與水理條件下，選用之感測設備亦不同，常見的感測器有包含光學相機、定位模組等。首先是光學相機，通常採用原廠設置的鏡頭模塊做為感測器，其提供較完整的系統，且考慮到市面上之相機防水功能皆不適合執行水下作業，故 ROV 通常以原廠鏡頭模塊為主，解析度為 4000*3000，另外為因應

任務需求，部分水下無人機會搭載 gopro 使用，gopro 與原廠鏡頭模組比較，如表 2-19 所示。

定位模組是一種利用水下聲波幾何原理的水聲學進行定位的系統，方法大致可分成有長基線(long baseline, LBL)、短基線(short baseline, SBL)及超短基線 (ultra short baseline, USBL)3 種。三者定位皆透過測量訊號的到達方位和距離，並藉由計算作業定位點與接收基站陣列間的訊號走時與相位差來獲得水下定位結果，三者差異如表 2-20。USBL 是目前進行海洋探測時的主流方式，其優點是系統及運作費用較低，操作也較其他兩種定位法簡便容易，但其定位元精度需高度仰賴研究母船上的其他設備，如電羅經、姿態感測器和深度感測器等。

表 2-19 適用水下光學相機規格表

光學相機		
種類	模組相機	GoPro 10
像素	1200 萬像素	1580 萬像素
解析度	4000*3000	5,312 *2,988
重量	100 克以下	約 150 克

表 2-20 水下定位模組比較

種類	長基線(LBL)	短基線(SBL)	超短基線 (USBL)
固定定位站距離	數十公尺至數公里	數公尺至數十公尺	公尺以內
定位精度	最佳	中等	最差(需仰賴其他儀器要校正)
所需時間	最長	中等	最快

2.4 本章小結

多旋翼機和定翼機無人機在近年來已成為科技航空領域中的重要角色。兩者都具有獨特的優勢，適用於不同的任務和應用場景。從提供的資料可以明確看出，多旋翼機因其機動性和垂直起降的能力而被廣泛使用，特別是在地形複雜或需要精確定位的情境下。而定翼機則因其更長的續航時間和飛行距離，成為適用於大範圍巡檢、測繪和數據蒐集的理想選擇。無論是多旋翼機或是定翼機，飛行里程的計算都是一項關鍵任務。考慮到不同的氣候和地形條件，安全係數的運用變得尤為重要。從本文中，可以看出無論是以 0.5 還是 0.7 的安全係數計算，對飛行範圍的評估都產生了很大的影響。這強調了在進行飛行任務時，根據當時的天氣和其他環境因素進行調整是多麼重要。

此外，傳感器技術的進步也使得無人機的應用更加多元。從光學相機到熱感相機，再到雷射雷達，這些工具使無人機能夠捕捉到更為詳細和精確的地面數據。尤其是在解析度上，目前無人機相機已經能夠達到相當高的精度，滿足了多數監測和測繪的需求。無人機技術不斷進步，不只在飛行能力上，同時在數據蒐集和分析方面都展現了巨大的潛力。

第三章、載具感測與通訊技術整合

3.1 地面無人載具通訊整合

3.1.1 系統架構與流程

本計畫開發之地面無人載具（UGV）巡檢系統整合自動巡航、多元感測與雲端通訊技術，實現港區的自主巡檢功能。系統採三層式架構(圖 3.1)：感知層整合 Velodyne VLP-16 LiDAR、Intel RealSense D455 相機、FLIR Lepton FS 熱像儀、Nevada Nano MPS003 氣體感測器及 u-blox ZED-F9P GPS 模組；處理與通訊層執行邊緣運算、5G 資料傳輸與本地儲存；應用層提供雲端監控平台與使用者介面。

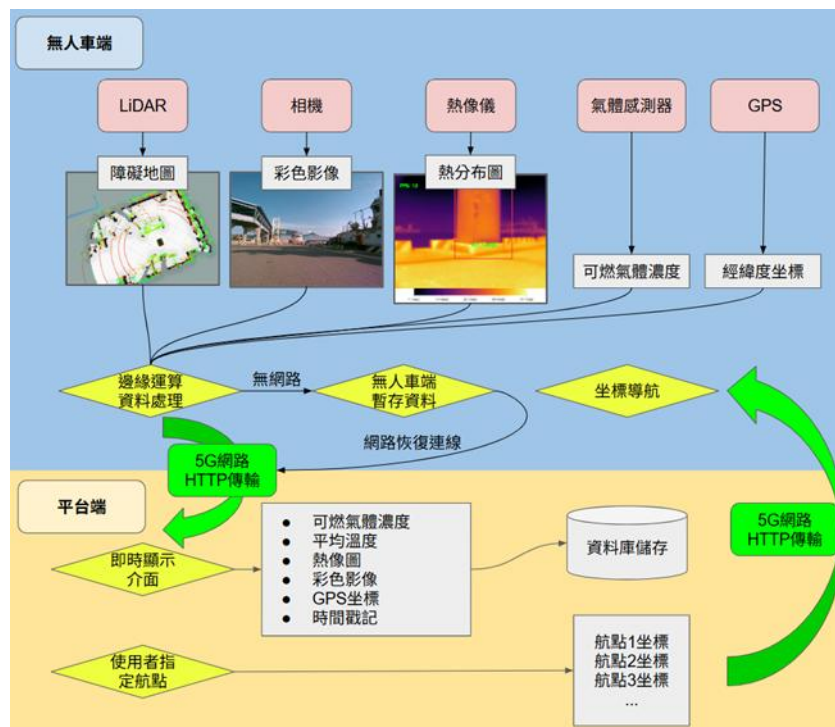


圖 3.1 無人車自主巡檢與雲端監測系統架構圖

運作流程分為 5 個階段：首先 LiDAR 建立即時障礙地圖並執行 SLAM 定位；其次多感測器同步蒐集氣體濃度、溫度分布、RGB 影像與 GPS 坐標；接著透過 5G 網路以 HTTP 協定將資料串流至雲端平台；平台端使用者可在地圖上設定巡檢航點，系統將經緯度坐標傳

送至無人車；最後無人車結合 GPS 導航與 LiDAR 避障，自主完成巡檢任務。當網路中斷時，系統啟動本地儲存機制，待連線恢復後自動補傳資料，確保資料完整性。整體架構兼具即時性、可靠性與擴充性，為港區智慧巡檢提供完整解決方案。

系統採用 cv_bridge 做為 ROS (Robot Operating System) 與 OpenCV 之間的核心橋接技術，以達到影像資料在異質化格式間的無縫轉換與整合。cv_bridge 確保了影像資料在 ROS 與 OpenCV 之間的高效能傳遞，避免了記憶體複製，同時維持影像品質的完整性。

在熱影像的處理流程中，系統將接收到的 ROS Image 訊息格式轉換為 BGR8 格式的 OpenCV 影像矩陣，這種 8 位元藍綠紅色彩順序的影像格式，不僅廣泛受到各種影像處理演算法的支援，更具備良好的跨平台相容性，有利於後續的檔案儲存、網路傳輸以及視覺化顯示操作。

OpenCV 在系統中扮演多重角色，主要負責影像的格式標準化、色彩空間轉換、影像品質最佳化以及檔案編碼輸出等關鍵功能。除了基本的格式轉換能力外，系統還利用 OpenCV 的影像增強演算法對熱影像資料進行預處理，包括雜訊濾除、對比度調整以及邊緣銳化等處理，以確保影像品質，並採用 JPEG 格式做為影像傳輸標準。

3.1.2 感測器模組 (影像、熱像儀、氣體、GPS)

LiDAR 雷射掃描模組

名稱與型號：Velodyne VLP-16

通道數：16 通道雷射發射/接收對

測量範圍：最遠達 100 公尺

測量精度：±3 公分

點雲密度：約 300,000 點/秒

RGB 影像感測模組

名稱與型號：Intel Realsense camera D455

解析度：1920×1080 (Full HD)

深度解析度：1280×720

整合 IMU (慣性測量單元)

熱像儀模組

名稱與型號：PureThermal 3 FLIR Lepton FS

解析度：160 × 120 像素

感溫範圍：-40°C 至+300°C

可燃氣體感測模組

名稱與型號：**Nevada Nano MPS003** 分子特性光譜儀氣體感測器

可偵測氣體：14 種可燃氣體 (包含甲烷、氫氣、丙烷、丁烷等)

測量範圍：0-100% LEL (爆炸下限)

GPS 定位模組

名稱與型號：ublox GPS Zed F9P

接收：GPS、GLONASS、Galileo、BeiDou、NavIC、QZSS 訊號

3.1.3 異常判定依據 (溫度、氣體)

系統建立明確的異常判定標準以預防潛在危險。氣體異常判定採用 25% LEL (最低爆炸濃度) 做為閾值，當可燃氣體濃度達到 LEL 值的四分之一時觸發警報。設定依據包含：提前預警、符合國際工業安全規範、適用 MPS003 可偵測的 14 種氣體、降低誤報風險。

溫度異常判定設定 60°C 為閾值，考量四大因素：設備故障風險（接點接觸不良、過載運轉等）、人員燙傷風險（60°C 數秒接觸即造成二度燙傷）、油污與可燃氣體燃燒風險（避免溫度持續升至閃點）、降低誤判風險（區分環境熱累積與設備異常發熱）。針對變電箱實施專項監測，採用深度學習（YOLOv8）自動辨識，並偵測局部熱點以利人員監控變電箱溫度。

3.1.4 資料上傳與平台呈現

系統採 HTTP/HTTPS 協定實現無人車與雲端平台的即時通訊，資料分類上傳至對應 API 端點：位置資料（/api/car_pos，每秒）、氣體資料（/api/car_gas，每 2 秒）、溫度資料（/api/car_temp，每秒）、影像資料（/api/car_img，每 5 秒或異常觸發）。數據資料封包採 JSON 格式，包含時間戳記、GPS 坐標與感測數值。影像採 Multipart/form-data 格式上傳，RGB 影像約 100 KB、熱像圖約 50 KB(圖 3.2)。

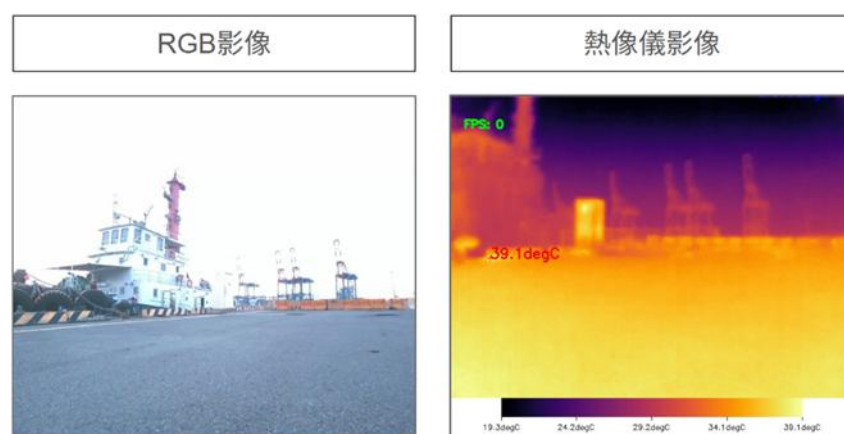


圖 3.2 彩色影像與熱影像圖範例圖

網路中斷時，系統啟動離線模式，將資料暫存於本地端資料庫。連線恢復後自動補上傳異常資料。

雲端監控平台（圖 3.3）介面：左側選單含路線規劃和資訊展式等功能；中央地圖顯示無人車位置、移動軌跡（綠色線條，黃點代表目前位置）與異常標記（紅點代表異常警示發生位置）；右側面板呈現異常警示（溫度、氣體、影像）、坐標與時間資訊。路徑規

劃部分，使用者可在地圖上點選航點，系統將經緯度列表下達至無人車執行導航。

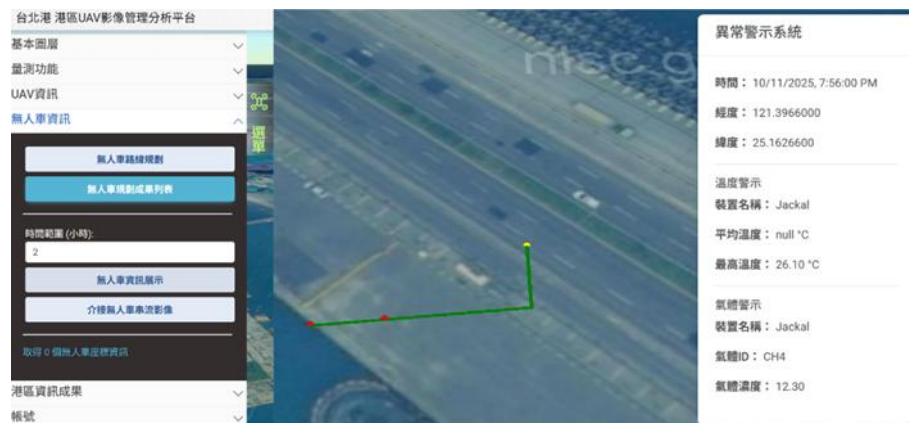


圖 3.3 臺北港港區 UAV 影像管理分析平台介面

3.1.5 系統實測臺北港結果

114年9月30日於臺北港進行2.5小時現地測試，全面驗證系統功能。LiDAR地圖建構展現優異性能，成功辨識臨停車輛、變電箱、護欄與繫船柱，自主導航過程中皆能順利避開障礙物。GPS定位在開闊區域精度佳，雖港區電波設備密集導致精度降低，但仍可滿足導航需求。

感測器數據整體準確性超過90%。RGB影像95%清晰可用，5%因極端光照過曝；溫度測量98%準確（ $\pm 2^{\circ}\text{C}$ ），2%數據之最高溫度高於鄰近時間段之最高溫度 $+10^{\circ}\text{C}$ ，推測為表面反射干擾或局部熱點；氣體感測器成功偵測約3% LEL 微量濃度變化。資料上傳100%成功儲存至資料庫（約500筆感測值、500張影像，總計42MB）。平台端資料庫接收完整，然而要在介面即時呈現，無人車端需要再經格式調整，以確保與平台端格式一致，才能將資料即時呈現於平台介面。

核心功能達成狀況：環境感知、自主避障、多感測器蒐集、GPS定位、5G傳輸、本地備援、平台監控、異常偵測等8項完全達成，航點導航功能持續優化中。實測驗證系統在真實港區環境的高度可行性與實用性，為臺北港自動化巡檢提供可靠技術方案。

3.1.6 影像串流安全性

目前的系統架構主要是作為概念驗證與功能展示之用，若要實際部署於港區等重要基礎設施環境中，仍需要加強多項安全措施。系統採用結構化的訊息格式設計來確保資料的完整性和真實性驗證，每筆傳輸的資料都包含完整的時間戳記資訊，使得系統能夠識別和拒絕過時或重複的資料封包。

HTTP協定的選擇雖然在功能性方面提供了良好的相容性和標準化，但在實務應用上需要配合更完善的安全措施來確保傳輸安全。建議在正式部署時採用 HTTPS 加密傳輸協定，確保所有網路通訊都經過加密保護，防止中間人攻擊或資料竊聽的風險。影像串流面，考量一般串流平台多需經第三方伺服器轉送，為降低中繼節點帶來的資料外洩風險，本系統採點對點且以固定 IP 建立的直接串流，不經第三方平台，提升資料安全性。此外，平台端也需要設定完整的使用者登入介面，透過帳號與密碼驗證機制，確保只有授權人員才能查看監控系統介面，避免非預期之使用者接觸到敏感的港區資料。

對於實際的商業部署環境，建議進一步導入多重身分驗證、數位憑證驗證、網路存取控制清單以及完整的稽核日誌記錄等進階安全功能，以符合港區等關鍵基礎設施之資安規範要求。

3.1.7 後續應用情境

本系統可擴展至港區多元應用場景：安全巡檢方面，可結合無人機進行立體巡檢，地面載具負責碼頭、倉儲區與設備檢查，空中載具執行大範圍監控與非法入侵偵測；設施維護方面，定期巡檢變電設施、照明系統與消防設備，透過熱像儀預測性維護，降低設備故障率；環境監測方面，持續監控港區空氣品質、噪音與水質，及時發現油污洩漏或異常排放。

3.2 空中無人載具通訊整合

3.2.1 影像串流架構流程

在影像串流架構設計方面，最主要的轉變為空中無人載具平台的升級—由上期採用自組機系統，轉換為使用 Autel EVO II Pro V3 商業級 UAV。此一戰略性變更源於多次實務驗證與現場測試經驗的深度分析，規格如表 3-1。

表 3-1 UAV 性能諸元表

樣式	
型號	Autel EVO II Pro V3
尺寸	457/558/108 mm
重量	1.2 kg
電池	Lipo 7100 mAH
巡航速度	10 m/s
滯空時間	39 m
像素	2000萬/6k
抗風能力	6 級

相較於自組機系統，商業級無人機具備更優異的飛行穩定度與可靠性表現。其內建的飛控系統經過大量測試與認證，能夠在複雜的港區環境中保持穩定的飛行姿態，同時提供直覺化的操作介面與完整的故障保護機制。這些特性能顯著降低現場部署的技術門檻與人員操作複雜度，使得非專業技術人員也能快速上手執行巡檢任務。

今(114)年度針對空中無人載具影像回傳架構進行優化，採用 RTMP (Real-Time Messaging Protocol) 做為即時影像傳輸協定，搭

配 Nginx + Shinobi 平台完成完整的串流處理與視覺化展示。整體流程如圖 3.4 所示。

無人機於飛行任務中將即時影像以 H.265 編碼格式輸出，經由 5.8 GHz 無線鏈路傳至遙控器，再由遙控器透過 4G/5G 行動網路推送至具固定 IP 位址之 Nginx RTMP 伺服器。並由 Shinobi 平台對接伺服器內容、轉換為 HLS 格式後供使用者端瀏覽器即時播放。

此架構除具備高穩定度與可擴充性外，亦能同時支援多台 UAV 影像串流，適用於港區巡檢與多載具協同監控任務。

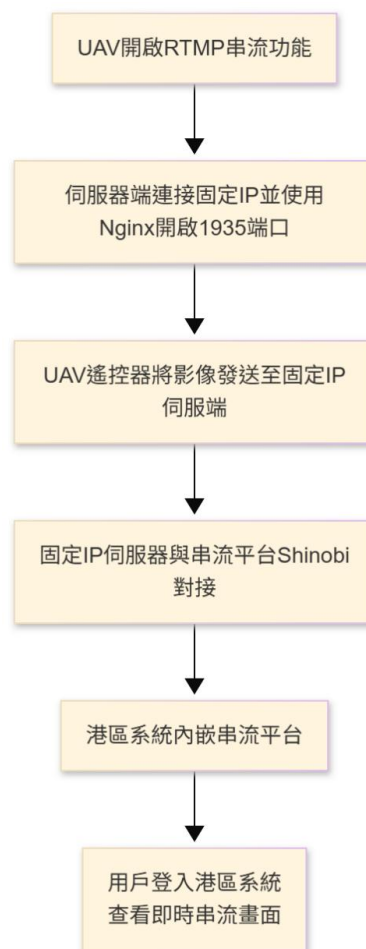


圖 3.4 串流架構流程

3.2.2 資料上傳與平台呈現

即時影像串流經 Shinobi 處理後，輸出為 M3U8 (HLS) 格式，可於港區管理平台中嵌入播放，如圖 3.5 所示。

港區平台以 HTTPS 方式連線至固定 IP 伺服器，僅允許符合 Referer 白名單的請求播放影片。嵌入方式採 iframe 內載，直播畫面被包在登入後的控制面板中，僅授權帳號能檢視內容。

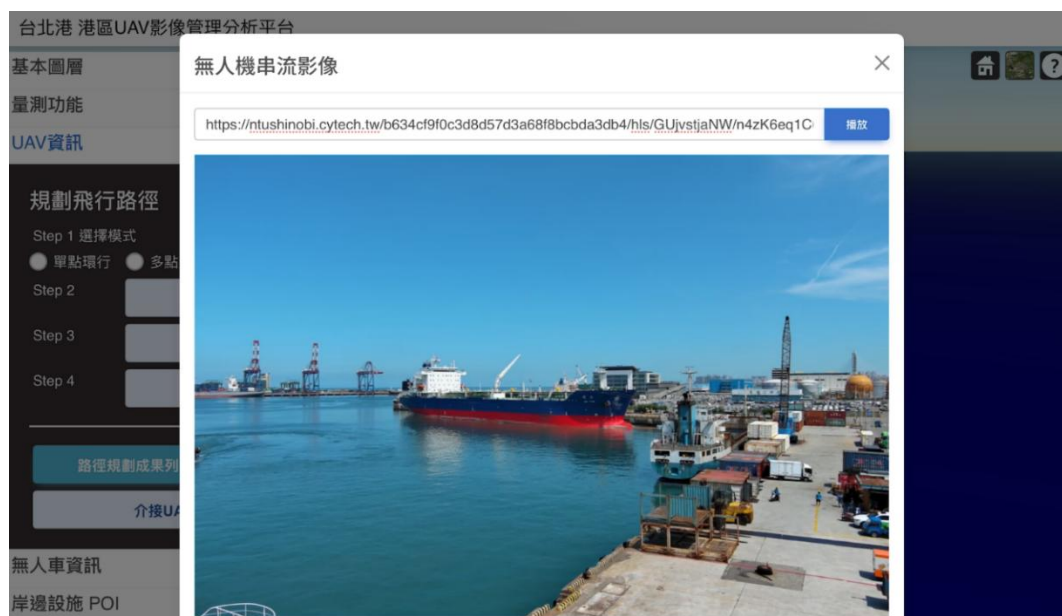


圖 3.5 平台串流頁面

3.2.3 系統實測臺北港結果

本系統於 114 年 9 月在臺北港進行實地測試，主要驗證影像串流穩定性與安全機制成效。測試條件為使用 UAV，以 4G 行動網路推送 RTMP 串流至固定 IP Shinobi 伺服器，再於港區管理平台登入後端進行播放，各階段平均延遲預估，如表 3-2 所示。

表 3-2 延遲因素預估

測試項目	測試條件	計算延遲 (ms)	實測結果
UAV→RC	5.8 GHz	80 ± 20	穩定、無封包遺失
RC→伺服器	4G 傳輸	230 ± 60	延遲受網速影響
Shinobi 轉封裝	M3U8 輸出	1500 ± 200	緩衝 1.5 秒
港區平台 播放	HTTPS 連線	320 ± 70	畫面無嚴重卡頓
總延遲	—	約 2 秒	整體低延遲穩定運作

在安全機制測試部分，透過模擬外部瀏覽器直接輸入至 M3U8 串流網址，系統成功阻擋播放請求，僅允許來自港區平台內部頁面的合法 Referer 請求顯示畫面，驗證白名單設定運作正常。

測試結果顯示，在港區多重金屬結構及訊號遮蔽環境中，系統仍能穩定維持即時固定 IP 串流，且安全機制正常運作，未出現未授權連線或外部存取行為。

3.2.4 串流安全性與權限控管

為確保港區影像資料在即時串流過程中的機密敏感性與完整性，本系統採用固定 IP 伺服器搭配 Shinobi 平台進行全程管理與防護。Shinobi 為開源監控專用軟體，具備高穩定性與優異效能，並支援 HTTPS 串流與 M3U8 輸出格式。其架構可完全離線運行於自有伺服器，無須依賴外部雲端平台，所有影像資料皆儲存在本地端，確保不會由第三方代管。整體系統通訊全程經由 TLS 加密，並可細部控管系統存取與密碼權限，以提升整體安全性。

在網路層安全方面，Shinobi 伺服器部署於固定 IP 環境中，並設定 Referer 白名單機制，僅允許來自港區管理平台指定網域的請求能播放影像串流。可有效防止外部網站或使用者以直接連結方式讀取 M3U8 串流內容。為降低串流連結被未授權存取的風險，Shinobi 亦搭配 httpasswd 及 OAuth 驗證機制，限制只有經授權的使用者能夠讀取影像串流，確保資料僅於合法通道中傳輸。

在傳輸層安全設計上，所有使用者端與伺服器端的通訊皆採用 HTTPS 加密傳輸，防止中途攔截與竊聽。港區管理系統在登入驗證後，會於內部頁面中以 iframe 或內建播放器的方式嵌入 Shinobi 所輸出的 M3U8 串流。為防止網址外洩，系統在前端利用 JavaScript 預處理將串流連結隱藏於程式內，不直接顯示於頁面原始碼中。即使外部使用者取得部分程式碼，也無法直接還原出真實串流路徑。

Shinobi 平台內建多帳號與權限管理系統，支援 Two-Factor Authentication (2FA) 雙重驗證機制，管理者可依不同角色分配瀏

覽或操作權限。所有登入、串流啟用與系統設定修改紀錄皆被完整保存於系統日誌中，供後續稽核與追蹤使用。透過上述設計，本計畫已建立串流安全與權限控管設計的港區影像串流環境，確保資料在即時傳輸、播放與儲存過程中皆能維持高度安全性與完整性。

3.2.5 後續應用情境

本系統建構完成後，已展現出良好的穩定性與安全性，未來具備相當高的延伸應用潛力。隨著港區巡檢與維護作業日益數位化，即時影像串流架構可做為智慧港區管理的重要基礎。結合 AI 影像辨識模型後，可自動偵測碼頭胸牆裂縫、碰墊損壞、排水阻塞等異常狀況，協助港務單位即時掌握設施健康狀態並進行預防性維護。在緊急情況，如碰撞或溢油等突發事件發生時，無人機可迅速升空，將現場畫面即時回傳至指揮中心，提供決策人員掌握現場狀況。

該串流架構亦可延伸至多載具協同作業的應用情境。透過結合地面無人車與水下無人機、無人船等，建立多源影像回傳與分析系統，達成空、地、水一體化的巡檢作業模式。由於 Shinobi 平台可在封閉網路環境中獨立運行，可在港區內部伺服器進行部署，無需依賴外部雲端服務，保障資料安全與穩定性。

本計畫所建立的固定 IP 串流伺服器與港區管理平台整合架構，不僅能滿足即時影像監控需求，更為未來港區智慧巡檢、自動化維護及災害應變提供關鍵的技術基礎。後續以功能擴充與多載具串流整合，本系統將可進一步發展為具備高即時性、安全性與智慧化特徵的港區影像監測解決方案。

3.3 本章小結

(1) 地面無人載具

本計畫成功開發地面無人載具巡檢系統，整合 LiDAR、深度相機、熱像儀、氣體感測器與高精度 GPS，透過 5G 網路與雲端平台實現即時監控。系統採用 25% LEL 與 60°C 作為氣體與溫度異常判定閾

值，兼顧靈敏度與可靠性。臺北港實測驗證系統在真實環境的優異性能：LiDAR 避障成功率 100%、GPS 精度<10m、感測器數據準確性超過 90%、資料上傳完整無遺失。

核心貢獻包含：多感測器融合實現全方位環境感知；智慧異常判定機制提供預防性預警；5G 即時傳輸搭配本地備援確保資料完整性；網頁式監控平台支援遠端操作與歷史分析。技術創新體現於深度學習變電箱自動辨識、多模態資料關聯分析、離線補傳機制與航點導航功能。

未來展望方面，建議持續優化 RGB 影像動態範圍、提升 GPS 抗干擾能力、完善航點導航精細度。本系統為臺灣智慧港口發展提供實證案例，展現無人載具技術在工業場域應用的巨大潛力，有助於提升港區作業安全並降低人力成本。

(2) 空中無人載具

本章針對空中無人載具影像串流系統之設計、實作與測試成果進行說明，完成了從架構建置到實地驗證的整合流程。整體架構以 RTMP 為主要傳輸協定，搭配固定 IP 伺服器與 Shinobi 影像監控平台完成串流接收、轉封裝與即時展示。無人機以 H.265 格式編碼影像後，經由 5.8 GHz 無線鏈路與 4G/5G 網路傳輸至伺服器，並透過 Shinobi 平台輸出 M3U8 串流供港區管理平台即時播放。此架構具備高穩定度與模組化特性，能支援多台 UAV 並行串流，提升巡檢任務靈活性與資料可視化程度。

在安全性方面，本系統採固定 IP 本地部署並啟用 HTTPS 通訊，所有影像資料皆在自有環境中處理與儲存，不依賴外部雲端平台。Shinobi 平台提供權限控管、多帳號管理與 2FA 雙重驗證功能，並設定 Referer 白名單限制，確保僅有港區系統登入後之授權使用者可存取串流。前端頁面透過 JavaScript 隱藏串流路徑，防止網址外洩，整體安全層級符合港區資料防護原則。

經臺北港現地測試驗證，系統在多重金屬結構與訊號遮蔽的環境下仍能穩定維持即時串流，端到端平均延遲約兩秒，符合即時監看與巡檢作業需求。安全機制運作正常，外部未授權請求皆被成功阻擋，顯示系統具備良好的防護效果與操作可靠性。

整體而言，本章成果驗證了空中無人載具即時影像串流技術於港區場域的可行性，系統兼具高穩定性、安全性與可擴充性，可作為智慧港區巡檢、自動化維護及災害監控的重要技術基礎。未來將持續進行多載具協同串流整合及 AI 智慧辨識應用，以提升港區管理效率與決策支援能力。

第四章、港區高細緻空間基礎資料建構

4.1 地形資料蒐集

4.1.1 控制點測量

控制測量作業採用 GNSS 靜態量測方式獲取三維空間資訊，本計畫於臺北港區共施測 6 個地面控制點，並採用臺北市 TPE-CORS 一等衛星連續追蹤站 GDH1 做為約制基準，共同聯測達 40 分鐘以上。經使用衛星定位基線解算軟體，並加入衛星精密星曆，再透過該軟體平差解算後獲得測站之高精度三維坐標成果，同時提供三維坐標後驗精度。控制點分布如圖 4.1 所示，解算成果如表 4-1。除了使用自行布設之控制點外，本計畫也採用了臺北港既有控制 TP188,TP189,TP276,TP304,TP324,TP358,TP422,TP574,TPS001，做為後續無人機影像解算依據，點位分布如圖 4.2 所示。



圖 4.1 臺北港 GNSS 控制點分布圖

表 4-1 臺北港 GNSS 控制點觀測成果表

點號	橫坐標(m)	縱坐標(m)	橢球高(m)	正高(m)
TP1	288782.698	2784595.513	24.209	4.683
TP2	289150.300	2784301.294	26.482	6.937
TP3	287996.740	2783642.972	23.341	3.827
TP4	286955.083	2782068.466	23.047	3.547
TP5	287767.615	2781739.004	22.323	2.784
TP6	287204.442	2781450.325	21.991	2.472

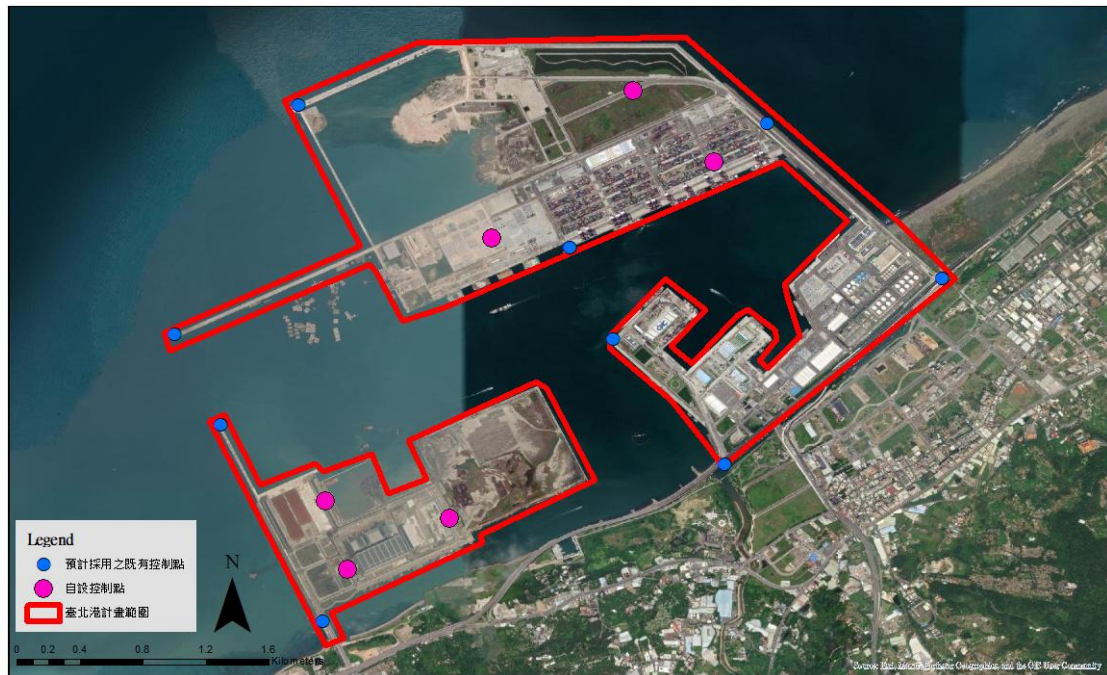


圖 4.2 臺北港 GNSS 控制點與既有控制點分布圖

4.1.2 影像資料蒐集

臺北港區幅員廣大，本次施測面積包含臺北港陸域及部分水域面積共約為 1000 公頃，以航高為 120m 進行影像資料蒐集，另外受限於桃園機場禁航區，故部分區域航高更改為 60m。此航帶涵蓋所有地面控制點，每個控制點至少涵蓋 4 條航帶以上，圖 4.3 為本計畫影像拍攝點位分布，採用多旋翼無人機進行拍攝，總計 30 次起降，拍攝 7949 張影像，單張影像原始解析度寬 5742×高 3648。影像重疊如圖 4.3 所示，符合縱向達 80%、橫向達 60%之標準，基本資料表如表 4-2 所示。

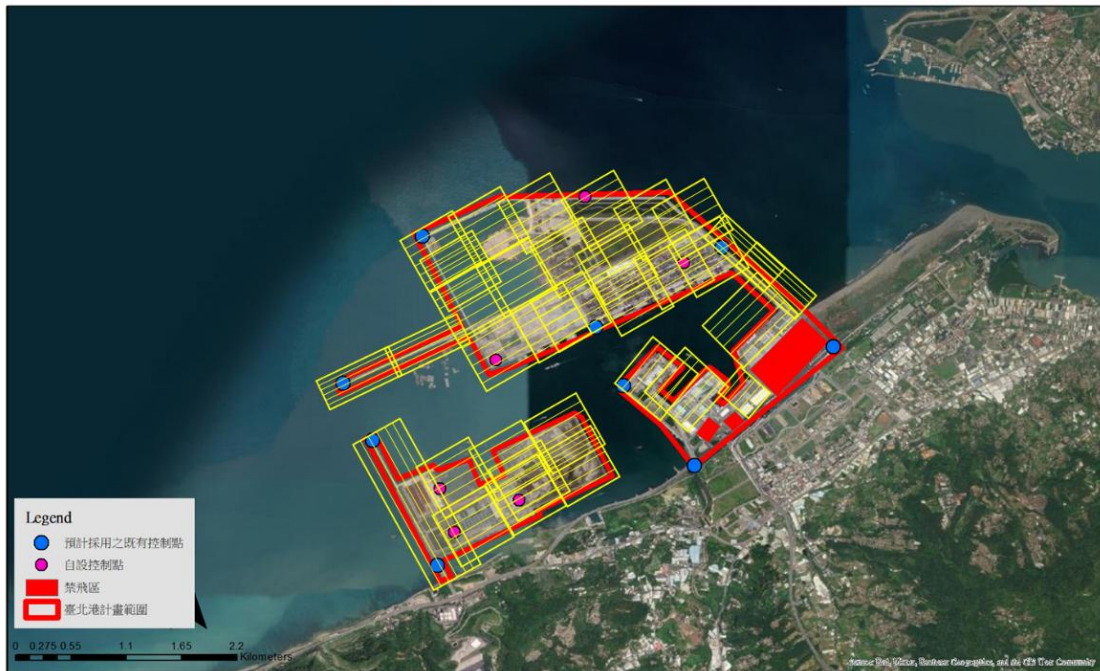


圖 4.3 航帶範圍與控制點分布圖

表 4-2 影像資料蒐集基本資料表

項目	內容
無人機	Autel Robotics EVO II
航高	120m & 60m
起降次數	30次
影像數量	7949
重疊率	縱向重疊 80% 橫向重疊 60%
單張影像大小	寬5742×高3648

4.1.3 數值地形模型成果

數值地形模型(Digital Terrain Model, DTM)是採用影像匹配產製點雲製作而成，以數值的形式來表示實際地形特徵的空間分布，再製作精確之數值高程模型資料，能確實反應實際地形面起伏情形，每一個影像網格皆具有高程資訊。本計畫另於數值地形模型使用 2 種水位資料。一種為水域部分使用潮汐資料，採用中央氣象署統計 106 至 111 年之潮位資料，平均潮位高為 0.652 公尺，相對於 TWVD2001，第一種成果空間解析度為 10cm，如圖 4.4 所示，因使用平均潮位，故所有水域高程為同一顏色(綠色)。另一種水域資料，為採用 109 年度水下地形資料進行建置，再與本計畫數值地形模型

進行合併，空間解析度為 5m(圖 4.5)，因使用水下地形，故所有水域高程具有色階變化性(深綠至淺綠)。

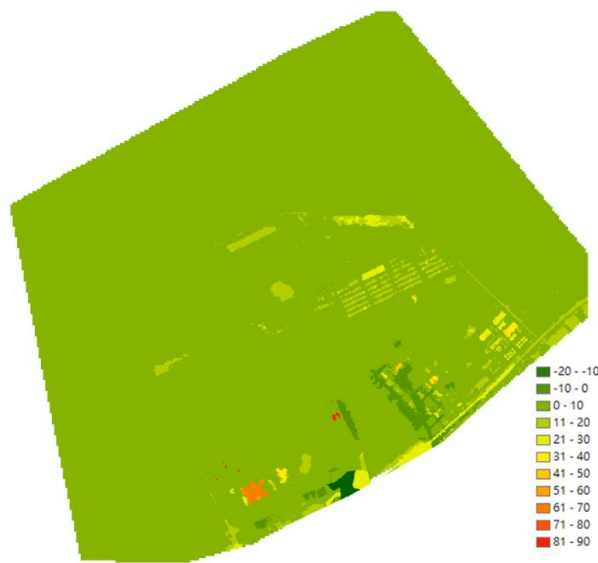


圖 4.4 臺北港陸域合併平均潮位高之數值地形模型圖(單位:M)

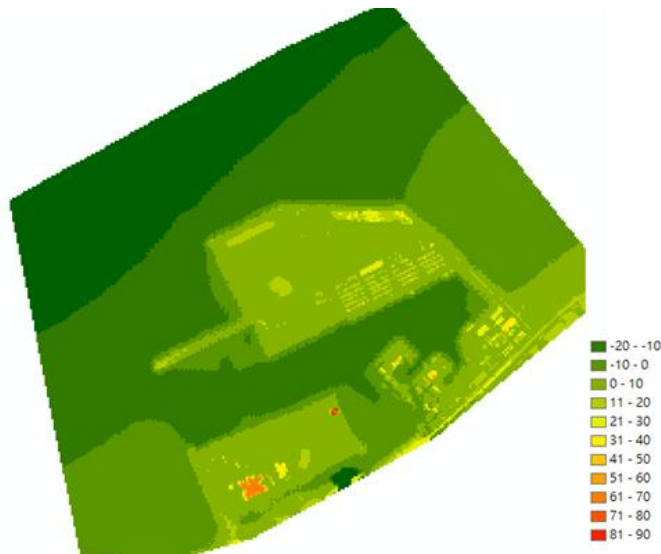


圖 4.5 臺北港陸域水下地形之數值地形模型圖(單位:M)

4.1.4 正射影像成果

正射影像產製基於數值地形(DTM)三維地表變化，再根據影像幾何，由共線式描述投影中心、影像、與地面點的關係，配合數值進行正射糾正，可求得 DTM 每個一個物點(X,Y,Z)在影像上的坐標

(x,y)，根據影像點上之灰度值而倒投影填入原物點網格，每一個影像網格皆具有地理坐標資訊。正射影像成果如圖 4.6 所示，影像解析度為 2.38 公分。另如圖 4.7 與圖 4.8 所示，實際量測影像與初步檢核，誤差約在 1~2 公分左右。



圖 4.6 臺北港正射影像圖

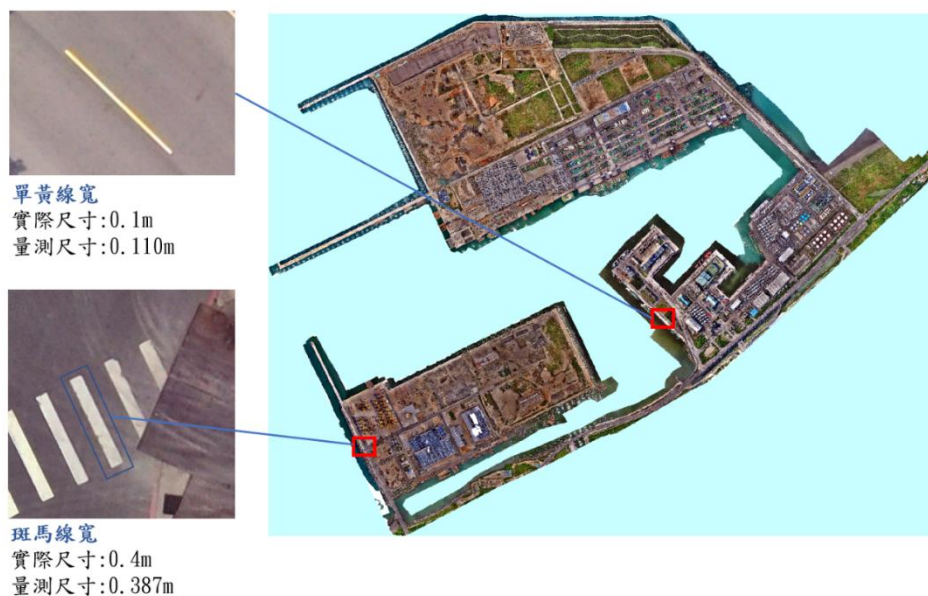


圖 4.7 正射影像解析度展示(一)

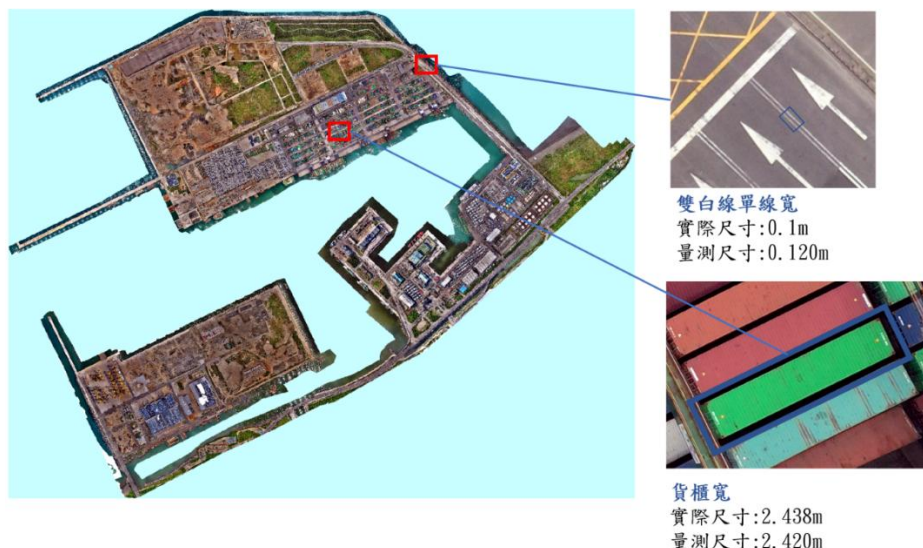


圖 4.8 正射影像解析度展示(二)

4.2 氣象資料蒐集

4.2.1 空中無人載具抗風與防水條件定義

本計畫列出了多旋翼無人機與定翼無人機的最大抗風條件，如表 4-3 所示，各類型無人機對應至蒲氏風力級數。此外，關於無人機防水係數，目前各無人機原廠並無明確說明，但也具有一定能力的防水功能，降水量 20mm/day 的小雨情況視為可飛行，另表 4-3 提供了無人機對應風速建議之安全係數。

表 4-3 蒲氏風力級數與無人機最大抗風條件表

風級	名稱	平均風速 (公尺/秒)	建議安全係數	無人機最大抗風
0	無風	0-0.2		-
1	軟風	0.3-1.5		-
2	輕風	1.6-3.3		-
3	微風	3.4-5.4	× 0.7	多旋翼無人機 Type1
4	和風	5.5-7.9	× 0.7	多旋翼無人機 Type2,3,4
5	清風	8.0-10.7	× 0.5	定翼無人機 Type1,2
6	強風	10.8-13.8	× 0.5	定翼無人機 Type2,3
7	疾風	13.9-17.1		-
8	大風	17.2-20.7		-
9	烈風	20.8-24.4		-
10	狂風	24.5-28.4		-

4.2.2 港區風速評估

無人機能否穩定順利完成任務，最大關鍵因素為天候，若執行飛行任務時遭受到較差的天氣狀況，例如，強風、降雨等，可能會造成無人機直接墜毀，或是無法有效率執行任務，因此，天候評估是相當重要的一環。此外，港區位於海陸交界處，天候又更為多變，故本計畫蒐集臺北港周邊氣象站，包含小綠燈塔、資料浮標、觀測站樁、北二碼頭、八里站等之逐時風速資料，用以評估無人機的適用性，測站位置分布，如圖 4.9 所示。



圖 4.9 臺北港氣象站分布圖

多時期風速正規化是指使用多年度的風速資料來進行風力評估的一種方法。通常在這種正規化中，使用多個觀測點蒐集一年的風速數據，並根據這些數據進行統計分析和建模，以了解風速在不同時期的變化情況。這種正規化方法的目的是獲得一年中各個時期的風速特徵，包括風速的平均值、變異性和風速分佈等。通過對風速數據進行統計分析，可以得出各個時期的風能資源潛力。圖 4.10 至圖 4.14 為各站風速資料，已正規化為一年份資料，並將風速根據測站高度進行調整。

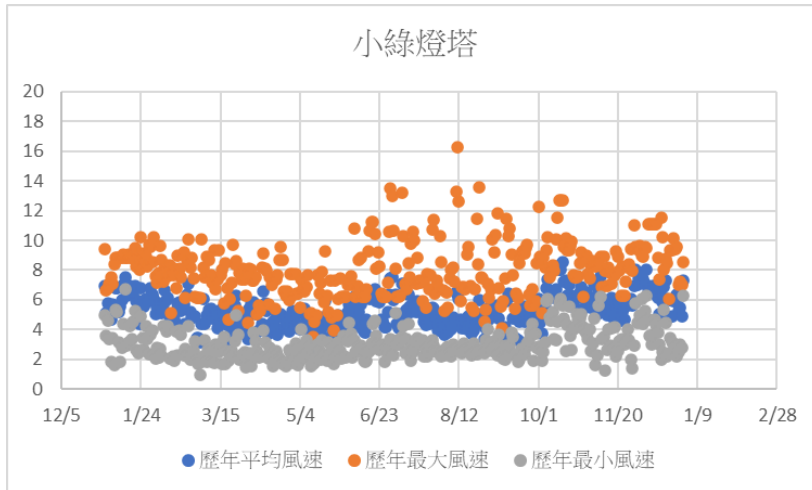


圖 4.10 小綠燈塔站風速資料

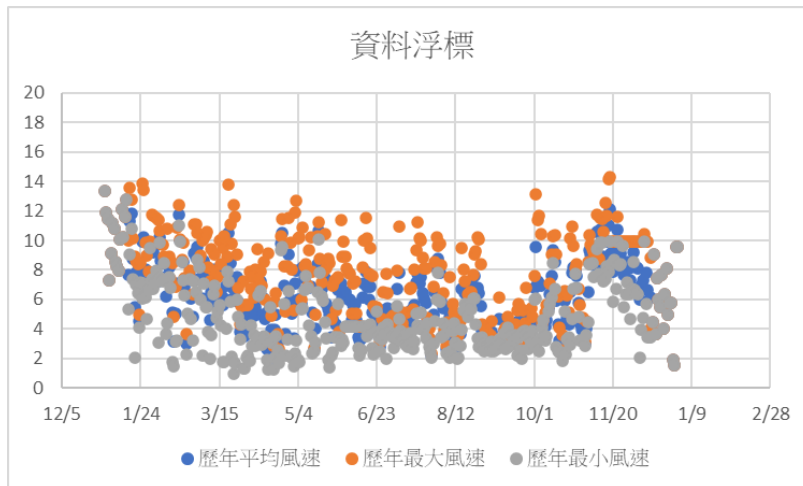


圖 4.11 資料浮標風速資料

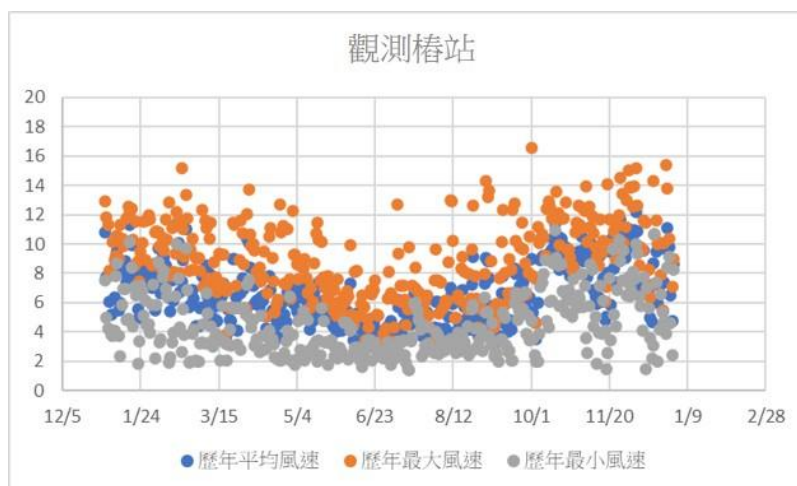


圖 4.12 觀測樁站風速資料

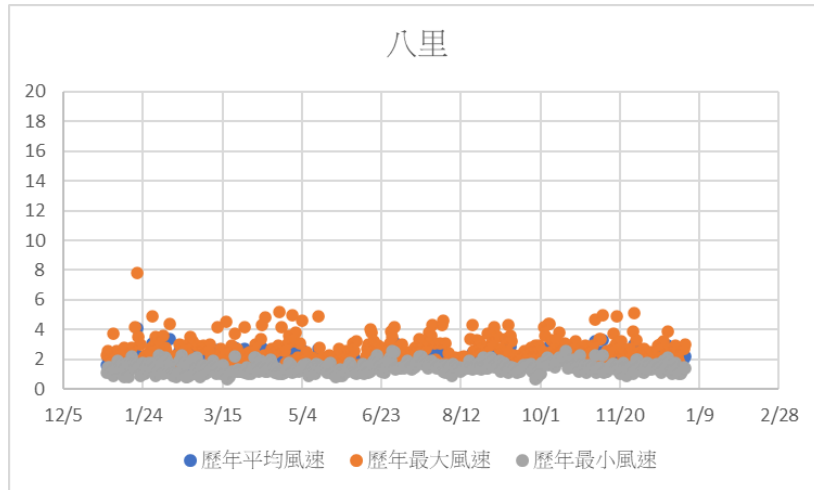


圖 4.13 八里站風速資料

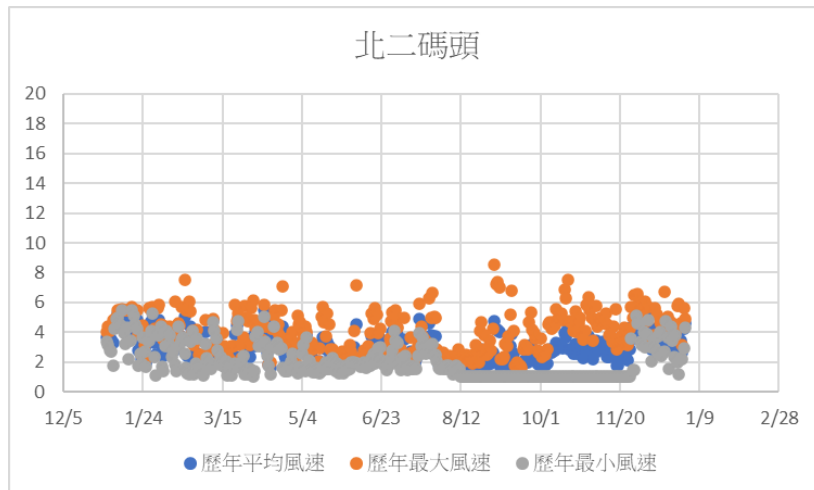


圖 4.14 北二碼頭站風速資料

關於區域與風速之預估，本計畫風速資料採用 FNN (Feedforward Neural Network)，FNN 是一種前饋神經網絡，常用於機器學習和深度學習任務，架構如圖 4.15 所示，它由多個連接的神經元層組成，資訊在網絡中單向傳遞，沒有反饋回路。FNN 的架構包括輸入層、隱藏層和輸出層。輸入層接收特徵變數作為網絡的輸入，每個特徵對應一個神經元。隱藏層位於輸入層和輸出層之間，由多個神經元組成，並通過權重與前一層的神經元連接。輸出層是網絡的最後一層，輸出神經元的數目取決於問題的性質。FNN 的訓練過程涉及權重的調整和激活函數的應用，以最小化輸出與實際目標之間的誤差。該方法在許多領域中被廣泛應用，包括圖像識別、

語音辨識和自然語言處理。通過調整神經網絡的結構和參數，FNN 能夠捕捉複雜的非線性關係，並實現準確的預測和分類。它具有高度的彈性和擴展性，並在處理大量數據和複雜問題時展現出良好的性能。FNN 的發展和改進不斷推動著機器學習和人工智慧領域的進步。本計畫風速資料訓練架構，如圖 4.16 所示，將每一站的測站坐標以及每個月風速資料輸入，再使用 FNN 進行訓練，最終預估出研究區域任意位置的風速趨勢圖。訓練精度成果如圖 4.17 與圖 4.18 所示。

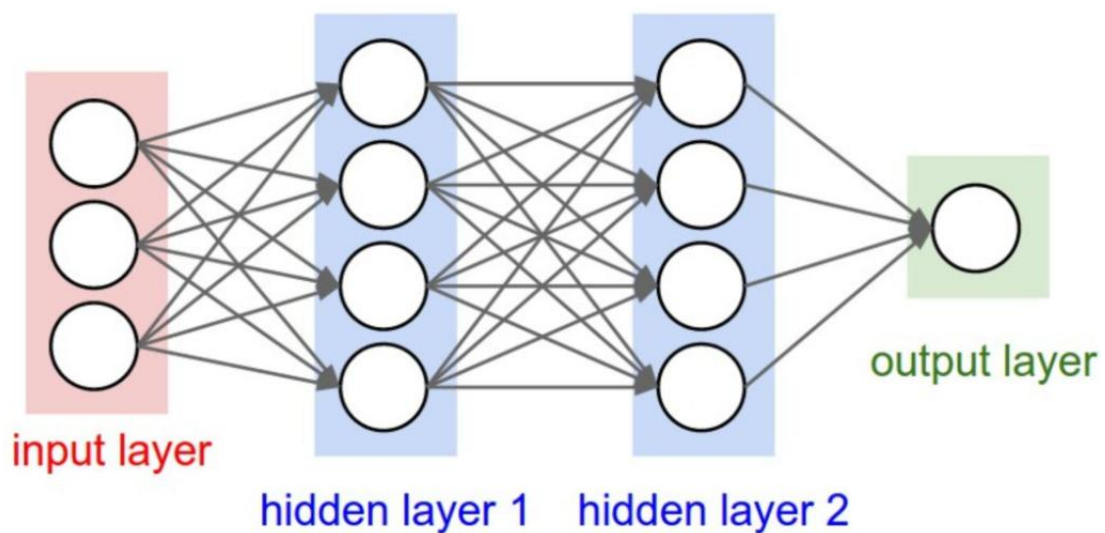


圖 4.15 FNN 架構圖

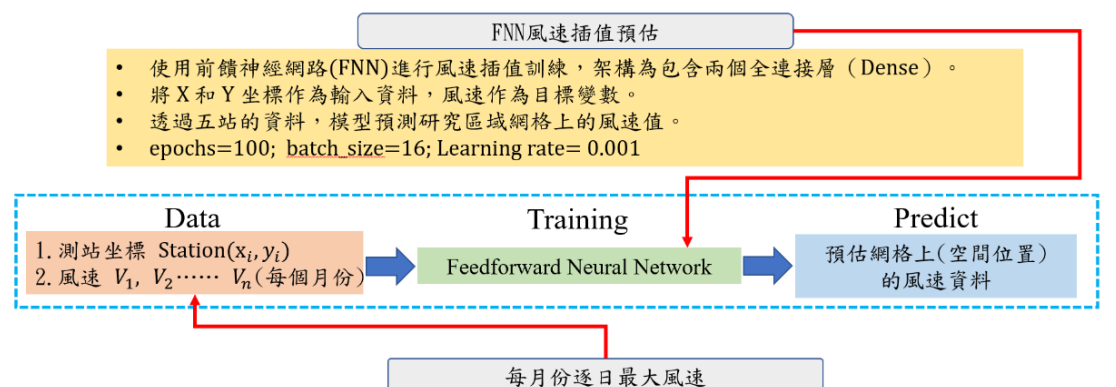


圖 4.16 本計畫風速資料訓練架構圖

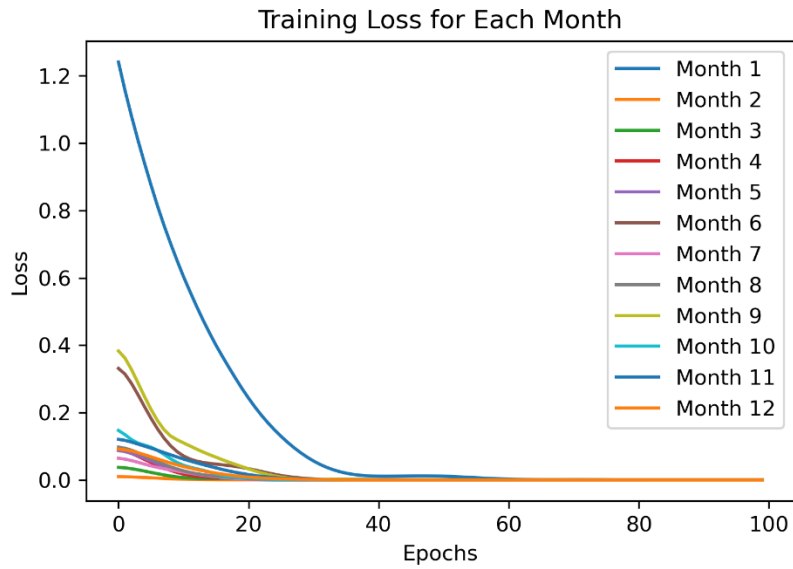


圖 4.17 每個月 Training loss 成果

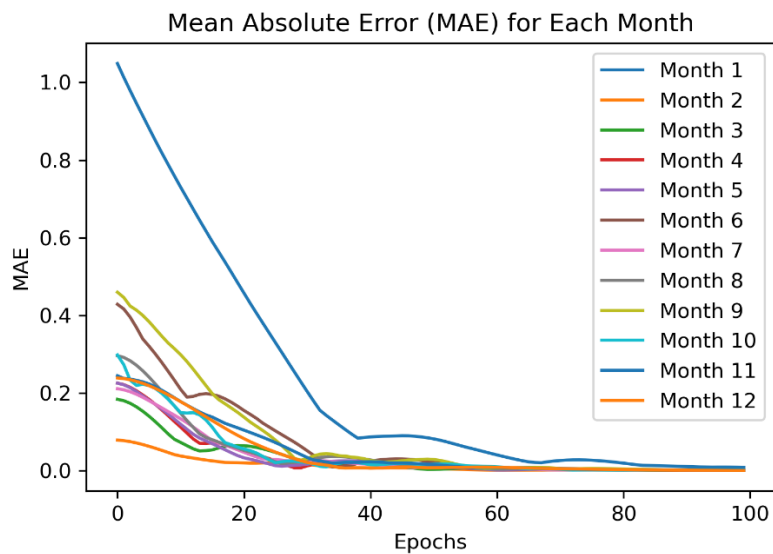


圖 4.18 每個月 MAE 成果

FNN 風速預估成果如圖 4.19 所示，圖中可分為 4 個分級，依據表 4-3 所定義，分為 3 級風、4 級風、5 級風、6 級風。圖中包含風速大小資料以及自動化分區成果，整合成全年 1 張成果圖，使用者可清楚得知不同分級對應適合飛行之無人機。

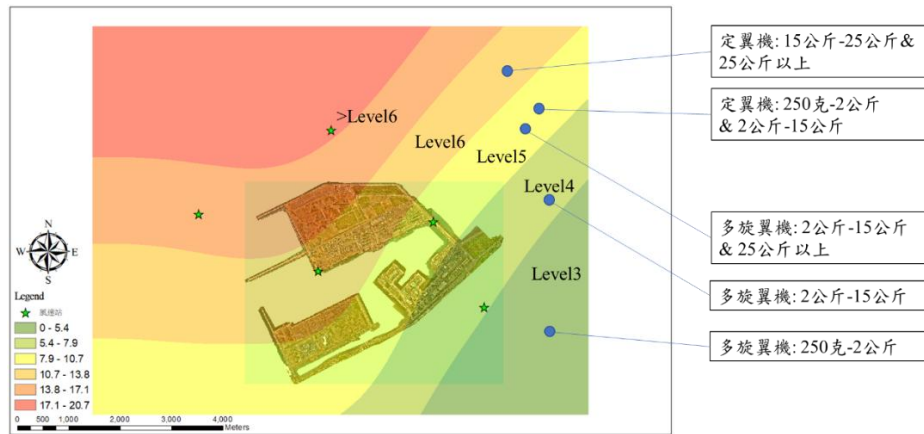


圖 4.19 FNN 風速預估成果圖

4.3 空中載具適宜性評估

將 FNN 的預估成果，如圖 4.19 進行量化，即可分析並得知一個月內共有幾天符合抗風條件，其中抗風條件主要是依據無人機原廠提供之抗風規格，例如，2 公斤以下最大抗風為 5 級風，並換算實際風速，再對應至臺北港風速資料進行評估。將資料標準化除以一個月的天數，即可獲得無人機可飛行天數百分比，可分析每月不同區之各類無人機(Type1~Type4)可飛行天數百分比。並將成果分成多旋翼機與定翼機 2 種。如表 4-4 與圖 4.20 所示，為多旋翼機每月可飛行天數占比，包含無人機種類與分區區域(Level3~Level6)。定翼機每月可飛行天數分析結果，如表 4-5 與圖 4.21。

表 4-4 多旋翼無人機每月可飛行天數占比

月份	Type1-LV3	Type234-LV3	Type1-LV4	Type234-LV4	Type1-LV5	Type234-LV5	Type1-LV6	Type234-LV6
一月	83.9%	100.0%	9.7%	100.0%	0.0%	16.1%	0.0%	3.2%
二月	85.7%	100.0%	10.7%	100.0%	0.0%	46.4%	0.0%	3.6%
三月	87.1%	100.0%	58.1%	100.0%	0.0%	61.3%	0.0%	41.9%
四月	76.7%	100.0%	33.3%	100.0%	0.0%	70.0%	0.0%	46.7%
五月	93.5%	100.0%	58.1%	100.0%	0.0%	96.8%	0.0%	58.1%
六月	86.7%	100.0%	60.0%	100.0%	0.0%	56.7%	10.0%	90.0%
七月	83.9%	100.0%	54.8%	100.0%	0.0%	58.1%	9.7%	83.9%
八月	90.3%	100.0%	87.1%	100.0%	0.0%	64.5%	0.0%	64.5%
九月	83.3%	100.0%	53.3%	96.7%	0.0%	50.0%	0.0%	36.7%
十月	83.9%	100.0%	12.9%	100.0%	0.0%	22.6%	0.0%	9.7%
十一月	80.0%	100.0%	20.0%	100.0%	0.0%	36.7%	0.0%	6.7%
十二月	96.8%	100.0%	3.2%	100.0%	0.0%	16.1%	0.0%	16.1%

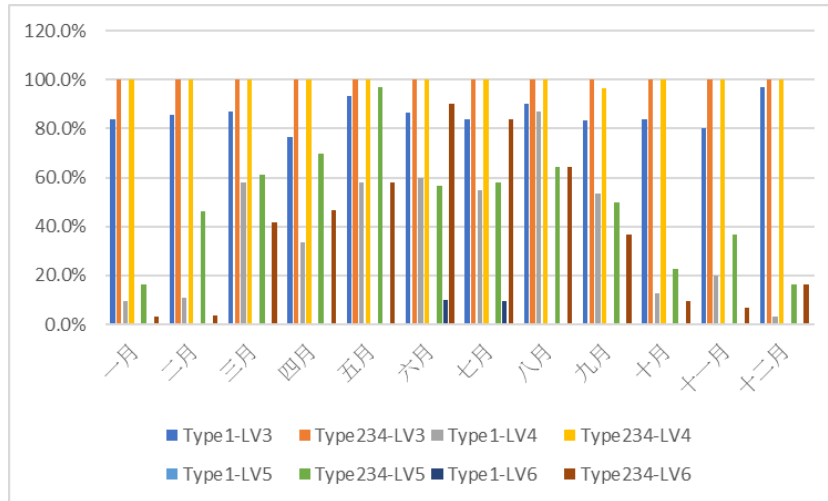


圖 4.20 多旋翼無人機每月可飛行天數占比

表 4-5 定翼無人機每月可飛行天數占比

月份	Type12-LV3	Type34-LV3	Type12-LV4	Type34-LV4	Type12-LV5	Type34-LV5	Type12-LV6	Type34-LV6
一月	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	58.1%	100.0%
二月	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	57.1%	96.4%
三月	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	77.4%	100.0%
四月	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	76.7%	100.0%
五月	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	90.3%	100.0%
六月	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	86.7%	100.0%	100.0%	100.0%
七月	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	87.1%	100.0%	96.8%	100.0%
八月	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	83.9%	96.8%	90.3%	100.0%
九月	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	90.0%	100.0%	76.7%	96.7%
十月	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	83.9%	100.0%	45.2%	96.8%
十一月	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	96.7%	100.0%	40.0%	90.0%
十二月	100.0%	100.0%	100.0%	100.0%	77.4%	100.0%	54.8%	77.4%

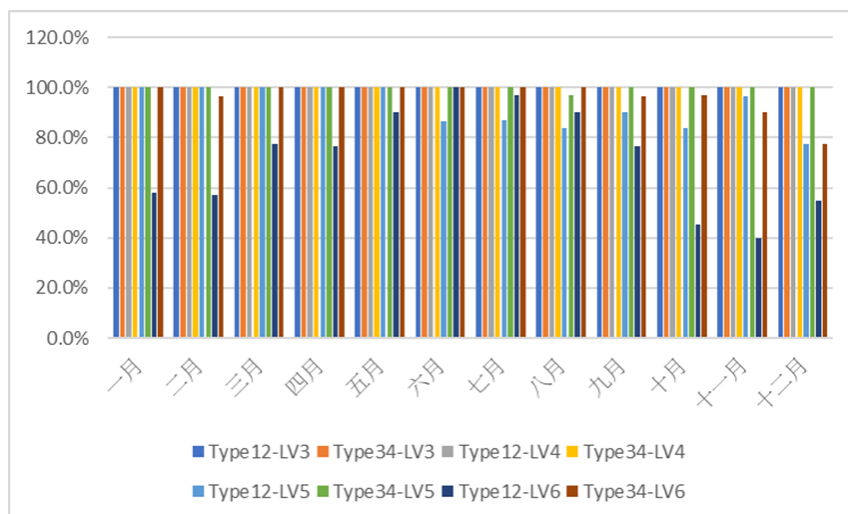


圖 4.21 定翼無人機每月可飛行天數占比

4.4 本章小結

關於基礎資料蒐集，首先，港區風速環境資訊系統被建置，利用 FNN 神經網路技術能夠更準確地預估風速資料，並提供任意區域的風速成果，在自動化分區的問題上，也不需人工介入劃分，應用此技術可更精確預估風速資料，提供相關領域決策可靠依據。此外，本計畫蒐集地面控制點測量和全港區影像資料，透過精確的地面控制點配合攝影測量原理進行影像建模。另在飛行航線以及航高也是至關重要，若某些區域因航高受限導致建模不理想，例如，航高過低導致重疊率不足，需再另外進行小區域航線規劃。或採用傾斜攝影測量進行拍攝補足物件的側面資訊。這項工作產製了高精度與高解析度的正射影像底圖和數值高程模型。每個像素在影像上皆具有精確的空間資訊，因此，這些資料在港區巡檢以及影像對位等相關任務中具有廣泛的應用價值。透過這些基礎資料的蒐集與分析，能夠全面了解港區的環境特徵、地形變化以及風速分佈等重要因素。這些資料將為港區管理和相關任務的執行提供有力支援，例如，風險評估、安全管理和基礎設施規劃等方面，確保港區的運營和發展能夠更加順利。

根據氣象資料評估，如表 4-4 與表 4-5 成果所示，多旋翼機 Type2&3&4，在每個月的 Level3 與 Level4 分區，幾乎能具備將近 100% 的飛行天數。但在 Level5 與 Level6 分區因接近外海，故可明顯看出可飛行天數受到季節影響。在四月至八月才有接近 60% 的可飛行天數，其餘月份因風速較大，可飛行天數低於 60%。定翼機之所有機種在 Level3、Level4 以及 Level5 分區都具備高於 80% 以上的可飛行天數，而在 Level6 分區同樣受到外海強風影響在冬季，可飛行天數百分比降至 40% 至 50%。整體而言，多旋翼機在臺北港建議在三月至八月巡檢，而定翼機建議在二月至十月巡檢，以達到最安全巡檢飛行之目的。

第五章、感測資料自動化辨識技術發展於臺中港

5.1 舊有巡檢標的物

依照各目標特性與後續多時期比對分析所需資訊，過去針對各目標分別進行任一偵測或整合多項偵測模型進行偵測（如表 5-1）。

表 5-1 過去已辨識之標的物

標的物	方法	實施之多時期檢測邏輯	說明
道路標線	實例分割	不同時期道路標線之損壞程度	道路分向線、禁止變換車道線、行車分向線、車道線、停止線、指向線
人手孔蓋	物件偵測	不同時期物體存在與否、物體位置是否發生偏移	以北堤路設施樣式為目標
岸邊設施	實例分割	不同時期存在與否、物體損壞與否	包含車擋、反光板與碰撞墊，以 20-25 號碼頭設施樣式為目標
道路鋪面裂縫	語意分割	以裂縫數量與裂縫寬度統計出路況損壞程度	以北堤路設施樣式為目標
路燈	物件偵測	不同時期存在與否、是否發生變形偏移	以北堤路設施樣式為目標
紅綠燈	物件偵測	不同時期存在與否、是否發生變形偏移	以北堤路設施樣式為目標

5.2 岸邊設施自動化辨識分析

5.2.1 舊有辨識模型

在關於岸邊設施的標的物中，臺中港總共辨識 3 項，車擋、反光板與碰撞墊等 3 項，偵測的樣式為臺中港 20-25 號碼頭設施樣式，辨識分析流程如圖 5.1 所示。

臺中港所進行之辨識模型分為兩階段進行。必須先使用語意分割模型 FPN，將圖片區分為海與陸地 2 個區域，並從中找出岸邊設施的大致位置。而後再將該區域的影像分割出來，變相的將物件放大，並針對切割出來的區域，縱向切分成 4 小分後，使用實例分割模型 Mask R-CNN 進行岸邊設施的自動化偵測，最後合併結果。

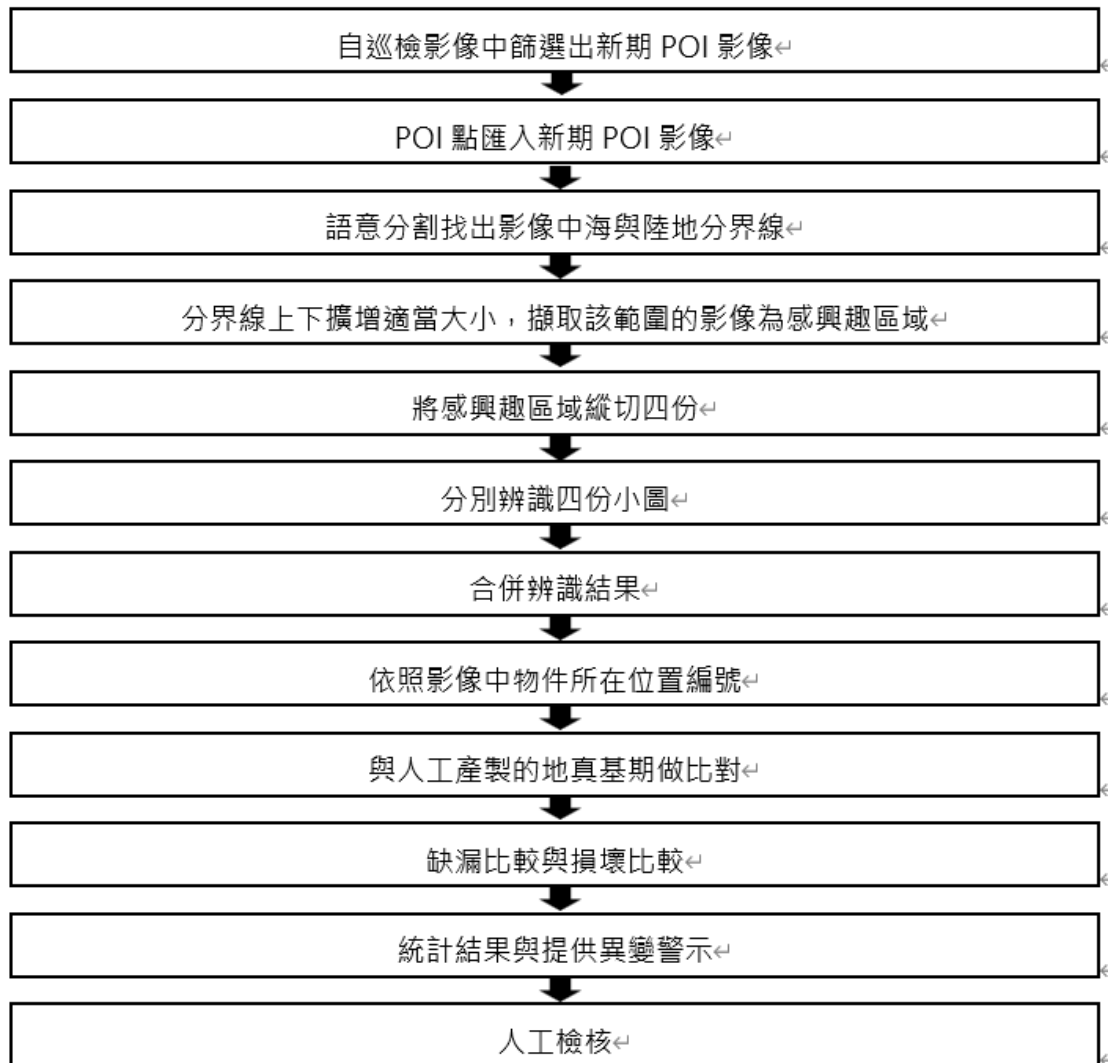


圖 5.1 臺中港岸邊設施自動辨識分析流程(單張 POI 影像為例)

在模型效能驗證上，使用驗證資料集來進行驗證，得到結果如表 5-2，Bounding Box 的 mean Average Precision(mAP)在 IoU 條件 50%以上為正的條件下，可達到 95.44%；在物件輪廓分割的部分，同樣在 mAP@0.5 的情況下，可達到 95.35%。

表 5-2 岸邊設施 Mask R-CNN 辨識模型統計於驗證資料集效能

項目	mAP@0.5	mAP@0.75
Bounding Box	95.44%	91.95%
Segmentation	95.35%	91.99%

在臺中港的案例中，透過此方法進行自動化辨識，雖然在驗證資料集中可達到約 90%的全物件平均準確率，但在實際應用到新期的測試影像上時，辨識準確度下降至約 70%，如圖 5.2 與表 5-3 所示，尤其是碰墊的部份，其原因經分析大致為兩點，一是物件受海水遮蔽影響，特別是碰墊在潮位線較高的時候可能一半以上受遮蔽；二是在切割後影像邊緣的物件模型辨識較不穩定，可能是在切割影像時恰好劃過物件，使物體在辨識時體積不完全。



圖 5.2 測試資料模型辨識結果(以臺中港成果為例)

表 5-3 測試資料模型辨識結果統計(以臺中港成果為例)

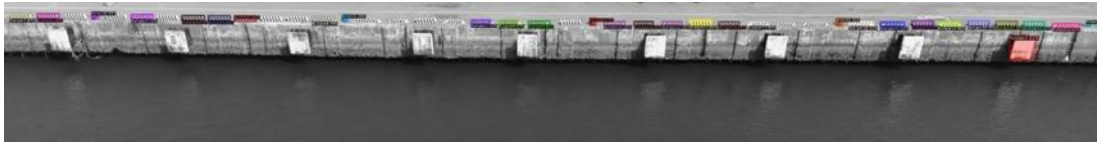
	各目標物數			
	碰墊	反光板	車檔	總數
實際個數	38	35	30	103
模型發現個數	19	30	25	74
準確率	50%	85%	83%	71%

將臺中港模型套用於臺北港岸邊巡檢影像上，結果如圖 5.3，不論是在語意分割或是在實例分割上，都不及在臺中港的準確，尤其在實例分割上，不同樣態的碰墊難以辨識，在樣態上較為相似的影像中，準確率也僅剩約 50%。

臺中港模型具有兩部分的模型，語意分割與實例分割，要使用在新的地區影像上時需要重新調整，在轉移與維護上較不易。且由於每張 POI 影像的海陸位置不同，兩階段的辨識模式所得到的物件影像坐標要進行整合也不容易，無法發揮 UAV 巡檢拍攝時高重疊率拍攝的優勢。



(a) 語意分割結果



(b) 實例分割結果



(c) 實例分割結果

圖 5.3 臺中港模型套用於臺北港影像上之不同影像分割成果

5.2.2 新模型嘗試

本計畫，嘗試使用近幾年新推出的模型 Yolov8 進行岸邊設施自動化辨識作業，Yolov8 為 112 年 1 月份由 ultralytics 公司發布，除支援原先的物件偵測外，也提供了能進行實例分割的分支模型。yolov8 其模型架構會針對圖片進行 3 種大小偵測，使模型在偵測小物件上能有更好的表現效果。藉由模型本身的架構設計，使用 yolov8 進行岸邊設施自動化辨識時，不再需要透過事前的語意分割找出岸邊設施的大致位置，直接將原始的 UAV 影像輸入到模型之中進行辨識，即可達到良好的辨識結果。

臺北港的岸邊設施中，並無反光板的存在，因此，臺北港的岸邊設施辨識標的物為碰墊、車檔與繫船柱 3 樣。在臺北港的測試區域中各物件的樣態，如圖 5.4 所示。



(a) 四種車擋



(b) 兩種碰墊共 (左一、二)、1 種繫船柱 (右一)

圖 5.4 臺北港岸邊設施各物件樣態

Yolov8 的模型訓練總共使用 162 張巡檢影像，原始影像大小為 8K，標註後將其縮放為長寬 640 像素的影像，並透過模糊、旋轉與裁切進行資料擴增，最後總計有 339 張訓練影像、32 張驗證影像與 17 張測試影像。

使用 Yolov8 做為模型架構進行 100 個 epochs 的訓練，最終訓練出來的模型效能，如圖 5.5，模型損失皆能在多次的訓練後收斂，且最後在驗證資料上的準確率，能達到接近 98% 的結果。

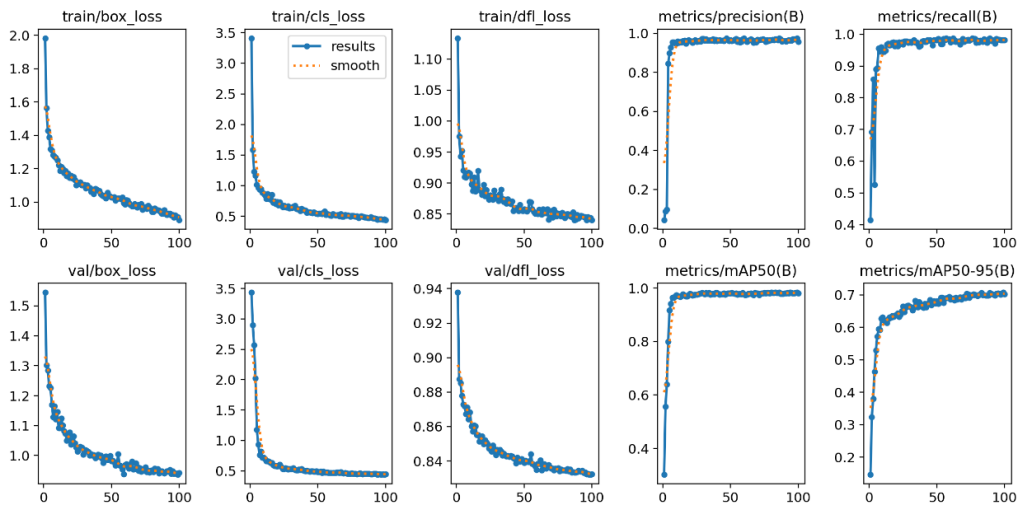


圖 5.5 Yolov8 訓練與驗證的模型效能

模型在驗證資料集中的 32 張影像共計 1044 個物件中，以 IoU 閾值設為 0.5 的全物件平均準確率(mAP@0.5)上可達到 98.4%的準確率。

各物件的辨識中，模型在 117 個繫船柱上有 96.5%的準確率；655 個車擋上有 99.5%的準確率；在 272 個上碰墊則有 99.2%的準確率。模型訓練的混淆矩陣，如圖 5.6。

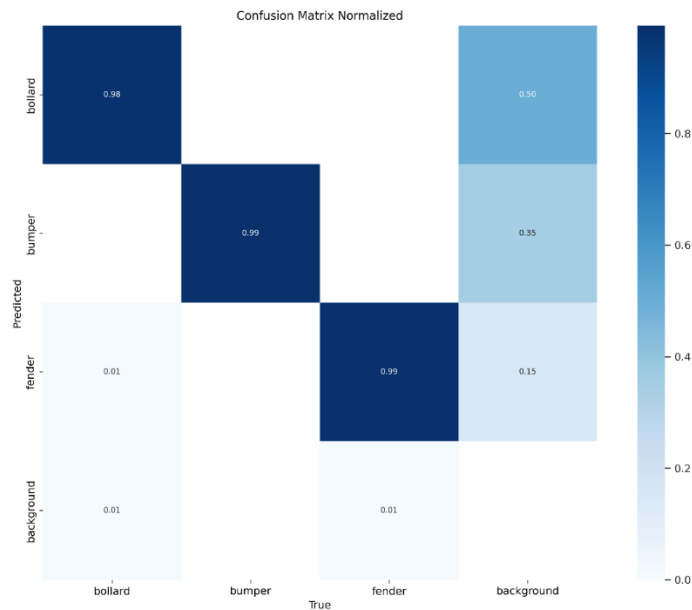


圖 5.6 臺北港 YOLOv8 模型於驗證資料集上的混淆矩陣

5.2.3 辨識流程

使用 YOLOv8 的辨識流程，如圖 5.7 所示。首先自巡檢影像中挑選出離 POI 點最近的新期影像與其左右鄰近的影像(如圖 5.8)，共 5 張進行 YOLOv8 物件偵測。而後將各自影像上的辨識結果透過投影轉換(如圖 5.9)將其物件坐標投影至 POI 新期影像上(如圖 5.10)，綠點代表辨識物件框的中心位置，可見同一物件上有多個綠點，在多張影像上被辨識到。以此來發揮 UAV 重疊率高的拍攝方法，即便在單一影像上沒有辨識到物件，只要 5 張影像中有任意一張影像成功辨識，該物件就能被辨識出來。而後在針對 POI 影像的合併結果與地真基期做異變比較，統計辨識結果，提供給人員檢核。

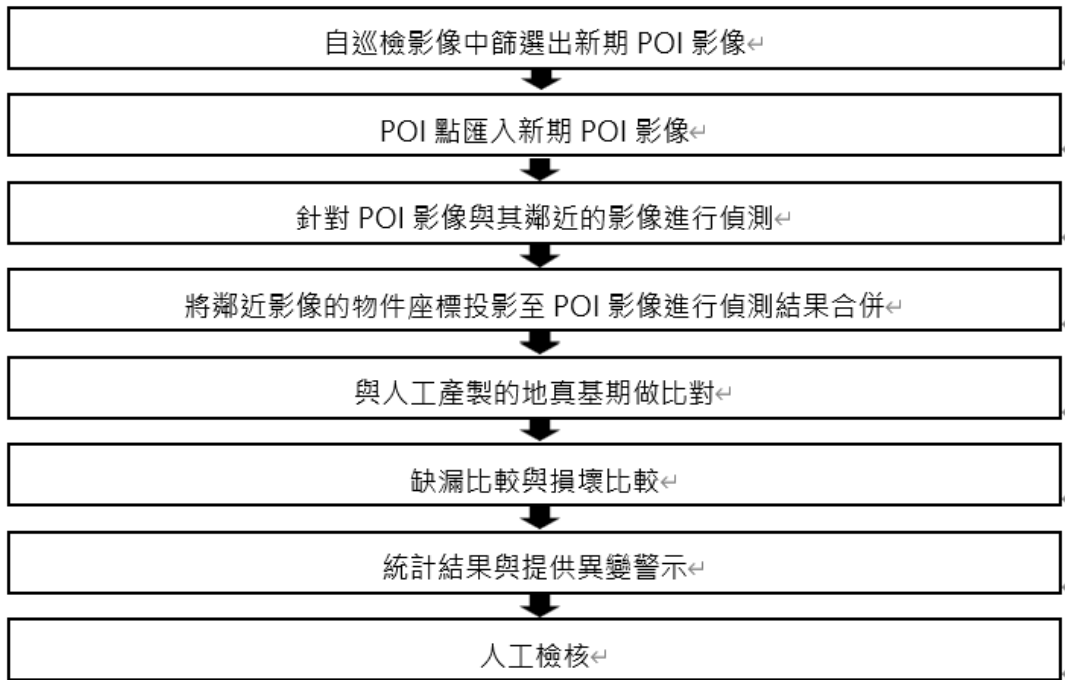


圖 5.7 臺北港模型岸邊設施自動化辨識分析流程(單張 POI 影像為例)



圖 5.8 POI 影像(中間)與鄰近的影像

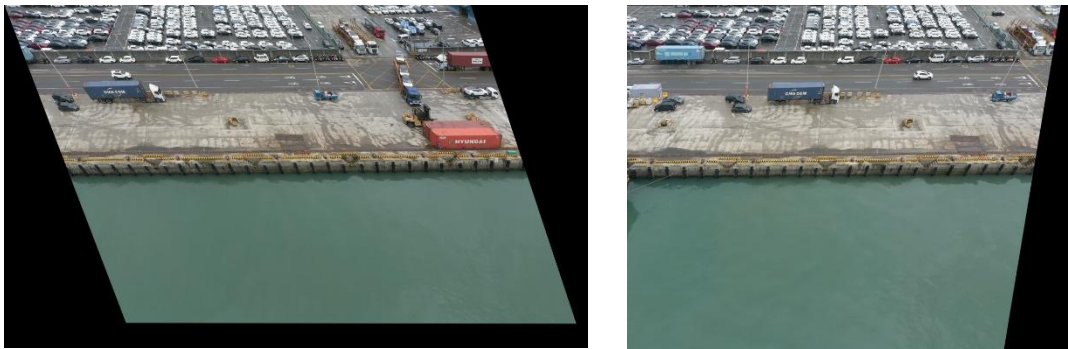


圖 5.9 經投影轉換後的左右鄰近影像

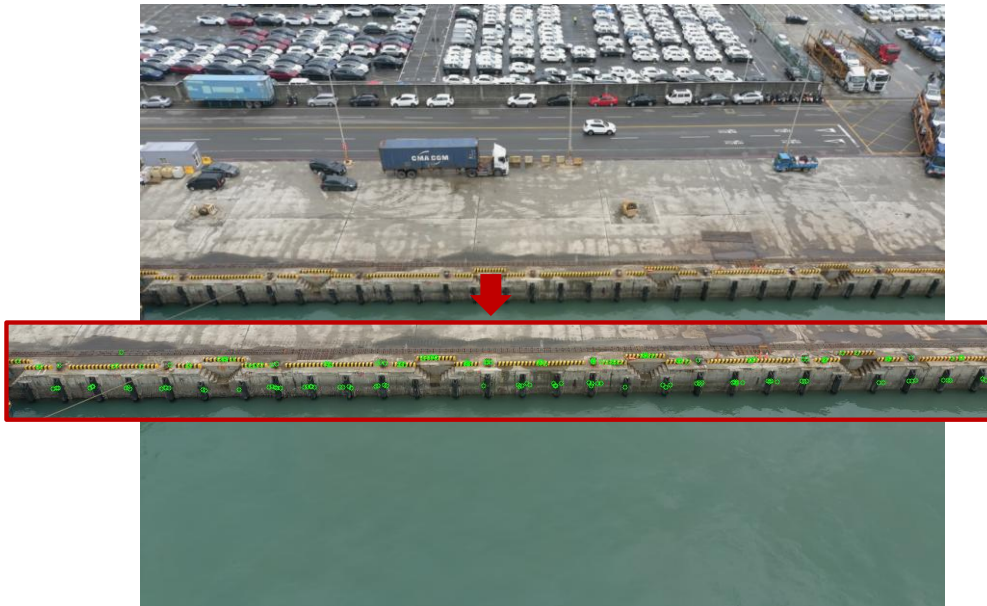


圖 5.10 將鄰近影像的偵測結果投影至 POI 影像上

5.2.4 辨識結果

經過多張影像的辨識重疊整合，單一影像的辨識效果可獲得大幅的提升(如圖 5.11)。在各物件的辨識上，原先 28 個碰墊僅有 15 個被偵測到，透過合併後共有 24 個被偵測到，準確率從 53% 提升到 85%；19 個車擋中原先 14 個被偵測到，合併後 19 個全數偵測到，準確率從 74% 提升到 100%；9 個繫船柱中原先僅有 3 個被偵測到，合併後 9 個全數偵測到，準確率從 33% 提升到 100%。



(a)



(b)

圖 5.11 (a)單一 POI 影像的辨識結果、(b)POI 影像與鄰近影像合併的辨識結果

後續針對地真基期影像進行比對，由於地真基期的影像與每期 POI 影像也略微不同，在比較前須要透過投影轉換將基期影像坐標投影至 POI 影像上(如圖 5.12)。而後比對基期影像的物件框上，POI 影像是否有對應的物件被偵測出來，且偵測到的影像其體積與基期相比是否減少超過閾值(50%)，物件是否做為損壞判斷。

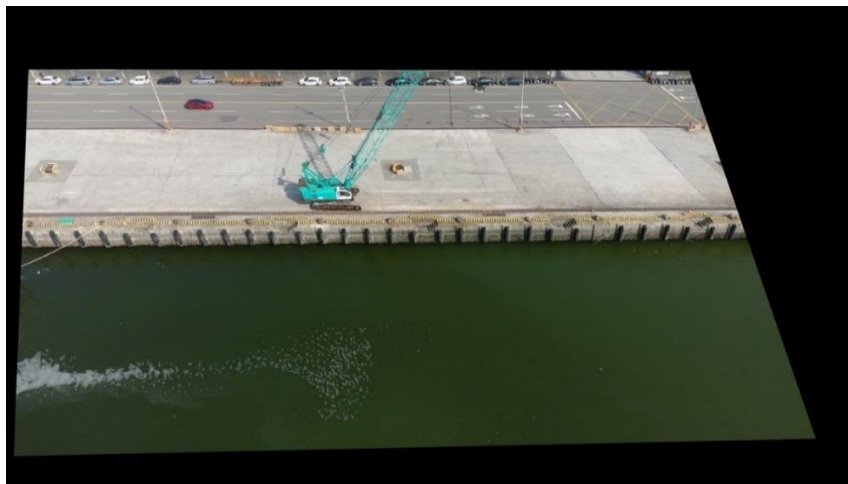


圖 5.12 基期影像投影至 POI 影像

經比對可分析出 POI 影像裡，基期物件被偵測到、基期物件缺失，與在這一期中影像所有找到的物件(如圖 5.13)，供人工檢視。綠色框為基期物件被成功偵測；紅色框為基期物件缺失；綠色點為 POI 影像偵測到的車擋；藍色點為 POI 影像偵測到的碰墊；紅色點為 POI 影像偵測到的繫船柱。

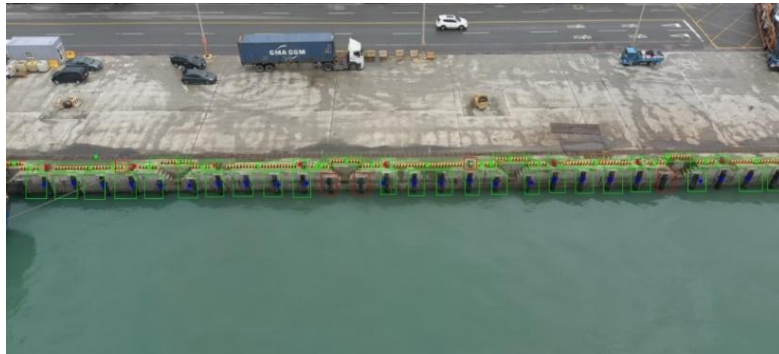


圖 5.13 與基期比對結果

5.3 北提路路況自動化辨識流程

5.3.1 舊有辨識模型

111 年於臺中港研究案所使用的模型架構為 U-Net，架構如圖 5.14 所示，U-Net(Ronneberger et al., 2015) 是一種基於全卷積網絡(Fully Convolutional Networks, FCN)架構下的類神經網路，包括編碼器 (encoder) 和解碼器 (decoder) 部分。傳統的 FCN(Shelhamer et al., 2015) 在降維過程中容易丟失一些關鍵特徵，因此 U-Net 提出了一個解決方案。它在編碼器和解碼器之間引入了殘差連接 (如圖 5.14 中的灰色箭頭)，以確保在降維時保留所有重要特徵，從而提高了預測性能。因此，目前在語義分割領域，大多數模型都採用了 U-Net 架構。

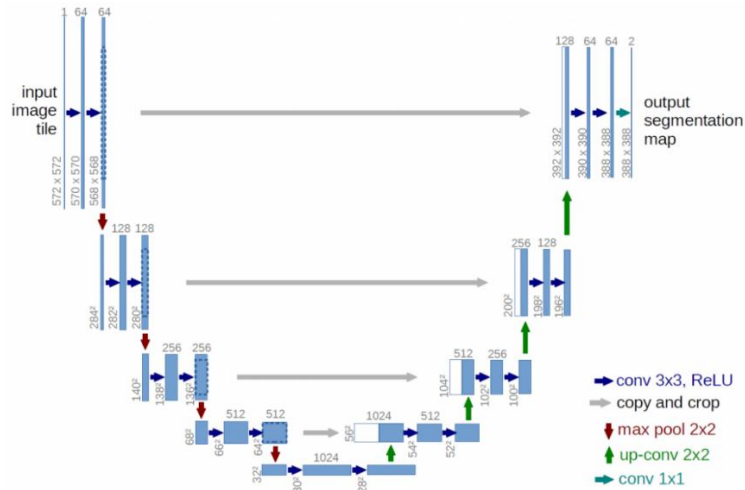


圖 5.14 U-net 架構(Ronneberger et al., 2015)

訓練該模型使用之資料集為民國 111 年 4 月 14 日於北堤路拍的航攝影像來當作本地資料集，一共人工標記了 21 張照片，如圖 5.15，並將每張照片分割成 70 張 500*500 的小照片，因此，總共有 1470 張照片來做訓練，其中 1282 張當作訓練集，143 張當做驗證集，45 張當作測試集。



圖 5.15 本地資料集圖片與對應標註

為了增加資料多樣性，本計畫對影像資料使用了資料強化 (Data Augmentation) 如圖像隨機翻轉 (Random Flip) 或隨機改變圖像對比度及亮度 (Random Contrast, Random Brightness)，模型訓練平台為 Linux 系統，並有四個 256 GB DDR4 RAM 的 Intel Xeon E5-2620 CPU，及

八個 48 GB memory 的 NVIDIA RTX Quadro 8000 GPU。其訓練細節如表 5-4。

表 5-4 舊模型的訓練細節

訓練參數	值
預訓練編碼器	MobileNetV2 (imagenet)
損失方程式	Cross Entropy
優化器	Adam
基礎學習率 (LRbase)	0.0001
學習率調整方程式	$LR = LRbase * (1 - \text{Epochcurrent} / \text{Epochmax})^{0.9}$
最大迭代數 (Epochmax)	50
批次大小	3

5.3.2 新模型嘗試

本年度於臺北港新嘗試的模型為 U-Net++(Zhou et al.,2018)，模型架構如圖 5.16 所示，它對傳統 U-Net 在殘差連結的方面進行了改進。U-Net++在殘差連結上新增了數個節點，以更好地處理淺層和深層之間的特徵傳遞，減少了特徵信息的流失。這種改進使得 U-Net++在檢測細微物體方面表現出色，特別適合檢測較細微的物體，如細小的裂縫等，因此，本計畫嘗試以 U-Net++增進模型表現。

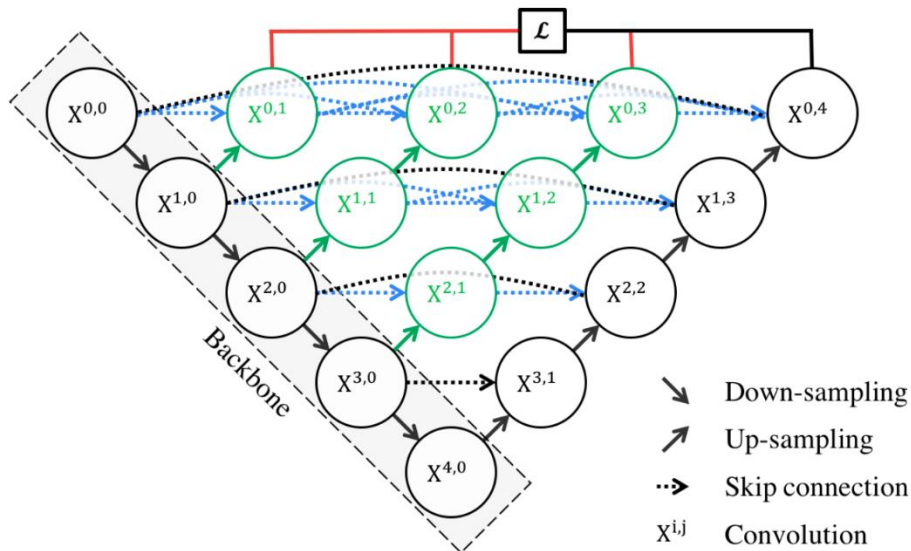


圖 5.16 U-Net++架構

訓練該模型使用之資料集除了去年度的臺中港圖資外，新增了本年度於臺北港的航攝影像混合著進行訓練，拍攝位置如圖 5.17 所示，以期模型能夠應付不同場景的路面裂縫，並於去年臺中港的資料集中刪除了一些非路面的影像。此外，為了因應於今年度新增的檢測目標伸縮縫，標註的種類將分為 3 種，背景、裂縫、以及伸縮縫，如圖 5.18 所示，可以發現臺北港的路面影像顏色較深，因此將 2 種資料混合訓練以強化模型的適應力(d)為新增之伸縮縫標註，此處採用灰色顯示。總共有 1144 張影像，別以 8 : 1 : 1 的比例分為訓練集，驗證集及測試集。



圖 5.17 臺北港正射影像，紅框處即為臺北港測試資料位置

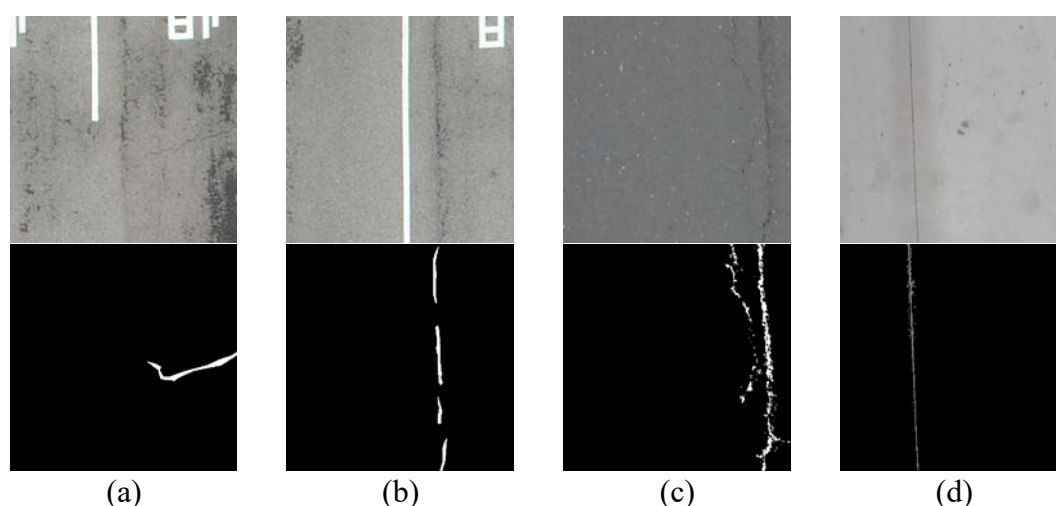


圖 5.18 (a), (b)為臺中港資料，(c), (d)為臺北港資料

除了模型架構外，本年度也嘗試了將預訓練編碼器換成了較大的 Efficientnet-B6(Tan and Le, 2019)強化模型在特徵提取方面的能力，並將損失方程式多加了一個 Lovasz Loss(Maxim et al., 2018)，使訓練過程中模型的預測結果與真實標註的差距，能夠更正確的被評估，使得訓練更有效率，並一樣使用資料強化後在相同的平台上進行訓練，訓練細節如表 5-5。

表 5-5 新模型的訓練細節

訓練參數	值
預訓練編碼器 損失方程式 優化器	Efficientnet-B6 (imagenet) Cross Entropy + Lovasz Loss Adam
基礎學習率 (LRbase)	0.0001
學習率調整方程式	$LR = LRbase * (1 - \frac{Epochcurrent}{Epochmax})^{0.9}$
最大迭代數 (Epochmax)	50
批次大小	3

5.3.3 辨識流程

由於原始影像尺寸太大，模型在預測時會先將圖片分割成 480*480 的小圖再一一進行預測，最後將結果重新拼成原圖尺寸，過程如圖 5.19 所示，首先模型會將圖片切割為一張張的小圖片再一起輸入模型中，最後將結果重組成原圖的樣子。

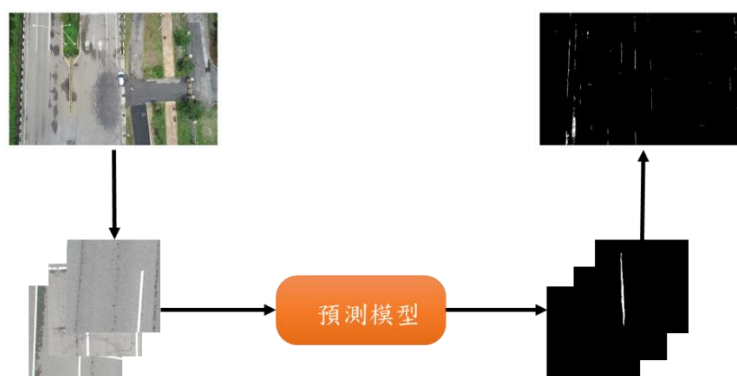


圖 5.19 模型預測流程

5.3.4 辨識結果

此節比較新舊模型於測試集之表現，使用了 intersection over union (IoU)指標進行評估，如圖 5.20 所示，該指標是一種常用於評估圖像分割性能的指標。其嚴謹的以像素級的方式一個一個像素的衡量模型預測的分割區域與實際分割區域之間的重疊程度，值會在 0 到 1 之間，越大則代表重疊度越高，模型預測效能越好，通常應用於物體檢測和語義分割等應用中。

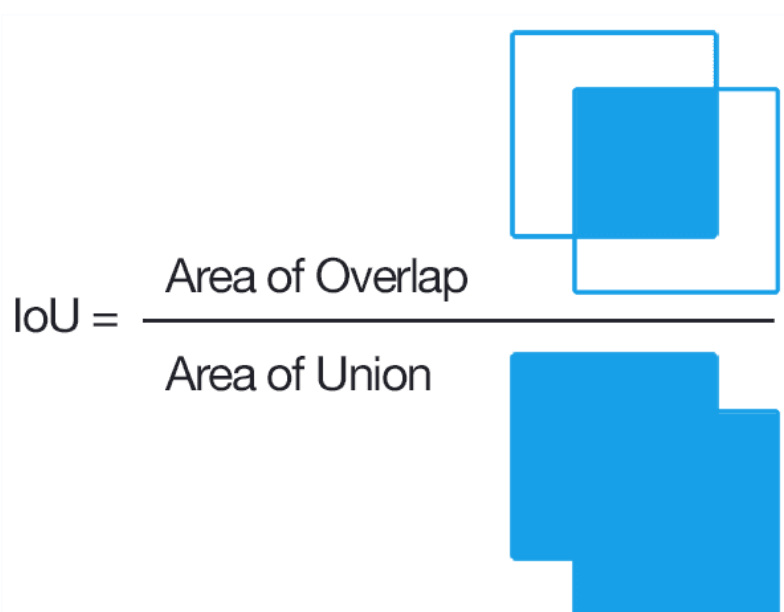


圖 5.20 圖解 intersection over union(IoU)

比較結果如表 5-6 所示，因為舊模型不含伸縮縫的預測種類，因此，僅比較兩個模型在裂縫預測上的性能差異，可以看到在改了模型參數後，新模型在臺中港圖資的表現比舊模型好了 3.8%，這在 IoU 這個指標中算是一個很大的進步，後續相關研究將以新模型為預測工具。

表 5-6 模型表現

	IoU(%)	
	背景	裂縫
舊模型	99	33.1
新模型	99	36.9

5.4 本章小結

本計畫將過去在臺中港的自動化辨識流程優化，在模型上使用最近發布的 YOLOv8 模型取代過去偵測使用的 Mask R-CNN 實例分割模型與前一步驟所需的 FPN 語意分割模型，將兩步驟的模型簡化為一步驟，不需再透過語意分割模型，額外切分出感興趣區域並儲存後，再輸入給實例分割模型進行偵測，直接輸入 UAV 原始影像給偵測模型即可，同時也能維持良好的辨識效果。

由於單一步驟的模型簡化輸出格式，使相近影像的結果能被合併統計，除去模型本身的提升外，針對提升辨識成功率上，我們發揮 UAV 巡檢高重疊率的優勢，將多張照片的偵測結果合併，進一步的提升在測試影像上的表現結果。

此節分析了將模型更改為新架構及調整一些訓練參數後是否能對結果有提升，而實驗結果是肯定的，在使用 IoU 的評分方式下，新模型在臺中港圖資的表現提升了 3.8%，代表模型增加了對於裂縫的辨識能力，使其對於路面品質的評估能夠更精確，且模型在訓練時新增臺北港的資料，藉此強化了模型的適應力。

第六章、優化感測資料自動化辨識技術

隨著港口及相關基礎設施的規模持續擴大，設施健康監測與維護管理的自動化需求日益提升。本章聚焦於感測資料自動化辨識技術的優化，系統性整合現有標的物辨識模型，並針對港區岸邊設施、路面、堤面及碼頭面等多元結構，發展對應的人工智慧辨識方法。現階段已涵蓋碰墊、反光板、車擋、繫船柱、裂縫、人手孔蓋、坑洞、變電箱、伸縮縫、胸牆及鋼筋裸露等標的物，並能針對各類型損壞現象進行有無判斷、地理定位、結構歪斜分析及異常溫度監測等多元任務。

為進一步提升自動化巡檢的廣度與深度，本年度亦新增 3 項標線磨損、排水溝蓋阻塞及堤岸表面裂化等標的物模型，強化對港區路面及碼頭面異常情形的即時辨識與科學管理。藉由持續優化與擴展感測資料自動化辨識技術，將有效提升港口基礎設施的安全監控效能，並為智慧維護決策提供堅實的技術支撐。

表 6-1 已有巡檢標的物模型總表

已有標的物模型			
標的物類別	標的物	辨識模型內容	
岸邊設施	碰墊	有無/地理位置定位	
	反光板		
	車擋		
	繫船柱		
路面	裂縫		
	人手孔蓋		
	坑洞		溫度
	變電箱		
堤面	伸縮縫	歪斜/法線位移	
碼頭面	胸牆		
	鋼筋裸露	有無	
本年度新增標的物模型			
標的物類別	標的物	辨識模型內容	
路面	標線磨損	有無	
	排水溝蓋阻塞	有無	
碼頭面	堤岸表面裂化	法線歪斜	

6.1 現有標的物模型盤點

本節將統整前兩年度所建立的標的物模型，過去以具有良好辨識效果模型，已不再特別更新，僅會繼續拍攝新的影像進行辨識。

6.1.1 岸邊設施辨識模型

(1) 資料集

在 112 年度的計畫中，使用的資料集全部即僅有 162 張影像，為 112 年 5 月所拍攝的影像資料。將 112 年度的資料全數標註後加入資料集中，訓練資料集新增 745 張影像，並透過資料擴增增加到 1836 張；驗證資料集 88 張，測試資料集 64 張；且將十月份的影像 212 張獨立出來模擬新期影像，最後測試資料集總共 276 張。

(2) 使用模型

模型延續 112 年度所使用的 YOLOv8 來進行岸邊設施自動化辨識作業，YOLOv8 是 112 年 1 月份由 ultralytics 公司所發布。除支援原先的物件偵測外，也提供了能進行實例分割的分支模型。

YOLOv8 的設計中，模型會針對圖片進行 3 種不同尺寸的偵測，來提升模型在偵測小物件上的效能，相對適合於進行無人機影像的辨識任務。

(3) 訓練細節

使用預訓練模型 yolo8n 進行 50 次的 epoch 訓練，影像尺寸從 4000x3000px² 降低為 1280x960px²，訓練結果如下圖所示，在 mAP@50 的表現中，經過 50 次 epoch 後在驗證資料集中可達到 0.98 以上的準確度（圖 6.1）。

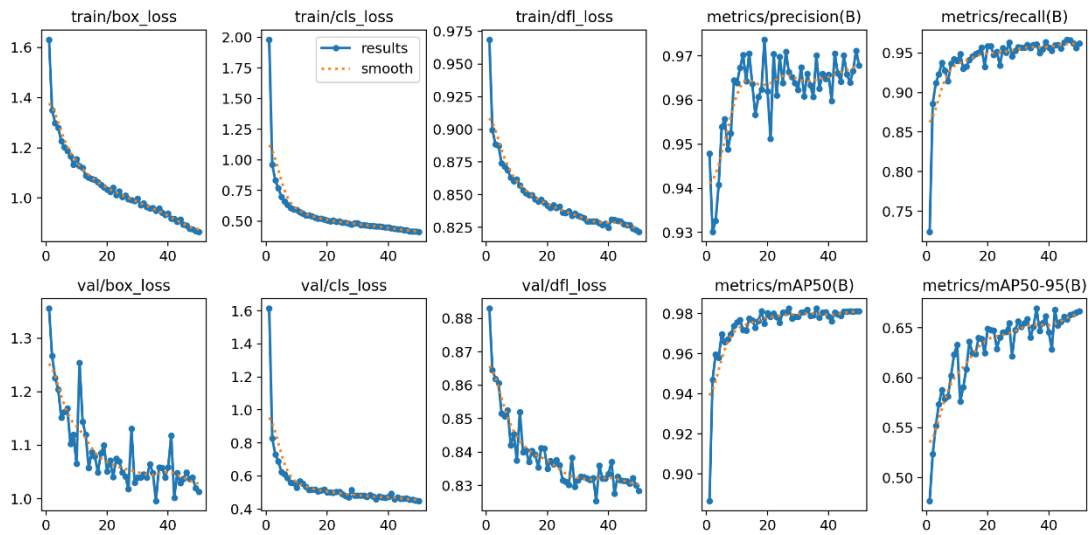


圖 6.1 臺北港新模型的訓練結果

(4) 辨識成果

在驗證資料集的辨識中，本計畫比對增加不同量的影像資料對模型表現結果的差異，融合多個月資料所訓練出來的模型表現有顯著的成長，mAP@50 從原先的 0.357 成長到 0.98 左右，不過成長上有邊際效應（圖 6.2）。



圖 6.2 臺北港 112 年 5 月份影像訓練的模型與融合多個月月份的模型表現

而在實驗中，發現僅用 5 月份的資料訓練（112 年度模型）的模型表現與其他模型相去甚遠。為分析是否是因為訓練張數過少時模型表現效能不佳，本計畫比照去年度的訓練情況，單獨挑選一個月份的影像資料進行模型訓練，作為實驗的對照組。

單獨挑選 7 月份的影像(90 張影像)進行訓練，訓練細節比照上述，在驗證資料集上 map@50 卻有 0.867 (如圖 6.3)，可見五月份訓練的模型其表現與影像張數較少並無關聯，而是與影像資料本身相關。

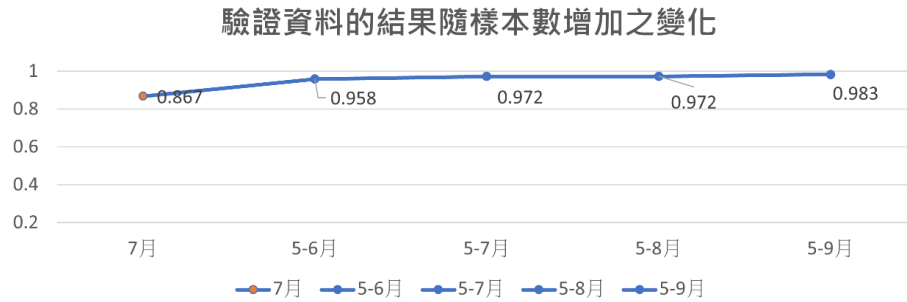


圖 6.3 臺北港 112 年 7 月份影像訓練的模型表現與融合多個月份的模型表現

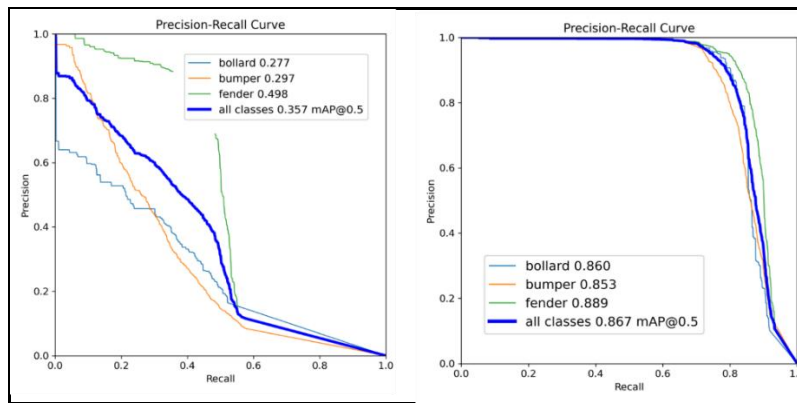


圖 6.4 臺北港 112 年 5 月份影像資料訓練之模型 (左) 與七月份影像資料訓練之模型 (右)

比較 5 月份資料與其他月份的差異，發現在去年度蒐集資料的過程中，更換過一次無人機，因此，5 月份拍攝的影像的尺寸為 7680x4320px²，而其他月份的影像尺寸皆為 4000x3000px² (圖 6.5)，影像尺寸的差異儘管在人眼中並不明顯，但對於機器來說影像尺寸不同的差異是顯著的。影像尺寸的差異是導致去年度模型在偵測新期影像上的表現較不穩定的原因，因此，將訓練資料替換成 7 月份，與其他月份相同尺寸的資料進行訓練後，模型的表現優於 5 月份訓練的模型許多。

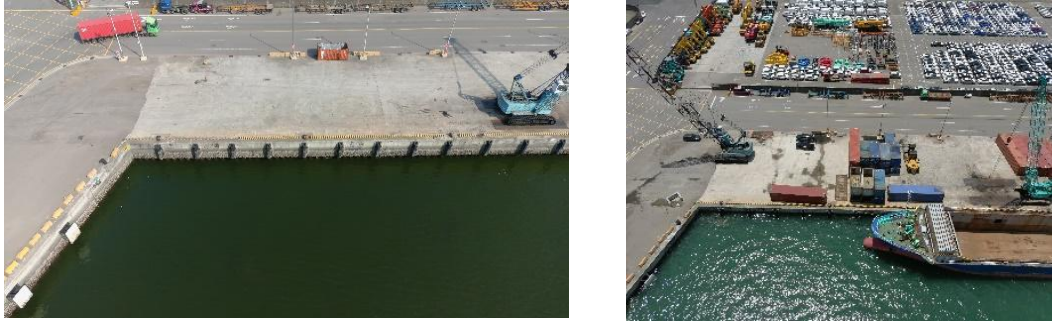


圖 6.5 臺北港 112 年 5 月份影像(左)與其他月份影像(右)的尺寸差異

(5) 成果驗證

將 10 月份的影像資料做為模擬的新期影像進行預測，在上(113)年度的舊模型上僅得到 $mAP@50$ 為 0.548 的結果，但透過新增樣本後，新訓練的模型可得到 $mAP@50$ 為 0.988 的結果(圖 6.6)，成長甚多。

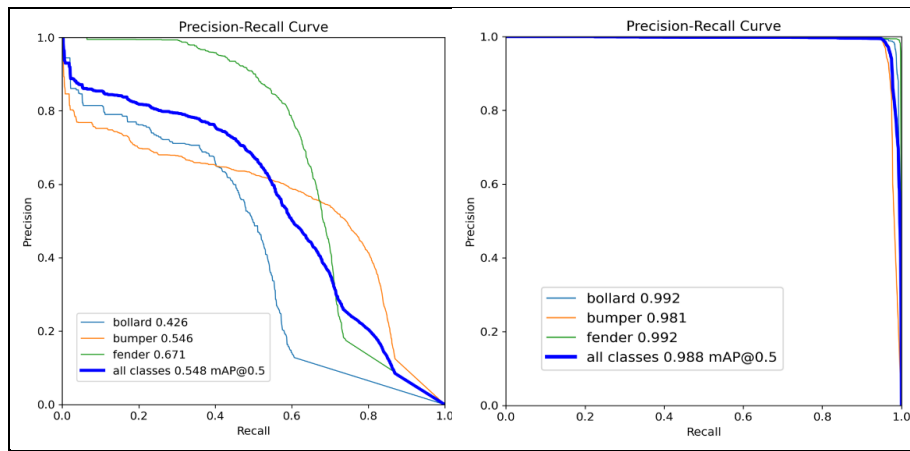


圖 6.6 臺北港 112 年 10 月份資料的預測結果，左為舊模型，右為新模型

6.1.2 岸邊設施地理位置屬性

在 112 年度的自動化巡檢方式中，物件的定位依靠 POI 點的影像，是以影像為主的巡檢結果，因此，在相鄰的 POI 點中會有物件重複的問題，雖然可以增加多餘觀測，增加偵測的精確度，但過多的多餘觀測也會造成使用的不易。因此，113 年度透過影像與 UAV

的 GPS 未至計算出偵測物件的真實地理位置，如此不同影像中重複的目標能被歸屬於同一物件，達到物件為主的巡檢結果。

在計算物件的真實地理位置上，本計畫透過正射底圖得知各岸線在世界坐標系上的線向量，而藉由 UAV 所提供的拍攝點 GPS 座標，計算出拍攝點到岸線的距離與向量，求得拍攝點垂直投影至岸線上的點座標，做為影像的中心座標，如圖 6.7 所示。

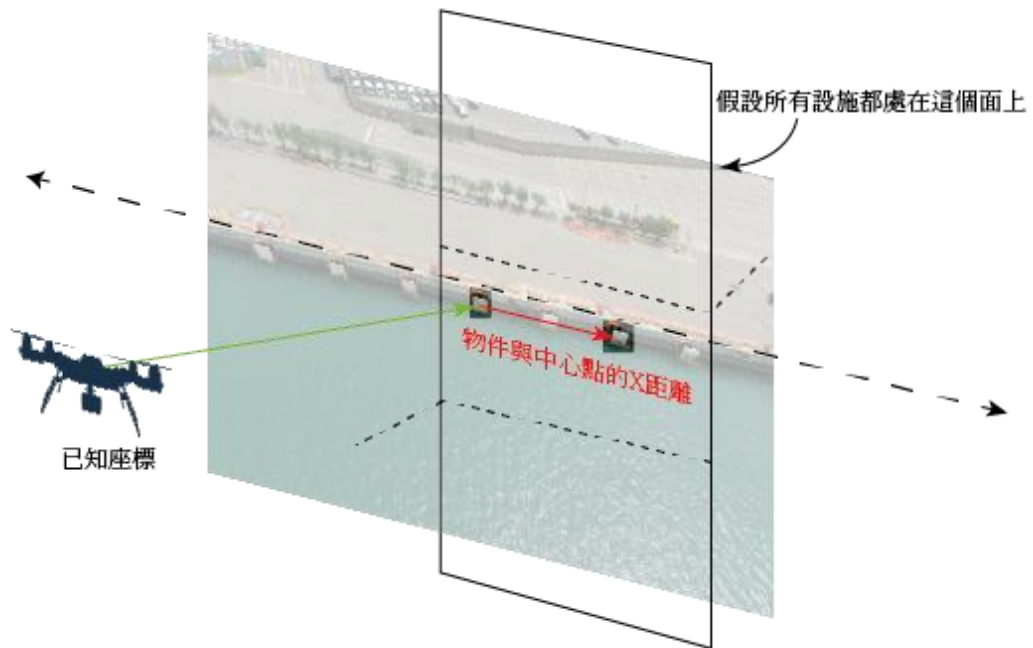


圖 6.7 如何計算物件的實際座標之示意圖

假定岸邊設施處在一垂直於岸線且法線為拍攝點至岸線的一平面上，在得知影像的中心座標後，即可藉由 Yolo 的偵測結果得知物件在影像上的影像座標，計算與影像的中心座標之差異，並透過地面採樣距離 (Ground Sample Distance, GSD) 將像素單位轉換成實際尺寸，如此可推算出物件的實際地理座標，計算公式如下式。

$$\begin{aligned} \text{物件座標} &= \text{中心點座標} \\ &+ \text{GSD} \times \text{物件與中心點的水平距離} \times \text{岸線單位向量} \end{aligned}$$

由於拍攝時受風與航線影響，每次拍攝與岸線的距離並非一致，地面採樣距離並不一致，因此再計算地面採樣距離時，本研究以物件尺寸進行反推，透過物件偵測找出影像中的繫船柱，統計其平均的像素寬度，而根據臺北港港公司所提供的資料，臺北港岸邊的繫船柱左右寬度為 90 公分，透過這兩者便可得知每張影像的地面採樣距離，進而去計算出每張影像中偵測到的物件的實際地理座標位置，在規劃的巡檢航線上，本研究計算出的 GSD 約落在 35mm 上下。

本計畫在操作中發現距離影像中心點越遠的物件所計算出來的座標位置與實際座標差異越大，其原因是隨著離影像中點距離越遠，地面採樣距離的誤差會被放大，導致在影像邊緣的物件與實際座標的經緯度最多可分別差至 10 公尺，而在影像中心點附近的則可以保持在 3 公尺左右的誤差如圖 6.8。

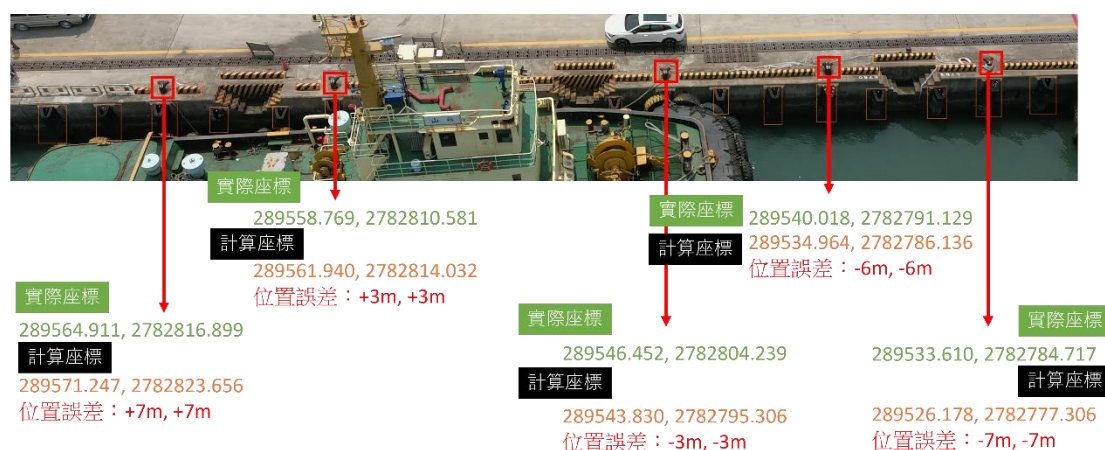


圖 6.8 物件越遠離影像中心點其座標誤差越大

根據上述的性質，在計算每張影像所得到的物件座標時，僅考慮在影像中心區域左右各 25% 的物件，來降低座標的計算誤差。而由於巡檢時是採取重疊率高於 50% 的方式拍攝，所以即便只採取每張影像的中間物件也能涵蓋到全部的物件。

將岸線 POI 點的所有影像與其偵測結果依上述方式計算物件的實際座標，並且與經由正射影像所得出的物件實際座標進行比對，若有與座標距離在 5 公尺內的物件座標被計算出，代表該次巡檢中該物件有被找到。比對全部該有的岸邊設施與全部的偵測結果後，

可統計出岸線有哪些物件並未在這次的巡檢中找到，並提供距離該物件最近的 POI 點供使用者進行 2 次檢驗，使用者只須再檢查系統所提供的 POI 點，確認該 POI 影像中的偵測結果是真的設施有缺漏或只是模型並未偵測到，就能完成巡檢任務如圖 6.9。



圖 6.9 岸邊設施的地理定位與巡檢邏輯流程圖

6.1.3 變電箱辨識模型

(1) 資料集

變電箱偵測在現代電力系統的管理和維護中扮演了至關重要的角色。這個過程不僅有助於確保供電的穩定性，還有助於減少潛在的故障和安全風險。本計畫將深入探討一個完整的變電箱偵測流程，包括影像資料蒐集、影像資料標註、模型訓練、模型偵測成果。研究流程的第一步是影像資料的蒐集。需要從實際場景中收集大量的變電箱影像，這些影像可能包括不同天氣和光線條件下的變電箱照片。訓練資料集為 113 年度蒐集影像(圖 6.10)與 112 年度蒐集影像(圖 6.11)。其中 113 年度蒐集了更多不同拍攝角度之變電箱熱影像。

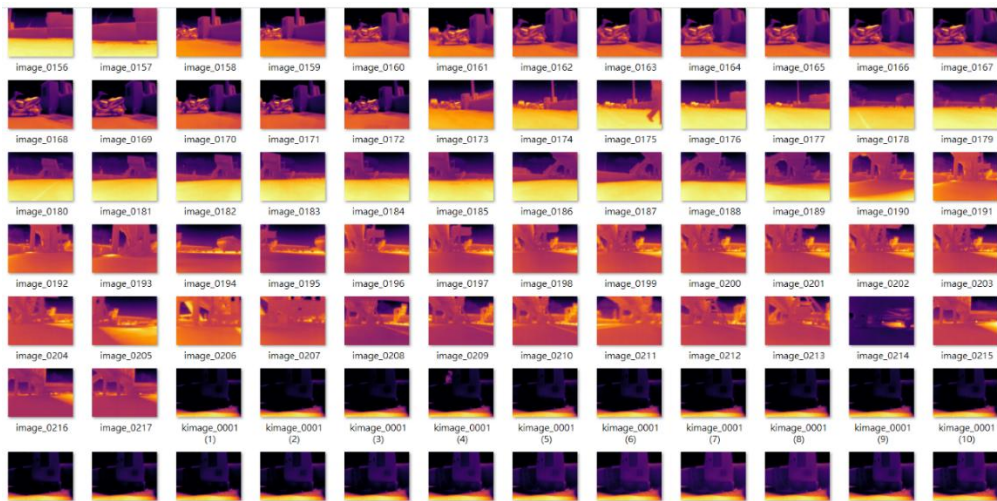


圖 6.10 113 年度新蒐集之變電箱影像

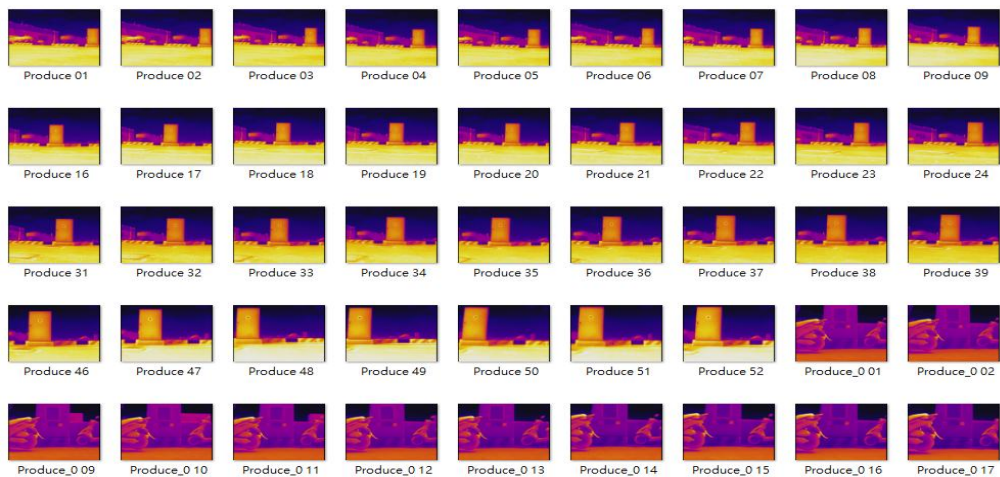


圖 6.11 112 年度變電箱影像

(2) 使用模型

本計畫的變電箱物件偵測運用了最新的深度學習技術 YOLOv8 模型。YOLOv8 採用的影像可以是不同尺寸進行訓練，使其成為廣泛應用的多功能工具。然後，影像經過神經網路的特徵提取過程。這個網絡經過設計和訓練，擅長識別和突顯圖像中最相關的特徵。YOLOv8 的優勢在於，它不僅可以在單一尺度上檢測物體，還可以同時在不同尺度上進行物體檢測，確保能夠有效識別大大小小的物體，YOLOv8 之架構如圖 6.12 所示。

YOLOv8 在物件偵測中的關鍵是其使用的 bounding boxes。這些 bounding boxes 幫助算法對特定網格單元內的物體位置和大小做出正確的預測。通過利用 bounding boxes，YOLOv8 提高了其準確性和精確性，進一步增強了對影像中物體的識別能力(Aboah et al 2023)。透過標準化的模具，幫助 YOLOv8 確定它所遇到的物體的形狀和大小，有助於更準確的預測。除了識別物體及其大小外，YOLOv8 還額外進一步對所偵測到的物體進行分類並賦予信心分數。對於每個它發現的物體，YOLOv8 提供對該物體可能是什麼的猜測（例如本案分類不同型態的變電箱），並量化了對該猜測的信心程度。

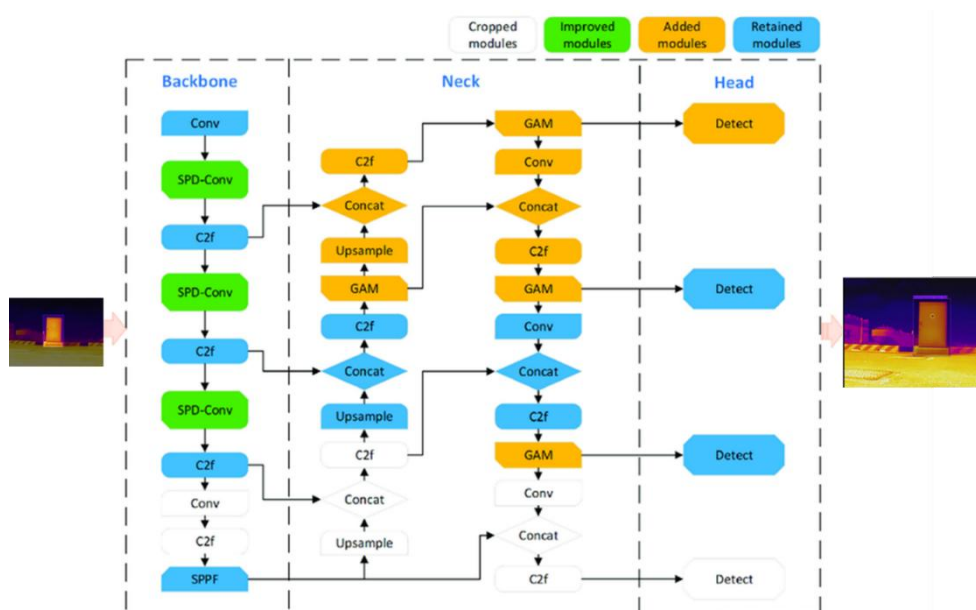


圖 6.12 Yolov8 物件辨識(變電箱)架構圖(Aboah et al 2023)

(3) 訓練細節

本計畫使用 YOLOv8 模型進行訓練，並使用 567 張訓練影像，同時運用影像增強技術(Data Augmentation)，以擴充訓練集，提高模型的泛化性 (generalization ability)。訓練資料集被分為 70%的訓練資料 (Training Set)、20%的驗證資料 (Validation Set) 以及 10%的測試資料 (Test Set)。模型的訓練參數如表 6-2 所示，包括 epochs 設定為 200，batch size 為 8，學習率為 0.0001，IoU (Intersection over Union) 設為 0.5，以確保模型在訓練過程中能夠達到良好的收斂。

表 6-2 變電箱模型訓練參數表

模型參數	設置數值
Epochs	200
最大 Epochs	200
Batch Size	8
Learning rate	0.0001
IoU	0.5

(4) 辨識成果

根據提供的訓練成果如圖 6.13 與表 6-3 所示。平均精度均值 (mAP) 達到了 93%。這表示該模型在偵測變電箱方面的準確性非常高。mAP 是一個綜合性能指標，綜合考慮了模型的準確性和召回率。一個高 mAP 值代表了模型在不同情景下的穩定性，即使在各種場景中，模型也能夠保持高水準的物件偵測能力。精度 (Precision) 達到了 82%。這表示當模型報告某個物件存在時，有 82%是正確的，而不是誤報。最後，召回率 (Recall) 達到了 94%。召回率表示模型能夠成功偵測出實際存在的變電箱的能力。在這個情境下，94%的召回率意味著模型幾乎可以找到所有存在的變電箱，僅有極少數的變電箱未被偵測到。

表 6-3 變電箱型訓練成果表

項目	mAP	Precision	Recall
變電箱	93%	82%	94%

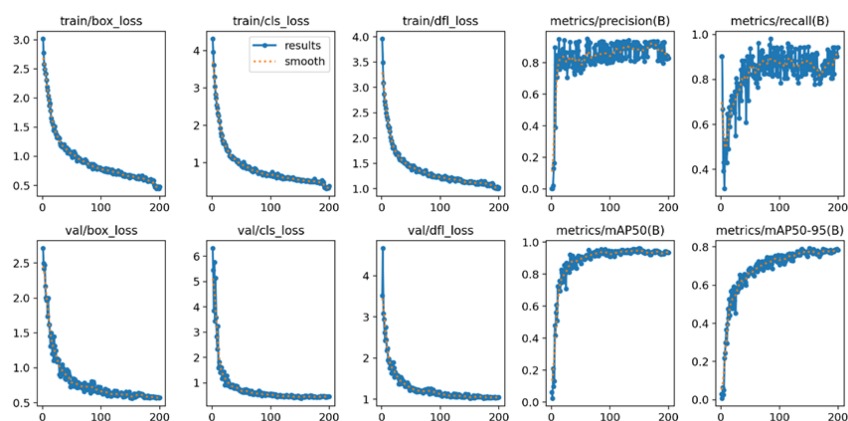


圖 6.13 變電箱模型訓練成果圖

(5) 成果驗證

在完成變電箱的辨識後，如圖 6.14 隨機選取了 4 個不同的例子，完全未參與任何模型訓練與驗證。並對其進行了熱影像的溫度偵測。結果顯示，變電箱偵測模型表現出了相當高的準確度，分別為 0.9 (90%)、0.9 (90%)、0.5(50%)和 0.3(30%)。其中可以由成果發現，在不同變電箱角度及尺度下，都能成功偵測。但在距離太近或太遠的偵測的信心指標會較低(0.5 與 0.3)。而距離適中無論任何角度都能成功偵測(0.9 與 0.9)。

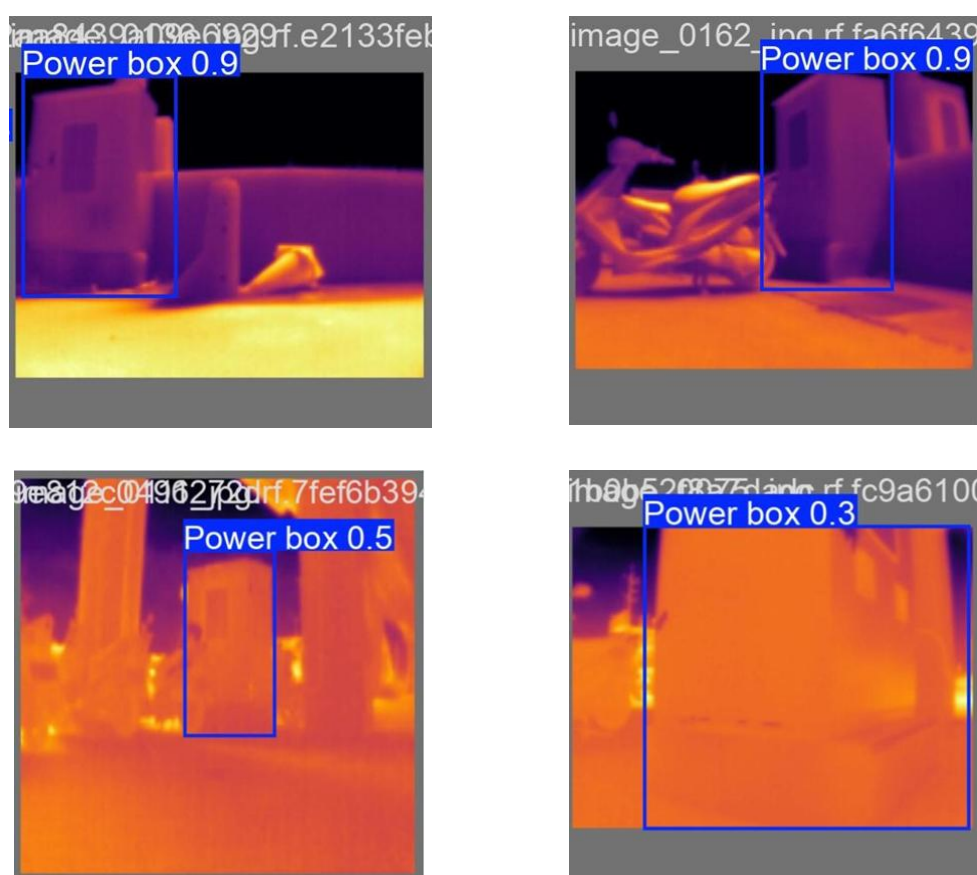


圖 6.14 變電箱實際成果驗證

6.1.4 胸牆結構線偵測模型

112 年度的結構線偵測僅使用霍夫直線，導致結果易受影像雜訊影響，而精度不高，無法計算出準確的斜率進行判斷。為此，本年度首先更新了結構線偵測模型，並在此基礎上開發了後續的歪斜判

釋等精進功能。此外，該結構線偵測模型也應用於伸縮縫法線偵測，為今年度新增的鋪面裂縫辨識奠定了基礎。

研究流程如圖 6.15 所示，首先會先取得道路拍攝的無人機影像，再經過 YOLOv8 模型取得胸牆法線的影像遮罩，接著使用霍夫直線預測胸牆走向，再透過線性方程式，計算胸牆法線是否發生錯位，同時計算胸牆兩側距離，針對各個 POI 拍攝的影像進行保存與視覺化呈現。



圖 6.15 胸牆法線預測及地理定位流程圖

(1) 資料集

本次模型使用影像資料集如圖 6.16，分配如下，分別為 2023 年 10 月 A 區影像共 88 張、2024 年 4 月 A 區影像 40 張、2024 年 8 月影像 74 張共 202 張影像，影像解析度為 3000 x 4000，GSD 約為 0.67 cm/pixel，A 區影像示意如圖 6.17 所示。

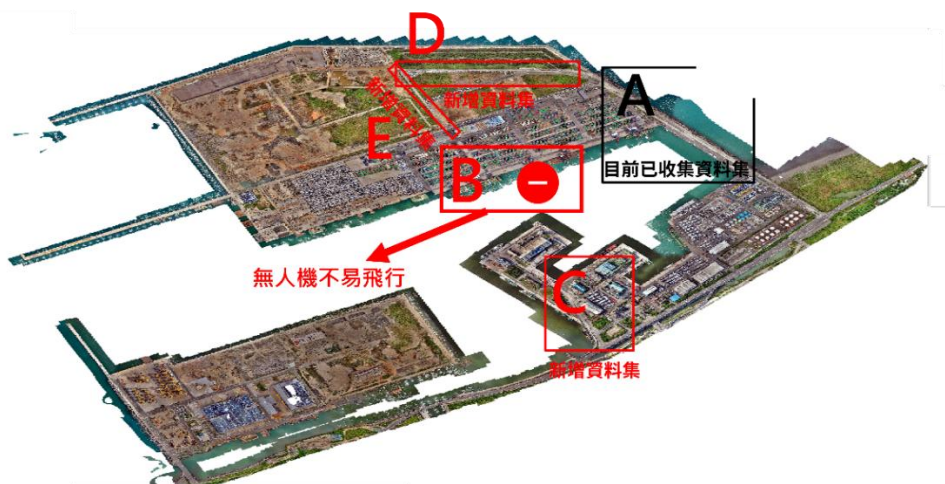


圖 6.16 港區資料集分布圖

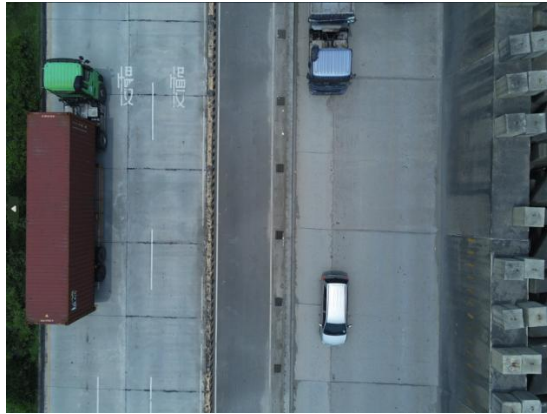


圖 6.17 A 區胸牆訓練影像

(2) 使用模型

本計畫將採用基於 YOLOv5 改進的 YOLOv8 模型，與 YOLOv5 相比，具有更少的參數和更好的特徵提取，並使用多尺度特徵融合，將 backbone 不同階段的特徵圖融合增強特徵表現能力。

(3) 訓練細節

堤面胸牆裂縫的標記如圖 6.18。紫色範圍，當裂縫遇到障礙物時則會分段。在影像當中的胸牆法線所示，依照像素為單位透過 polygon 的方式進行標註，標註完成後影像資料集總共標記類別數量為 955，在訓練過程中會將影像以 7:3 的方式切割影像資料集，故標記類別數量訓練及驗證集分別為 669 與 286。在訓練集中每張影像所包含的類別數量，如圖 6.19 所示，大部分影像集中於 1 個類別數量/圖片。



圖 6.18 訓練樣本標記示意(堤面胸牆為紫色部分)

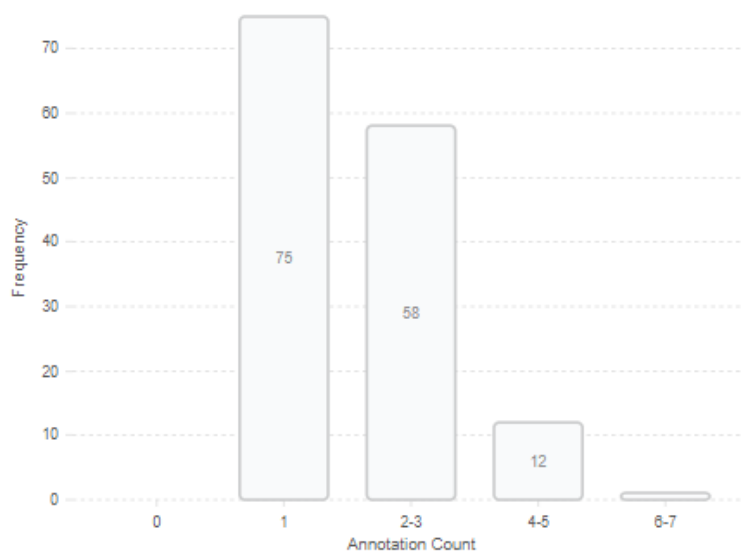


圖 6.19 標記類別數量統計直方圖

模型訓練如圖 6.20 使用 100epochs、batch_size 設定為 16、影像大小為 1024、pretrain_model 使用模型深度較輕的 YOLOv8n-seg 能夠使得模型在訓練學習過程較快速，並同時保有高精度的預測表現，學習率設定 0.0001 避免模型更新過於激烈，從而提升模型穩定性與準確性、momentum 設定 0.9，訓練影像有 6862 張(70%)，驗證影像為 2941(30%)。訓練完 300 回影像後，最終成果如圖 6.20 在胸牆裂縫偵測上 mAP50 表示當物件的預測框與實際框的 IoU（交並比）大於等於 0.5 時，模型的平均準確率預測達到 0.831，Recall 指被成功檢測到的目標數量佔總目標數量的比例為 0.763，驗證資料集 precision 為 0.85、recall 為 0.73、MAP50 為 0.784，由圖 6.21 所示在正規化混淆矩陣中，胸牆法線預測正確比例為 0.76。

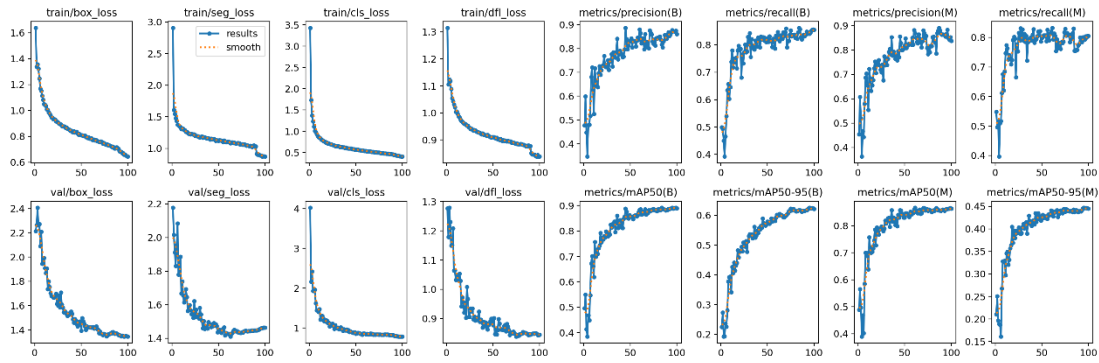


圖 6.20 法線側模型訓練過程

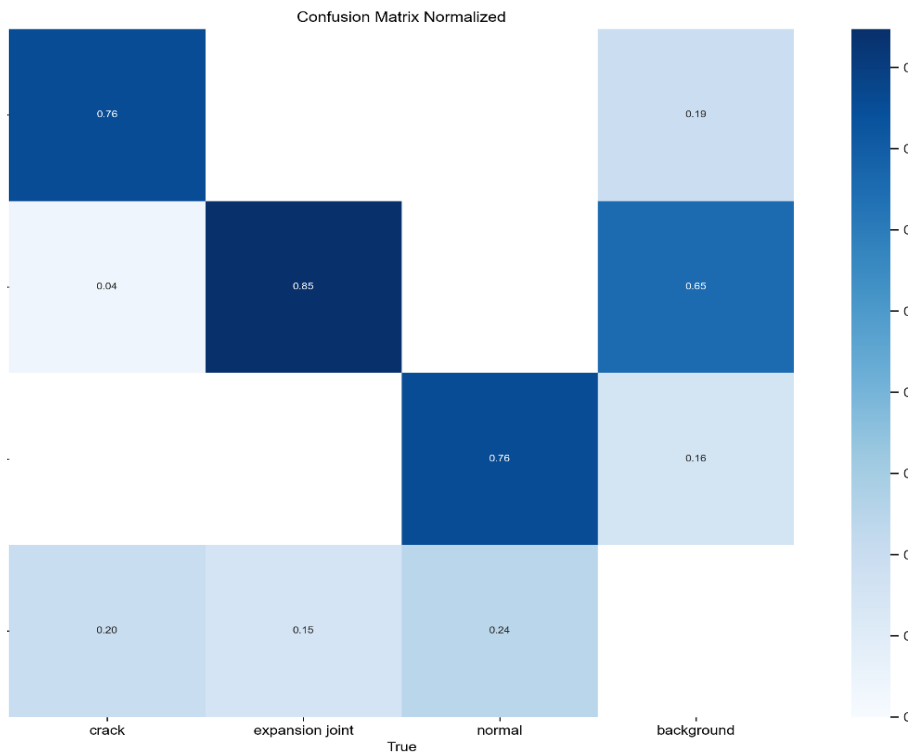


圖 6.21 胸牆法線、伸縮縫、裂縫之正規化混淆矩陣圖

(4) 霍夫直線預測法線

為了取得胸牆在影像中的走向及變化情形，需要採用霍夫直線來進行直線預測，霍夫直線的原理是透過在影像空間坐標系當中與影像參數坐標系之間的轉換，在影像空間坐標系的點位在參數坐標系中呈現為波函數的形式，若當複合點位存在於空間中能夠形成直線則在參數坐標系下則會有波的重複點位存在，將相交點映射到空間坐標系上則能夠預測影像在空間上存在的直線，然而在目前多數

霍夫直線預測的應用上，容易受到影像當中過多的資訊干擾若未經過模型預測的過程直接對影像採用霍夫直線預測，則影像當中會出現過多的直線預測，無法提取出胸牆直線的預測成果，因此採用遮罩進行霍夫直線預測如圖 6.22 所示，透過 YOLOv8 產製的法線遮罩能夠將影像中雜訊去除，保留目標物，再透過霍夫直線預測，獲取在影像中法線的長度、走向...等資訊。

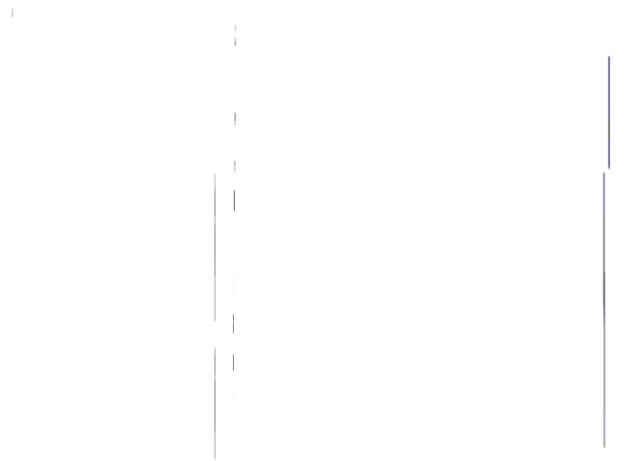


圖 6.22 胸牆法線遮罩進行霍夫直線預測影像(左)胸牆法線預測遮罩(右)霍夫直線預測

(5) 辨識成果

在胸牆的檢測上，目前已能夠正確分配各個 POI 的無人機影像，將模型預測的成果繪製於 POI 上，並能夠針對各個 POI 是否發生錯位透過霍夫直線與 YOLOv8 模型遮罩進行預測，預測成果將會由 3 個顏色顯示，分別為紅色(異常)、綠色(正常)與橘色(無偵測)，偵測成功影像會如圖 6.23 所示，綠色區域為繪製胸牆的範圍，輔助在判釋時能夠清楚看出預測成果。

經過錯位檢測過後，每張影像會保存至相對應該伸縮縫像素值的 POI 位置，因此每個 POI 會有存放 3 個資料夾，分別為 img、record 與 visualize 資料夾，預測完的成果影像會存放在 img 資料夾中，並將預測成果存成 json 檔，最終會評估所有的預測影像，若是發生異

常影像超過 2 張時，則會輸出異常影像，若是皆為正常影像的話，則輸出正常影像，若無預測的話，則輸出無預測影像，最終平台上呈現影像為 visualize 資料夾內的影像，並將該對應顏色存於對應 POI 的 ICON 中如圖 6.24。

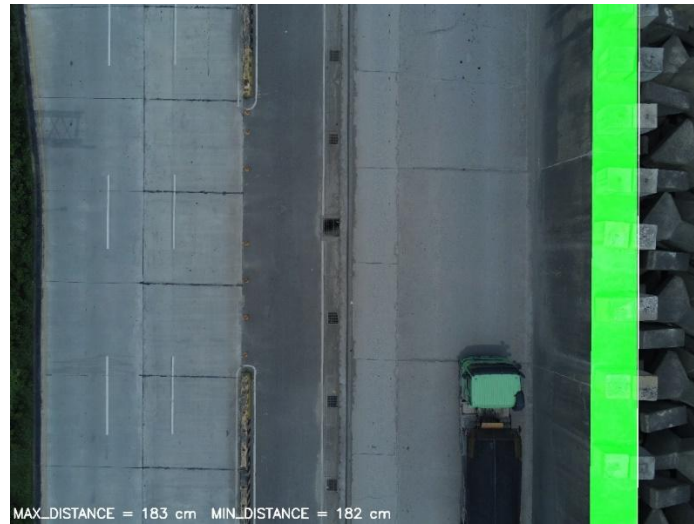


圖 6.23 20240529 資料集偵測影像

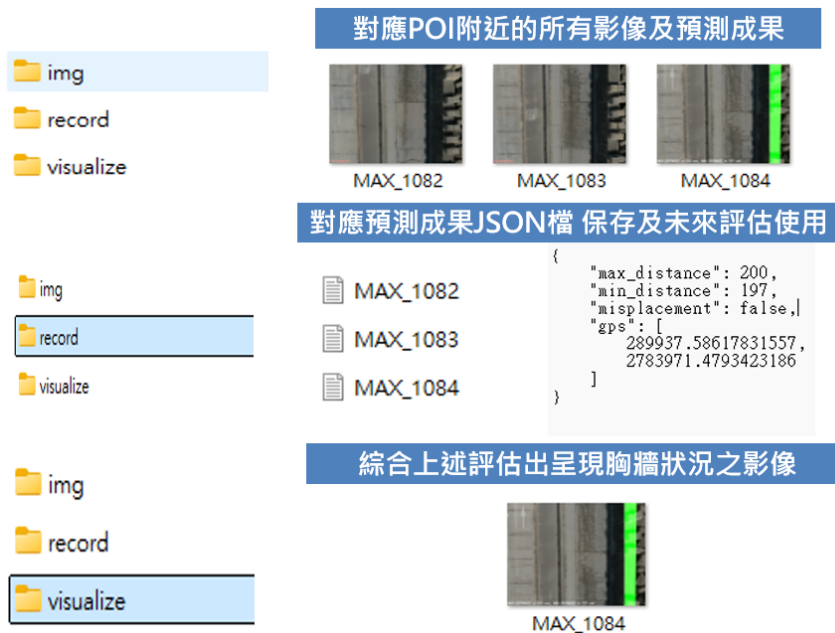


圖 6.24 平台上影像呈現流程

平台上的胸牆位置如圖 6.25 所示，在 A 區(道路)共 34 個 POI。

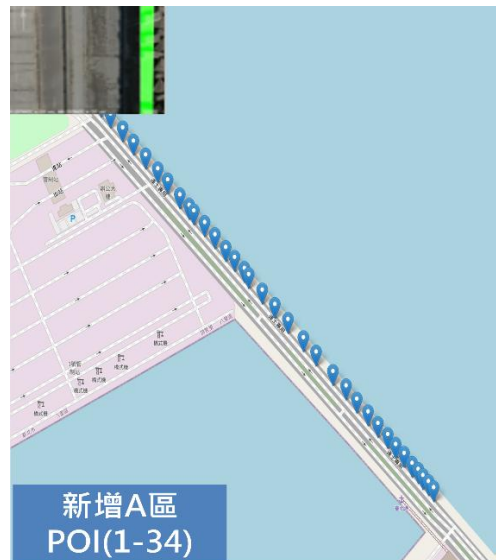


圖 6.25 胸牆在平台上 POI 及樣態呈現

(6) 成果驗證

在目前預測成果中遇到 3 種預測狀況，分別為一般情形、無預測以及錯位，一般情形為成功檢測到 2 條邊緣線並且確認沒有錯未發生，無預測為僅偵測到一條邊緣線或無偵測而錯位為偵測到有線段未重合時會分類為錯位，在目前成果中(圖 6.26)，多數胸牆皆屬於一般情形，有少部分錯位情形，經人員查驗過後推估屬於正常情形，未來將會加入 A 區更多區域的胸牆，納入更多可能情況並加以修正。

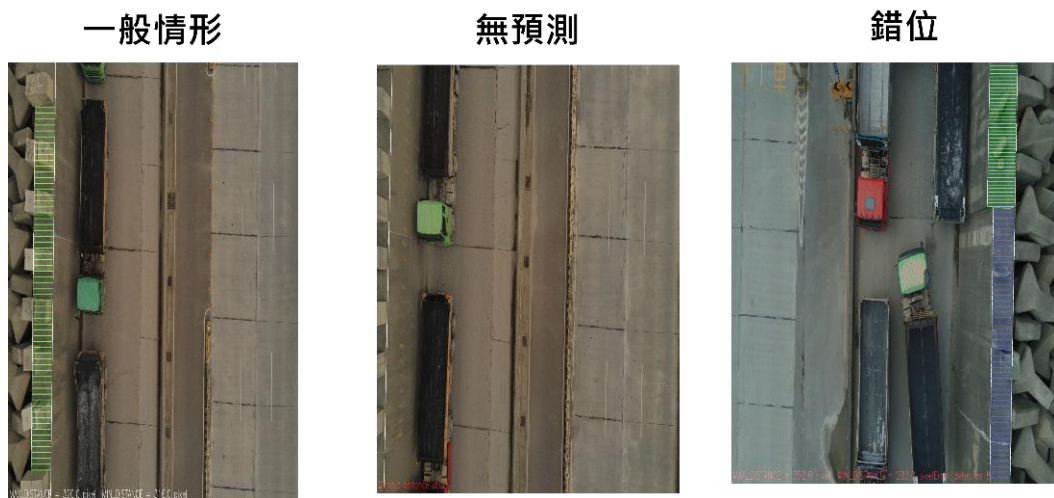


圖 6.26 預測成果分類

6.1.5 碼頭面伸縮縫偵測模型

伸縮縫偵測模型延續胸牆法線模型流程，並加入地理定位方法，以檢測每條伸縮縫的狀態。研究流程如圖 6.27 所示，首先會先取得道路拍攝的無人機影像，再經過 YOLOv8 模型取得道路伸縮縫的影像遮罩，同時透過將拍攝區域的正射底圖範圍與無人機影像進行 SIFT 計算取得 2 張影像之間的特徵點，若是在匹配過程中發生異常，則會重新調整匹配參數，再次進行匹配，直到成功匹配後將預測後的伸縮縫遮罩投影至正射底圖上，獲得預測後的伸縮縫遮罩在實際物空間的位置，接著再利用霍夫直線檢測各個 POI 下的伸縮縫是否出現相交異常的情況，並將成果紀錄於平台中。

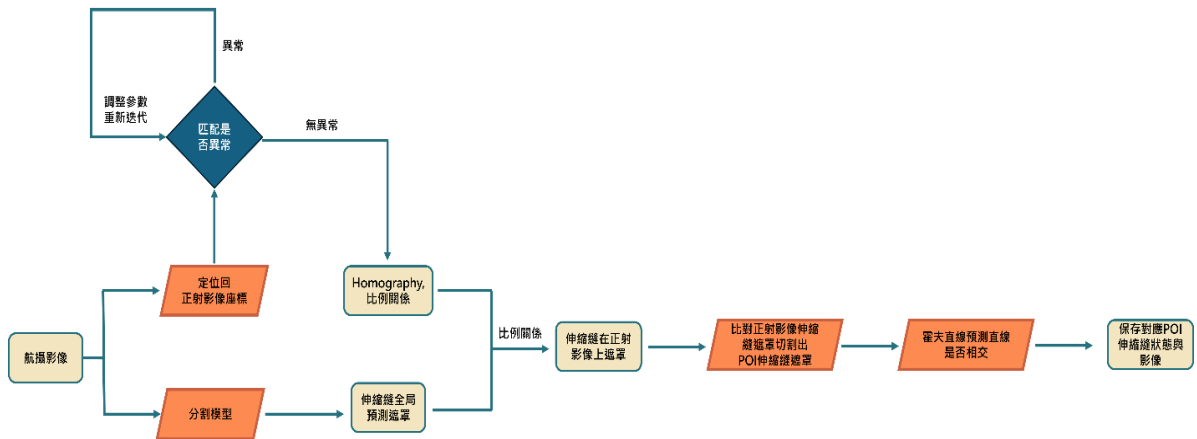


圖 6.27 伸縮縫預測及地理定位流程圖

(1) 資料集

本次模型使用影像資料集分配如下，分別為 2023 年 10 月 A 區影像共 88 張、2024 年 4 月 A 區影像 40 張、2024 年 5 月 D 區影像 100 張、2024 年 7 月影像 74 張、2024 年 8 月影像 74 張共 376 張影像，影像解析度為 3000 x 4000，GSD 約為 0.67 cm/pixel，A 區道路伸縮縫示意如圖 6.28 所示。

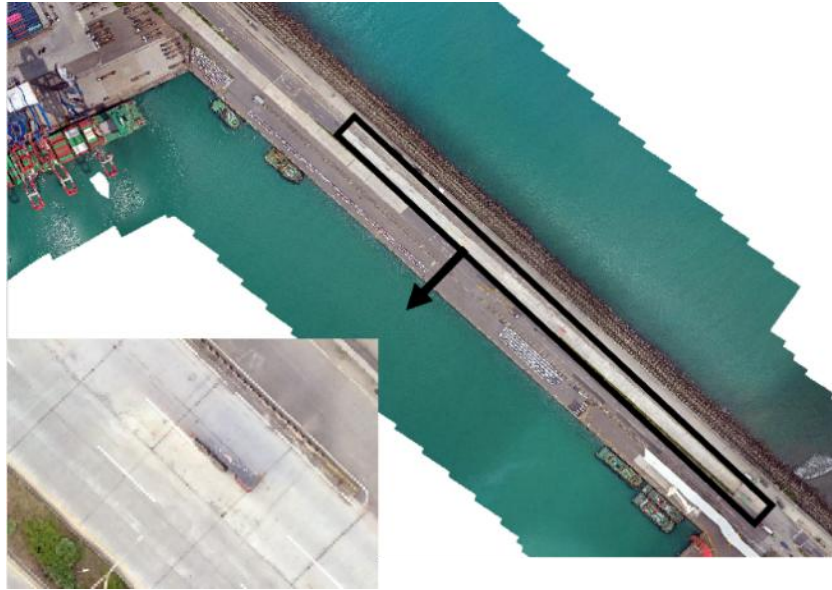


圖 6.28 A 區道路伸縮縫圖

圖 6.29 為所訓練資料集中的各樣態分布影像，不同區域的伸縮縫特徵、顏色、區塊距離、鋪面完整度也略有不同，透過增加不同的伸縮縫樣態提高模型的泛用性。

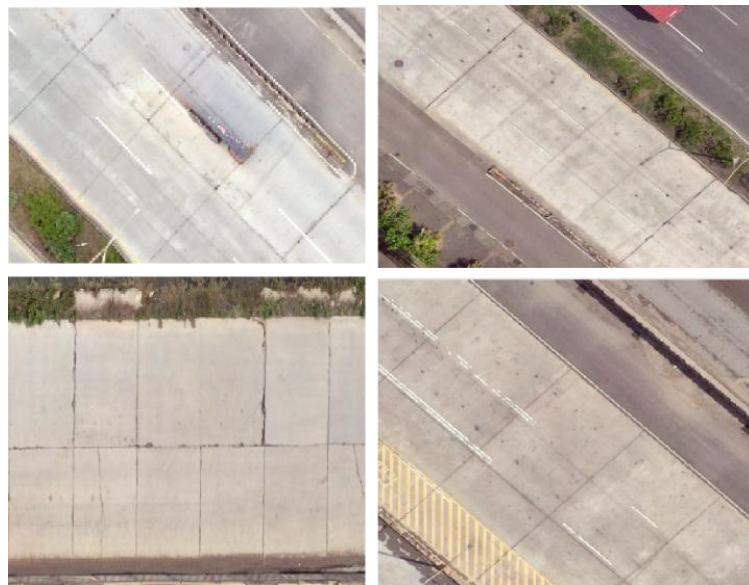


圖 6.29 各區域伸縮縫影像(左上)(右上)(左下)A 區伸縮縫影像(左下)D 區伸縮縫影像

(2) 使用模型

堤面伸縮縫與馬頭結構線之差異僅在剛興柔性材質的差別，因此，模型使用上同 6.1.4(2)，在模型上區分成 2 種類別。

(3) 訓練細節

在影像當中的伸縮縫樣態如圖 6.30 所示，依照像素為單位透過 polygon 的方式進行標註，標註完成後影像資料集總共標記類別數量為 2720，在訓練過程中會將影像以 7:3 的方式切割影像資料集，故標記類別數量訓練及驗證集分別為 1904 與 816。在訓練集中每張影像所包含的類別數量如圖 6.31 所示，大部分影像集中於 2-7 個類別數量/圖片。

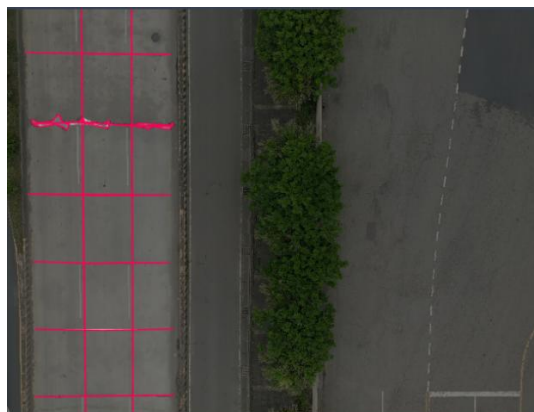


圖 6.30 伸縮縫標註樣態展示

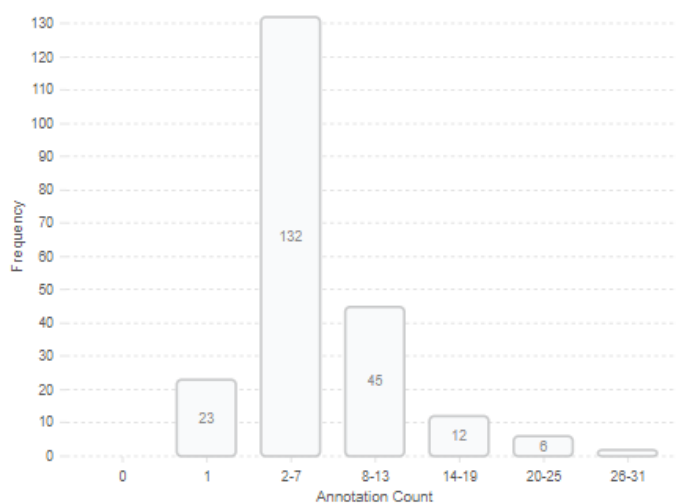


圖 6.31 標記類別數量統計直方圖

(4) 辨識成果

同 6.1.4(4)。

(5) 投影定位方法

為了獲取拍攝無人機影像於正射底圖(圖 6.32)的真實地理對位，必須取得無人機拍攝影像與臺北港正射底圖的轉換關係，以獲得在實際物空間上伸縮縫的真實地理定位位置。因此，必須先切割出如圖 6.33 所示，A 區與 F 區的正射底圖，正射底圖 GSD 為 2.5cm/pixel，將各個區域分別切割也能夠節省在計算對位中的運算資源。

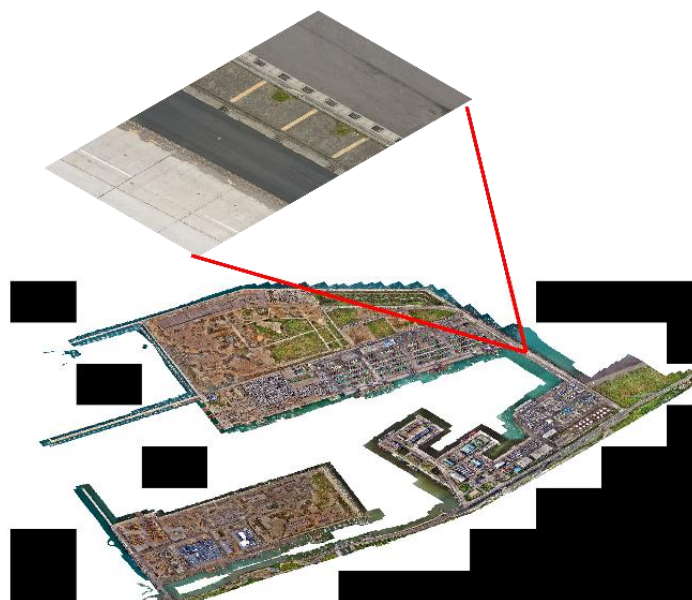


圖 6.32 無人機影像對應正射底圖

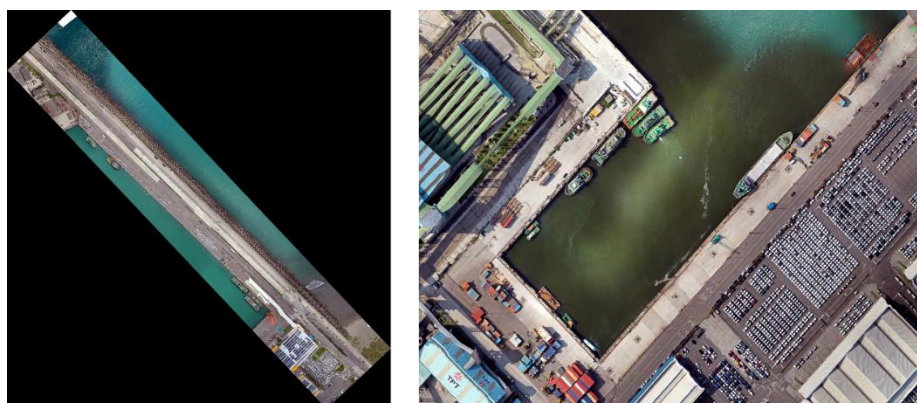


圖 6.33 正射底圖(左)A 區(右)F 區

接著，藉由 Homography 矩陣計算得到兩張影像之間姿態轉換的關係，計算過程如下：

假設圖片為 I_1 及 I_2 ，對應的特徵點為 P_1 及 P_2 ，而此特徵點落在三維空間中的平面 P 上，並假設此平面的方程式為：

$$n^T P + d = 0, \frac{-n^T P}{d} = 1 \quad (1)$$

把此式帶回至 pinhole 相機模型的式子：

$$p_2 \cong K(RP + t), p_1 \cong KP \quad (2)$$

整理過後可以得到式(3)：

$$p_2 \cong K\left(R - \frac{tn^T}{d}\right)K^{-1}p_1 \quad (3)$$

將中間的部分寫成 H 得到式(4)

$$p_2 \cong Hp_1 \quad (4)$$

式(4)為 Homography 矩陣與兩張圖片上對應的特徵點關係式，將式(4)展開後得到式(5)：

$$\begin{bmatrix} u_2 \\ v_2 \\ 1 \end{bmatrix} \cong \begin{bmatrix} h_1 & h_2 & h_3 \\ h_4 & h_5 & h_6 \\ h_7 & h_8 & h_9 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1 \\ v_1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

令 $h_9 = 1$ ，得式(6)(7)

$$u_2 = \frac{h_1 u_1 + h_2 v_1 + h_3}{h_7 u_1 + h_8 v_1 + 1} \quad (6)$$

$$v_2 = \frac{h_4 u_1 + h_5 v_1 + h_6}{h_7 u_1 + h_8 v_1 + 1} \quad (7)$$

經整理得式(8)-(9)

$$u_2 = h_1 u_1 + h_2 v_1 + h_3 - h_7 u_1 u_2 - h_8 v_1 v_2 \quad (8)$$

$$v_2 = h_4 u_1 + h_5 v_1 + h_6 - h_7 u_1 u_2 - h_8 v_1 v_2 \quad (9)$$

故每一組對應特徵點可以共線式(10)

$$\begin{bmatrix} u_1 & v_1 & 1 & 0 & 0 & 0 & -u_1 u_2 & -v_1 u_2 \\ 0 & 0 & 0 & u_1 & v_1 & 1 & -u_1 v_2 & -v_1 v_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_1 \\ h_2 \\ h_3 \\ h_4 \\ h_5 \\ h_6 \\ h_7 \\ h_8 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_2 \\ v_2 \end{bmatrix} \quad (10)$$

最終計算出來方程式(10)，又稱 Direct Linear Transform(DLT)，計算後可以再計算出旋轉矩陣 R 與平移向量 t 轉換，而特徵點的取得使用尺度不變特徵變換匹配算法 Scale Invariant Feature Transform(SIFT)計算。

SIFT (Scale-Invariant Feature Transform) 被視為 1 種影像特徵描述子，簡單來說就是從 1 張影像中找尋出重要或獨特的特徵點，並透過這些特徵點來表示整張影像。SIFT 技術的特點在於其具備標度和旋轉不變性，這意味著它能夠偵測同一物體在不同尺度和旋轉下的特徵，即使物體會因為在不同位置、不同距離或角度下看起來不同，但是 SIFT 技術仍能有效將它們描繪出來。

為了解決 1 張影像中可能會有多個物體或場景，SIFT 算法會先找出關鍵點 (keypoints)，也就是在影像中具有顯著變化的特徵點，這些特徵點在整個影像中都是獨特的，通常是色彩、紋理、邊緣、角度等方面的變化都非常明顯，而且對於影像的旋轉和縮放都不會影響到這些特徵點的位置和大小。SIFT 技術會以這些特徵點為基礎，構建出 1 個高級的特徵向量，以此來描述物體的特徵。

正射底圖與無人機影像匹配區域的影像，會先從輸入的目標影像(無人機影像)的 exif 資訊中取得該影像的 GPS 座標，接著將 GPS

座標投影至正射底圖上找到對應的位置，以 GPS 座標為原點切割出 2000x2000 的範圍，得到對應目標影像的局部正射底圖區域，進行 SIFT 匹配，如圖 6.34 所示，匹配後特徵點將會計算 homography 矩陣，計算目標影像與切割的局部正射底圖的轉換關係，在匹配過程中可能會遇到匹配錯誤的情形，如圖 6.35 所示。

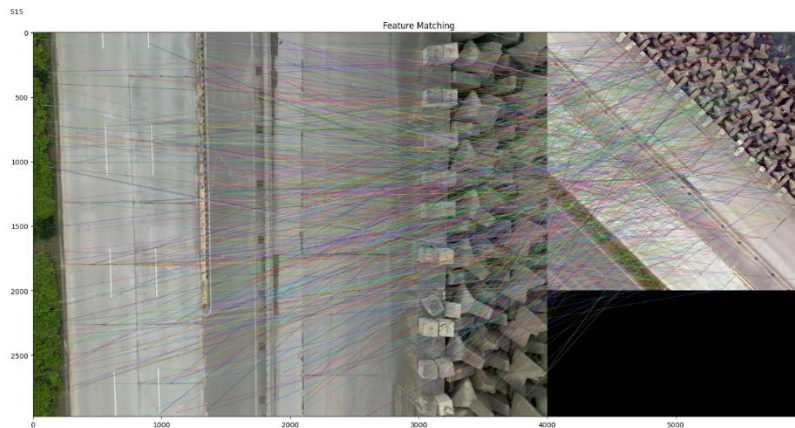


圖 6.34 SIFT 匹配無人機影像和正射影像特徵點圖(左)無人機拍攝影像(右)正射底圖對應位置之切片

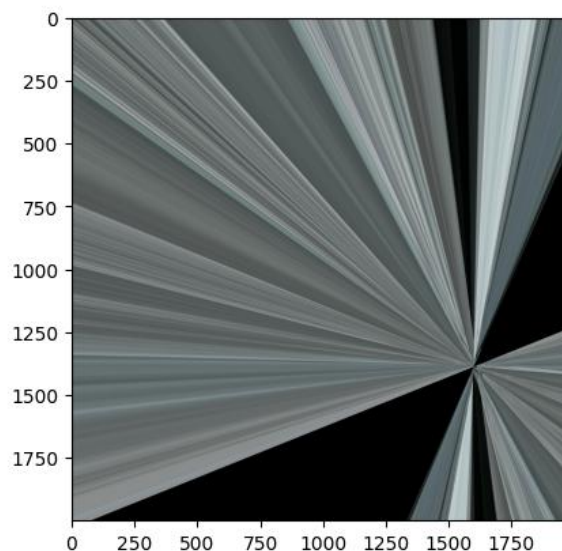


圖 6.35 SIFT 匹配異常影像

當匹配過程中，會檢視在不同地區投影時的 homography 矩陣，透過各地區的矩陣特徵，可以自適應調整 SIFT 投影是否發生異常，本研究中會透過調整 SIFT 中的 sigma 參數，藉由調整高斯輸入層，能夠使得圖像模糊或清晰化，使得影像特徵點能夠重新校正。

(6) 成果驗證

由圖 6.36 所示，目前已成功將模型預測的成果，將預測伸縮縫以 POI 為單位進行投影，能夠從預測影像中看出對應 POI 的伸縮縫位置，並檢視是否有發生錯位，在 A 區正確的解析度月份下能夠抓取 7 成以上的伸縮縫數量，在 F 區中，投影成功下也能夠抓到 7 成的數量，經過地理定位的方式，能夠將多條伸縮縫的影像進行切割，使得在錯位檢測的過程中，可以針對每條進行檢測，確認是否有發生錯位，相比與多條伸縮縫檢測，可以達到更優秀的精度與預測成果。

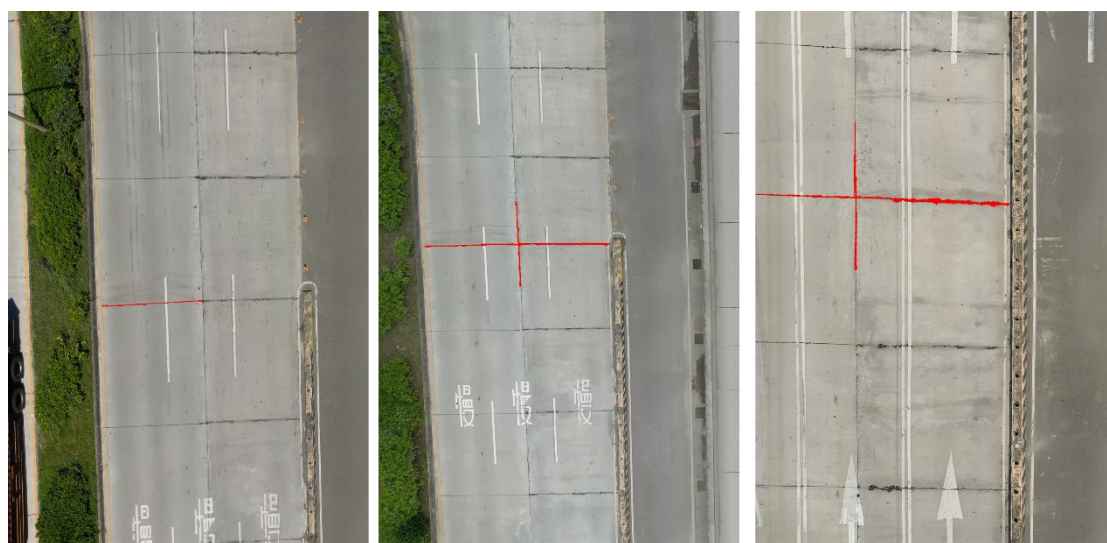


圖 6.36 預測成果展示圖(左)20240708 資料集(中)20240529 資料集(右)20240829 資料集

預測成果主要會分類為 3 個等級，分別為紅色(red)、綠色(green)與橘色(orange)，紅色表示預測出來的交點過多或異常，需要人工檢視，綠色表示預測交點與預期相符無異常，橘色表示無檢測到交點，需要人工輔助判別是否有異常情形發生，在無人機影像有正確拍攝

到完整伸縮縫的月份，如圖 6.37 所示，能夠成功針對各條 POI 確認伸縮縫樣態與是否有異常錯位，如在 A-1 區的伸縮縫預期交點皆為一個，若是有錯位的情形發生時，則會出現多個交點的情況，如圖 6.41 所示，則會顯示為紅色，若有異常可由人工輔助判釋是否有異常情況發生。

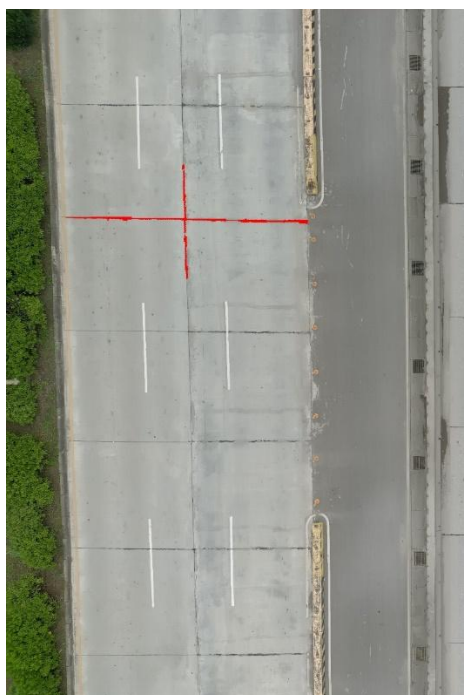


圖 6.37 20240529 正確檢測影像(POI:26)

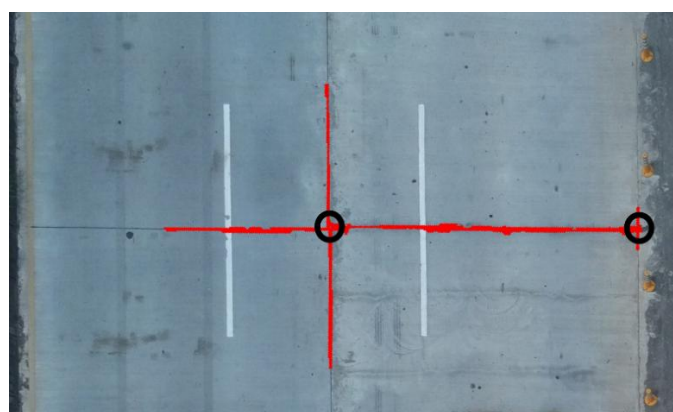


圖 6.38 伸縮縫交點預測異常影像，黑色圈圈為交點

經過錯位檢測過後，每張影像會保存至相對應該伸縮縫像素值的 POI 位置，因此每個 POI 會有存放 3 個資料夾如圖 6.39，分別為 pred_imgs、record 與 vis 資料夾，預測完的成果影像會存放在

pred_imgs 資料夾中，並將預測成果存成 json 檔，最終會評估所有的預測影像，若是發生異常影像超過 2 張時，則會輸出異常影像，若是皆為正常影像的話，則輸出正常影像，若無預測的話，則輸出無預測影像，並在檔案名稱前儲存預測成果，如:GREEN_MAX_0615、RED_MAX_0616...，最終平台上呈現影像為 vis 資料夾內的影像，並將該對應顏色存於對應 POI 的 ICON 中。

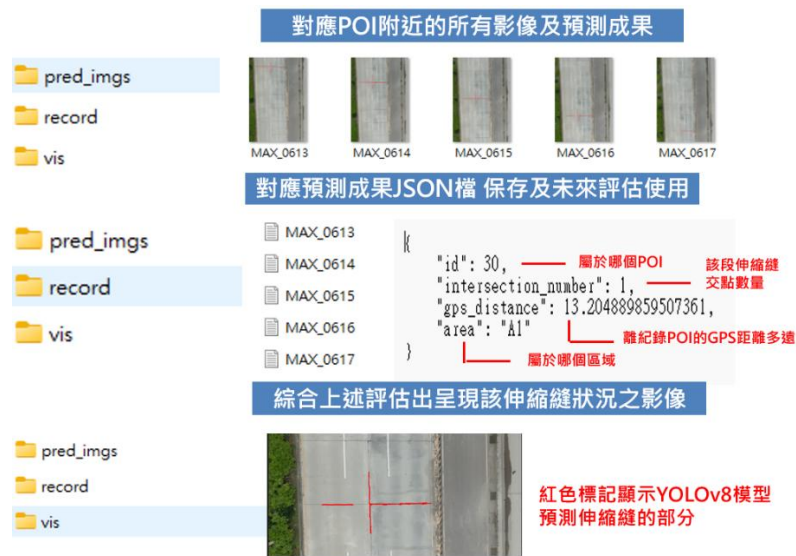


圖 6.39 平台上影像呈現流程

平台上的伸縮縫位置如圖 6.40 所示，在 A 區(道路)共 179 個 POI，每個 POI 會對應相對位置的伸縮縫，而在 F 區(港區)有 30 個 POI，共 30 條伸縮縫。



圖 6.40 伸縮縫在平台上 POI 及樣態呈現

6.1.6 路面坑洞偵測模型

(1) 資料集

113 年度新增之坑洞分類項目使用之資料集包含臺北港及臺中港之影像資料，除了舊有臺中港之資料外，新增之臺北港影像為 2023 五月、七月，及九月之巡檢影像，目標區域為港區 A1 道路，如圖 6.41 所示，其中含有坑洞之影像為 16 張。原始影像為 7680*4320 的解析度，訓練過程將其裁切為 480*480 之訓練影像，其中 38 張訓練影像含有坑洞，其中 8 張設置為測試資料，而為了避免無坑洞影像過多導致影響模型訓練，僅保留了 45 張無坑洞之訓練影像，因此，臺北港資料集之訓練資料及測試資料為 75:8，如圖 6.42 所示。而臺中港資料集之訓練資料及測試資料為 240:25，明顯多於臺北港，大小為 342*405，如圖 6.43 所示。



圖 6.41 臺北港正射影像，紅框處即為臺北港測試資料位置

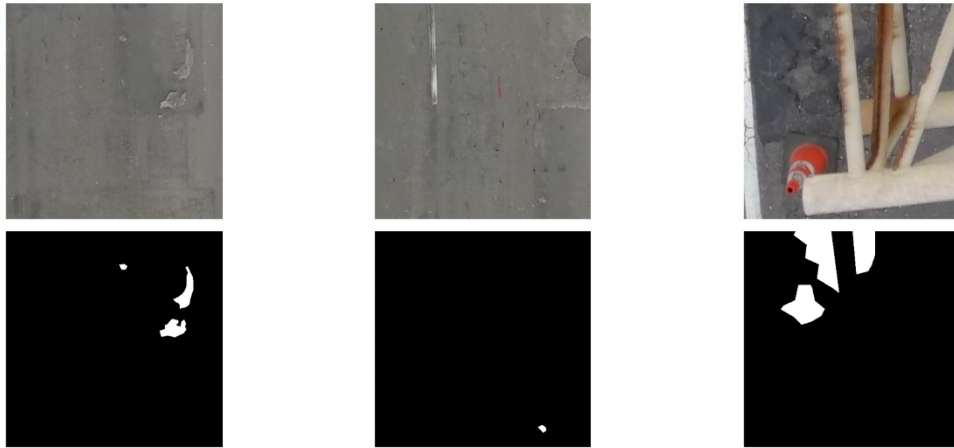


圖 6.42 臺北港坑洞資料，上為影像下為標註

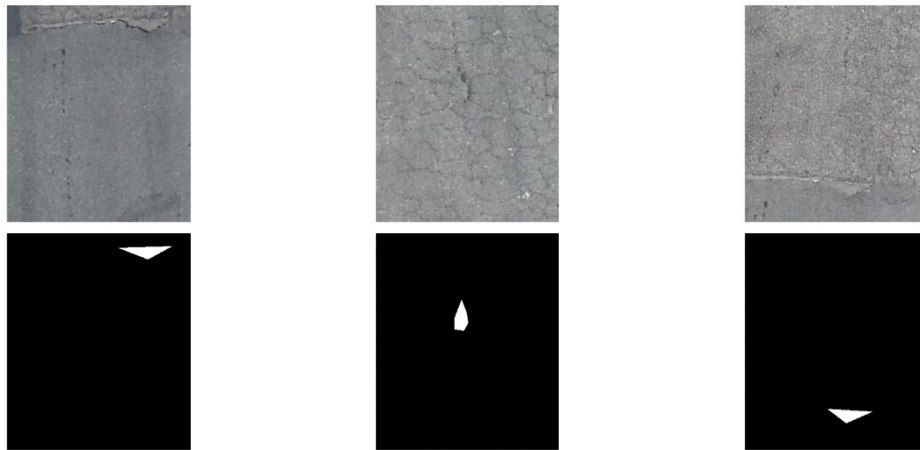


圖 6.43 臺中港坑洞資料，上為影像下為標註

(2) 使用模型

使用之模型架構同路面裂縫之偵測模型為 U-Net++ (Zhou et al., 2018)，模型架構如圖 6.44 所示，相較於傳統之 U-Net，U-Net++ 在殘差連結上新增了數個節點，以更好地處理淺層和深層之間的特徵傳遞，減少了特徵信息的流失。此結構也在 112 年度的研究證明了其能夠偵測在路面上的破壞，因此，113 年度沿用此模型架構。

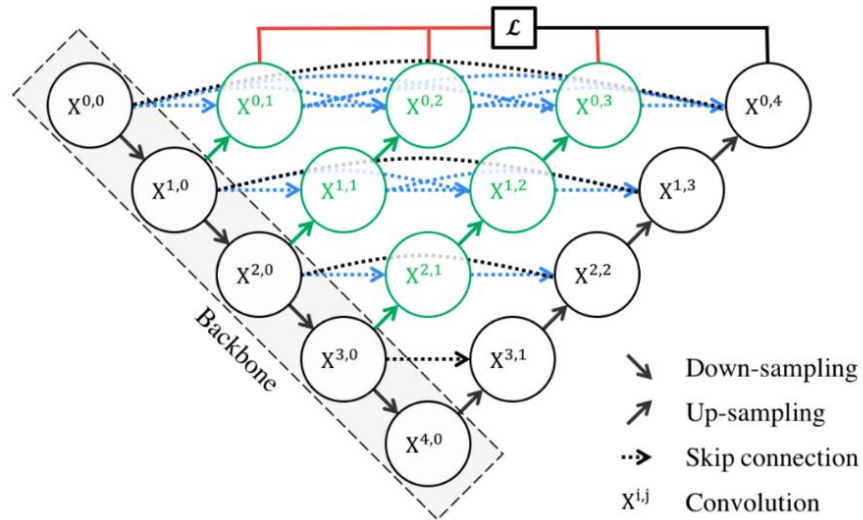


圖 6.44 U-Net++架構

(3) 訓練細節

訓練細節基本上沿用 112 年之設定，編碼器使用 Efficientnet-B6(Tan and Le, 2019) 強化模型在特徵提取方面的能力，並使用遷移式學習將編碼器先預訓練在一個大型的 imagenet 資料集上以解決資料量不足的問題，損失方程式使用 Lovasz Loss(Berman et al., 2018) 加上 Cross Entropy，使訓練過程中模型的預測結果與真實標註的差距能夠更正確的被評估，使得訓練更有效率，使用資料強化後在搭載了四個 Intel Xeon E5-2620 CPUs 的 NVIDIA RTX Quadro 8000 GPU 上進行訓練，訓練細節如表 6-4。

表 6-4 坑洞模型訓練細節

訓練參數	值
預訓練編碼器	Efficientnet-B6 (imagenet)
損失方程式	Cross Entropy + Lovasz Loss
優化器	Adam
基礎學習率 (LRbase)	0.0001
學習率調整方程式	$LR = LRbase * (1 - Epochcurrent / Epochmax)^{0.9}$
最大迭代數 (Epochmax)	50
批次大小	3

(4) 辨識成果

模型訓練將 2 個資料集混合進行訓練，訓練集共含 315 張，臺中港資料與臺北港資料的比例為 240:75，而測試集共含 83 張，臺中港資料與臺北港資料的比例為 75:8，並使用了 intersection over union (IoU) 指標進行評估，如圖 6.45 所示，該指標是一種常用於評估圖像分割性能的指標。其嚴謹的以像素級的方式一個一個像素的衡量模型預測的分割區域與實際分割區域之間的重疊程度，值會在 0 到 1 之間，越大則代表重疊度越高，模型預測效能越好，常應用於物體檢測和語義分割等應用中。

學習曲線如圖 6.46 所示，表示模型在迭代過程中的表現變化，本研究將模型在不同資料集的表現獨立展示，因此會有 3 條曲線，綠線代表模型在臺中港測試集的表現，橘線代表模型在臺北港測試集的表現，而藍線代表兩者混合的計算成果，由於訓練資料較多的緣故，模型在臺中港資料集的表現較佳且穩定，而臺北港的表現則起伏較大，有時甚至接近於零，代表其有因為資料量過少所導致的過度擬合(overfitting)問題，在未來能夠透過資料集的擴充來解決，而本計畫使用模型在臺北港測試集中表現最佳的迭代數來當做最終模型權重以解決此問題。

模型測試成果如表 6-5 所示，可見模型在 83 張中的測試資料集中 IoU 高達 82.1，其中在臺中港的 75 張影像中較優，可達 88.4，而資料量較少的臺北港資料則為 52.8，圖 6.47 為預測成果，其上圖為預測成功實例，可見模型能抓取路面坑洞輪廓，而其下圖可見模型有可能將路面補釘誤識為坑洞，進而影響模型表現。

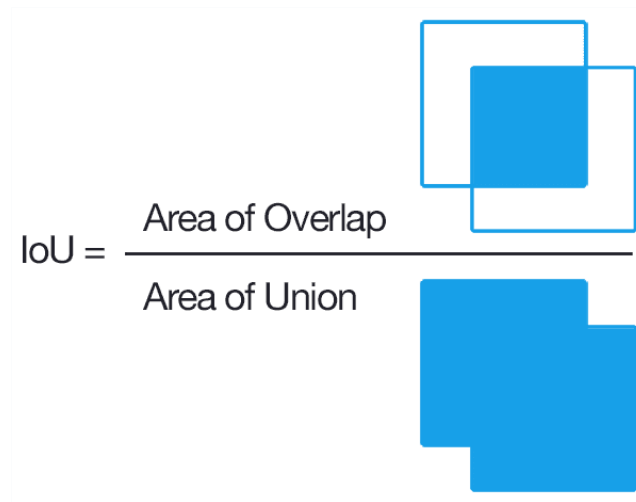


圖 6.45 圖解 intersection over union(IoU)

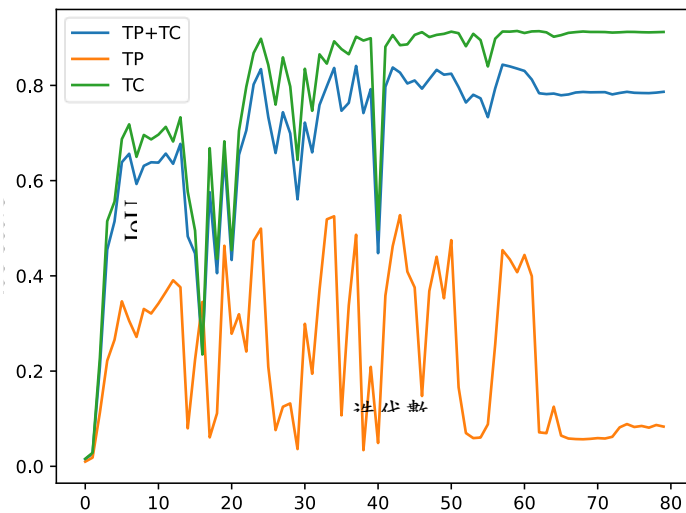


圖 6.46 坑洞模型之學習曲線

表 6-5 坑洞模型測試成果

	IoU(%)	
	背景	坑洞
臺北港	99	52.8
臺中港	99	88.4
混和	99	82.1

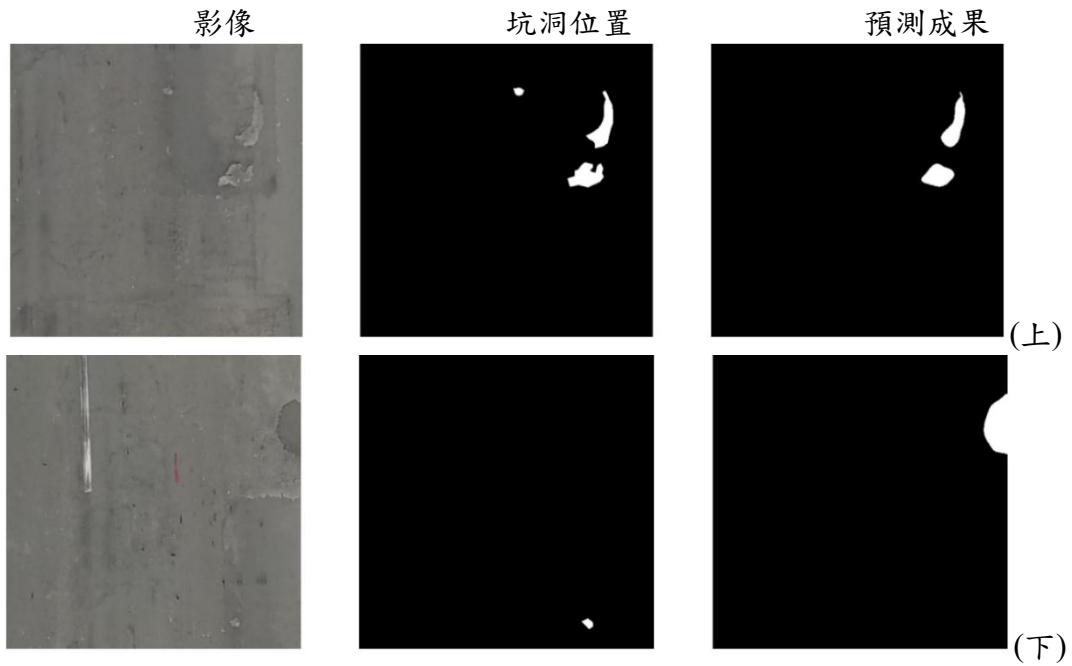


圖 6.47 坑洞模型預測成果

(5) 成果驗證

此節將驗證模型預測成果與實際狀況的差異，將使用港區 A1 道路為例，實際測試區域及該處航攝圖，如圖 6.48。所示，初始航攝圖大小為 7680*4320，裁切為 480*480 大小後依序讓模型預測並重建回原始大小，成果如圖 6.49 所示，綠色表示預測成功，黃色表示無坑洞誤識為有坑洞，紅色表示有坑洞但無法辨識，可見該區域除了一個較小的坑洞，其他皆能成功辨識，但模型也容易將水溝蓋等物體辨識成坑洞。



圖 6.48 坑洞測試區域(A1 道路)，(a)測試位置，(b)測試影像

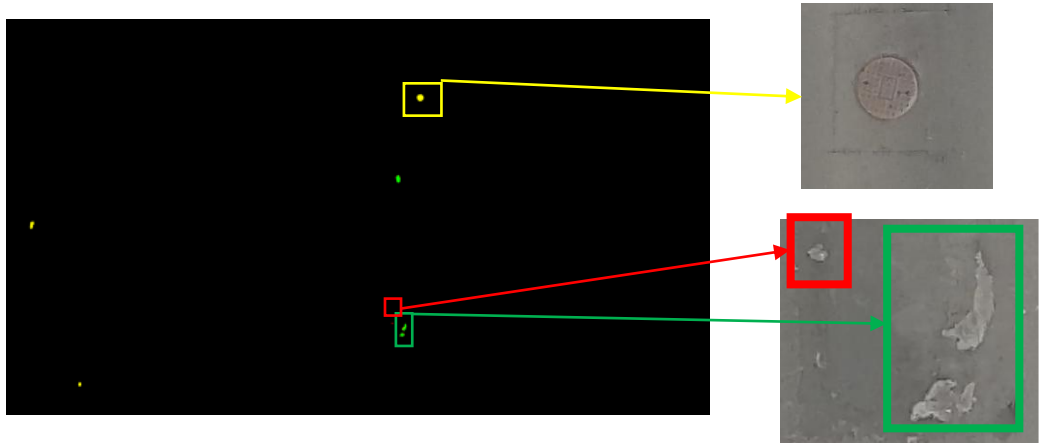


圖 6.49 坑洞模型預測成果驗證

6.2 現有標的物模型精進

除前述已穩定且不再更新的模型外，針對 113 年度仍有待完善之模型，本年度持續進行相關流程與模型之調整，並進一步嘗試精進現有標的物之辨識成果。

6.2.1 伸縮縫寬度檢測

今年度針對伸縮縫影像分析作業，全面優化並自動化了技術流程。首先，資料前處理部分引入自動化批次縮放與裁切，大幅提升影像處理速度與後續分析效率。其次，導入 YOLOv11 深度學習物件偵測與語意分割模型，能自動且精準辨識伸縮縫區域及型態，取代傳統仰賴人工的方式，顯著降低人為參與與判讀誤差。異常判斷方面，模型預測結果會直接比對設計規範，自動判別異常寬度，並以不同色框標註異常型態，讓伸縮縫狀態一目了然，便於後續決策。可視化呈現上，系統將模型判讀結果自動疊加於原始影像，提升辨識直觀性並方便維護單位查核。資料標註與驗證流程也更加完整，採用分月分批標註與以未見過月份資料驗證，強化模型泛化能力與實務可靠度。完整流程圖如圖 6.50。

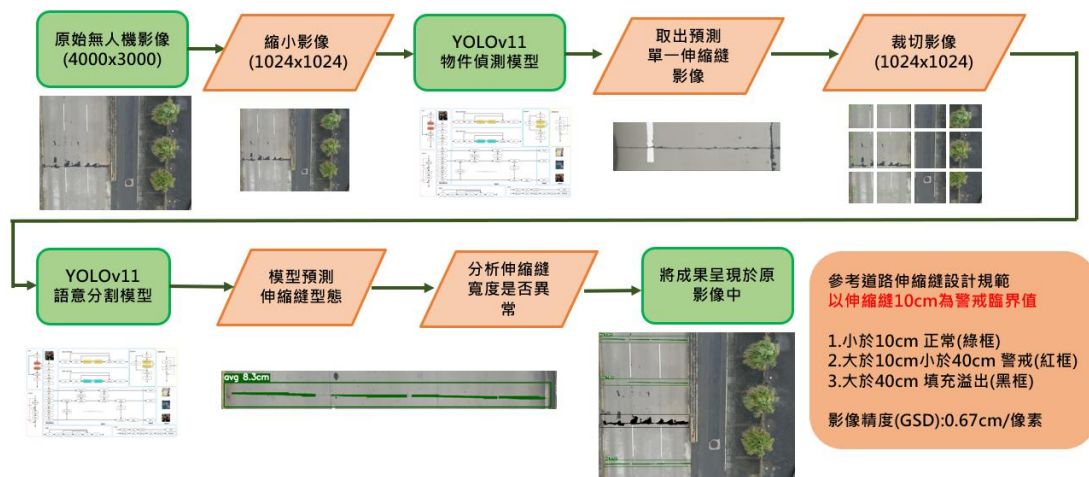


圖 6.50 伸縮縫檢測流程圖

(1) 資料集

伸縮縫影像資料集的選擇考量到去年度無人機更換，因此，本年度僅選用調整後、於 113 年 7 月之後拍攝的影像作為訓練資料。這些影像解析度為 4000x3000 像素，地面解析度約為 0.67 cm/pixel，可精確反映伸縮縫的細節狀況。

在資料標註部分，分別自 113 年 7 月、8 月及 9 月各取 200 張影像，共計 600 張做為標註資料來源(如圖 6.51)。為確保訓練結果的客觀性與有效性，另外選擇 10 月拍攝的影像作為成果驗證資料，驗證模型於未見過資料上的表現。



圖 6.51 伸縮縫資料集來源

圖 6.51 顯示了 113 年不同月份所拍攝的伸縮縫影像及其數量，

提供了本次資料集建立的過程依據。此方式可有效避免因年度影像條件差異所帶來的影響，提升訓練資料的一致性與模型的泛化能力。

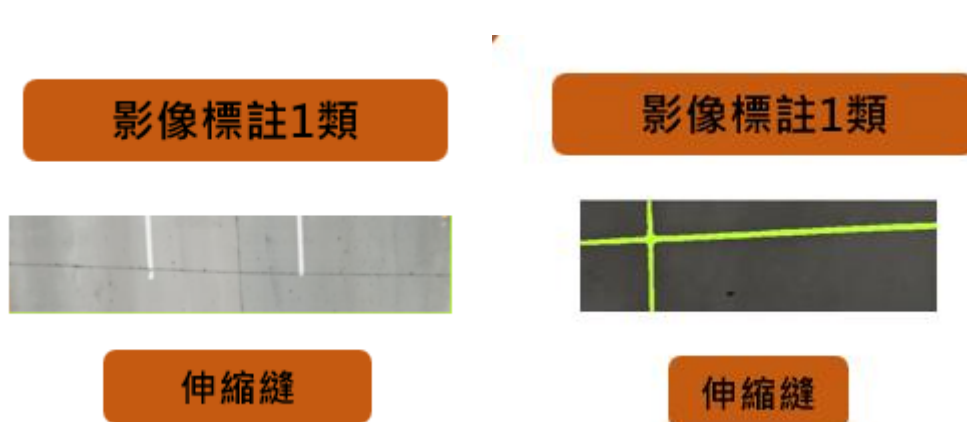


圖 6.52 物件偵測(左)與語意分割(右)標註類別展示圖

本計畫於伸縮縫檢測資料集標註階段，針對伸縮縫目標分別採用物件偵測與語意分割兩種標註方式(圖 6.52)。物件偵測標註以矩形框標記影像中的伸縮縫位置，使模型能自動辨識伸縮縫區段的起訖與範圍，提升區域定位能力。語意分割標註則以像素級精細描繪伸縮縫的完整輪廓，使模型能學習其實際線條結構，進一步應用於細部寬度量測與異常分析。

(2) 使用模型

今(114)年度針對影像中伸縮縫與胸牆之自動化偵測與分割，全面升級採用 YOLOv11 深度學習模型。YOLOv11 為最新一代目標檢測與分割網路，其網路架構如圖 6.53 所示。YOLOv11 不僅在準確度與運算效率上較前代模型有所提升，更整合了多層次特徵提取與注意力機制，能有效強化對細微目標的辨識能力，特別適用於高解析度無人機道路影像的應用場景。YOLOv11 主要由 Backbone、Neck 與 Head 3 大部分組成，其中 Backbone 負責萃取多尺度特徵，Neck 用於特徵融合，而 Head 則負責最終的目標定位與分類。藉由結合語意分割模組，模型能夠同時進行物件偵測與區域分割，大幅提升伸縮縫與胸牆法線的預測準確度。值得一提的是，去(113)年度使用的是

YOLOv8 模型，雖然也具備相當水準的偵測能力，但在處理複雜場景及細部結構時準確率略有不足。因此，今年度(114)選用 YOLOv11 作為主要架構，以期在處理高解析度與細部差異明顯的道路設施時，能進一步提升模型表現與應用效益。

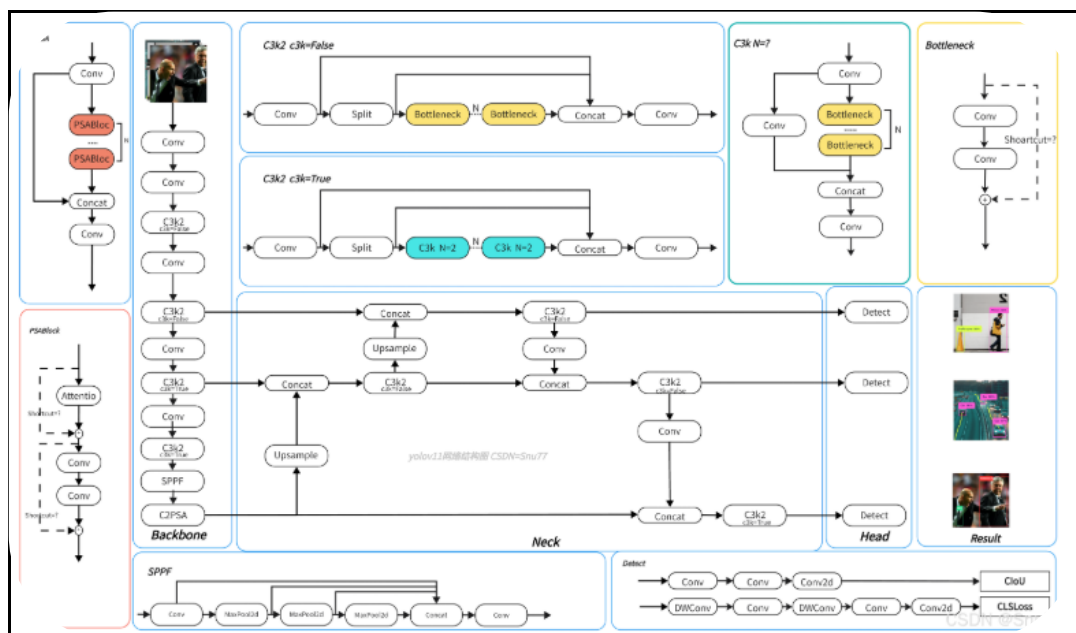
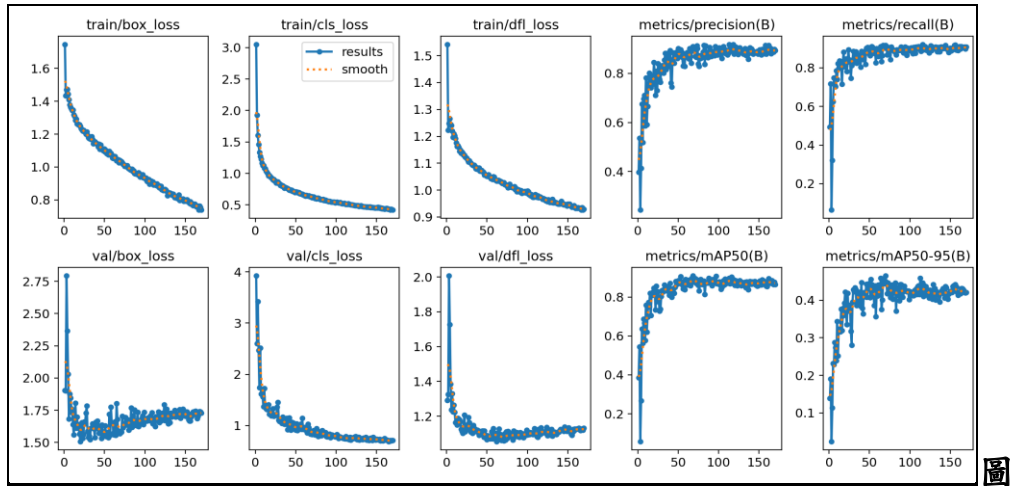


圖 6.53 YOLOv11 網路架構

(3) 訓練細節

本計畫針對伸縮縫檢測需求，分別建置物件偵測與語意分割模型，透過系統化訓練流程優化模型效能。在物件偵測模型訓練方面，將原始無人機影像縮小至 1024×1024 像素以提升運算效率，同時維持足夠的細節辨識度。採用 YOLOv11 模型進行訓練過程中，各項損失值（box loss、cls loss、dfl loss）隨訓練輪次增加(如圖 6.54)持續下降並趨於穩定，驗證損失（val loss）同步收斂，顯示模型有效學習資料特徵。評估指標方面，precision 與 recall 逐步上升至平穩狀態，最終 mAP50 達高水準表現。測試階段透過混淆矩陣驗證（如圖 6.55），模型對伸縮縫區域（exp）預測精度達 0.94，背景辨識率更達 1.00，展現高度辨識準確率。



6.54 伸縮縫物件偵測模型訓練過程表現

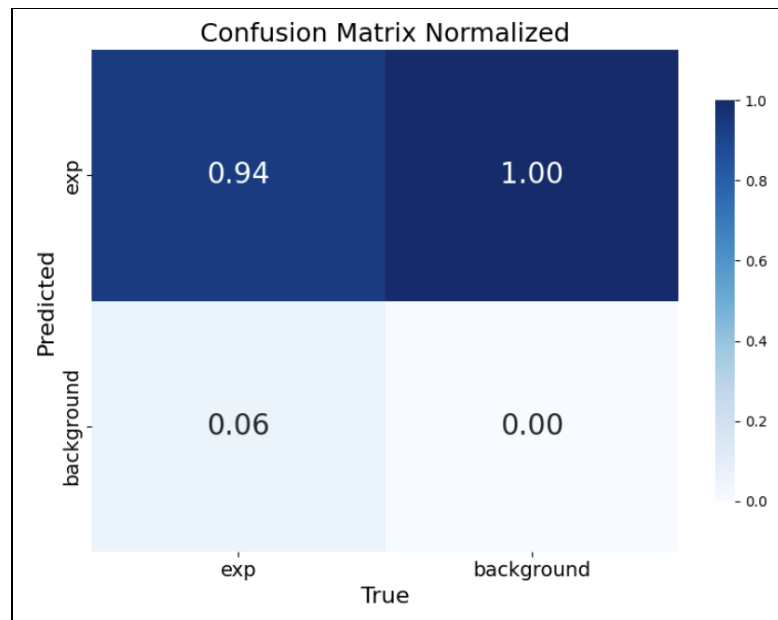


圖 6.55 伸縮縫物件偵測訓練成果混淆矩陣

在語意分割模型訓練部分，為提升細部特徵辨識能力，將高解析度影像切割為 1024×1024 小區塊作為訓練資料。此處理方式使模型更聚焦於伸縮縫的微小特徵，避免大圖幅造成的細節遺失。訓練過程如圖 6.56 所示，訓練損失 (train loss) 與驗證損失 (val loss) 均隨訓練次數增加穩定下降，各項評估指標 (precision、recall、mAP) 同步提升並趨於穩定。測試結果顯示，模型對伸縮縫區域辨識率達

0.78，背景辨識率維持 1.00，雖略低於物件偵測模型（如圖 6.57），但仍能有效支援後續寬度量測與異常分析。

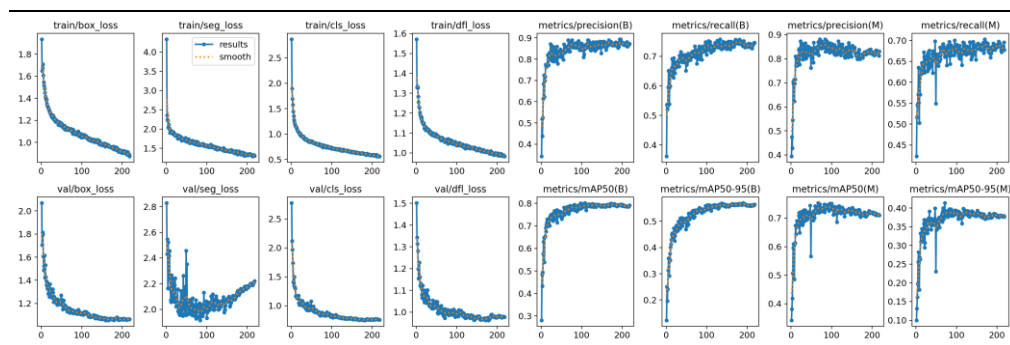


圖 6.56 伸縮縫語意分割模型訓練過程表現

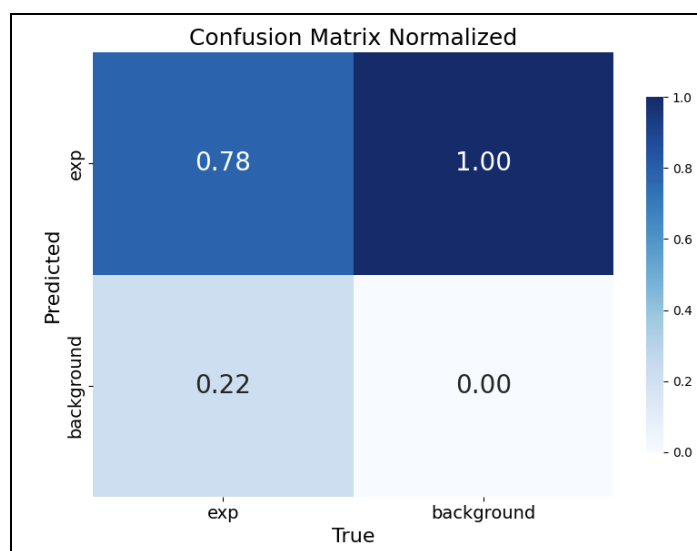


圖 6.57 伸縮縫語意分割訓練成果混淆矩陣

兩項模型訓練均證實，將影像處理為 1024×1024 尺寸不僅提升運算效率，更兼顧細節辨識需求。物件偵測模型側重快速定位伸縮縫區域，語意分割模型則強化細部輪廓分析能力，兩者相輔相成形成完整的自動化檢測架構，為基礎設施健康監測提供高效率且精準的技術解決方案。

(4) 辨識成果

本計畫運用語意分割模型自動標註並擷取伸縮縫區域，進一步統計寬度變化，以評估伸縮縫的健康狀態與結構異常。圖 6.58 展示了 113 年 8 月至 10 月不同月份伸縮縫的寬度檢測影像與統計結果。首先，系統透過分割模型自動偵測並標記伸縮縫區域，於影像上以綠色遮罩顯示。若單一區域過大，則將其分割為 512×512 像素的小區塊逐一處理，確保伸縮縫全段皆能完整分析。隨後，依據影像垂直方向逐列計算每列綠色區域的上下邊界差值，並根據地面解析度（0.67 cm/pixel）轉換為公分單位，完成寬度統計。

在異常判斷部分，以 10 公分做為異常寬度的判斷閾值，若伸縮縫寬度超過此值，系統會以紅色線框標註該區段，表示存在異常寬度；若寬度進一步超過 40 公分，則歸類為「伸縮縫填充溢出」，以黑色線框標示，代表超出一般監測與設計範圍。正常區段則以綠色線框顯示。統計結果會即時標示於影像中，包括 113 年各月份的平均寬度，例如，113 年 8 月為 7.2 公分、9 月為 5.7 公分、10 月為 8.4 公分，皆未超過異常判斷閾值，屬正常範圍。

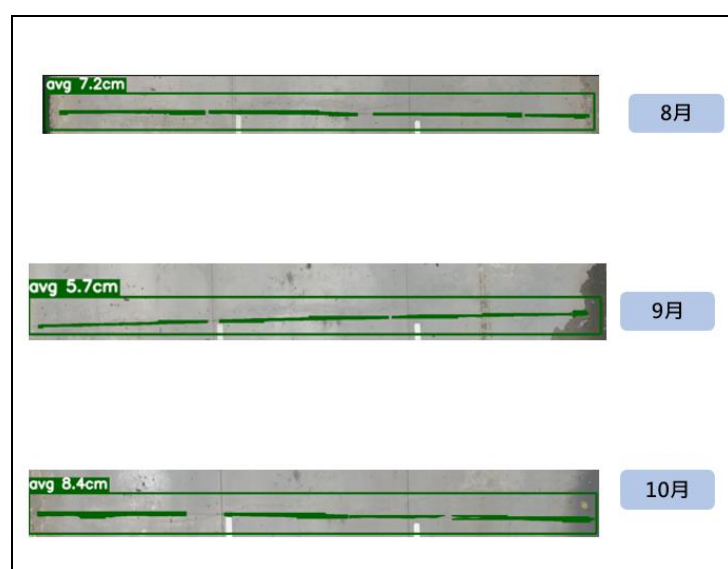


圖 6.58 2024 年伸縮縫不同月份寬度檢測影像

(5) 成果驗證

本計畫為驗證所建置之自動化伸縮縫檢測系統的準確性與實用性，本節以 113 年 10 月 A 區無人機影像作為驗證資料，進行語意分割、寬度計算及異常判讀等檢測流程，結果如

圖 6.59 所示。模型於 67 個 POI 點共偵測到 188 條伸縮縫，與人工標註的 189 條僅相差 1 條，辨識準確率達 99.47%。這顯示系統能精確偵測大部分實際存在的伸縮縫區段，有效降低人工作業時間與誤判風險。

在寬度檢測與異常分類方面，模型預測到 9 處填充溢出區段（寬度超過 40cm），與人工標註結果完全一致，準確率達 100%。全區伸縮縫平均寬度為 6.42cm，皆屬正常範圍，未發現異常寬度（10cm 以上）區段。所有檢測結果均以綠色線框標註於原始影像，異常或溢出則以紅色、黑色框即時警示，提升現場查核效率與可靠性。



圖 6.59 113 年 10 月影像預測展示

6.2.2 胸牆法線錯位檢測

今年度在胸牆異常偵測作業上，針對流程進行多項優化與精細化處理，顯著提升自動化與標準化程度。首先，資料前處理階段即

自動將高解析度無人機影像裁切為適用尺寸，有效提升影像處理效率。其次，導入 YOLOv11 語意分割模型，能更精確預測胸牆法線位置，自動分隔左右側法線，降低人工標註誤差。流程進一步自動分析法線的對應與偏移，重點檢測是否發生單側或雙側錯位，並將分析結果疊加回原始影像，實現即時視覺化呈現。異常類型判斷標準也更加明確，依據 20 公分閾值，將檢測結果細分為雙側錯位（警告）、雙側無錯位（正常）、單側錯位（正常）3 種情形。所有成果均自動分類並以不同顏色線條標示，方便後續查閱。完整流程圖如圖 6.60 所示。

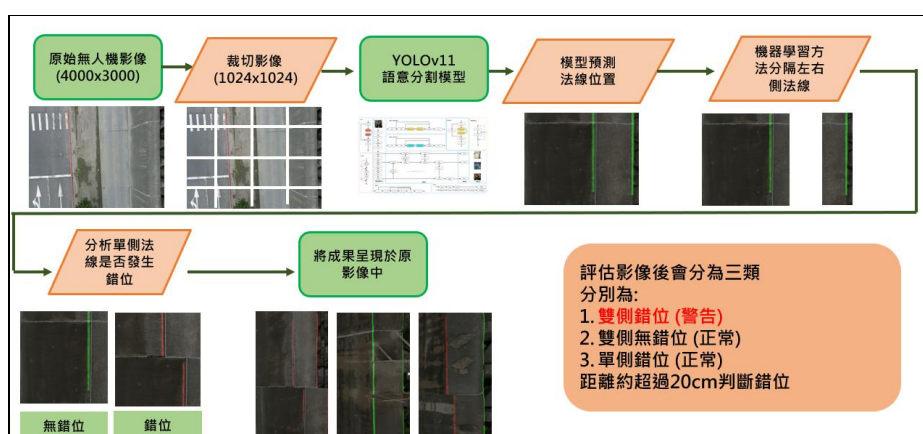


圖 6.60 胸牆法線檢測流程圖

(1) 資料集

胸牆法線資料集部分，同樣依據調整後的無人機影像進行選取。本年度選用 113 年 7 月、8 月及 9 月拍攝的影像，解析度同為 4000x3000 像素，地面解析度約為 0.67 cm/pixel，以確保影像細節與準確度。每個月份各挑選 200 張影像作為胸牆法線標註資料，總計 600 張，並於 113 年 10 月的影像中進行成果驗證，以評估模型於不同時期資料上的泛化能力。圖 6.61 展示了 3 個月份所拍攝的胸牆影像及其張數，資料選取方式與伸縮縫資料集一致。透過此一標準化

流程，能夠減少不同月份或拍攝條件變化對訓練成效的干擾，進一步提升模型訓練及驗證的準確性與可靠度。

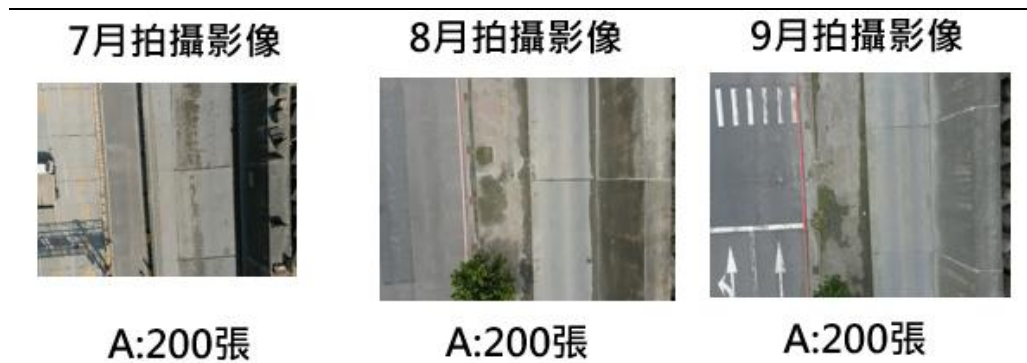


圖 6.61 胸牆法線資料集來源

本計畫針對胸牆法線錯位檢測所建立的資料集，在影像標註階段將目標類別設為法線（如圖 6.62 所示）。標註時，針對每張無人機影像中出現的胸牆法線，以線狀方式進行精確標記，使模型能學習並辨識法線的實際位置與延伸狀態。

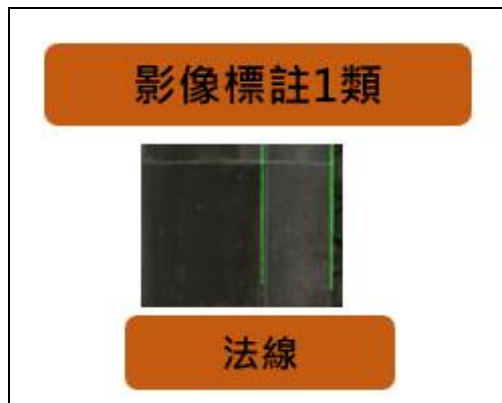


圖 6.62 胸牆法線標註類別展示

(2) 使用模型

與(2)之使用模型章節一致，使用 YOLOv11 模型進行訓練推論。

(3) 訓練細節

本計畫針對胸牆法線的語意分割任務，將原始影像進行適當裁切，並分別採用 YOLOv8 與本期精進後的 YOLOv11 模型進行訓練，

成效如圖 6.63 所示。由左側混淆矩陣可見，上期 YOLOv8 模型對於胸牆法線（expansion）的分割準確率為 0.85，背景準確率則為 1.00，雖已具備一定區分能力，但對細部法線區域仍有誤判情形。本期採用 YOLOv11 模型訓練後，胸牆法線區域的分割正確率提升至 0.93，背景維持在 1.00，顯著優於上期模型（如圖 6.63 右所示）。此外，錯分比例從 0.15 降至 0.07，展現模型對細節偵測與分類的明顯進步。本次成果顯示，模型精進後能更有效區分胸牆法線與背景，不僅提升語意分割準確率，也為後續胸牆異常判讀及自動化應用奠定更穩定的技術基礎。

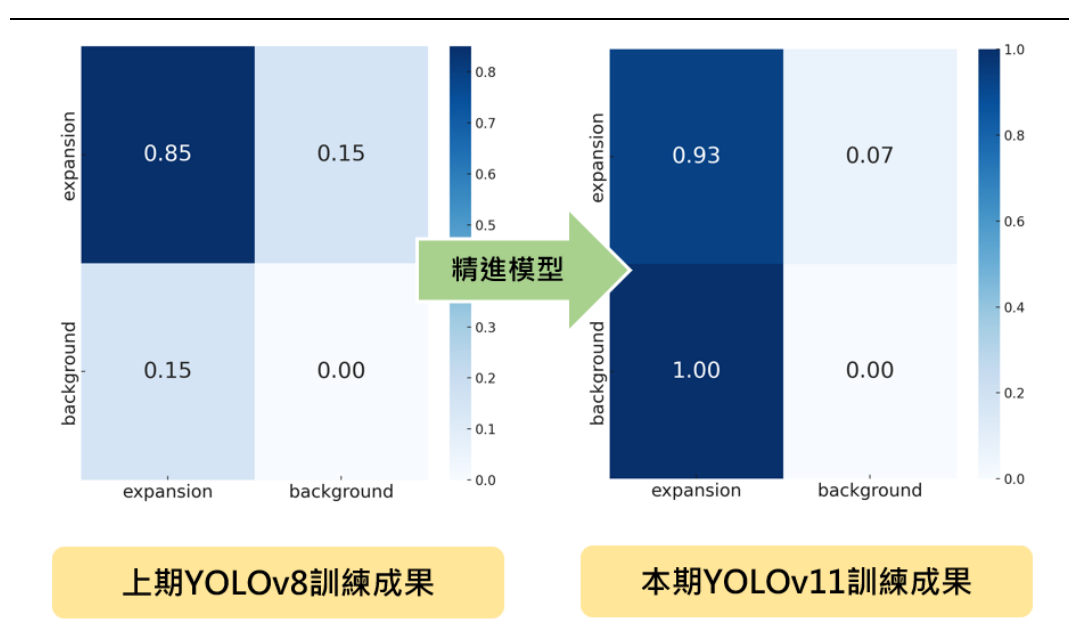


圖 6.63 胸牆法線模型精進混淆矩陣成果比較

(4) 辨識成果

在胸牆法線進行自動化錯位檢測上，利用 YOLOv11 語意分割模型準確預測法縫位置，並結合 K-means 機器學習方法自動分辨左右側法縫線。首先，將原始無人機影像裁切為 1024×1024 像素小區塊，輸入分割模型進行胸牆法線區域辨識，由模型自動預測各區段法線的位置。系統隨後分析每一側法線的位置變化，根據左右側法線的相對距離差異判斷是否發生錯位，若距離超過 20 公分則判定為錯位，並自動分類為雙側錯位（紅色線，屬異常警示）、雙側無錯位（綠

色線，屬正常）及單側錯位（結構尚屬正常）。所有檢測結果均以視覺化方式標註於原始影像上，便於後續查核(圖 6.64)。此流程大幅提升檢測效率並減少人工判讀誤差，能即時提供結構異常警示，有效支援道路及橋梁維護管理作業。

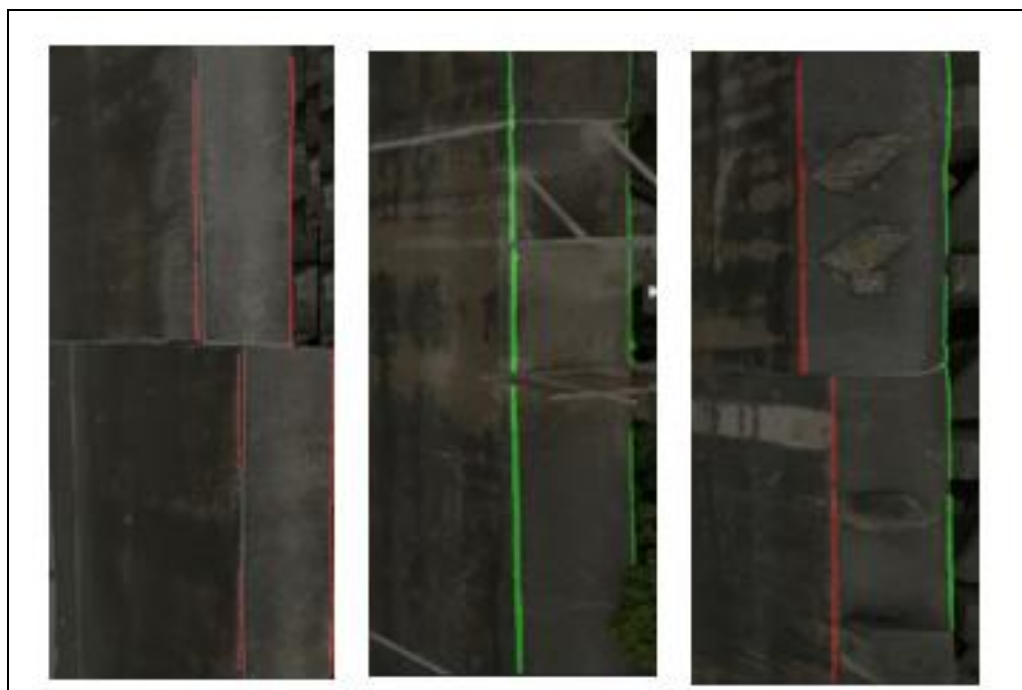


圖 6.64 胸牆法線錯位檢測類別

(5) 成果驗證

針對 113 年 10 月 A 區無人機影像資料進行胸牆法縫檢測，總計分析 37 個 POI 點位，結果如圖 6.65 所示。模型自動判斷法縫線條連續性，結果顯示全部點位均未發現錯位現象，與人工檢核結果一致，辨識準確率達 100%。系統會自動比對左右側法線位置，當偏移超過 20 公分時以紅色線條標示異常，兩側皆偏移則加註警示字樣，正常則以綠色線顯示，所有判斷結果即時疊加於原始影像，方便現場查核。整體驗證顯示，系統能於高解析度無人機影像中快速且精確判斷胸牆法線連續性與錯位情形，與人工比對結果完全一致，實務應用上可顯著減少人力負擔並提升維護效率，展現高度推廣與應用價值。



圖 6.65 113 年 10 月胸牆法線錯位成果與模擬錯位成果檢測

6.2.3 鋼筋裸露

(1) 資料集

使用之資料集為 113 年 4 月 29 日於臺北港所拍攝之航攝影像，共計 126 張，具備良好解析度與覆蓋性。為因應深度學習模型訓練需求，將影像依照 8:1:1 比例分為訓練集（86 張）、驗證集（20 張）與測試集（20 張），以確保模型評估的客觀性與泛化能力。

此外，為符合模型輸入要求並加速訓練收斂速度，所有影像皆統一縮放至 640×640 像素（如圖 6.66 所示）。圖 6.67 則標示實際拍攝區域，紅框所示位置涵蓋港區碼頭、水域與部分岸邊設施，提供多樣化的背景場景，有助於提升模型對複雜環境下目標辨識的適應性。



圖 6.66 臺北港堤面影像圖

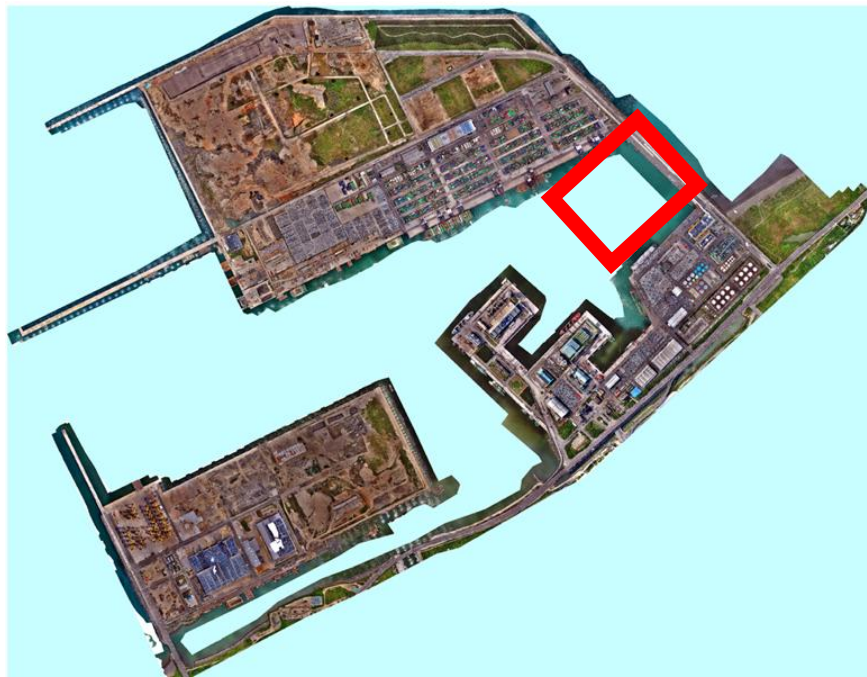


圖 6.67 臺北港正射影像，紅框處為航攝圖拍攝處

(2) 使用模型

延續去年以物件偵測進行鋼筋裸露位置辨識的策略，模型部分則更新為最新版本的 YOLOv11。相較於前代 YOLO 系列，YOLOv11 在模型架構中新增了 C3k2 模組，該模組透過將影像切分

為更小区塊、重複進行局部特徵計算後再加以融合，有效提升整體推論效率與特徵擷取能力。此改進使模型在保持高速偵測的同時，也能強化對細節特徵（如鋼筋輪廓與裸露區域）的辨識表現，特別適用於如建築構件這類具有細部結構的目標物件。

(3) 訓練細節

YOLOv11 系列共包含 5 種不同規模的模型架構，依序為 YOLOv11n、YOLOv11s、YOLOv11m、YOLOv11l 與 YOLOv11x，模型結構由簡至繁，準確率與所需運算資源亦隨之提升。在本研究中，基於可用硬體資源的考量，並兼顧模型效率與準確性，選擇使用結構最為精簡的 YOLOv11n 模型。儘管其推理能力較其他大型模型略為受限，但在鋼筋裸露之物件偵測任務中仍能達到穩定且具有實用價值的辨識效果。在訓練設定方面，最大迭代次數（epochs）設為 80，訓練集與驗證集的批次大小（batch size）皆為 4。

(4) 辨識成果

Intersection over union (IoU) 可用於評估偵測結果的準確程度，當偵測的物體區域與原本標注的邊界框 (bounding box) 的重疊部分越多，IoU 值就越大，如圖 6.68 所示。而在物件偵測當中，當預測框的 IoU 大於門檻數值時，才會將此視為偵測成功。

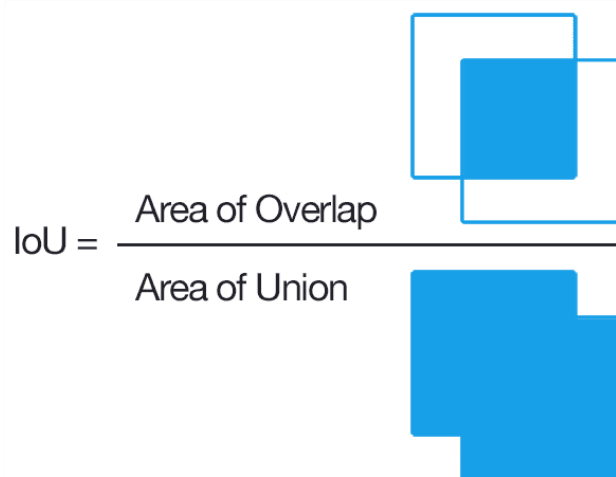

$$\text{IoU} = \frac{\text{Area of Overlap}}{\text{Area of Union}}$$

圖 6.68 Intersection over union (IoU)的公式

辨識鋼筋裸露的模型訓練結果如圖 6.69 所示，圖片當中的 box_loss 用於衡量模型中預測框與真實邊界框之間的差異。cls_loss 是用於檢測對於不同分類物體進行分類的準確程度，當 cls_loss 較低時就代表模型對物體的分類較為準確。dfl_loss 則是將邊界框的位置與大小視為連續的機率分布來處理，而會將預測框與實際邊界框的偏移程度轉換成連續值，有助於讓模型更好定位物體。

Average precision(AP)則是 recall 為橫軸、precision 為縱軸所畫出的曲線底下的面積，AP 數值高的話可視為模型偵測物件的能力較好，recall 與 precision 的曲線如圖 6.70 所示。

而此結果與過去使用 YOLOv9 相比，雖然整體差異不大，但是 AP 數值、precision 與 recall 的數值較為穩定地隨著迭代數增加而跟著上升。

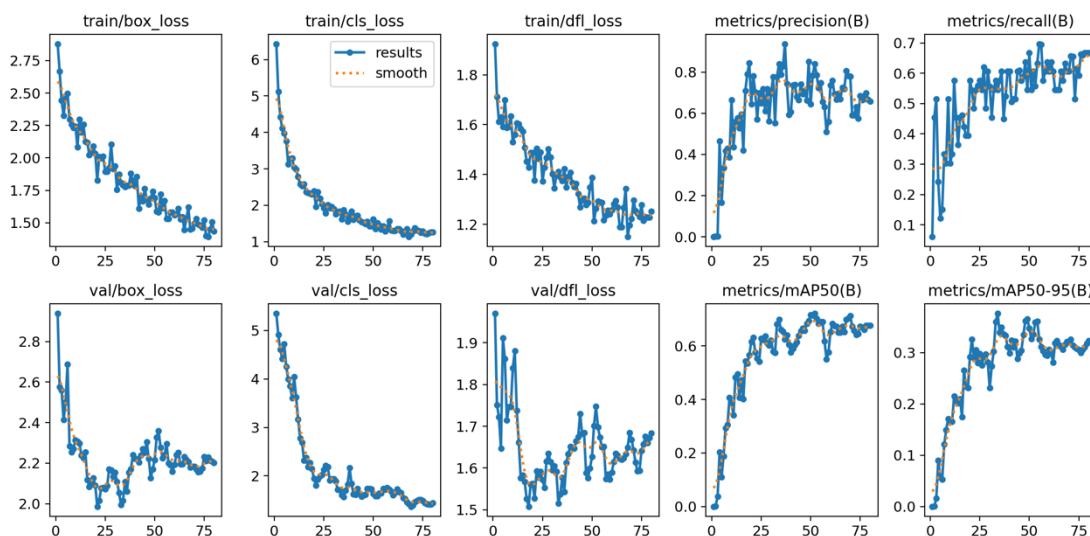


圖 6.69 鋼筋裸露偵測模型各項指標訓練圖

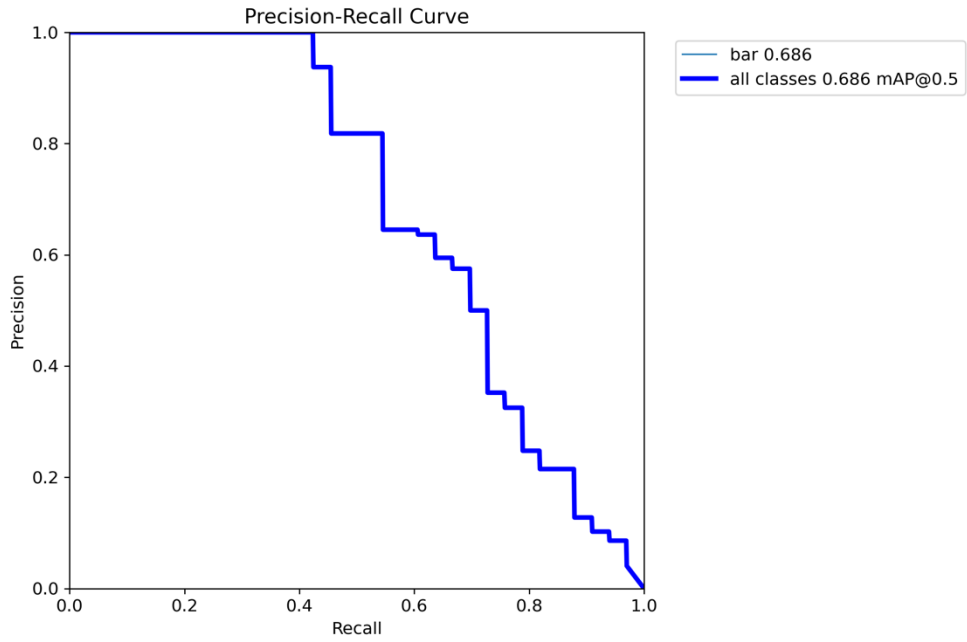


圖 6.70 Precision-Recall 曲線圖

(5) 成果驗證

使用此模型能將大多數的鋼筋裸露區域偵測出來，如圖 6.71 所示，不過在由上往下的角度（如圖 6.71 右）拍攝的堤面圖，偵測不到鋼筋裸露的情形較多。除此之外，與過去使用 YOLOv9 模型的結果相比，變得沒有將同一區域的鋼筋裸露重複偵測的現象發生。



圖 6.71 鋼筋裸露偵測結果

6.3 新增巡檢標的物

6.3.1 標線磨損

在今年新增了利用機器學習模型自動偵測標線種類與計算標線磨損程度的功能，總流程如圖 6.72 所示。

首先在輸入航攝圖時，會偵測這張圖當中總共有有幾個標線以及各自的種類，再來會依據標線的種類的不同而讀取不同的模板，接著就能夠計算每個標線的各自的磨損率了，磨損率的公式為：

$$\text{磨損率} = \frac{\text{標線像素數}}{\text{模板像素數}}$$

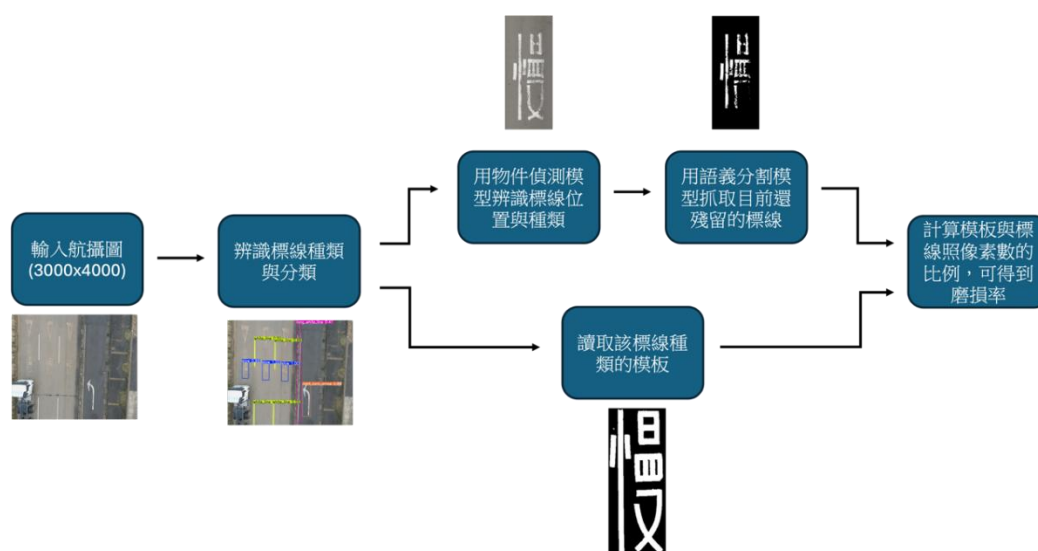


圖 6.72 標線磨損偵測流程圖

(1) 資料集

在標線圖像分割（image segmentation）部分，總共使用 3190 張圖片做為訓練集、使用 405 張照片作為驗證集以及 1071 張圖片作為測試集。至於標線位置與種類辨識部分則是使用共 530 張不同的航攝圖，並且透過資料增強（data augmentation）的方式將訓練集的圖片數量增加到 1500 張，驗證集與測試集則是分別使用 45 張圖，測試集 67 張圖。

而標線圖像分割、位置與種類辨識資料庫的訓練集、驗證集的航攝圖皆在 113 年 7 月 29 日拍攝，測試集則是在 2024 年 10 月 7 日拍攝，拍攝位置分佈如圖 6.73 所示。



圖 6.73 標線辨識與圖像分割資料集位置分佈

(2) 使用模型

在標線圖像分割的部分是與過去的裂縫、伸縮縫與坑洞偵測使用同樣的模型，使用的是 U-Net++，結構圖如圖 6.74 所示。會使用與過去相同的模型，是因為這個模型應用在偵測標線磨損時也有不錯的效果。

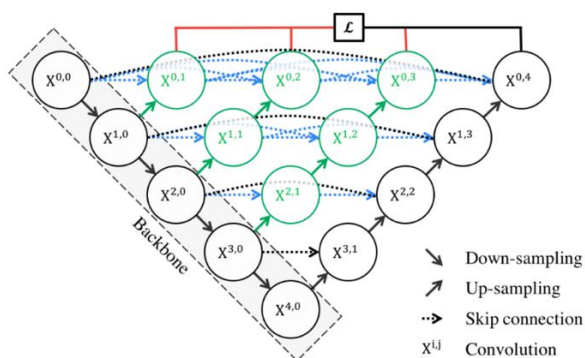


圖 6.74 U-Net++模型結構圖

而在標線偵測與種類辨識部分，則是利用物件偵測(Object Detection)的方法，偵測標線在航攝圖中的位置，以及自動分類標線種類，模型則是使用 YOLO(Redmon, 2016)深度學習模型最新一代的 YOLOv11 (Khanam, et al., 2024)。

(3) 訓練細節

標線的種類可分為線條、標字 (pavement word) 與指向線 (direction line) 3 大類。標字共有 18 種。其中，線條分為車道線 (白色虛線)、白色路面邊線 (白色實線)、黃色路面邊線 (黃色實線)、禁止變換車道線 (白色雙實線) 與分向限制線 (黃色雙實線) 5 種；指向線則是分成直線箭頭、左轉箭頭、右轉箭頭、雙箭頭與分岔箭頭，其中在分岔箭頭的部分，則是有直線左轉箭頭與直線右轉箭頭，但是因為數量較少而且面積相同，所以在辨識模型中合併成分岔箭頭一類，共可以偵測 6 種不同的指向線；標字類則是有「40」、「慢」、「快」、「速」、「公」、「路」、「貨」、「櫃」、「碼」、「頭」、「堤」、「北」、「禁」、「行」、「機」、「車」、「專」、「用」，共 18 種文字。

目前在標線偵測的部分，使用模型結構較為簡單的 YOLOv11n，雖然該模型結構較為簡單，但應用在標線位置偵測與分類上就有著不錯的結果了，因此，不需要用到更複雜的模型。至於訓練參數則是將最大迭代數是設定為 80 次、訓練集與驗證集的批次大小，皆設定為 4。

圖像分割模型的訓練細節，則是使用沿用去年的設定，編碼器使用 Efficientnet-B6(Tan and Le, 2019) 強化模型在特徵提取方面的能力，並使用遷移式學習，將編碼器先預訓練在一個大型的 imagenet 資料集上，以解決資料量不足的問題，損失方程式使用 Lovasz Loss(Berman et al., 2018) 加上 Cross Entropy，使訓練過程中模型的預測結果與真實標註的差距，能夠更正確的被評估，使得訓練更有效率，使用資料強化後再搭載了 4 個 Intel Xeon E5-2620 CPUs 的 NVIDIA RTX Quadro 8000 GPU 上進行訓練，訓練細節如表 6-6。

表 6-6 模型訓練細節

訓練參數	數值
預訓練編碼器	Efficientnet-B6 (imagenet)
損失方程式	Cross Entropy + Lovasz Loss
優化器	Adam
基礎學習率 (LRbase)	0.0001
學習率調整方程式	$LR = LRbase * (1 - Epochcurrent / Epochmax) 0.9$
最大迭代數 (Epochmax)	80
批次大小	3

(4) 辨識成果

標線位置偵測與分類模型的訓練結果，如圖 6.75 所示。可以看到三種 loss 都是隨著迭代數的增加而減少，AP、recall 基本上則是隨著迭代數的增加而增加。不過 precision 值則是在迭代數到達 40 以上之後就沒有什麼變化了。

再來是可以看得到訓練用圖像分割的方法畫出標線的模型的結果，如圖 6.76 所示。訓練集與驗證集的 IoU 都來到 0.8 左右，有著很不錯的訓練結果。

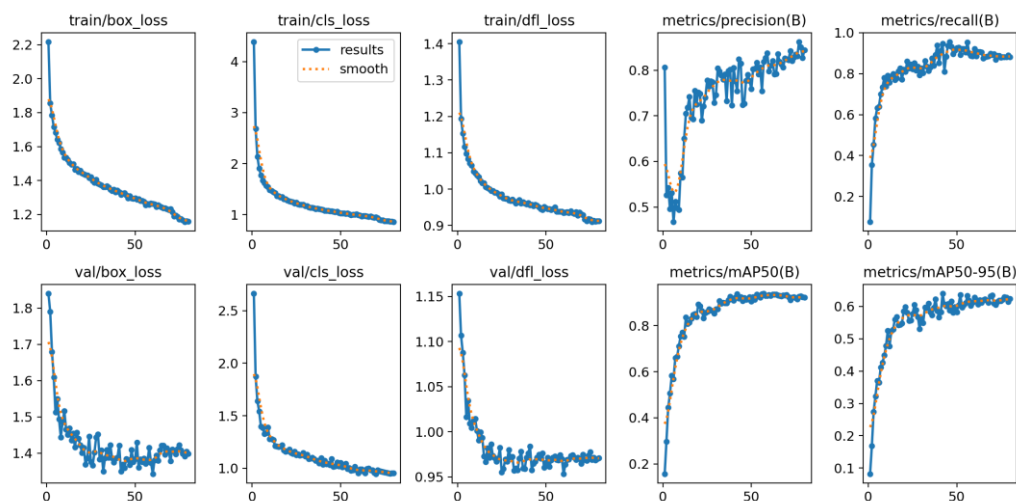


圖 6.75 標線偵測與種類辨識模型訓練結果

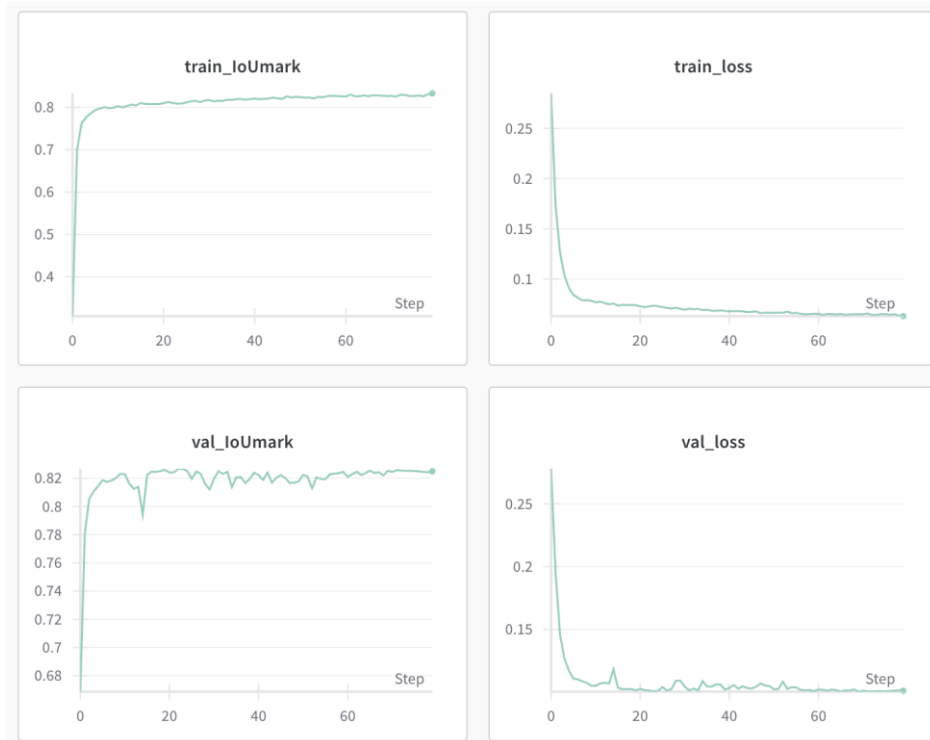


圖 6.76 標線圖像分割模型訓練與驗證結果

(5) 成果驗證

在測試集偵測標線位置與分類的情況圖，如圖 6.77 所示。從測試集的偵測結果，可以發現線條類的標線偵測結果，尤其是白虛線的偵測結果很好，不過道路邊緣的長條白色實線與黃色實線容易有偵測不到完整線條的問題。經過調查，可能的原因有 2 個，第 1 個原因是部分的道路邊緣磨損情形較嚴重，導致模型較難辨識；第 2 個原因則是標線本身的面積較小，但是數量又不像白色虛線那麼多，所以導致在數量較少，面積又不大的狀況下，模型在訓練階段也就比較難學習到該怎麼辨識道路邊緣，也導致這種類型的線條較難被辨識。除此之外，標字與指向線類別的偵測結果，容易有同類型標線之間互相混淆的問題，例如，將左轉箭頭分類為右轉箭頭。

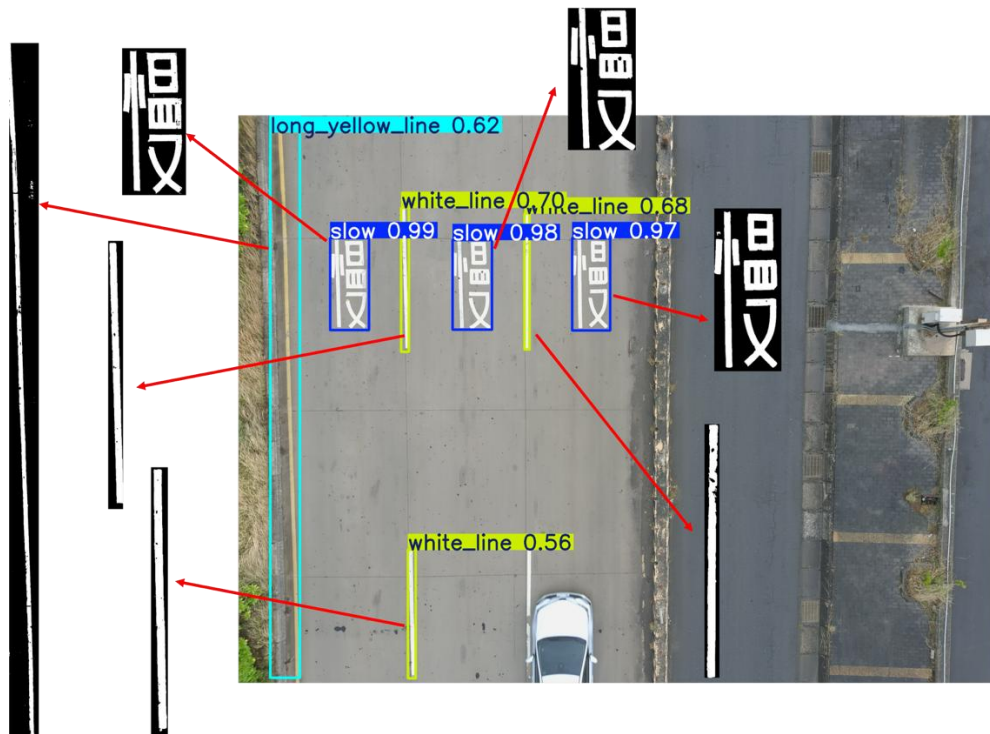


圖 6.77 測試集的標線位置與分類結果與各標線的繪製結果

(6) 平台呈現

同堤面鋼筋裸露的部分，一樣是透過設置 POI 點的方式將臺北港分成許多點位，方便管理者查看各區的狀況，而在標線磨損偵測的部分則是將 A 區分成 67 個點位。在平台上，可以看得到顯示個別 POI 點總共偵測到幾個標線，以及不同磨損程度的標線又分別有幾個，並且在航攝圖上偵測的標線會依照不同的磨損程度用不同的顏色框出來，綠色外框代表此標線無磨損，黃色外框代表輕度磨損，橘色外框代表中度磨損，而紅色外框則是代表重度磨損，如圖 6.78 所示。

而在地圖上，則是可以看得到各 POI 點位的位置與各自磨損程度的等級，如圖 6.79 所示。其中綠點代表該 POI 點的總磨損程度小於 0.1，橘點則是代表該 POI 點的總磨損程度大於 0.1 且小於 0.5，而紅點則是代表該 POI 點的總磨損程度大於 0.5，至於總磨損程度的計算方式則是由該點位內的標線磨損率總和，除以該點位偵測到的標線總數量，公式為：

$$\text{總磨損率} = \frac{\text{該POI點內各標線磨損率總和}}{\text{該POI點內偵測到的標線總數量}}$$

而與堤面鋼筋裸露的部分相同，標線磨損一樣有提供檔案匯出成 csv 檔，如表 6-7 所示。可以顯示各 POI 點總共偵測到幾個標線，以及偵測到的輕度、中度、重度磨損標線數量分別有幾個。還有顯示該點位總磨損率的分級，0 代表該 POI 點的總磨損程度小於 0.1，1 代表該 POI 點的總磨損程度大於 0.1 且小於 0.5，2 則是代表該 POI 點的總磨損程度大於 0.5，方便管理者在查看道路標線磨損的情形時，可以更直觀地知道該點位標線磨損的平均狀況為何。

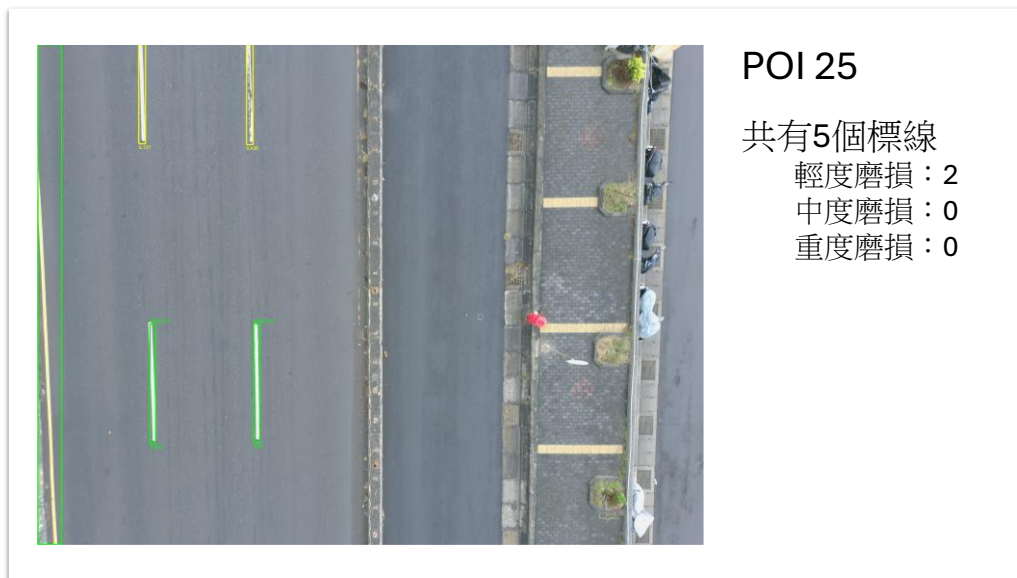


圖 6.78 單一 POI 點位標線磨損平台呈現

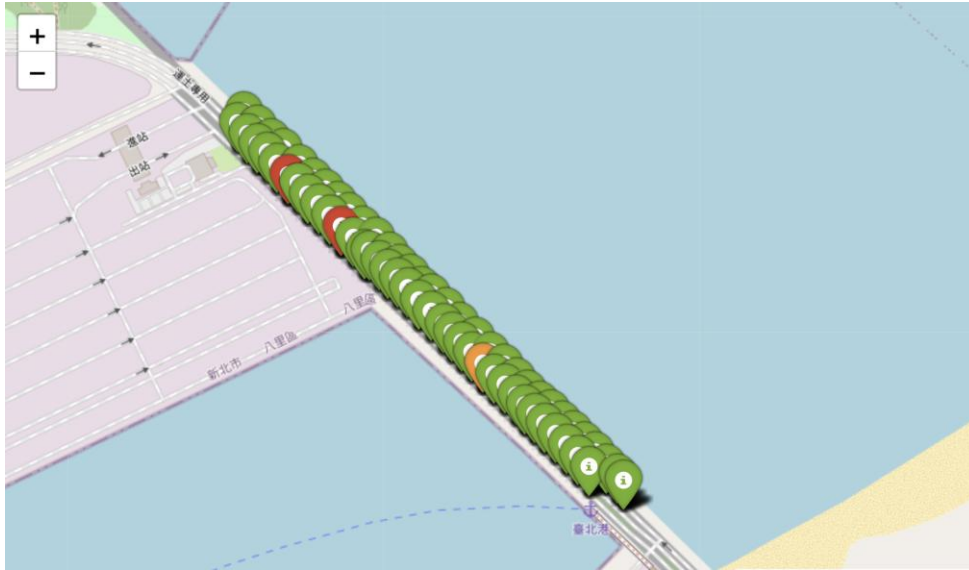


圖 6.79 標線磨損偵測地圖

表 6-7 標線磨損偵測檔案匯出格式

POI	Total marks	Low damage rate	Medium damage rate	High damage rate	Avg POI damage level
POI 1	9	5	2	1	1
POI 2	0	0	0	0	0
POI 3	9	4	1	0	0
POI 4	5	2	1	0	1

(7) 未來改良方向

除此之外，未來若是想要改良此系統，除了使用更新技術的模型以及收集更多資料用於訓練以外，還可以再設計不同的各 POI 點標線磨損分級，像是可以用各點位的重度磨損數量分級，例如分成該點位沒有重度磨損的標線，該點位有重度磨損的標線，以及代表該點位有超過一半以上的標線都屬於重度磨損等等，並且建立不同分級方式的地圖，讓管理者可以更全面並迅速地得知標線的磨損情形。

6.3.2 排水溝蓋阻塞

本計畫以單張高解析度無人機影像為基礎，建構排水溝蓋自動辨識與狀態評估之流程，並結合空間分析方法以提升辨識準確性與應用效益。首先，針對原始影像（解析度為 4000×3000 像素）進行預處理，將其裁切為多張 1024×1024 像素的小區塊，以利模型後續之運算與辨識作業。

接續之辨識階段採用 YOLOv11 物件偵測模型，自動判別各區塊中排水溝蓋之位置，提升搜尋效率與定位精度。透過模型輸出之預測框，可進一步萃取出排水溝蓋區域，並依據構件狀態進行分類與標註。其中，健康之構件以綠色邊框標示，損壞或堵塞構件則以紅色邊框標示，並將分類結果套疊於原始影像中，提供現場狀況之直觀呈現。

為增強多張重疊影像間之空間一致性，並進一步排除誤判，本研究導入 DBSCAN 密度式分群演算法，整合來自不同視角與不同時間點之辨識結果。透過此機制，能夠有效提升系統於多視點與多時序資料下的辨識穩定性與整體準確率。

最後，所有辨識與分類成果皆可即時視覺化呈現並輸出，提供道路維護單位作為巡檢、查核與決策支援之依據。整體流程如圖 6.80 所示。

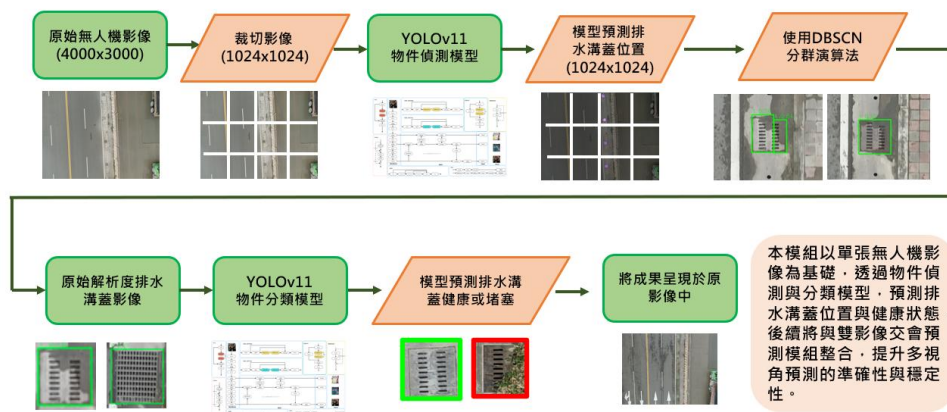


圖 6.80 排水溝蓋堵塞檢測流程圖

(1) 資料集

排水溝蓋檢測所用資料集係選自 113 年 7 月至 9 月不同月份拍攝之無人機道路影像，圖 6.81 展示 3 個月份的代表性影像。為兼顧影像多樣性與訓練資料均衡性，每個月份分別收集 D 類（正常）與 E 類（異常）影像各 100 張，合計每月 200 張，共計 600 張資料。所有影像皆以相同航拍參數進行拍攝，確保資料一致性與可比性。此資料集不僅涵蓋不同光照、車流與環境條件，也包含排水溝蓋正常與異常（損壞、堵塞等）情境，足以支撐 AI 模型進行準確分類與檢測之訓練需求。



圖 6.81 排水溝蓋堵塞檢測資料集

本計畫於排水溝蓋自動化檢測資料集標註階段，針對物件偵測與物件分類兩個層面，分別進行柵狀水溝蓋與鑄鐵水溝蓋的標註(圖 6.82)。柵狀水溝蓋係指具備柵格開孔結構的排水溝蓋，標註時以框選方式明確標示其範圍；鑄鐵水溝蓋則為實心或採用長條孔設計之鑄鐵型溝蓋，亦進行相對應的標註。透過對不同型式溝蓋的精確標註，模型得以有效辨識道路上各類排水設施，提升自動化檢測的準確性。

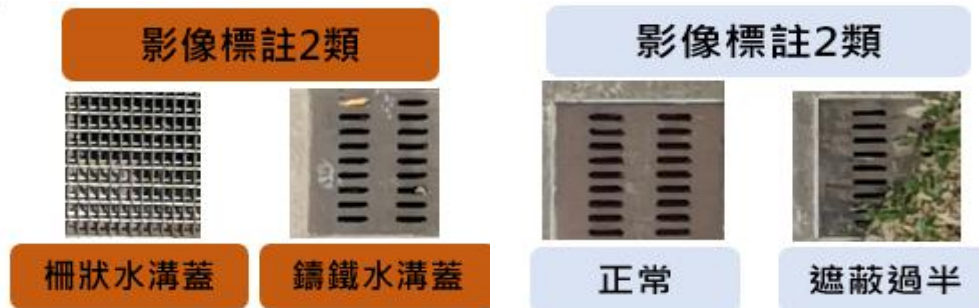


圖 6.82 物件偵測(左)物件分類(右)類別展示圖

此外，針對排水溝蓋的狀態進行分類，分為「正常」與「遮蔽過半」兩類。正常狀態指排水溝蓋表面未見明顯堆積或堵塞，排水功能未受影響；而遮蔽過半則指溝蓋表面存在大量異物或堆積物，覆蓋孔洞面積超過一半，可能對排水效能產生不利影響。上述標註與分類方式，有助於模型在實際應用中精準識別並評估各型態排水設施的功能狀態。

(2) 使用模型

與 6.2.2(2)之使用模型章節一致，使用 YOLOv11 模型進行訓練推論。

(3) 訓練細節

模型訓練流程主要分為兩個階段，分別針對物件偵測與堵塞分類進行建模。首先，透過物件偵測模型辨識並定位不同型式的排水溝蓋，確保能準確擷取相關目標區域。隨後，針對已偵測出的溝蓋區域，進一步利用堵塞分類模型判斷其表面狀態，區分正常與遮蔽過半等情形。以下將分別說明物件偵測模型與堵塞分類模型之訓練方法與應用成效。

在排水溝蓋邊蓋檢測模型訓練過程中，使用經裁切與標註之無人機影像作為訓練資料，採用 YOLOv11 進行物件偵測與分類。圖 6.83 呈現訓練過程中各項損失函數（如 box loss、cls loss、dfl loss）與評估指標（precision、recall、mAP50 等）的變化。從圖中可觀察到，隨著訓練輪次增加，各項損失值皆穩定下降，驗證集（val）損

失亦同步收斂，顯示模型有效學習到排水溝蓋特徵。Precision、Recall 與 mAP 等評估指標則持續上升並趨於穩定，說明模型整體辨識能力逐步提升。

訓練完成後，進一步以混淆矩陣（圖 6.84）評估模型於測試集上的分類表現。結果顯示，模型對於溝蓋（ditch）與人孔蓋（manhole）兩類均具有高準確率，分別為 0.94 及 0.92，背景區域亦具備良好分辨力。雖然在部分背景與物件分類間仍有少數混淆情形，但整體分類效果良好，可支援後續自動化檢測任務。

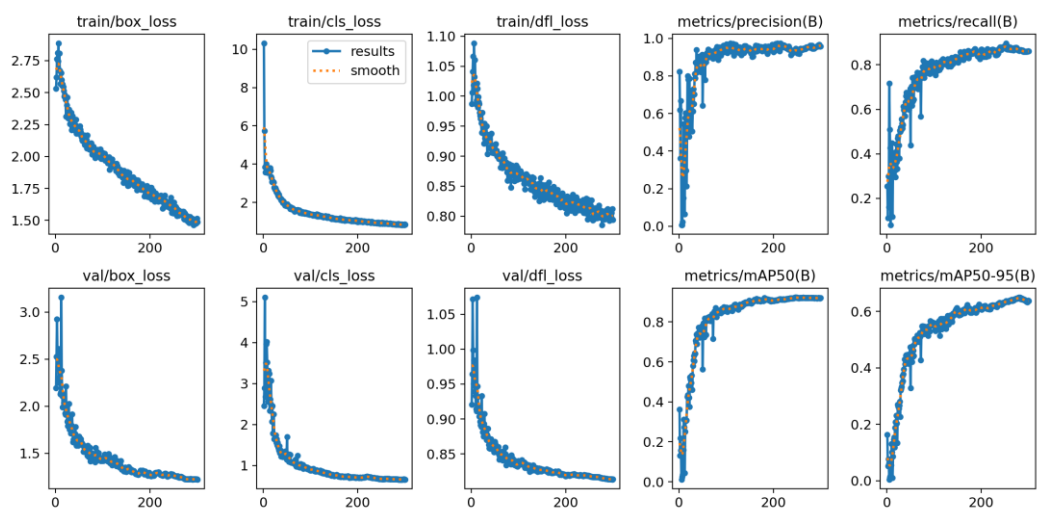


圖 6.83 排水溝蓋堵塞模型訓練過程表現

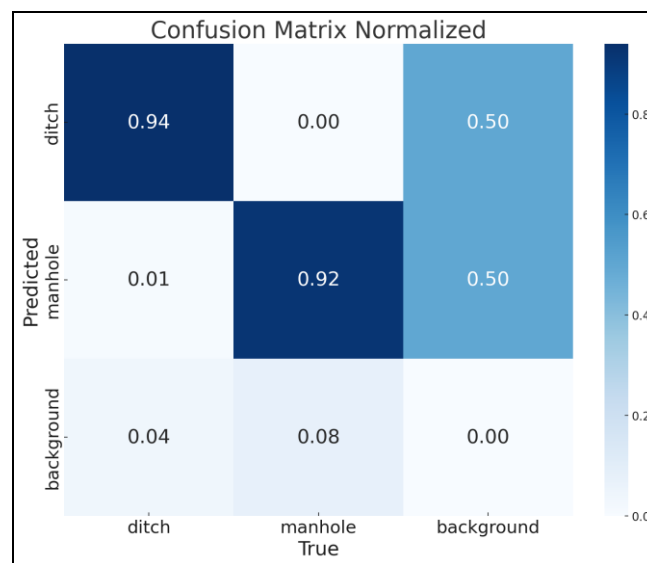


圖 6.84 排水溝蓋堵塞模型混淆矩陣成果

而針對排水溝蓋邊蓋健康與異常（堆積/堵塞）進行自動分類訓練，則採用標註影像資料訓練 YOLOv11 分類模型。圖 6.85 顯示模型於訓練與驗證過程的損失值（loss）及準確率（accuracy）變化。訓練過程中，train loss 與 val loss 皆隨輪次穩定下降，顯示模型有效學習資料特徵。Top-1 與 Top-5 準確率指標則逐步提升且趨於平穩，最終 top-1 準確率維持在 0.98 以上，說明模型對於分類任務具備優良辨識能力。在測試集評估方面(如圖 6.86)，混淆矩陣顯示模型對於健康（health）狀態之分類正確率高達 0.99，對異常（stocking/堵塞）分類正確率也有 0.90，背景類別則無明顯誤判。整體而言，模型對健康與堆積兩類有高度辨識能力，僅有少量堆積情境會被誤判為健康，但分類效果依然良好。本分類模型可有效支援後續自動化現場檢測任務，提升排水設施健康狀態判讀之效率與準確性。

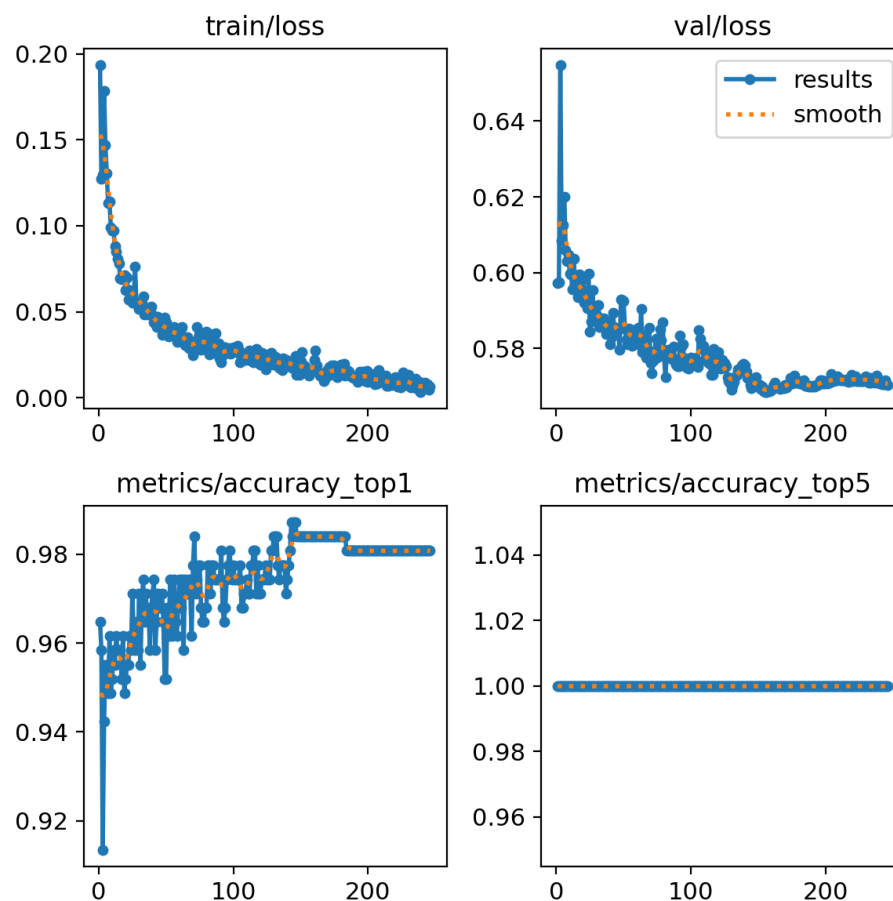


圖 6.85 排水溝蓋堵塞分類模型訓練成果

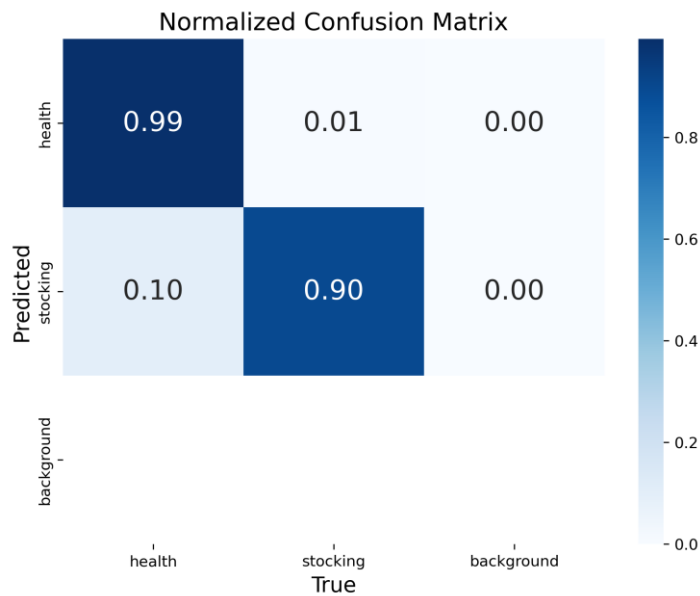


圖 6.86 排水溝蓋堵塞分類模型混淆矩陣成果

(4) 辨識成果

藉由 YOLOv11 物件偵測與分類模型的結合，可針對高解析度無人機影像進行排水溝蓋邊蓋自動化辨識。最終成果如圖 6.87 所示，系統能夠準確標註並定位道路邊側之排水溝蓋位置。

辨識過程中，模型自動分割每一小塊影像，辨識出各個排水溝蓋，並將辨識結果即時疊加於原始影像上，以綠色標籤標示健康狀態。異常或堵塞情形則會以不同顏色標註（如前述分類成果），使現場查核人員能快速判斷道路排水設施現況。

本系統能在多張影像及多種場景條件下維持穩定的偵測效果，無論是正常狀態或異常狀態皆可準確區分。透過結合 DBSCAN 分群演算法，進一步提升多視角、跨時序影像資料的辨識一致性與準確性，降低重複標註與漏檢風險。

綜合實驗成果顯示，排水溝蓋邊蓋自動辨識系統具備良好的實務應用價值，可大幅提升道路巡檢效率與設施維護的自動化與智慧化程度。



圖 6.87 排水溝蓋堵塞檢測成果展示圖

(5) 成果驗證

為驗證排水溝蓋自動化辨識系統於實際場域的應用成效，本研究選擇 10 月 E 區測試資料集作為成果驗證依據(圖 6.88)。E 區涵蓋多種道路區段及環境條件，各排水溝蓋 POI 點位分布廣泛，能有效反映系統於多樣場景下的辨識能力。系統於現地影像中自動預測排水溝蓋物件及其健康狀態，對於健康（正常）狀態的溝蓋，以綠色標框及「health」標籤進行標示；若發現堆積、堵塞等異常情形，則以紅色標框及「stocking」標籤即時警示，明確區分不同狀態，提升現場維護與巡檢的效率。

1007資料集E區各POI展示



成功預測遮擋物件與健康



圖 6.88 113 年 10 月 E 區測試資料集檢測成果

在定量準確率方面，模型於鑄鐵水溝蓋的健康狀態辨識上，正確預測 34 件，異常狀態亦正確辨識 7 件，無誤判，準確率達 96.15%；柵狀水溝蓋則無論健康或異常皆能正確預測，準確率達 100%，根據上述成果可得知，系統於不同結構型式的排水溝蓋皆展現出穩定且高準確度的分類效能，無誤判情形。

6.3.3 堤岸表面裂化檢測

針對堤岸表面裂化損進行自動化偵測的整體流程如圖 6.89 所示。首先，利用無人機拍攝高解析度影像，確保能完整捕捉裂化細節，並將大範圍的原始影像切割為適合模型運算的小區塊。接著，採用 YOLOv11 語意分割模型對這些區塊進行堤岸表面裂化物件的辨識，模型能自動預測並標註裂化區域的位置。針對模型預測出的堤岸表面裂化物件，進一步分類為表面水泥剝落與鋼筋裸露兩大類型，並以不同顏色標示於影像上，以利現場人員快速判讀異常情形。最後，所有辨識與分類結果會回疊至原始影像，破損區域即時顯示於現地圖資，異常區段亦以顏色提示，協助管理單位迅速掌握維護重點。

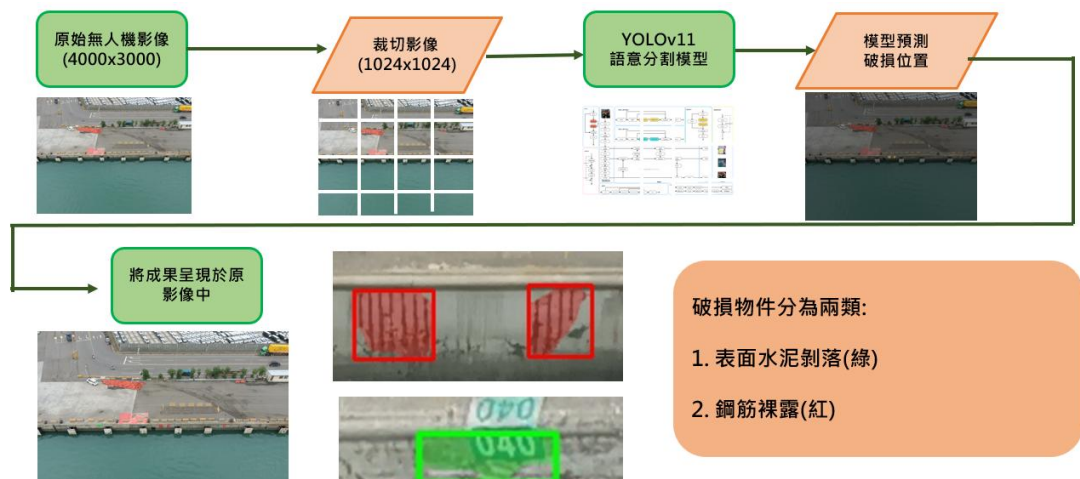


圖 6.89 堤岸表面裂化檢測流程圖

(1) 資料集

本計畫堤岸表面裂化檢測所用資料集，選自 113 年 7 月至 9 月 3 個月份之無人機高解析度影像，涵蓋不同時期與天候下的港口現地情境。每個月份均均勻擷取 200 張影像，總計 600 張（如圖 6.90 所示），確保資料多樣性與代表性。所有影像均以相同航拍規格及高度進行拍攝，內容包含港區岸壁、碼頭結構及其周邊設施，完整涵蓋常見的結構破損區域。此資料集為模型訓練與驗證提供穩定且具挑戰性的測試環境，有助於提升 AI 檢測系統於實務場域的泛化能力與準確率。



圖 6.90 堤岸表面裂化檢測資料集來源

於資料集的標註階段，針對堤岸表面裂化區域進行精確分類與標記，區分為碰撞剝落與鋼筋破壞兩大類型(圖 6.91)。碰撞剝落指的是結構物表面因碰撞、外力衝擊或自然劣化等因素，導致水泥表層出現剝落現象；而鋼筋破壞則是指結構於受撞擊或嚴重侵蝕後，內部鋼筋裸露於外部，甚至發生變形或鏽蝕。透過上述分類標註，有助於提升模型對於不同堤岸表面裂化型態的辨識能力，強化自動化檢測系統於實際應用中的精確度與可靠性。



圖 6.91 影像標註類別展示

(2) 使用模型

與 6.2.2(2)之使用模型章節一致，使用 YOLOv11 模型進行訓練推論。

(3) 訓練細節

本計畫採用 YOLOv11 語意分割模型進行港口結構破損自動檢測，並以標註資料集進行訓練。訓練過程中各項損失函數（如 box loss、seg loss、cls loss、dfl loss）均穩定下降，驗證集（val）損失亦同步收斂，顯示模型有效學習破損物件特徵。Precision、Recall 及 mAP 等指標隨訓練輪次上升並趨於穩定，模型表現良好（如圖 6.92 所示）。

模型訓練完成後，於測試集進行混淆矩陣分析（如 6.93 圖）。結果顯示，模型對「剝落損壞」類別的辨識準確率達 0.91，對「鋼

筋破壞」類別準確率更高，達 0.96，僅少數樣本出現類別混淆或與背景誤判。背景區域的誤判率極低，模型具備良好區分能力。因此，模型無論是結構表層剝落或鋼筋裸露狀態，皆能提供穩定且高準確率的自動檢測結果。

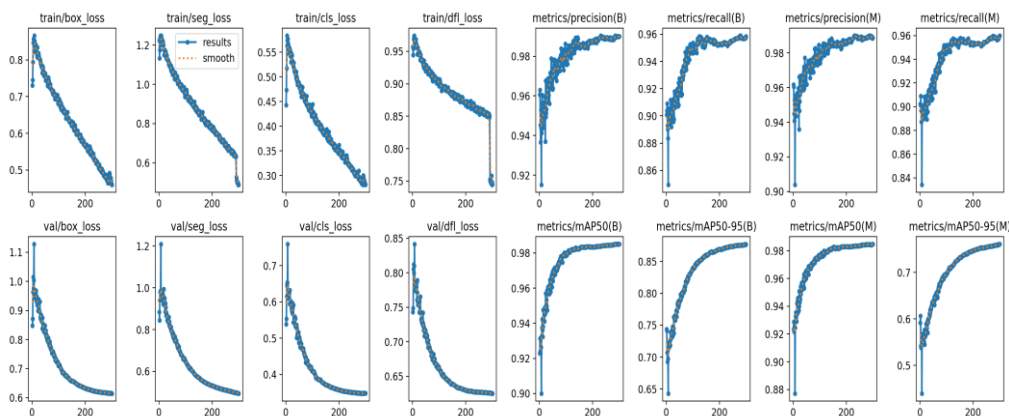


圖 6.92 堤岸表面裂化檢測模型訓練過程表現

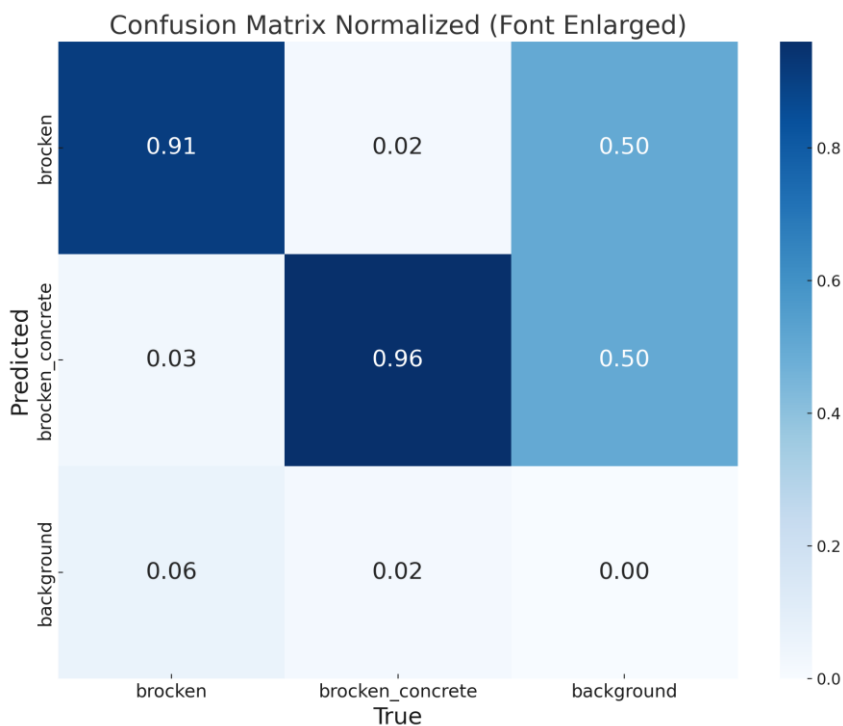


圖 6.93 堤岸表面裂化檢測模型混淆矩陣成果圖

(4) 辨識成果

經過影像裁切、模型預測與後處理，系統能於大範圍岸壁影像中自動標註並分類各類堤岸表面裂化區域，最終成果如圖 6.94 所示。辨識流程中，模型可精確判別並定位港口結構上的堤岸表面裂化物件，並依據裂化型態自動區分為表面水泥剝落與鋼筋裸露破壞兩類，分別以綠色與紅色框標註於影像上。所有辨識結果會直接疊加於原始影像，清楚標示每一處破損類型及其具體範圍，並於圖例中區分顏色，協助現場巡檢人員迅速掌握結構健康狀況。該系統能於大範圍港區場景下即時自動完成破損判讀，無論是表面水泥剝落或結構性裸露破壞，皆可精準分類與定位，大幅提升港口設施巡檢效率與異常處理的即時性與可靠性。

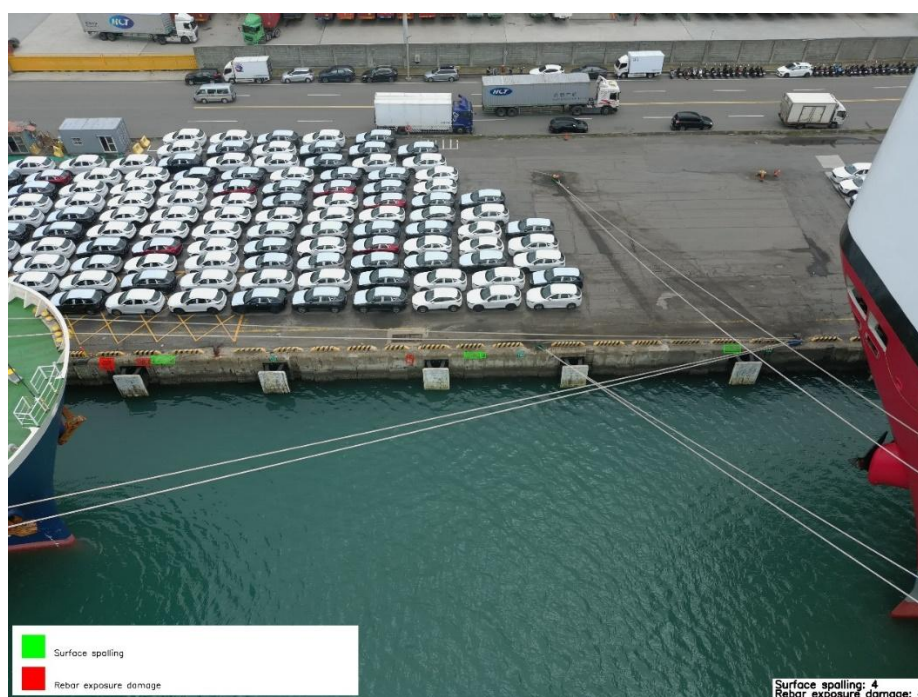


圖 6.94 堤岸表面裂化檢測成果展示圖

(5) 成果驗證

本計畫為驗證深度學習模型於堤岸表面裂化自動檢測的實務應用效能，選取 10 月 F 區無人機拍攝之測試影像進行系統性驗證，針對不同破損類型的辨識準確率與實務應用成效進行分析。結果顯示，

模型於水泥剝落類別的辨識準確率達 91%，能有效偵測港區岸壁結構因碰撞或自然劣化導致的表層剝落現象；在鋼筋裸露破壞類別更展現 96%的辨識準確率，可精確標定因撞擊或侵蝕造成的結構性損壞區域。此結果顯示模型對不同破損型態具備優異的區分能力，尤其對特徵較顯著的鋼筋裸露破壞有更高辨識精度。

系統整合無人機航拍影像與即時視覺化標註功能，能於大範圍港區環境中自動疊加破損分類結果，並以色彩編碼區分破壞類型。此技術突破克服傳統人工巡檢在廣域場景下的效率限制，同時解決近距離檢測難以全面覆蓋的實務困境。此外，模型在複雜背景與多變光照條件下仍維持穩定辨識效能，此特性對於港口設施這類長期暴露於嚴苛環境的基礎建設檢測具有關鍵意義。

6.4 鋪面狀況指標(PCI)

6.4.1 裂縫定義

根據交通部的高速公路養護手冊，裂縫的定義為發生在鋪面上的裂痕。而根據市區道路管理維護與技術規範手冊研究的定義，裂縫的規模可以分成 3 個等級，分別為輕級、中級與重級。

(1) 輕級

裂縫型態呈細小毛髮狀，且裂縫沒有破裂現象，裂縫可填補但不可有滲水情況，無填補之裂縫平均寬度須小於 0.3 公分以下，不會導致車輛有明顯跳動現象，如圖 6.95 所示。

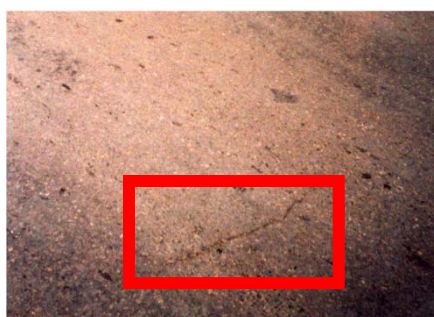


圖 6.95 輕級裂縫範例

(2) 中級

裂縫有輕微破裂現象，且裂縫周圍或相交處有其他細小、不規則裂縫出現。有填補之裂縫會有滲水情況，無填補之裂縫平均寬度須介於 0.3 公分至 0.5 公分，導致車輛有較明顯跳動現象，如圖 6.96 所示。

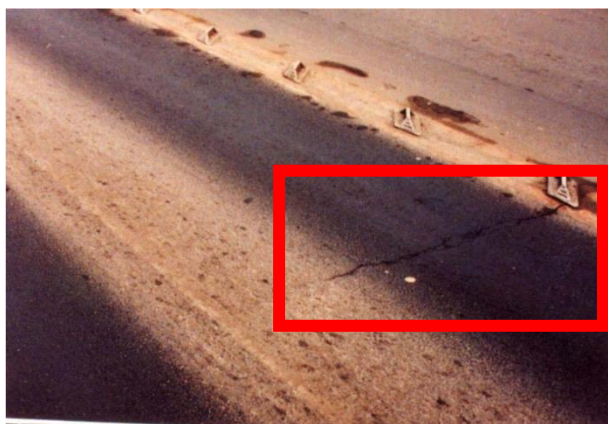


圖 6.96 中級裂縫範例

(3) 重級

裂縫有嚴重破裂現象，且裂縫周圍或相交處有其他中級至重級嚴重程度之不規則裂縫出現。已填補之裂縫有滲水情況，無填補之裂縫平均寬度會大於 0.5 公分，導致車輛有較劇烈跳動現象，如圖 6.97 所示。

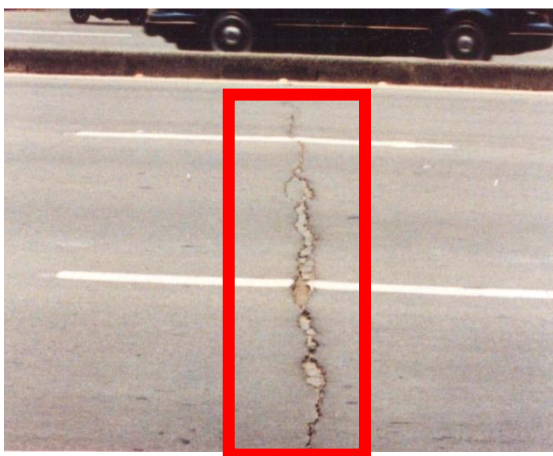


圖 6.97 重級裂縫範例

6.4.2 坑洞定義

根據高速公路養護手冊，坑洞的定義為鋪面發生局部性、大小不等且略呈碗狀之不規則凹洞。而坑洞分級標準於市區道路管理維護與技術規範手冊中評估了坑洞面積及深度資訊，因本計畫之航攝影像不易取得深度資訊，因此僅以坑洞面積為標準進行分級，標準如表 6-8，A 為坑洞面積。

表 6-8 坑洞分級標準

坑洞面積	\sqrt{A} 小於15cm	\sqrt{A} 介於15cm至30cm	\sqrt{A} 大於30cm
等級	輕級	中級	重級

6.4.3 方法原理

(1) 各級裂縫長度計算

本計畫參考骨架正交法(Sunet al., 2021)來評估裂縫的寬度，以圖 6.98 為例，流程如下：

1. 利用骨幹化的方式取得裂縫中線。
2. 用 SVD (Klema and Laub, 1980) 算出中線上某個點的法線（藍線 y 軸）。
3. 將裂縫輪廓線上最接近法線的兩個點連線並找出與法線的交點（紅點）。
4. 於另一邊重複步驟 3，並將兩交點連起來，連線長度即為該點寬度。
5. 在每條裂縫上每 20 公分量一次長度，不到 20 公分者則不量，最後即可算出該裂縫的最大，最小及平均寬度。
6. 將所有得到的寬度用 3.3.1 的標準分級，並將各級裂縫的數量乘以 0.2m 獲得總長。

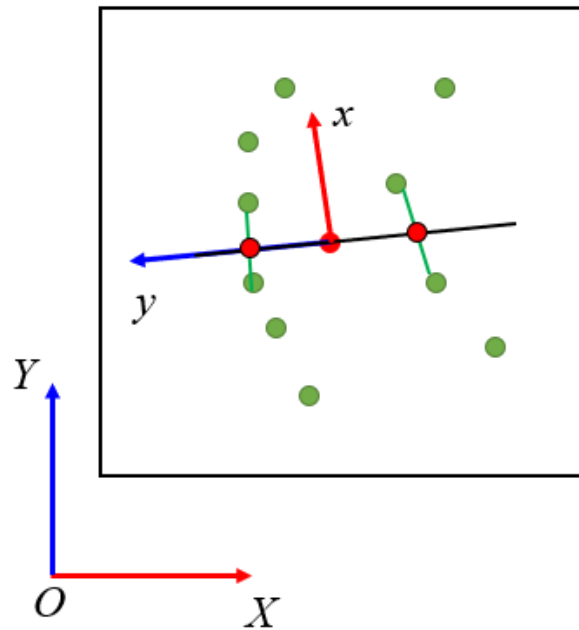


圖 6.98 圖解骨架正交法

(2) 骨幹化(Skeletonize)

本計畫參考 Zhang and Suen(1984)論文提出的方式來進行骨架化，此方法的目的為找出裂縫走向。這麼做才能找出法向量並算出寬度，用預裂縫上的成果，則如圖 6.100 所示，而流程如下：

- 1.將圖片轉成二值圖，如圖 6.99 所示，符號@代表 1，而符號. 代表 0。
- 2.將圖中 1 的部分由最外層一層一層的轉換成 0，直到留下來的部分滿足以下條件：
 - (1)寬度只有一個像素寬，並為骨架的端點。
 - (2)該像素兩端都是骨架，為骨架的中點。

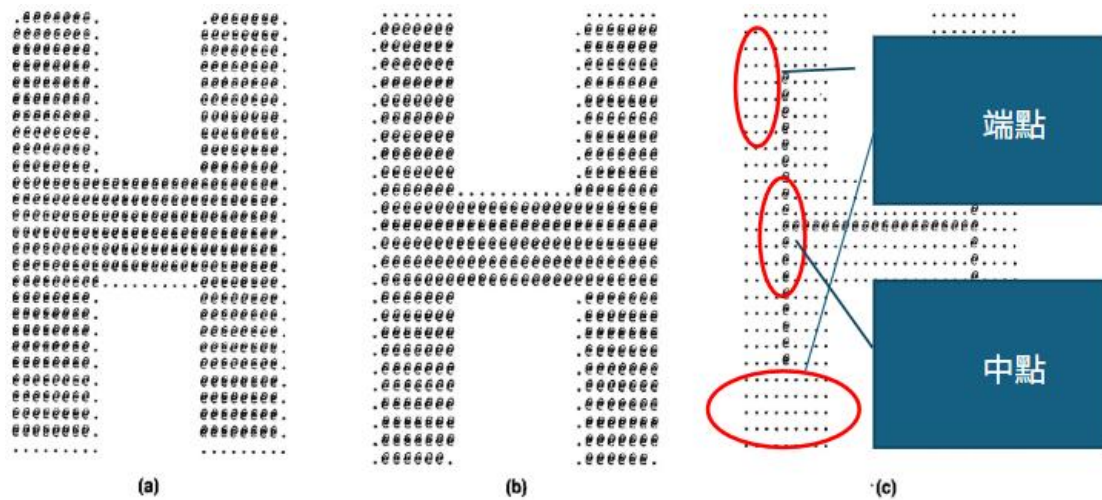


圖 6.99 圖解骨幹化

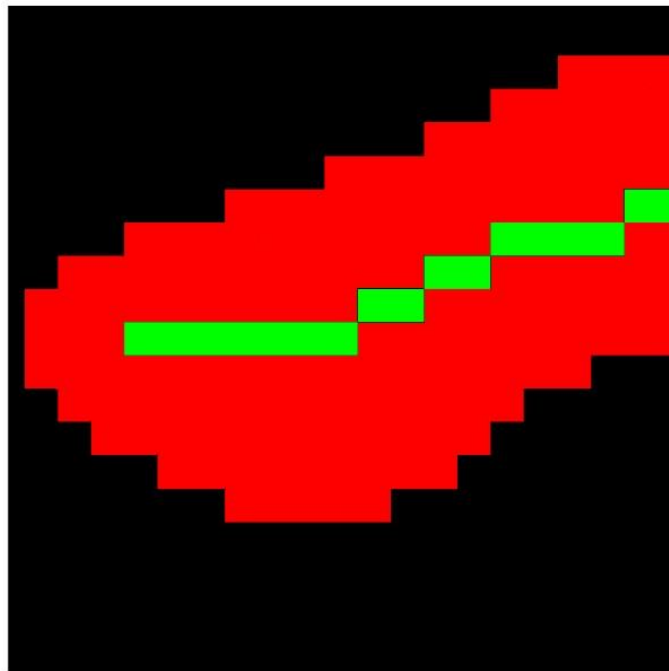


圖 6.100 骨幹化結果(紅色為放大的裂縫，綠色為骨架)

6.4.4 研究流程

首先將航攝圖放進模型中，再來根據表 6-9 計算裂縫與坑洞的折減值，將各級裂縫長度除以路面面積以獲得各級裂縫密度，接著將偵測到的坑洞以表 6-10 的方法分級，將各級的坑洞面積加總，計算密度。

得到密度之後，就對密度取 log 得到 x，如公式 1。接著依照公式換算折減值，公式分為坑洞（公式 2~4）與裂縫（公式 5~7）兩類。每個類別包含 3 種公式，分別對應到輕級（公式 2、5）、中級（公式 3、6）與重級（公式 4、7）3 種分級。

計算出折減值後，將折減值大於 2 的裂縫或坑洞列入 CDV 計算。以表 6-10 為例，將 9.56(1H)、5.19(1M)，及 3.46(2M)依大小填入表 6-9 進行計算。並且將各折減值迭代計算 CDV，首先將折減值加總藉公式計算 CDV，為公式 8~13 的部分，挑選標準為該次迭代中有多少折減值大於 2。以 No.1 為例，該次大於 2 者有 3 個，因此取公式 9(N3)，並且將帶入公式計算的最小折減值替換成 2，接著再進行下一輪迭代，直到所有值皆為 2，最後於 CDV 中取最大值，表 6-10 為例最終 CDV 為 13.56，則 $PCI = 100 - 13.56 = 86.44$ 。計算出 PCI 值後就可以根據表 6-11，得到該區域的路面健康等級。

表 6-9 鋪面折減值計算

路面面積 = 148m ²			
損壞種類與形式：1. 裂縫 2. 坑洞 嚴重程度：輕級(L)、中級(M)、重級(H)			
損壞類型與嚴重程度	總數	密度(D)(%)	折減值(d)
1L	4.6m	3.10	1.73
1M	2.6m	1.75	5.19
1H	1.8m	1.21	9.56
2L	0.04m ²	0.02	-5.89
2M	0.11m ²	0.08	3.46

表 6-10 鋪面 CDV 計算

No.	折減值(Deduct Value)			Total	q	CDV
1	9.56	5.19	3.46	18.21	3	8.10
2	9.56	5.19	2	16.75	2	11.16
3	9.56	2	2	13.56	1	13.56

$$x = \log(D) \quad (1)$$

$$d = 21.2 + 27.15x + 6.41x^2 \quad (2)$$

$$d = 31.4 + 40.77x + 14.14x^2 \quad (3)$$

$$d = 52.3 + 43.87x + 10.22x^2 \quad (4)$$

$$d = -1.7 + 4.45x + 5.18x^2 \quad (5)$$

$$d = 2.1 + 11.51x + 4.93x^2 \quad (6)$$

$$d = 8.3 + 14.06x + 12.96x^2 \quad (7)$$

$$N2 \text{ CDV} = -3.6 + 0.91 \times \text{Total} - 0.0017 \times \text{Total}^2 \quad (8)$$

$$N3 \text{ CDV} = -6.4 + 0.82 \times \text{Total} - 0.0013 \times \text{Total}^2 \quad (9)$$

$$N4 \text{ CDV} = -13 + 0.86 \times \text{Total} - 0.0015 \times \text{Total}^2 \quad (10)$$

$$N5 \text{ CDV} = -12 + 0.76 \times \text{Total} - 0.0011 \times \text{Total}^2 \quad (11)$$

$$N6 \text{ CDV} = -14.7 + 0.75 \times \text{Total} - 0.0011 \times \text{Total}^2 \quad (12)$$

$$N7 \text{ CDV} = -18.5 + 0.86 \times \text{Total} - 0.0018 \times \text{Total}^2 \quad (13)$$

表 6-11 PCI 等級對照表

PCI值	等級(Rating)
85~100	最佳(Excellent)
70~85	很好(Very good)
55~70	好(Good)
40~55	尚可(Fair)
25~40	差(Poor)
10~25	很差(Very poor)
0~10	不合格(Failed)

6.4.5 成果

本次研究沿用去年的方法，不過今年使用的是在 113 年 10 月 14 日新拍攝的航攝圖，拍攝的範圍相較於過去變得更廣，如圖 6.101 所示。因此，在將路面每 20 公尺分為一段進行 PCI 檢測的情況下，變成總共有 110 個分段。檢測目標則是與過去相同，同樣是偵測裂縫、

伸縮縫與坑洞，並且也一樣只將裂縫與坑洞的偵測結果列入 PCI 值計算。

而 PCI 檢測結果依照表 6-11 分成 7 個等級，結果如圖 6.102 所示。圖 6.102 (a) 只計算裂縫的 PCI 值，圖 6.102 (b) 只計算坑洞的 PCI 值，圖 6.102 (c) 則是將裂縫與坑洞都列入計算。可以看得出來絕大部分路面的狀況都是最佳 (Excellent) 這個等級，有少數則是落在很好 (Very Good) 等級，而有零星兩三個路段則是落在好 (Good) 的等級，可見在 113 年 10 月 14 日的臺北港整體路面的表現是很好。並且將 PCI 檢測結果與航攝圖比對，如圖 6.103 所示，可以看得到在被檢測為好 (Good) 的等級的其中一個路段的航攝圖，用紅色圓圈圈起來的部分為一片裂縫，所以因為裂縫較多，所以路面健康程度等級較低。而在該路段左邊的部分，則是被檢測為最佳 (Excellent) 等級的路段，從該路段的航攝圖可以發現路面上沒有什麼裂縫與坑洞，所以路面健康程度等級為最高。至於在圖 6.103 右邊的部分可以看到其中一個被檢測為很好 (Very Good) 等級的路段的航攝圖，在紅色圓圈圈起來的部分為一長條裂縫，雖然有裂縫，但是卻沒有像在被檢測為好 (Good) 的等級的路面的裂縫數量那麼多，所以路面健康程度等級介於最佳 (Excellent) 跟好 (Good) 兩個等級之間。而在本次使用的航攝圖當中，偶爾有幾處被偵測為坑洞，但是經過實際查看該區域的航攝圖後，發現多為路面顏色較深的區域或行經車輛，如圖 6.104 所示。

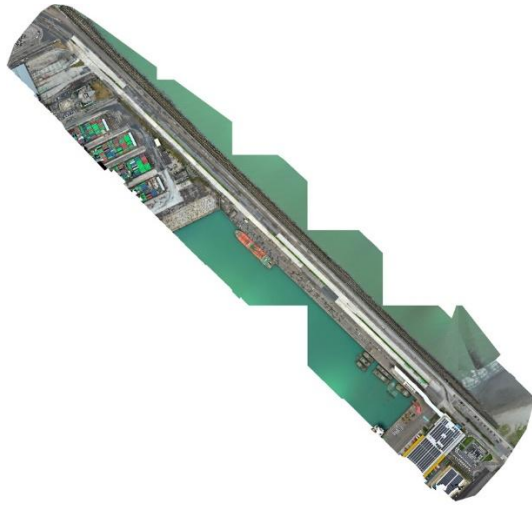
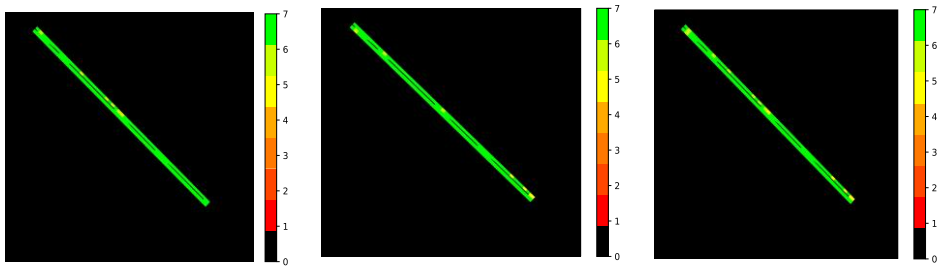


圖 6.101 113 年 10 月 14 日拍攝之臺北港航攝圖



(a) 只計算裂縫 (b) 只計算坑洞 (c) 將裂縫、坑洞
加總

圖 6.102 PCI 檢測結果

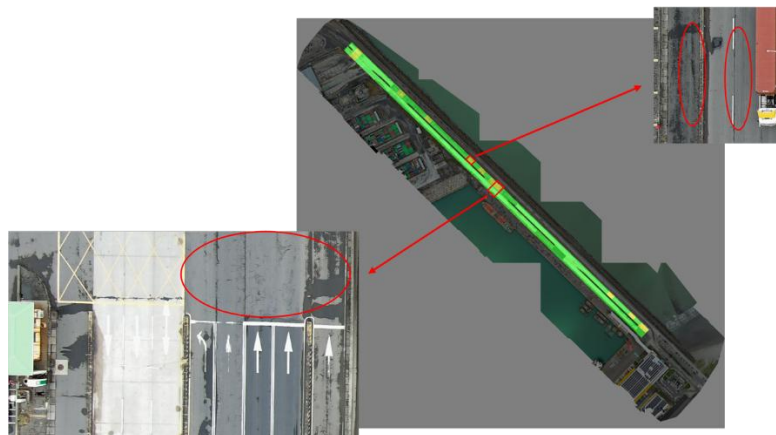


圖 6.103 PCI 結果圖與航攝圖比對

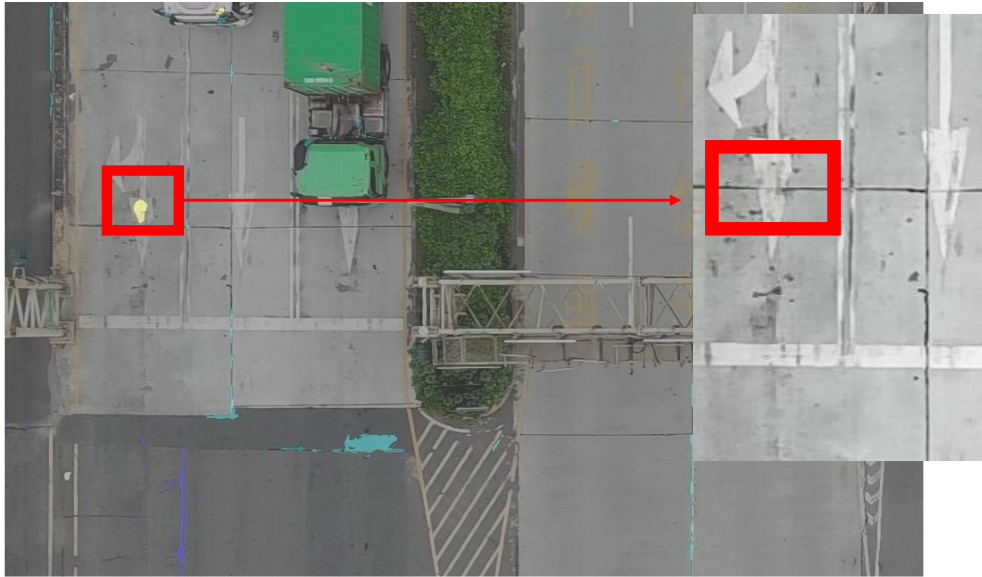


圖 6.104 坑洞檢測結果範例

6.5 本章小結

(1) 伸縮縫及胸牆之法線檢測小結

本年度於伸縮縫與胸牆法線之檢測任務中，透過流程優化與模型升級，已提升整體系統之自動化程度與實務應用價值。伸縮縫檢測方面，採用 YOLOv11 進行初步目標偵測，結合語意分割模型與寬度量測技術，能有效辨識異常寬度與填充材料溢出等問題。搭配高解析度資料與標準化標註流程，提升模型之泛化能力與判別準確度。胸牆法線檢測部分，則針對影像進行自動裁切，並以 YOLOv11 衍生模型偵測胸牆邊緣，後續透過法線錯位演算法自動辨識雙側或單側偏移情形。最終辨識結果以色線方式疊加至原始影像中，可直觀輔助現場判斷。透過本期收斂建置的檢測流程已能穩定執行伸縮縫與胸牆法線異常辨識任務，具備良好之準確性與推廣潛力，後續可進一步擴展應用至其他結構型式之檢測任務。

(2) 鋼筋裸露小結

本年度於鋼筋裸露區域之偵測任務中，採用更新版本的 YOLOv11 模型。儘管從訓練過程中各項指標曲線觀察，其整體表現

與前一年度相比差異不大，然實際應用上已可明顯減少對同一鋼筋裸露區塊之重複偵測情形。此外，於堤防正面視角影像中的偵測結果表現穩定，準確度亦有所提升，顯示模型更新對偵測品質具有正向助益。

(3) 標線磨損小結

目前已成功建立一套結合物件偵測與圖像分割之模型流程，能夠自動辨識航拍影像中之標線位置與類別，並進一步透過圖像分割模型標示標線實際區域。整體而言，分類與分割模型之整合效果良好，具備自動量化標線磨損程度之潛力。然而，在標線位置偵測階段，仍偶有邊界框（bounding box）覆蓋範圍不準確之問題，導致後續所截取之標線圖無法完整呈現目標標線，該部分仍有待進一步優化。

(4) 排水溝蓋阻塞小結

針對排水溝蓋堵塞進行異常偵測任務，發展出一套能有效篩選出健康與異常（如堆積或堵塞）溝蓋，並即時呈現判讀結果的流程。為強化重疊影像間預測結果的一致性與穩定性，系統進一步導入 DBSCAN 分群演算法，整合多視角資訊，提升辨識精度與空間連續性。資料面向則涵蓋不同月份與各式環境條件下拍攝的多種排水溝蓋型式影像，並針對柵狀與鑄鐵類型進行異常標註，使模型能因應多樣場景並具備良好的泛化能力。實驗結果顯示，該系統可在原始影像上標示綠色（健康）與紅色（異常）框線，不僅提升巡檢效率，也讓結果更具直觀性與應用價值。

(5) 堤岸表面裂化小結

建構一套結合高解析度無人機影像與 YOLOv11 語意分割模型之檢測流程，可準確偵測堤岸表面裂化之水泥剝落與鋼筋裸露情形。資料集涵蓋多時期、多氣候條件下所拍攝之港區岸壁影像，針對「水泥剝落」與「鋼筋破壞」兩類型進行精細標註，反映出多樣化之實務破損場景。模型訓練結果顯示，對上述類別均具備良好之辨

識能力，且能有效區分背景與非破損區域，展現其於大面積自動巡檢應用中之可行性。

第七章、多來源感測資料整合

臺北港是臺灣最年輕的國際商港，也是首座藉由無線感測技術打造無人貨櫃碼頭的國際港口。為了提升營運效率、節省成本、強化安全、維護環境等目的，臺北港導入了多種感測器，遍布港區各角落，蒐集即時資訊，提供決策依據。

7.1 港區現有感測器種類與應用現狀

臺北港所使用的感測器種類繁多，依功能可大致分為以下幾類：

7.1.1 環境監測感測器

主要用於監測港區環境品質，包括空氣品質、水質、噪音等。空氣品質感測器可偵測懸浮微粒、硫氧化物、氮氧化物等污染物濃度；水質感測器可監測水溫、酸鹼值、溶解氧等參數；噪音感測器則可測量噪音音量。

7.1.2 貨櫃追蹤感測器

主要用於追蹤貨櫃動向，提升貨櫃作業效率。常見的貨櫃追蹤感測器包括 RFID 感測器、光學辨識系統（OCR）等。RFID 感測器可透過無線射頻技術識別貨櫃標籤，記錄貨櫃位置、進出港區時間等資訊；OCR 則可辨識貨櫃號碼，並與 RFID 感測器資料整合。

7.1.3 車輛感測器

主要用於監控車輛動態，確保交通安全。常見的車輛感測器包括車流感測器、車牌辨識系統（LPR）等。車流感測器可偵測車流量、車速等資訊；LPR 則可辨識車牌號碼，並追蹤車輛行蹤。

7.1.4 設備感測器

主要用於監控設備運作狀況，預防故障發生。常見的設備感測器包括振動感測器、溫度感測器、壓力感測器等。振動感測器可監測設備振動幅度，預警設備磨損；溫度感測器則可監控設備溫度，避免過熱；壓力感測器可監測設備壓力，防止管線破裂。

7.1.5 CCTV 感測器

主要用於監控港區活動，提供即時影像畫面。CCTV 感測器可監控港區各角落的活動，提供全天候、高清晰度的監控畫面，具體應用包括安全監控、人員管控、貨櫃管理、交通管制、設備維護等。

7.2 現有岸邊設施模型與 CCTV 的結合

臺北港目前已架設了數千支 CCTV 感測器，遍布港區各個角落，形成綿密的監控網。透過 CCTV 感測器，可防範偷竊、搶劫、破壞等犯罪行為，並協助釐清事故責，而為了提升 CCTV 感測器的應用效益，臺北港也導入了多項智慧化技術，例如：

- (1) 影像分析：可自動分析 CCTV 影像畫面，偵測異常行為或事件，並發出警示通知。透過影像分析技術，CCTV 感測器可自動偵測人員入侵、貨櫃移動、車輛違規等異常行為或事件，並發出警示通知，讓警衛人員或管制中心即時掌握狀況，迅速做出應對。
- (2) 臉部辨識：可辨識人員身分，並追蹤人員動向。臉部辨識技術可透過 CCTV 影像畫面，辨識人員身分，並追蹤人員在港區內的動向，協助人員管控及安全監控。
- (3) 車牌辨識：可辨識車牌號碼，並追蹤車輛行蹤。車牌辨識技術可透過 CCTV 影像畫面，辨識車輛車牌號碼，並追蹤車輛在港區內的行蹤，協助交通管制及貨櫃管理。

7.2.1 申請區域

港區本已建有多個場域的 CCTV 系統，而在部分的港邊設施中，來自地面視角的 CCTV 能補足 UAV 的不足，提供更好的視野或是當 UAV 的視野被船隻遮蔽時，以另一個面向的角度補足缺失的部分。

然 CCTV 影像與 UAV 影像之間的角度不同，物件在其中的呈現大不相同，UAV 的模型是無法直接應用到 CCTV 的影像上的，需額

外針對 CCTV 的影像進行訓練。訓練。不過 CCTV 本身的視角與拍攝的場域較為固定，影像內的變化不像 UAV 複雜，因此在訓練上並不如 UAV 一般需要大量的訓練資料，少部分的資料即可達到不錯的效果。

在臺北港所提供多個不同區域的 CCTV 視角中，針對有拍攝到岸邊設施的幾個場域進行測試，總計有 4 個場域，位置分布如圖 7.1，並蒐集 113 年 7 月至 8 月每周一早上 10:00~10:30，共 8 期片段。

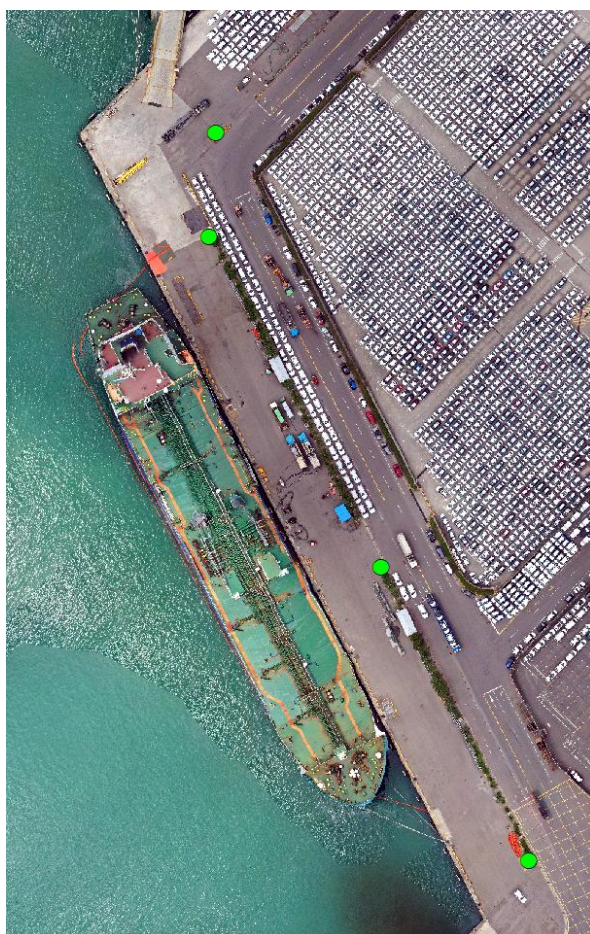


圖 7.1 四個 CCTV 場域的分布位置（綠點），分布在東 4 與東 5 碼頭之間

7.2.2 選擇模型

將 4 個場域的 CCTV 影像分別擷取 1 分鐘進行標註與訓練，總計 120 張影像並已 7:2:1 的比例分成訓練、驗證與測試資料集，而後以 Yolov8n 模型作為預訓練模型，經過 50 次的 Epochs 訓練後得到驗

證資料集表現 mAP@0.5 在 0.853 左右的模型，模型的表現與訓練過程如圖 7.2，最佳的模型以混淆矩陣表示其在驗證資料的結果如圖 7.3。

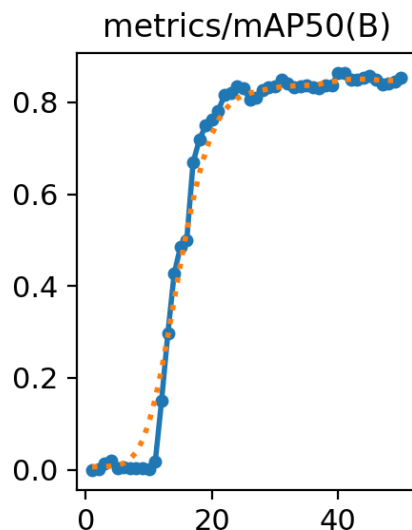


圖 7.2 CCTV 的模型訓練過程，橫軸為 epochs 次數，縱軸為 mAP@0.5

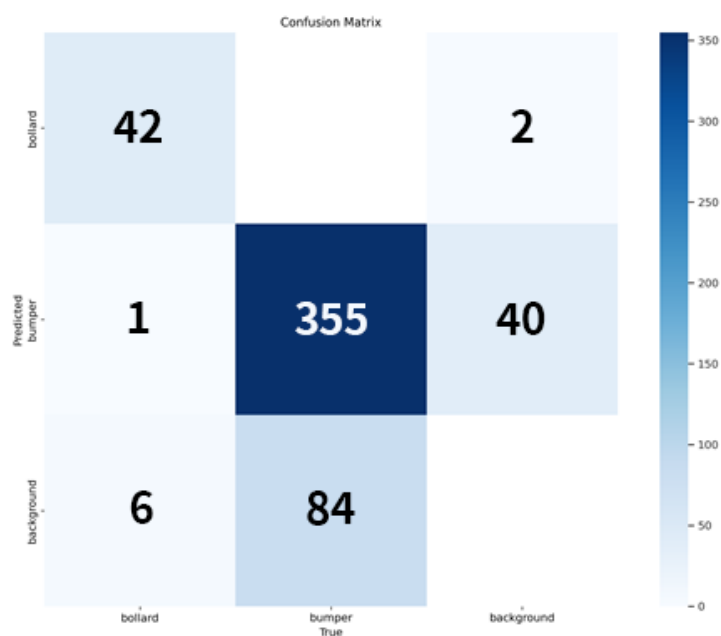


圖 7.3 CCTV 的模型在驗證資料集上的混淆矩陣

在訓練資料的表現則如圖 7.4 所示，除去距離過遠的物件外，在視野範圍內的岸邊設施大部分都可以準確地偵測到。

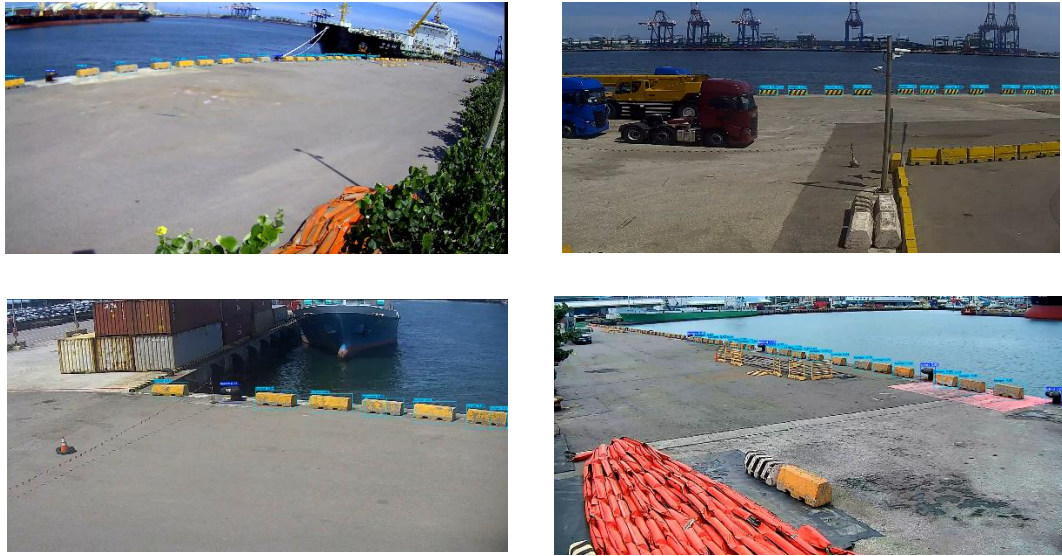


圖 7.4 不同 CCTV 視角的偵測結果

7.3 本章小結

臺北港的現有感測器應用已漸具規模，並在提升營運效率、強化安全管理等方面發揮了顯著成效。本計畫上(113)年度也進行了不同感測器(光學感測器、熱紅外感測器、氣體感測器等)的測試，期許能與港區感測器整合，而於今年盤點港區現有感測器後，團隊認為整合 CCTV 與團隊現有的 AI 智慧化技術，可開發更多智慧應用，然直接套用岸邊設施模型結果，卻因拍攝視角而不盡理想，只能重新訓練模型，而好在 CCTV 視角皆固定且影像變化少，僅使用幾期影像即可在車擋辨識上獲得極好的表現，後續可思考如何結合 CCTV 與 UAV 彼此拍攝優點進行互補辨識，提供更全面的監控，以打造更安全、更智慧的港口。

第八章、港區空間發展與永續規劃

8.1 港區太陽光電自給率及減碳潛力評估

近年來，全球多個主要港口積極部署太陽光電（PV）系統以推動能源轉型與減碳，其中，包括鹿特丹港、新加坡港、洛杉磯港、漢堡港等重要港口。這些港口普遍利用倉儲屋頂、碼頭建築、堆場遮陽棚，甚至離岸浮動式太陽能平台作為 PV 設置場域。應用範圍廣泛涵蓋倉儲與辦公大樓屋頂型太陽能、貨櫃堆場之遮陽棚型太陽能、離岸浮動式太陽能（如新加坡港的示範計畫），以及碼頭建築與停車場覆蓋型太陽能等多種形式。

國際港口的太陽能發電量與自用比例（energy self-sufficiency）依港區規模、設置面積與當地日照條件而異。鹿特丹港在 2022 年已安裝超過 25 MWp 太陽能，部分設施自用率達 40% 以上，並與微電網和儲能系統結合提升能源自給率。新加坡港於 2021 年啟用 5 MWp 屋頂型太陽能，並在裕廊島推動離岸浮動式太陽能，能源多數自用於碼頭設施。洛杉磯港設有多處屋頂與停車棚太陽能，並結合儲能與 EMS 系統，提升港區能源管理效率。多數領先港口已將太陽光電與微電網、儲能（如鋰電池）及能源管理系統（EMS）整合。鹿特丹港與漢堡港均設有微電網，能即時調度太陽能、風能與儲能，優化能源自用與減碳效益。新加坡港的浮動式太陽能結合儲能系統，確保夜間及陰天供電穩定。

在減碳潛力評估方面，常見的評估方法包括建築面積法，根據可用屋頂或場域面積計算可安裝 PV 容量，並結合當地年均日照時數估算年發電量。日照資源法利用氣象資料與太陽輻射模擬，預測 PV 系統年發電潛力。碳排係數法將 PV 年發電量乘以當地電網碳排放係數（如 kgCO_2/kWh ），估算減碳潛力。全生命週期分析（LCA）則考慮 PV 系統從生產、運輸、安裝、運維到退役的全程碳排放效益。在模擬工具方面，常用的平台包括 PVGIS（Photovoltaic Geographical Information System）、SAM（System Advisor Model）、HelioScope，

以及 GIS 融合建模，結合地理資訊系統與機器學習進行大規模場域潛力評估。評估結果常用的單位或指標涵蓋年發電潛能 (kWh/年)、碳排減量 (kgCO₂/年或 tCO₂/年)、單位發電減碳效益 (kgCO₂/kWh)、能源自給率 (%)，以及碳排減量潛能百分比 (%)。

針對港區的特殊性，評估方法需要進行相應調整。港區具有高耗能特性，如冷鏈、貨櫃起重、照明等用電高峰，需納入用電型態與營運時段差異進行模擬。由於土地受限，多以屋頂、遮陽棚、浮動式等非傳統地面型 PV 為主。氣候條件方面，需考慮海港鹽霧、強風、日照遮蔽等環境因素，調整 PV 選型與運維預估。同時也要評估港區擴建、營運增長對 PV 系統擴充與減碳潛力的影響。在評估是否納入碼頭用電型態與營運時段差異方面，先進案例會將碼頭用電型態 (如 24 小時作業、季節性高峰) 納入 EMS 模擬，優化 PV 發電自用與儲能調度。

8.2 研究流程

為評估港區導入太陽光電系統後所可能達成之減碳潛力與能源自給率，本計畫首先推估港區建物之年用電總量。依據行政院「政府機關及學校用電效率提升計畫」(113 年-115 年)核定本內所訂定的不同用途建物的年用電強度 (Energy Usage Intensity, EUI，單位為 kWh/m²·year) 基準以及港區土地使用分區圖，結合 LOD1 三維建物模型的總樓地板面積，計算每棟建物的年耗電量，進而求出港區總用電量。計算公式如下：

$$\text{建物年用電量} = EUI \times \text{樓地板面積} \quad \text{單位：kwh/year}$$

將上述結果彙整後，即可得到整體港區之年用電總量，作為後續進行光電自給率的基礎參考。

接續部分，本計畫援引去年度「港區太陽光電潛能評估」研究成果，採用其中所推估之年總發電潛能作為潛在可替代傳統電力之

供應來源。為進一步量化光電系統的供電能力，計算其對港區整體用電需求的覆蓋比例，港區能源自給率計算方式如下：

$$\text{港區能源自給率} = \frac{\text{年發電潛能}}{\text{年用電量}} \times 100\%$$

此指標可作為評估太陽光電在港區能源結構中所扮演角色之重要依據，亦反映當前綠能系統對區域用電需求之支應能力。

此外，為評估導入光電系統所帶來的環境效益，本計畫進一步套用行政院能源署 2024 年公告之電力排碳係數（0.474 kgCO₂/kWh），將年發電潛能乘以該係數，即可估算每年可替代之傳統電力所對應的碳排放減量。其計算公式如下：

$$\text{減碳潛力} = \text{年發電潛能} \times 0.474 \text{ 單位：kg CO}_2/\text{year}$$

透過上述方法流程，可有效量化港區導入太陽光電設施後的能源自給與減碳效益，提供實證數據，作為港區永續發展規劃之參考依據。

8.3 港區年用電量推估

本計畫結合港區 LOD1 三維建物模型與土地使用分區圖(圖 8.1)，進行建物空間分布與能源使用分析。首先，透過建物模型與土地使用分區圖進行套疊比對，發現建物主要集中於港埠行政區、物流倉儲區與散雜貨碼頭區(圖 8.2)。

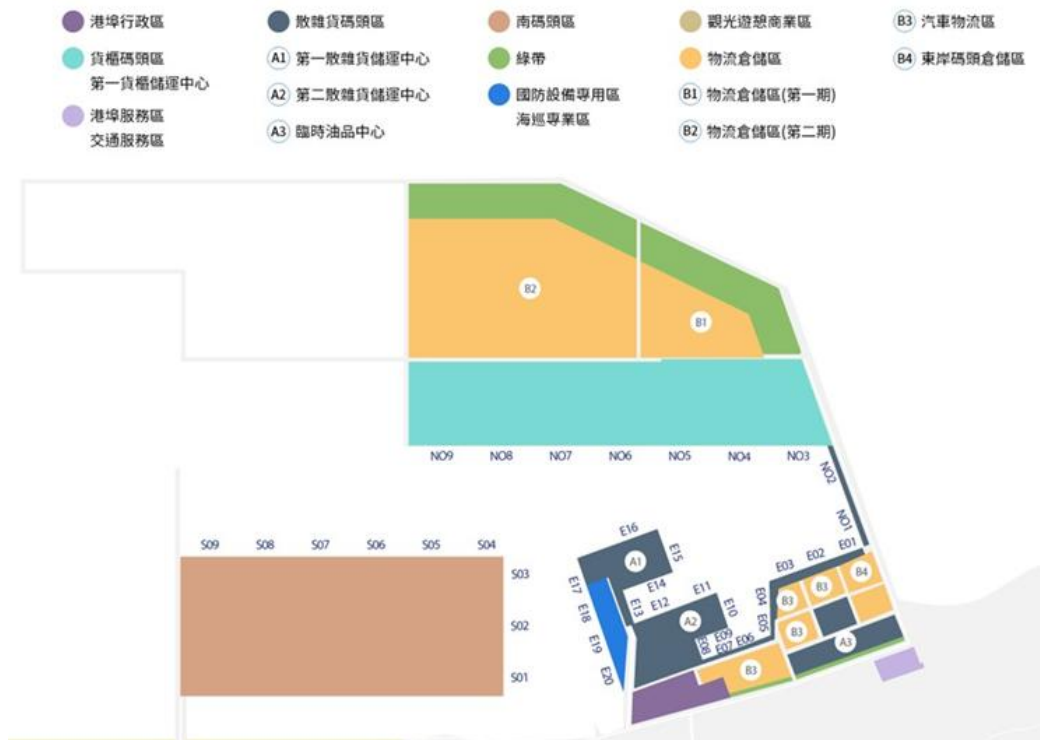


圖 8.1 港區土地使用分區圖

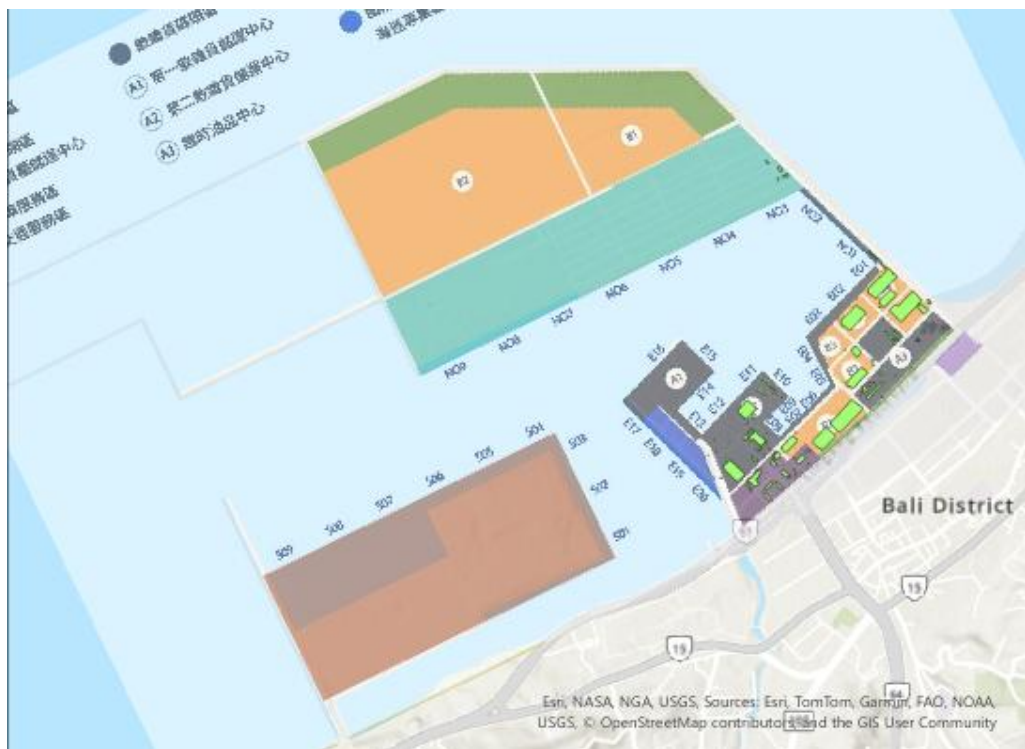


圖 8.2 建物模型與土地使用分區圖進行套疊比對成果

分類出建物用途後，納入不同用途之 EUI 值，乘以 LOD1 模型總樓地板面積，從而推估用電量的空間分佈狀況。EUI 標準為表 8-1。

表 8-1 不同建物類型 EUI 基準

建物類型	EUI平均
事業機構行政機關 (港埠行政區)	88
高耗能設備辦公機關 (物流倉儲區)	217
事業機構營運處 (散雜貨碼頭區、 貨櫃碼頭區)	51

經分類計算加總後，最終推估整體港區建物年總用電量約為 47,717,797.49 kWh/year。成果如圖 8.3，其中物流倉儲區為年用電量較高區域。



圖 8.3 建物年用電量成果圖

8.4 太陽光電自給率與減碳潛力評估

本計畫進一步援引上(113)年度已完成之「港區太陽光電潛能評估」成果，該成果顯示港區若全面建置光電系統，年發電潛能約為

3,105,166.91 kWh/year。為評估此潛能對於港區用電的支持程度與減碳貢獻，分別計算太陽光電自給率與對應減碳潛力。港區能源自給率計算如下：

$$\text{港區能源自給率} = \frac{\text{年發電潛能}}{\text{年用電量}} \times 100\% = \frac{3,105,166.91}{47,717,797.49} \times 100\% \\ \approx 6.5\%$$

表示若港區全面導入太陽光電系統，最多僅能自給約 6.5% 的年用電量，顯示其具有輔助性質但難以單獨支應全區用電。

減碳潛力計算如下：

$$\text{減碳潛力} = \text{年發電潛能} \times 0.474 = 3,105,166.91 \times 0.474 \\ \approx 1,471,850.07 \text{ kg CO}_2 \approx 1,472 \text{ 公噸 CO}_2$$

根據環保署與能源署所提供之估算標準，1 輛汽車每年平均碳排放量約為 1.08 噸 CO₂，而 1 棵成年樹每年約可吸收 18 公斤 CO₂。此外，1 座大安森林公園每年可吸收約 386,500 公斤 CO₂。據此換算，本研究所推估之太陽光電系統每年減碳潛力達 1,472 公噸 CO₂，等同於減少約 1,363 輛汽車一整年的碳排放量；相當於種植約 81,778 棵樹木所能達成之年吸碳量；或約等同於 3.81 座大安森林公園的年吸碳效益。

此外，本計畫亦進一步推算太陽光電系統於港區每單位面積之效益。以港區理想設置太陽光電總屋頂面積約 119,657.15 平方公尺、對應年發電潛能 3,105,166.91 kWh 為基礎，計算得每平方公尺每年可發電約 25.95 kWh/m²，相當每平方公尺每年可減少碳排放約 12.3 kg CO₂/m²。此一單位面積發電與減碳效率，具體量化了港區建物之光電設置潛力，亦可作為未來推估其他地區潛力、擴大設置規模或進行區域比較分析之標準參考值。

此成果顯示，太陽光電系統雖無法全面支應港區能源需求，然其對碳排放削減仍展現具體且量化之正向影響，為推動低碳港區發展策略提供實證依據。

8.5 本章小結

綜合本計畫推估結果，港區建物年總用電量約為 47,717,797.49 kWh，其中用電熱點集中於物流倉儲區。雖然港區可設置之太陽光電系統潛能每年可提供約 3,105,166.91 kWh 的發電量，惟與整體用電需求相比，其能源自給率僅約 6.5%，顯示其仍具輔助性質，尚不足以支應全面能源需求。

儘管如此，太陽光電系統仍展現可觀的減碳效益。依據計算，其年發電潛能可抵減約 1,472 公噸 CO₂，對應之環境效益相當於減少約 1,363 輛汽車一整年的碳排放量，相當於種植約 81,778 棵成年樹木，或等同於 3.81 座大安森林公園的年吸碳量。本計畫亦進一步推算每單位面積之發電與減碳效益，顯示每平方公尺屋頂每年可發電約 25.95 kWh，減少約 12.3 kgCO₂ 碳排放。此一標準化數值除具備評估本區潛能之依據外，亦可做為後續擴大設置規模或推估其他區域潛能之參考基準。

整體而言，儘管太陽光電系統在港區尚無法構成主要供電來源，但其所能帶來之具體、量化減碳效益，對於港區邁向低碳、永續發展具有實質貢獻與策略參考價值。未來仍可搭配其他再生能源技術與節能措施，朝向高自給、高效率之智慧綠色港區邁進。

第九章、系統平台建置

9.1 平台架構規劃

本平台採用 Node.js 作為主要開發語言，結合 MySQL 資料庫系統，構建完整的軟體開發環境；同時以 CesiumJS 做為電子地圖引擎，實現三維地理資訊的視覺化展示。此架構有效整合後端資料處理與前端 3D 地圖呈現，提供高度互動且高效能的應用體驗。

Node.js 採用非同步事件驅動架構，適合處理大量即時資料請求，能快速建立 API 服務與資料交換機制，確保系統在高負載下仍維持良好效能。MySQL 作為關聯式資料庫，具備穩定且成熟的資料儲存與查詢能力，適用於管理結構化的地理資訊、設備參數及使用者紀錄等多類資料。CesiumJS 則為功能強大的 WebGL 地理空間視覺化引擎，可呈現高精度的三維地圖、影像、模型與時間序列資料。透過 Node.js 所提供的 API，系統可即時自 MySQL 擷取空間與屬性資料，並動態更新至 CesiumJS 地圖，實現設備定位、路徑模擬、場域監控等多樣功能，顯著提升系統的即時性與互動性。

綜上所述，Node.js 負責高效資料處理與 API 提供，MySQL 管理穩定資料結構，而 CesiumJS 提供直觀的三維可視化介面。三者相輔相成，構築出一套完整、高效能且具視覺化表現力的地理資訊系統解決方案。本計畫系統功能架構圖如圖 9.1 所示，成果功能說明詳如 9.2 節。

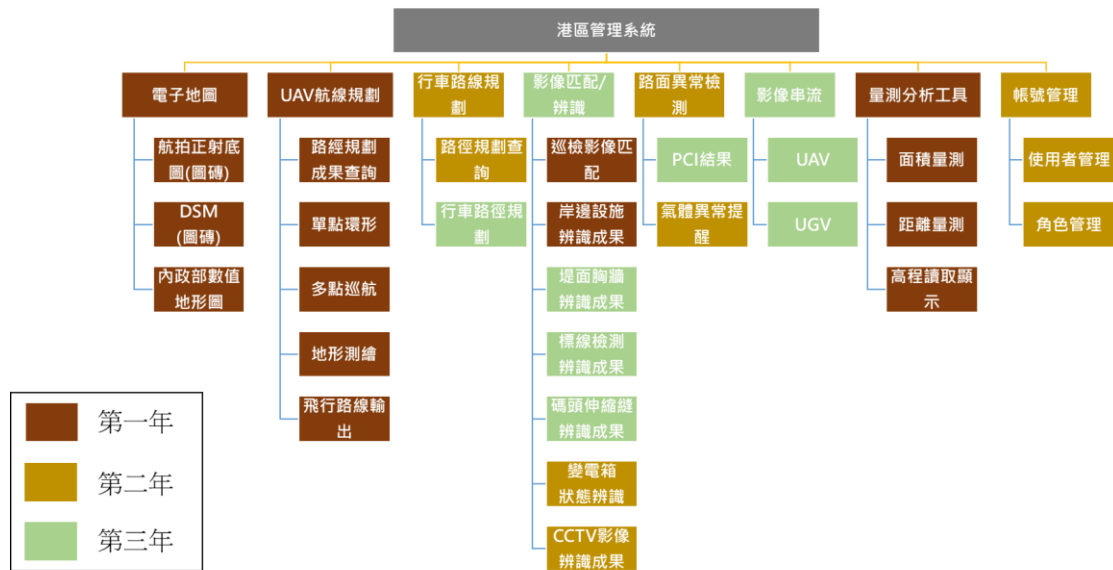


圖 9.1 系統功能架構圖

9.2 平台功能展示

本計畫發展之港區 UAV 影像管理分析平台包含 6 項主要功能：(一)基本圖層；(二)量測分析；(三)UAV 資訊；(四)無人車資訊；(五)港區資訊成果；(六)帳號。各項細節如分項說明。

(一)基本圖層：系統提供多重圖資之存取展示，便於使用者進行相關資料之查看與分析。

介接圖資包含(1)國土測繪中心正射影像(圖 9.2)；(2)本計畫拍攝製作的正射影像(圖 9.3)；(3)本計畫拍攝製作的數值地形模型(圖 9.4)；(4)內政部提供的建物 3D 模型(圖 9.5)。

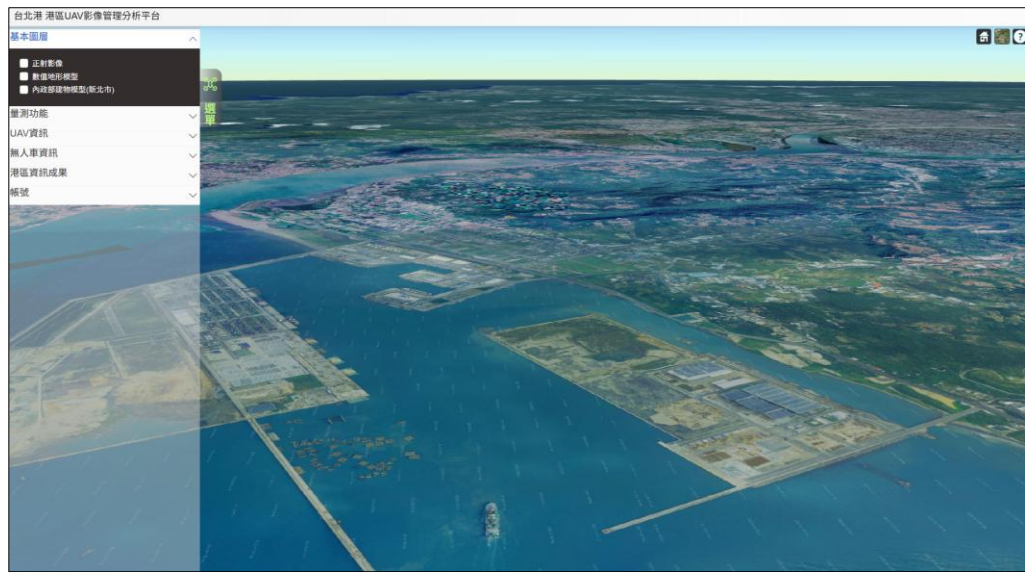


圖 9.2 平台首頁：正射影像(國土測繪中心)

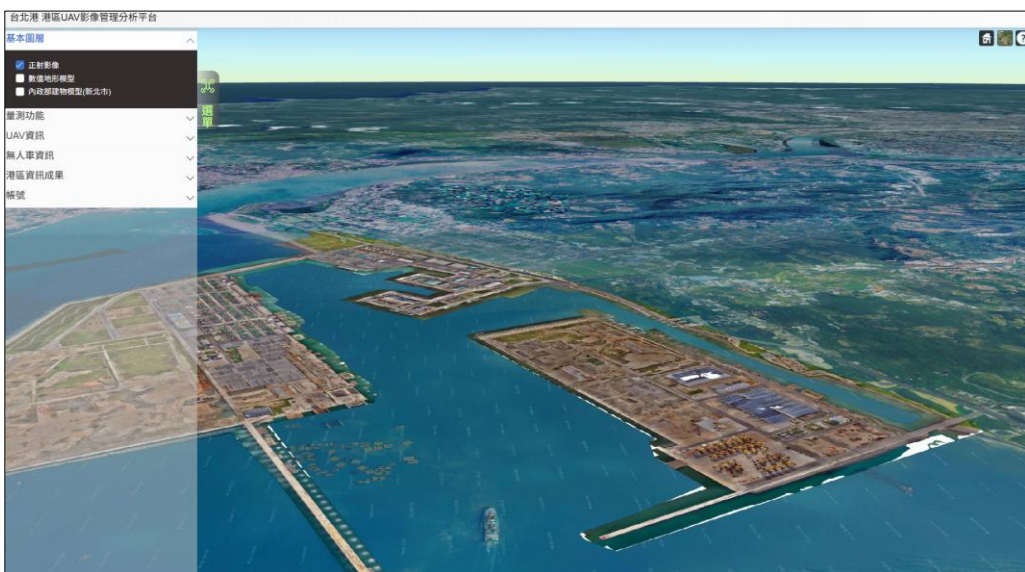


圖 9.3 基本圖層：正射影像(本計畫拍攝製作)

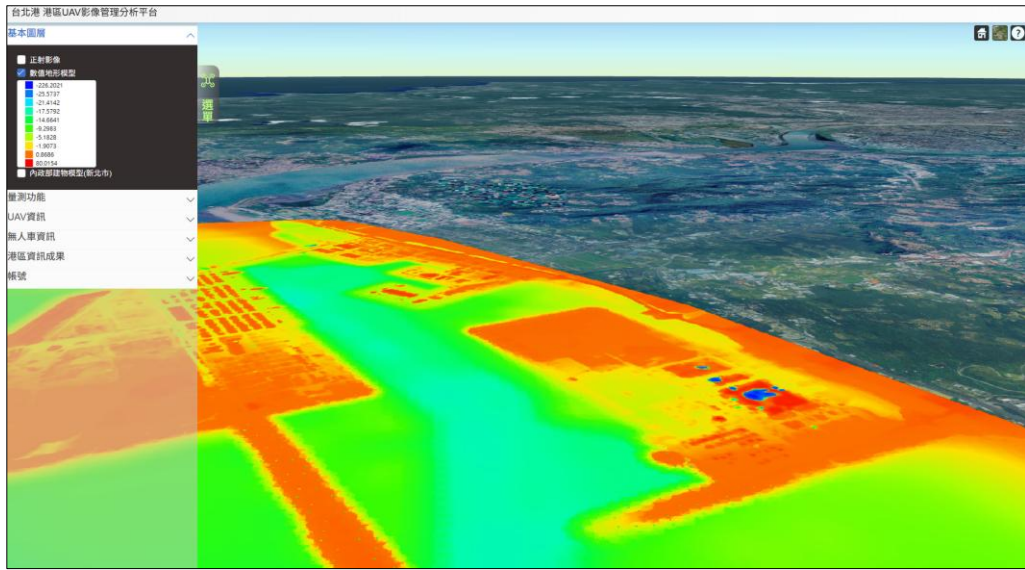


圖 9.4 基本圖層：數值地形模型(本計畫拍攝製作)



圖 9.5 基本圖層：建物 3D 模型(內政部)(此資料來源已失效，故使用過往成功介接圖片進行示意)

(二)量測功能：系統支援使用者於圖台上進行量測，透過於圖台上點選特定位點，系統自動取得該點位之坐標值，計算距離或面積資訊呈現給使用者。

系統提供距離量測與面積量測 2 種工具。使用者可自系統左側選單開啟「量測功能」，並點擊相應按鈕以啟動量測工具。於右側

影像畫面上選取特定位置或區域後，系統將根據正射影像或數值地形模型中的相關資訊，自動計算劃定長度或範圍在真實空間中的實際距離與面積，即時顯示於畫面，協助使用者快速獲取地物空間資訊，如圖 9.6 與圖 9.7 所示。



圖 9.6 距離量測功能

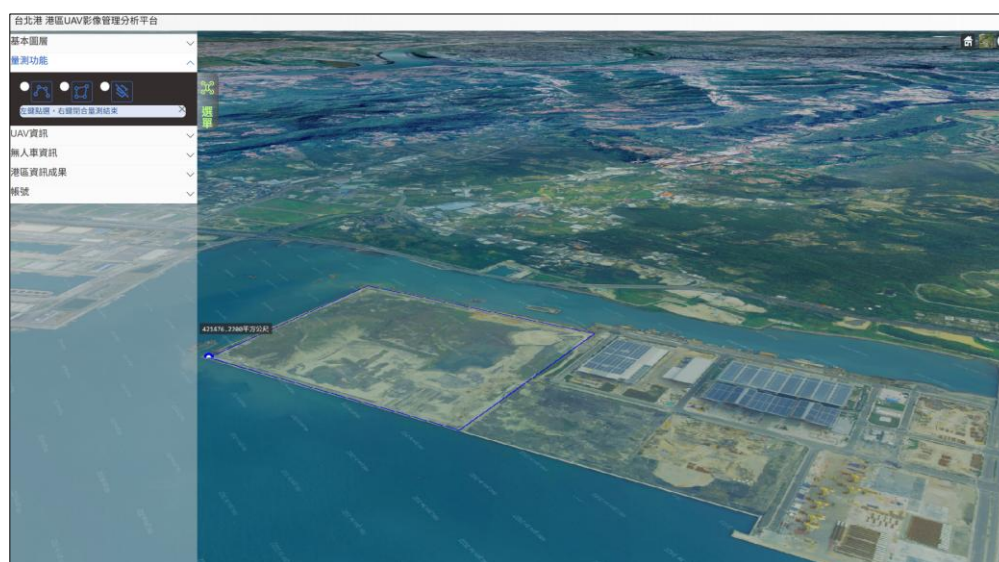


圖 9.7 面積量測功能

(三)UAV 資訊：包含(1)規劃飛行路徑；(2)路徑規劃成果管理與(3)介接 UAV 串流影像，各項細節如下所述。

(1) 規劃飛行路徑

針對不同之資料蒐集目的，平台提供 3 種飛行模式，分為：a. **單點環行**：選擇指定目標物後，系統自動根據與目標物之距離、周圍建物高度及資料蒐集精細程度等條件，以目標物為中心，生成圓形之飛行軌跡。b. **多點巡航**：選擇指定目標物後，點擊指定飛行點位，系統根據相關資訊生成飛行軌跡。c. **地形測繪**：圈繪指定飛行區域後，系統根據選取區域及預設之影像重疊率進行航線規劃。各式規劃之成果如圖 9.8 所示。

使用者開啟飛行路徑規劃模式(圖 9.9)後，於右側電子地圖內點選起始點及目標區域，再選左側「規劃參數設定」按鈕，輸入各項飛行參數後(圖 9.10)，點擊「執行飛行路線規劃」按鈕(圖 9.10 紅框處)，系統自動規劃飛行路徑並跳出提示(圖 9.11)。

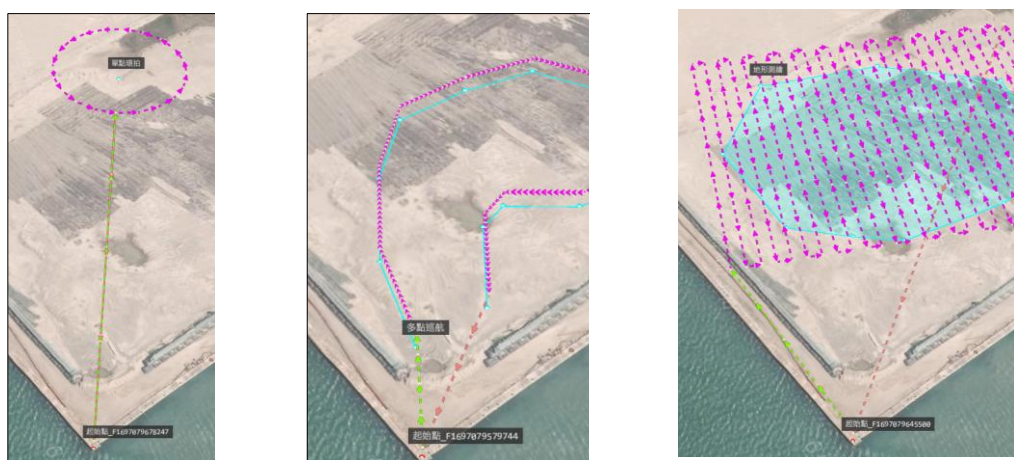


圖 9.8 線規劃成果：單點環行(左)、多點巡航(中)、地形測繪(右)



圖 9.9 飛行路徑規劃功能

航線規劃參數設定

環拍半徑:

起點點位(X): 起點點位(Y): 路徑點位(X): 路徑點位(Y):

飛行速率(m/s): 航高(m): 相對飛行方式: 緩衝區大小:

可飛行時間(min): 拍攝角度(度): 安全係數:

圖 9.10 飛行點位圈繪及規劃參數輸入飛行路徑規劃功能

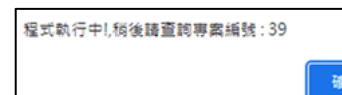


圖 9.11 規劃提示視窗

(2)路徑規劃成果管理

使用者透過系統頁面輸入相關規劃資訊後，系統自動進行航線規劃，規劃完成後，使用者可開啟規劃路線列表進行相關管理行為(圖 9.12)，包括：檢視規劃狀態、於圖上展示規劃路線、查看細節參數、匯出路線檔案、刪除飛行規劃及重新執行規劃。

專案編號	建立時間	模式	狀態	規劃耗時(秒)	展示	詳細內容	匯出	刪除	REDO
39	2023/10/11 17:12:25	單點環拍	規劃完成	0.012					
38	2023/09/05 15:20:34	單點環拍	規劃完成	0.021					
37	2023/08/29 14:31:57	地形測繪	規劃完成	0.01					
36	2023/08/29 14:31:20	地形測繪	規劃完成	0.019					
35	2023/08/29	地形測繪	規劃完成	0.04					

圖 9.12 UAV 規劃成果列表介接 UAV 串流影像

使用者點擊「介接 UAV 串流影像」按鈕，於跳出視窗中輸入 URL 網址，便可顯示 UAV 影像拍攝畫面(圖 9.13)。

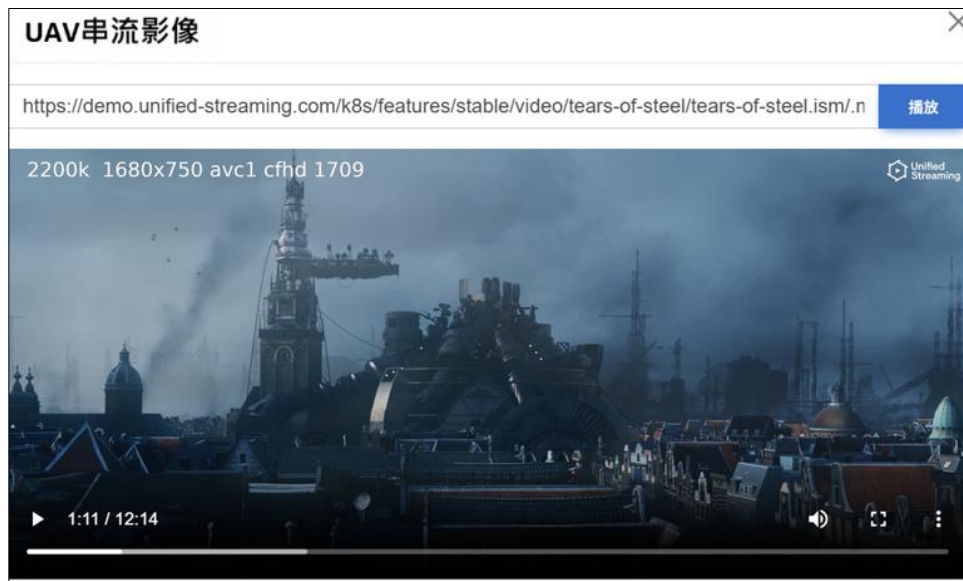


圖 9.13 介接 UAV 串流影像成果

(四)無人車資訊：包含(1)無人車路線規劃；(2)路線規劃成果列表；(3)無人車資訊展示與(4)介接無人車串流影像，各項細節如下所述。

(1)無人車路線規劃

使用者開啟無人車路徑規劃功能(圖 9.14)後，於右側電子地圖內點選輸入行程起訖點，執行行車路線規劃，系統自動規劃車行路徑。

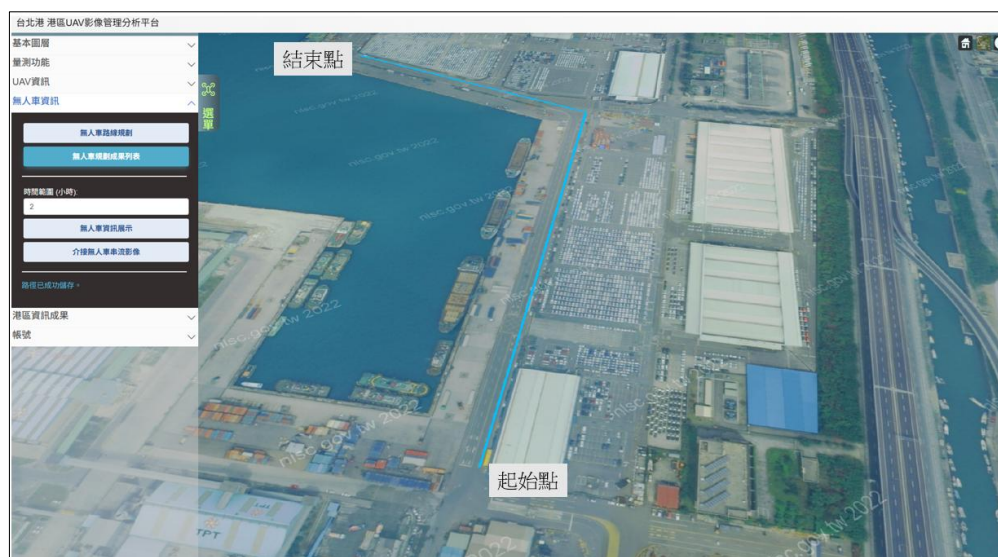


圖 9.14 無人車路線規劃功能

(2)無人車規劃成果列表

規劃完成後，使用者可開啟規劃路線列表查看規劃成果(圖 9.15)，不僅於圖上展示規劃路線，並可將路線坐標傳送給無人車載台，使無人車依照規劃路線運行，並蒐集周遭環境檢測資料。

UGV 規劃路線列表			
座標	建立時間		
4 points	2025/10/8 下午2:10:56	顯示	傳送中
4 points	2025/10/8 下午2:10:56	顯示	傳送路線
4 points	2025/10/8 下午2:10:56	顯示	傳送路線
3 points	2025/9/23 下午3:44:19	顯示	傳送路線
3 points	2025/9/23 上午11:01:28	顯示	傳送路線
3 points	2025/9/23 上午11:01:02	顯示	傳送路線
3 points	2025/9/23 上午11:01:02	顯示	傳送路線
4 points	2025/9/22 下午5:38:03	顯示	傳送路線

圖 9.15 無人車規劃成果列表

(3)無人車資訊展示

使用者輸入時間範圍，並點擊「無人車資訊展示」按鈕，右側畫面便會顯示無人車該段時間之車行路徑，選擇畫面中之興趣點位，便跳出異常警示系統之資訊視窗(圖 9.16)，說明該點之時間、經緯度位置、環境溫度與檢測氣體資訊。

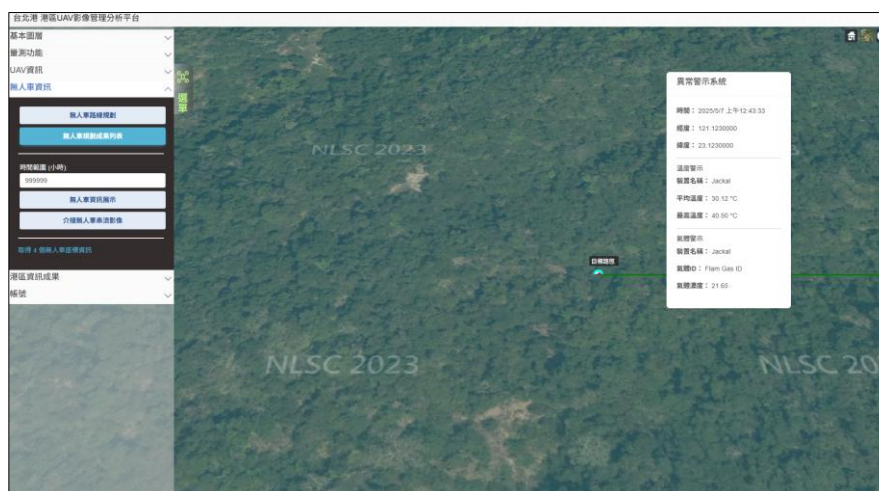


圖 9.16 無人車蒐集資訊展示

(4)介接無人車串流影像

使用者點擊「介接無人車串流影像」按鈕，於跳出視窗中輸入 URL 網址，便可顯示無人車影像拍攝畫面(圖 9.17)。

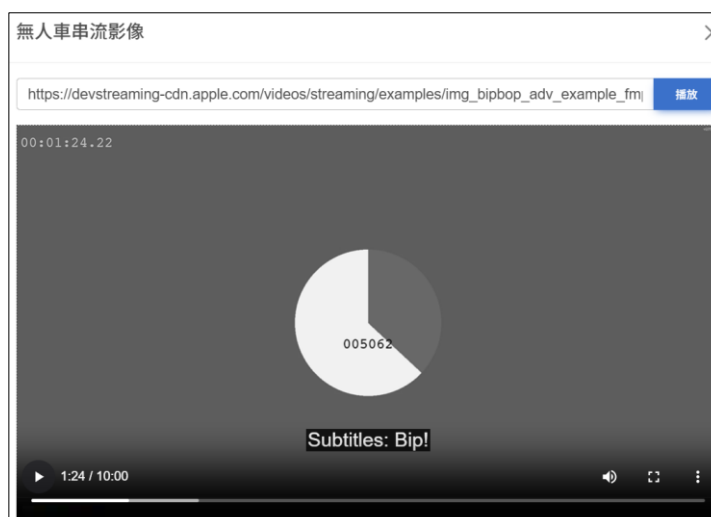


圖 9.17 介接無人車串流影像成果

(五)港區資訊成果：包含(1)新增 AI 辨識成果 POI；(2)顯示 AI 辨識成果 POI；(3)顯示 PCI 成果；(4)顯示變電箱 POI；(5)顯示 CCTV POI 與(6)顯示氣體偵測 POI，各項細節如下所述。

(1)新增 AI 辨識成果 POI

使用者可上傳 UAV 影像於平台，系統將擷取影像資訊檔內坐標訊息，歸類影像於特定位置之 POI(Point of Interest, POI)內，並即時進行 AI 辨識功能，辨識類別有 7 項，分別為伸縮縫、排水溝蓋、道路標線、胸牆、胸牆外側鋼筋、港口碰撞與岸邊設施。首先點擊「批次上傳 POI 影像」按鈕，選擇本次辨識項目，須注意：若需同時辨識多個項目，僅可同時勾選相同 POI 所在區域位置之辨識項目，若 POI 所在區域不同，則須分次上傳影像，並勾選對應之辨識項目。接著確認資料集日期、新增影像檔案並上傳，此時系統自動分配圖片至對應之 POI 且略過未分配 POI 之影像，待所有圖片上傳完成，系統即跳出提醒視窗並開始 AI 辨識，使用者可於辨識完成後選取對應 POI 於彈窗檢視辨識成果。詳細功能操作過程如圖 9.18 至圖 9.22。



圖 9.18 新增 AI 辨識成果 POI：選擇辨識項目

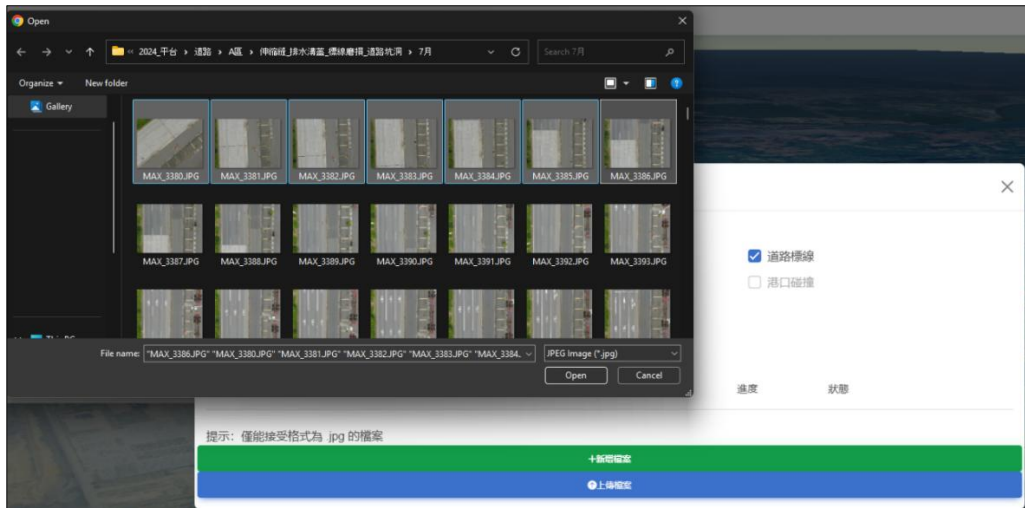


圖 9.19 新增 AI 辨識成果 POI：新增影像檔案

批次上傳檔案

岸邊設施

請輸入資料日期(YYYYMM): 20251007

文件名	大小(KB)	縮圖	對應POI(距離 m)	進度	狀態
MAX_3380.JPG	3762		A_23 (3.82)	<div style="width: 100%;"></div>	尚未上傳
MAX_3381.JPG	4099			<div style="width: 0%;"></div>	經篩選後不上傳
MAX_3382.JPG	4163		A_49 (20.35)	<div style="width: 100%;"></div>	尚未上傳
MAX_3383.JPG	4256			<div style="width: 0%;"></div>	經篩選後不上傳

圖 9.20 新增 AI 辨識成果 POI：系統自動歸類影像

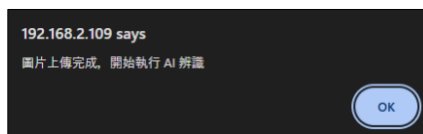


圖 9.21 新增 AI 辨識成果 POI：辨識完成訊息

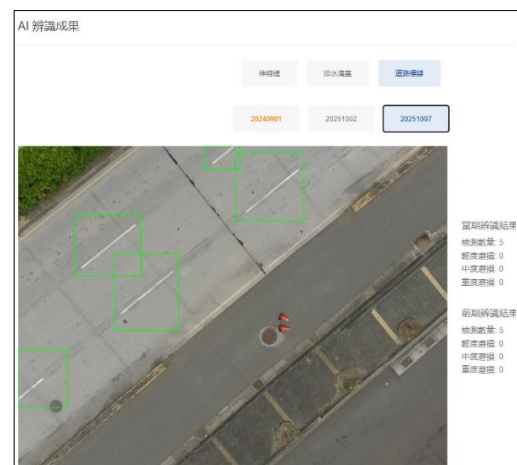


圖 9.22 新增 AI 辨識成果 POI：檢視辨識成果圖

(2)顯示 AI 辨識成果 POI

本期因應各類型不同辨識成果之位置分布，於港區內設置有 4 個區域(A、F、F2 及 F3)，共 229 個 POI 點位(POI, Point of Interest)，POI 點位分布如圖 9.23(a)所示。各 POI 點依指定項目(伸縮縫、排水溝蓋、道路標線、胸牆、胸牆外側鋼筋、港口碰撞與岸邊設施)進行 AI 自動辨識，其成果之健康狀態以綠點或紅點進行標註，辨識項目之狀態完全健康為綠點，辨識項目若有情節不等之異常狀態為紅點。單一 POI 點位可能同時包含多個辨識項目，任一辨識項目最近一筆辨識成果異常，該點位標示便為紅色，如圖 9.23(b)。



(a)



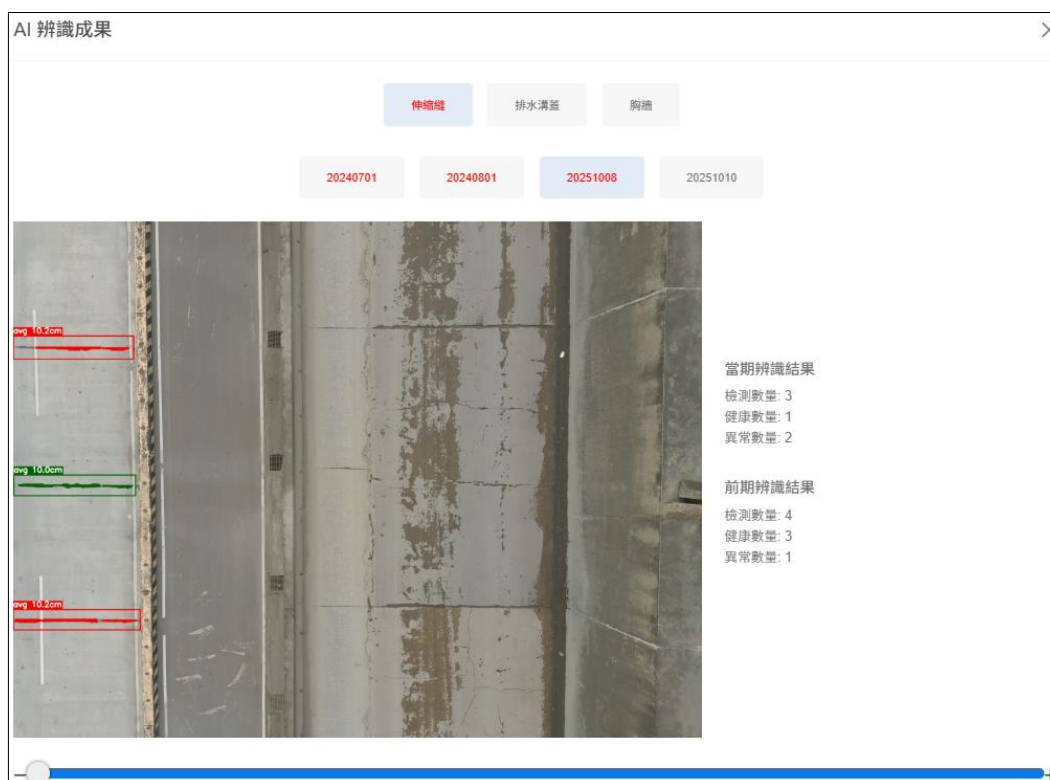
(b)

圖 9.23 POI 點位分布情形 (a)區域劃分；(b)辨識成果伸縮縫錯位辨識成果

碼頭面伸縮縫辨識 POI 分為 A 區及 F 區，A 區建置有 67 個 POI 點，F 區建置有 83 個 POI 點，點擊 POI 可查看該點位於不同時期之道路伸縮縫錯位辨識成果(圖 9.24)。若辨識影像一出現異常(紅框)，圖台點位便以紅點標記，辨識影像完全無異常(皆綠框)，則點位為綠點標記。



(a)

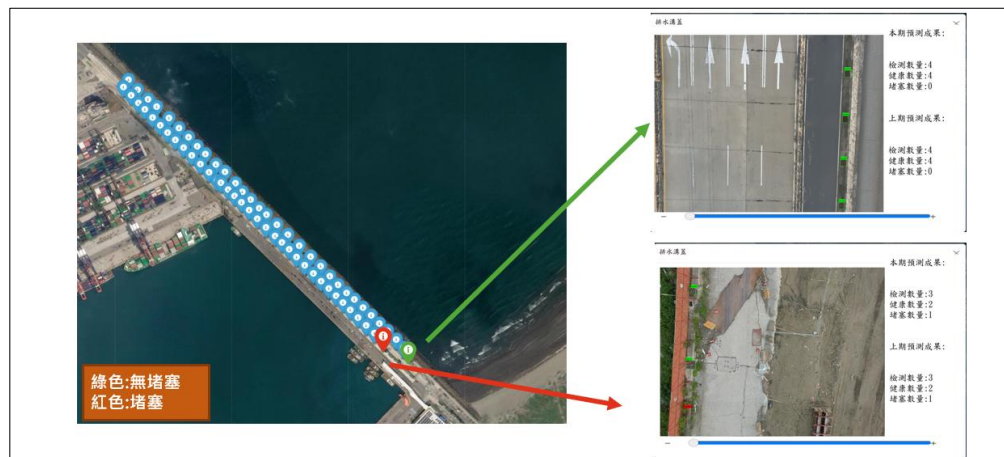


(b)

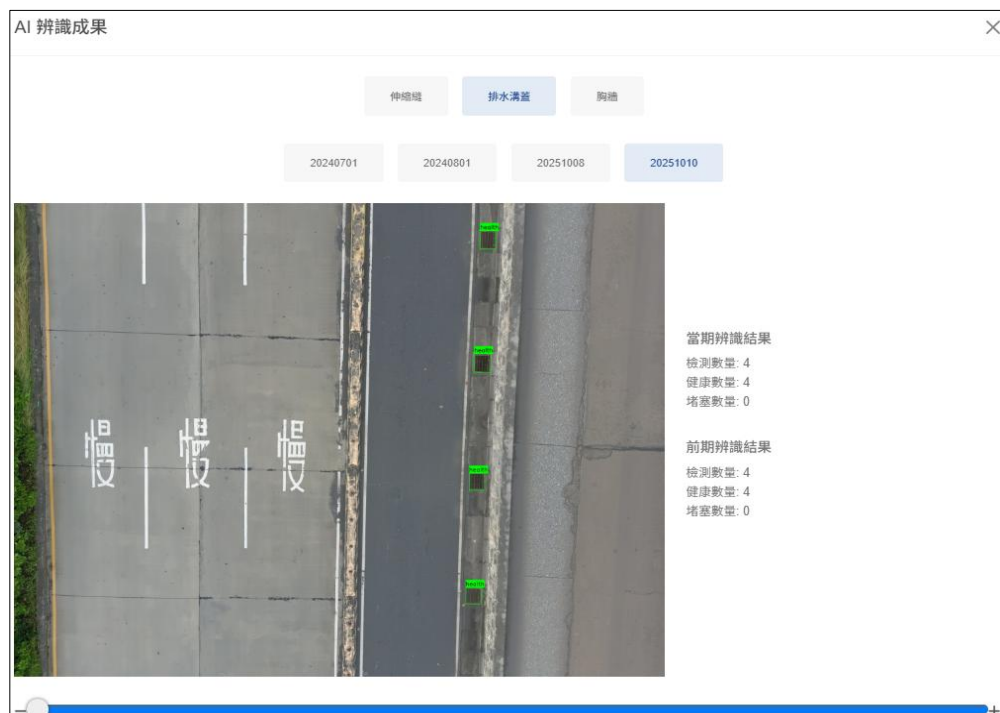
圖 9.24 伸縮縫錯位檢測影像辨識成果 (a)整體示意；(b)單點成果放大展示

(2.1)排水溝蓋阻塞辨識成果

排水溝蓋阻塞檢測針對 A 區的 67 個 POI 進行，透過對 UAV 拍攝的影像進行辨識，得知排水溝是否有堵塞之情況發生，完全未發生堵塞之位置(影像內皆綠框)於圖台上以綠點表示，發生堵塞的位置(影像內有紅框)則以紅點表示，提醒使用者查看該 POI 內之狀況(圖 9.25)。



(a)



(b)

圖 9.25 排水溝蓋阻塞影像辨識成果 (a)整體示意；(b)單點成果放大展示

(2.2)道路標線磨損辨識成果

標線磨損辨識模組針對 A 區的 67 個 POI 進行，此模組將標線磨損分為無磨損、輕度磨損、中度磨損及重度磨損等 4 個狀態，於辨識影像內分別以綠框、黃框、橘框及紅框進行標記。以圖 9.26 為例，此影像之判斷成果：影像內共有 6 個標線，無磨損(綠框)5 個及輕度磨損(黃框)1 個。當判斷成果皆為綠框，其於圖台的點位才標綠色，其餘狀況都以紅點表示。

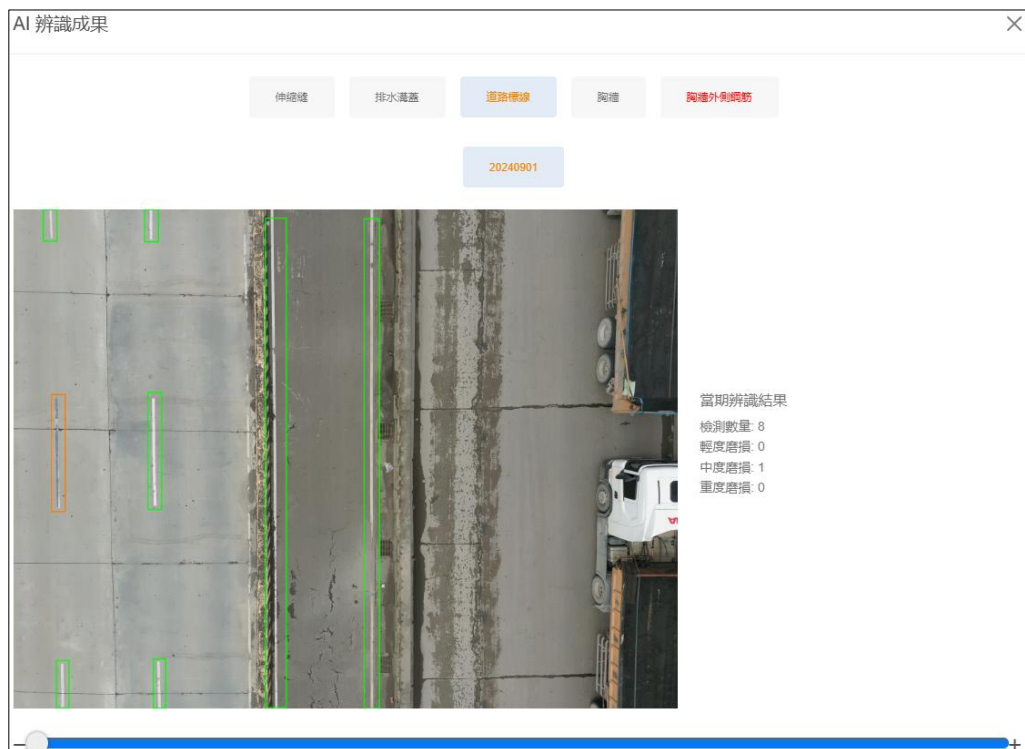


圖 9.26 排道路標線磨損辨識成果

(2.3)胸牆錯位辨識成果

本期工作於堤面位置建置有 32 個 POI 點(A 區 POI 編號 36~67)，點位分布情形如圖 9.27 所示，點擊 POI 點可查看該位置不同時期的胸牆錯位辨識成果(圖 9.28 與圖 9.29)。若辨識影像一出現異常(紅框)，圖台點位便以紅點標記，辨識影像完全無異常(皆綠框)，則點位以綠點標記。



圖 9.27 堤面胸牆 POI 點位分布情形



圖 9.28 A 區 54 號 POI 點(114 年 10 月)之胸牆辨識成果

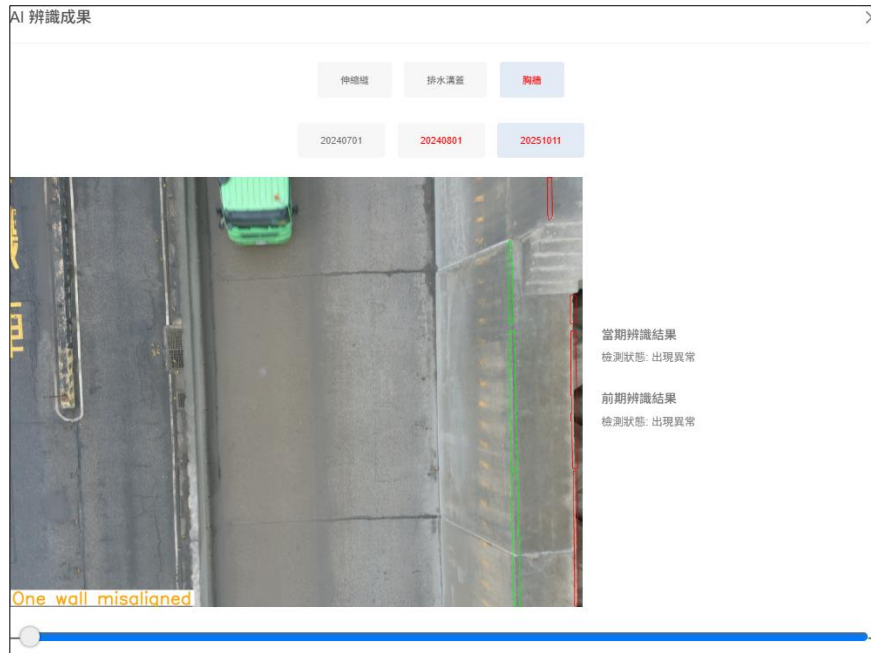


圖 9.29 A 區 55 號 POI 點(114 年 10 月)之胸牆辨識成果

(2.4)胸牆外側鋼筋裸露辨識成果

胸牆外側鋼筋裸露辨識針對 A 區的 POI 36 至 POI 67 進行，辨識影像內是否有堤面鋼筋裸露之情形發生，裸露位置以藍框標示(圖 9.30)，系統平台上則以綠點及紅點區分是否有發生鋼筋裸露情況的位置。只要影像中一有藍框，該點位便標為紅點，相關辨識成果如圖 9.31 所示。



圖 9.30 鋼筋裸露影像辨識成果(局部異狀示意)

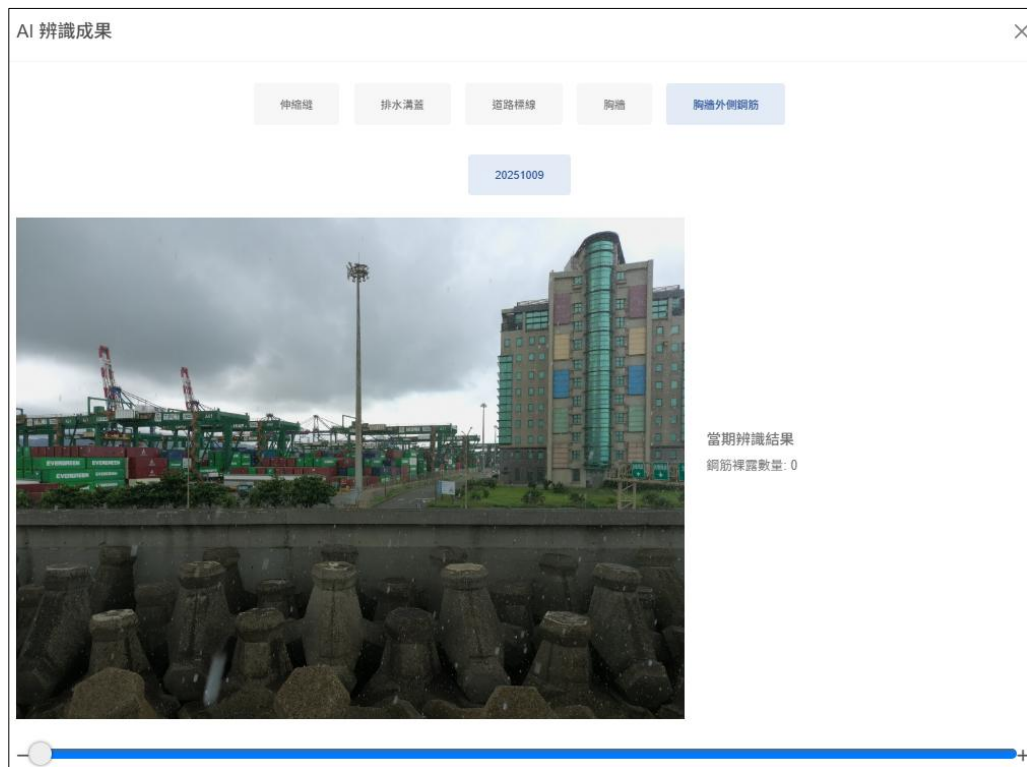
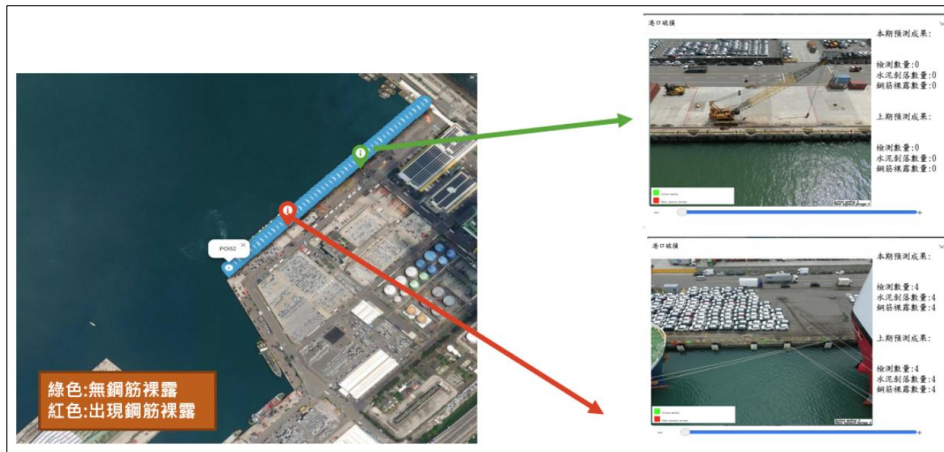


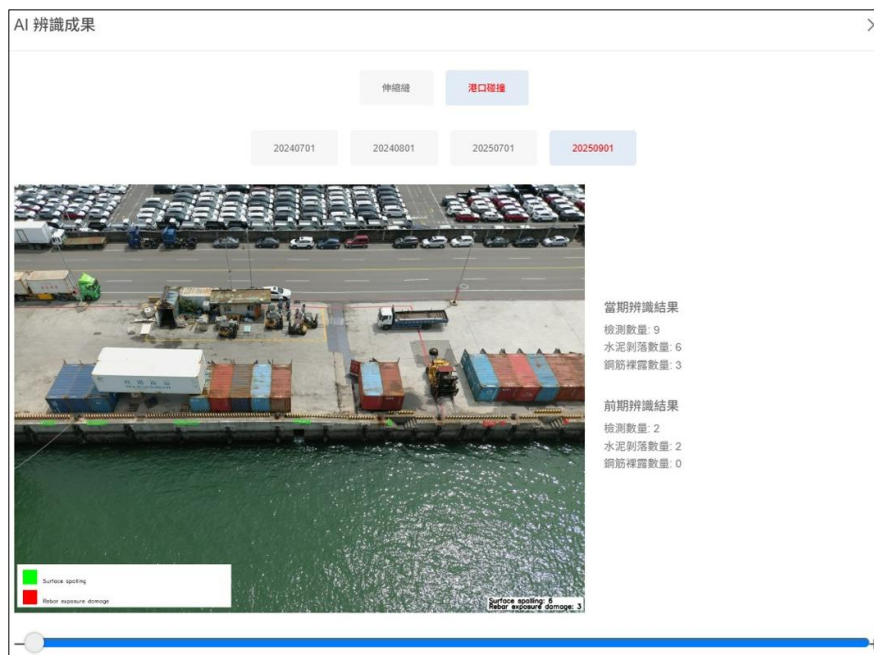
圖 9.31 鋼筋裸露影像辨識成果

(2.5) 港口碰撞辨識成果

港口碰撞檢測透過 AI 自動辨識上傳至系統內之影像是否有鋼筋裸露或水泥剝落的情形發生，辨識的位置分布於 F 區的 POI 1 至 POI 50、F2 區的 POI 1 至 POI 27 及 F3 區的 POI 1 至 POI 52，影像辨識完成後，影像辨識以綠色區塊標註具水泥剝落位置，紅色區塊標註具鋼筋裸露位置，一旦偵測到異常(無論紅色區塊或是綠色區塊)，則圖台點位便以紅點標註，系統平台展示情形，如圖 9.32 所示。



(a)



(b)

圖 9.32 港口碰撞檢測影像辨識成果 (a)整體示意；(b)單點成果放大展示

(2.6) 岸邊設施辨識成果

影像上傳完成後，可以 AI 自動辨識進行岸邊設施判別，設施物內容包含繫船柱、車擋及碰墊。辨識位置分布於 F3 區的 POI 1 至 POI 52。影像辨識成果以綠色表示繫船柱、紅色表示車擋、淺藍色表示碰墊(圖 9.33)。

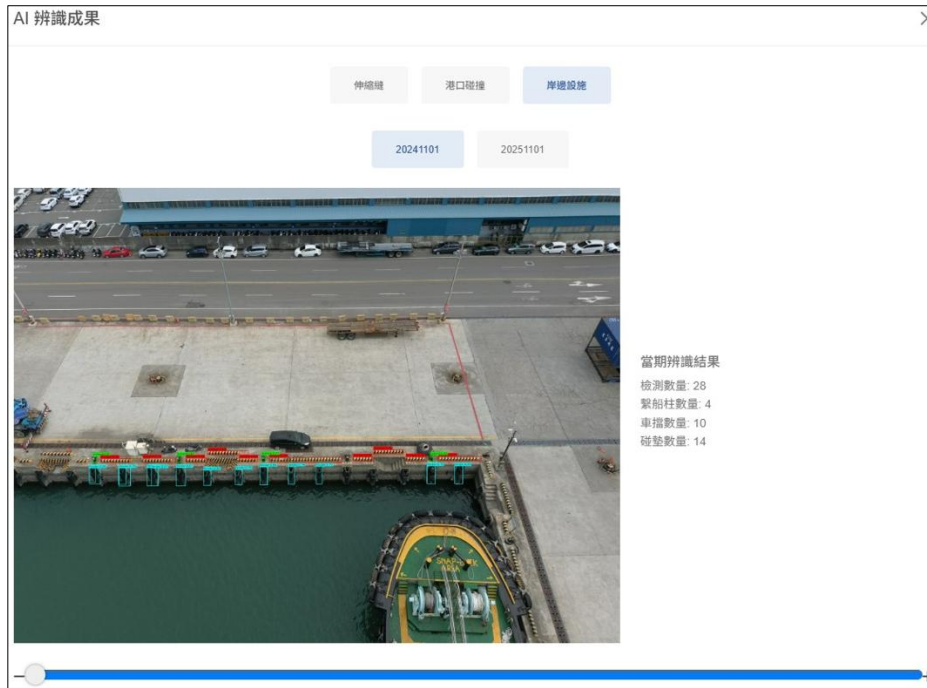


圖 9.33 岸邊設施辨識成果

(3)顯示 PCI 成果

本計畫使用 AI 辨識影像各類型異狀，根據路面分級制度，將各區塊路面進行評級，並使用不同顏色標註，以利使用者快速了解各區段之路面狀態，使用者點擊開啟對應圖層後，路段位置會有顏色區塊的圖層展示(圖 9.34)，並於左方產生圖例，方便使用者進行比對查看路面完整情形。

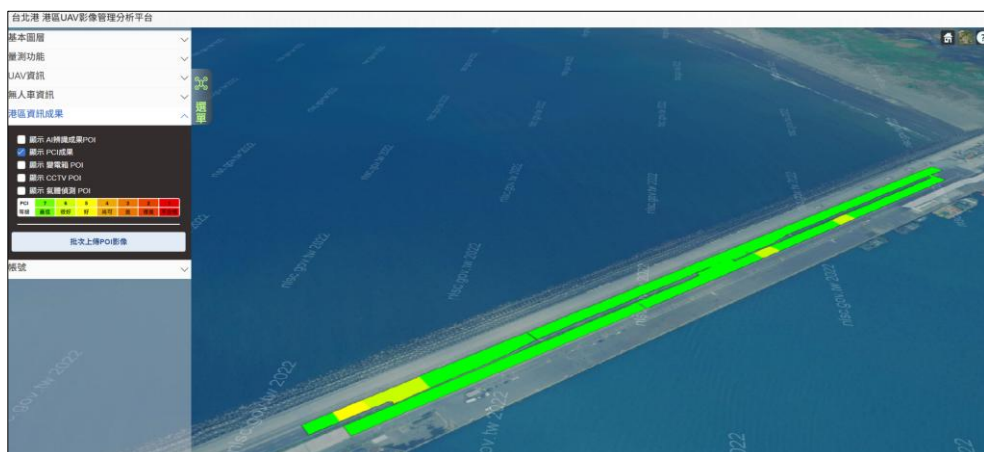


圖 9.34 路面破損評分畫面

(4)顯示變電箱 POI

依據變電箱所在位置，系統建置對應的 POI 點位(圖 9.35)，可供使用者查看不同時期變電箱熱影像辨識之成果，平台上目前建立有 3 個變電箱 POI，各 POI 內建置有 113 年 5 月(圖 9.36)、6 月、9 月(圖 9.37)及 10 月之成果，點擊 POI 可切換查看不同時期之熱影像。

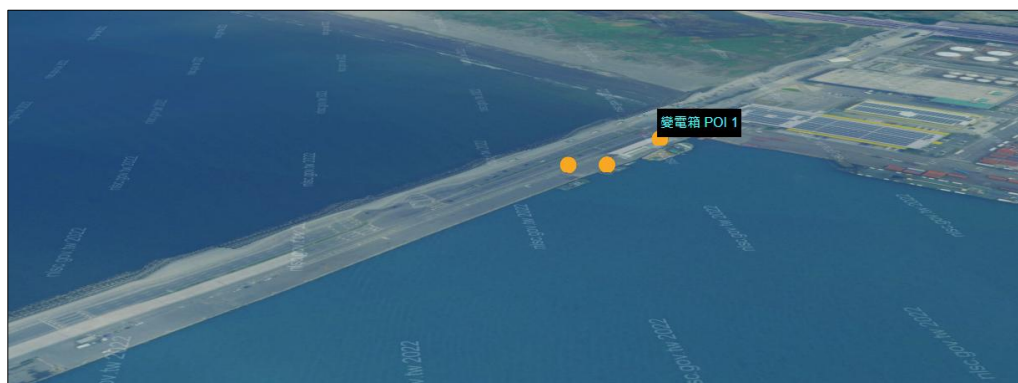


圖 9.35 變電箱 POI 點位分布情形

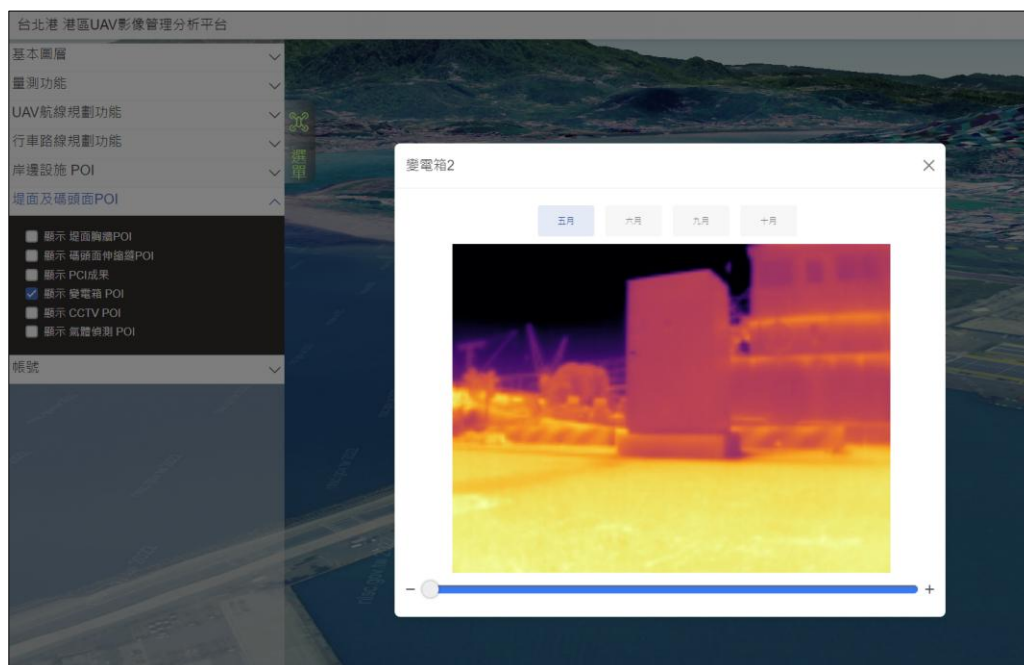


圖 9.36 變電箱 2 號 POI 113 年 5 月之熱影像

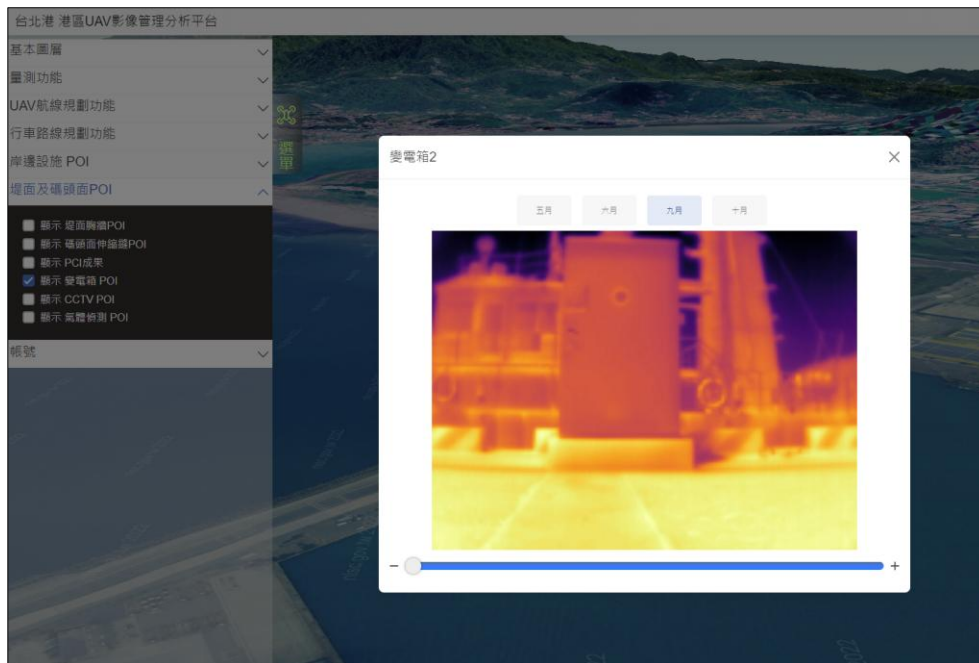


圖 9.37 變電箱 2 號 POI 113 年 9 月之熱影像

(5)顯示 CCTV POI

依據業主提供之 CCTV 位置，平台上建置有 4 個 CCTV POI 點位(圖 9.38)，其位置描述分別為東 4 碼頭增設、東 4 碼頭增設(2)、東 5 碼頭往東 4 碼頭及東 5 碼頭作業區，點擊 POI 可查看該位置之辨識成果影片(圖 9.39)，在影片中可以每秒查看設施物辨識情形的變化，點擊影片窗格中的放大按鈕，可全螢幕檢視影片(圖 9.40)。

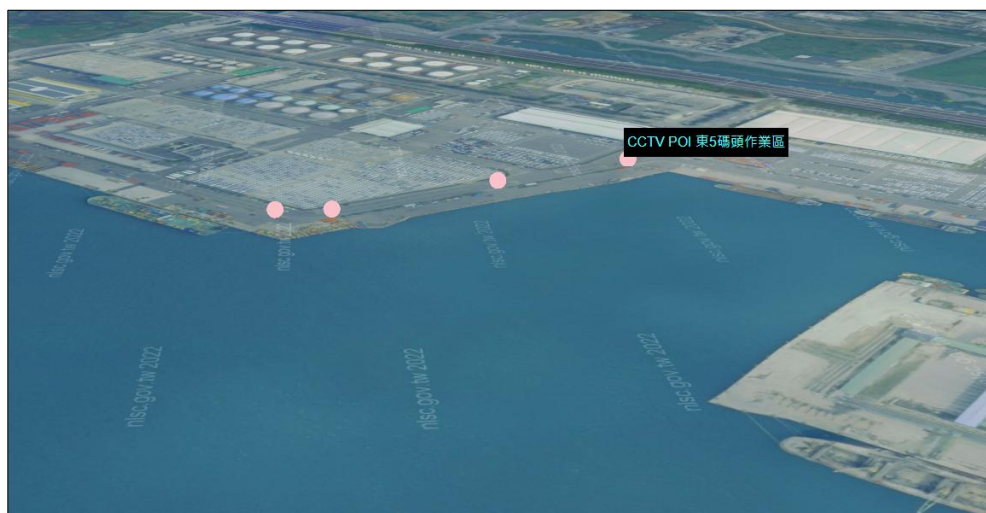


圖 9.38 CCTV POI 分布情形



圖 9.39 CCTV POI 東 5 碼頭作業區影片

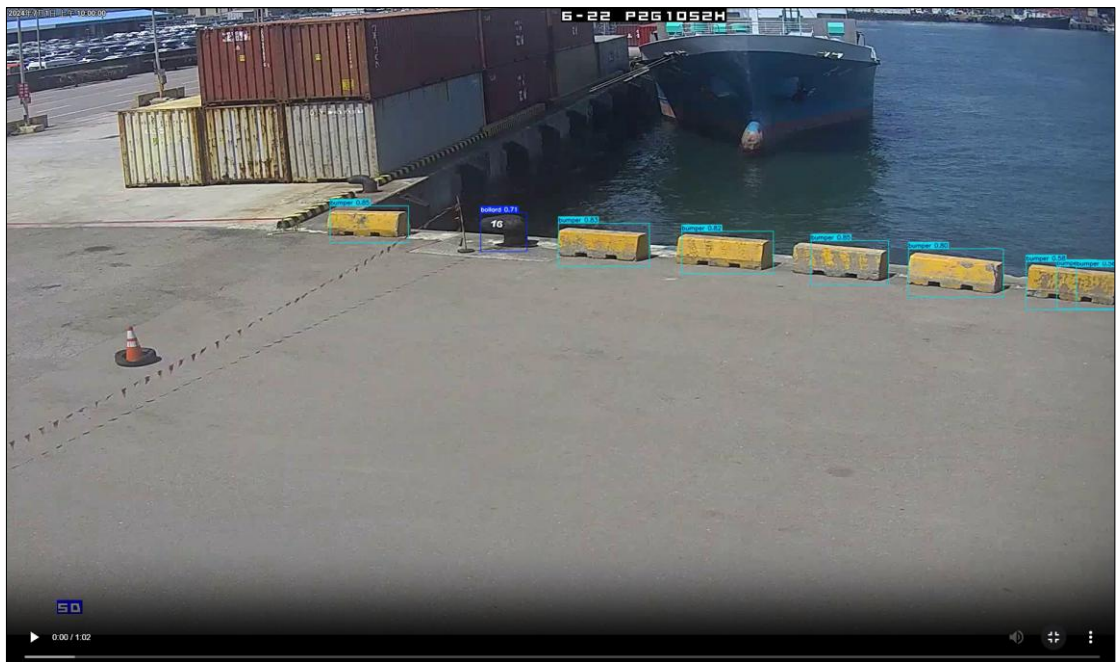


圖 9.40 影片全螢幕檢視畫面

(6)顯示氣體偵測 POI

地面無人車行進過程，於指定區域記錄蒐集氣體相關數值及蒐集地點(如圖 9.41)，蒐集後於平台內建立有氣體偵測 POI 共 45 個，

展示各點位之氣體資訊(如圖 9.42 與圖 9.43)，內容為可燃氣體濃度 (%LEL)、氣壓(kPa)、相對濕度(%)及相對溼度(%)。



圖 9.41 氣體偵測 POI 點位分布情形

氣體偵測 POI 1 ✕

202405
202406
202409
202410

可燃氣體濃度 (%LEL) : 0.0000000000
 氣壓 (kPa) : 101.4333570000
 相對濕度 (%) : 58.7734380000
 絕對溼度 (%) : 22.0310270000

圖 9.42 氣體偵測 1 號 POI (113 年 5 月)之成果

氣體偵測 POI 1 ✕

202405
202406
202409
202410

可燃氣體濃度 (%LEL) : 0.0000000000
 氣壓 (kPa) : 101.4296420000
 相對濕度 (%) : 59.7324220000
 絕對溼度 (%) : 22.2145820000

圖 9.43 體偵測 1 號 POI (113 年 9 月)之成果

(六)帳號：包含(1)使用者管理與(2)角色管理，各項細節如下所述。

(1)使用者管理

本平台包含使用者管理功能，可由權限最高之系統管理者新增、啟用、查詢或刪除使用者帳號，並決定使用者權限(圖 9.44)。



username	email	啟用?	到期日	建立時間	更新時間		
		<input type="checkbox"/>				<input type="text"/>	<input type="text"/>
willy	willy@cytech.tw	<input type="checkbox"/>	2026-01-08	2023-06-12 18:23:26	2025-10-08 15:37:56	<input type="checkbox"/>	角色編輯
cytech	cytechtw@gmail.com	<input type="checkbox"/>	2026-01-08	2023-06-12 18:23:26	2025-10-08 18:46:05	<input type="checkbox"/>	角色編輯
guest	guest@example.com	<input type="checkbox"/>	2025-12-25	2025-09-25 11:15:31	2025-09-25 15:51:14	<input type="checkbox"/>	角色編輯

圖 9.44 使用者管理列表

(2)角色管理

本平台主要分為兩種使用者權限，一種為系統管理者，另一種為一般使用者。系統管理者權限最高，可管理使用者帳號與角色(圖 9.45)。



角色名稱	角色代號	建立時間	更新時間
系統管理者	SYSADMIN	2023-06-12 18:23:26	2023-06-12 18:23:26
一般使用者	USER	2023-06-12 18:23:26	2023-06-12 18:23:26

圖 9.45 角色管理列表

9.3 平台資料庫盤點

本案迄今已歷 3 年，期間標的物持續更新，並陸續新增新的標的物，目前已累積數萬張影像資料，如表 9-1。以下將依各標的物類

別進行盤點。值得注意的是，2024 年更換了解析度較高的新型無人機，並對既有拍攝視角進行重新調整。

表 9-1 平台資料庫盤點

標的物	年分	期數	影像張數
正射底圖	2023	1	1張 (基於約8000張 高解析度航攝影像)
岸邊設施	2023~2025	18	每期約150張
CCTV	2024	2	為影片轉影像，每期 約80張
伸縮縫	2023~2025	13	每期約200張
道路路面	2023~2025	16	每期約500張
胸牆	2024~2025	6	每期約100張
鋼筋裸露	2025	3	每期約150張

9.4 平台移轉規格與資料備援機制

本計畫平台需安裝於 windows 作業系統環境中，建議之硬體規格如表 9-2 所示，預計將網頁伺服器、資料庫伺服器及影像串流伺服器安裝於單台伺服器之中，甲方須提供網域以利連線使用，並因應串流影像接收及發送之需求，伺服器須能對外部網路連線。

表 9-2 硬體規格表

項次	項目	內容
1	處理器	8核心(含)以上、3.8GHz(含)以上
2	記憶體	64GB(含)以上
3	儲存空間	1TB(含)以上

為確保本系統資料之完整性、可用性及持續服務能力，並降低因系統異常、設備故障或災害事件所造成之營運中斷風險，建議於

本期完成系統開發後，於後續計畫建立相關資料備援機制，說明如下：

(一) 備援架構規劃

1. 資料庫採即時或準即時複寫 (Real-time / Near Real-time Replication)，確保主備資料一致性。
2. 於不同機房或雲端節點設置異地備援環境，以防範單一場域故障造成全系統中斷。

(二) 備份作業機制

1. 建立定期備份政策，含每日增量備份與每週完整備份，並保存一定週期之歷史版本。
2. 定期執行備份復原演練，驗證備份資料可用性與復原程序正確性。

(三) 復原與切換機制

1. 建立災難復原 (Disaster Recovery, DR) 計畫，明確定義各系統之復原時間目標 (RTO) 及資料復原點目標 (RPO)。
2. 於系統異常發生時，依程序啟動切換機制，優先維持核心服務之持續運作。
3. 系統恢復後，執行資料一致性比對與驗證，確保復原後資料正確無誤。

9.5 平台涉及資安注意事項

管理系統在設計與建置過程中，應充分考量資通安全之需求，並依據政府資安相關法規與標準辦理，確保系統整體具備機密性、完整性與可用性；系統應採用多層防護架構，從身分驗證、權限控管、資料保護到備援復原，均建立完善的防護機制，以降低資安風險並維持穩定運作。

然本計畫系統之開發，因受限於開發期程及相關開發規劃，在資安功能建置層面，僅開發使用者身分驗證功能及透過 HTTPS 進行

資料傳輸加密，未進一步進行資安要求相關模組開發、執行弱點掃描及滲透測試、規劃完整的備援與災難復原機制等工作，建議於後續計畫中規劃執行相關作為，並建置完善的資安防護與監控機制，期能有效防範潛在威脅，並確保本系統運作之安全與穩定。

9.6 本章小結

本期系統開發作業完成管理平台的整體功能建置，主要新增的模組包含影像辨識及溫度異常警示機制等，預期這些辨識模組未來在港區管理作業中，能大幅提升現場管理的效率與準確性，減少人工作業負擔，強化安全性與可追溯性。

在開發完成後，接下來將進行系統的正式移機與部署作業，將開發環境中的應用程式及資料庫正式遷移至指定的主機與網路環境，以利系統在實際場域中運行並提供服務。由於部署作業涉及網路權限、設備配置及現場支援等工作，尚需 貴單位協助安排相關資源與人力，協同完成部署流程，若能獲得單位的支持與配合，預期可如期完成部署並正式啟用系統，充分發揮本平台在港區管理上的應用價值。

第十章、品質評估與行動依據

為確保檢測資料的可靠性與後續決策的精確性，本節將對影像及標的物資料進行品質評估，如表 10-1。透過系統化的評估，可明確判斷各項資料的完整性與準確性，並據此制定相應的行動依據，以確保後續物件辨識與維護作業的有效性。評估結果將做為判斷標的物是否需重新拍攝、補拍或進行其他維護措施的依據，從而提升整體作業效率與資料品質管理水準。

表 10-1 各項目品質評估與行動依據表

項目	資料品質解析度	準確性	辨識門檻（行動依據）
正射底圖	解析度為5公分	實際量測影像與初步檢核，平面、高程誤差約在1~2公分左右	原始拍攝的影像沒有模糊或扭曲的現象發生
岸邊設施	可辨識碰墊、反光板與車擋等細部構件	對應物距誤差小於2-3像素	<ul style="list-style-type: none"> 紅：與坐標標記距離 5 m 內物件坐標若遺失或破損 綠：都有抓取到
伸縮縫	可辨識寬度約10公分以上裂縫		<ul style="list-style-type: none"> 紅：10-40 cm 綠：≤ 10 cm
道路路面	可辨識標線、裂縫與坑洞		<ul style="list-style-type: none"> 紅：有坑洞但無法辨識 黃：無坑洞誤識為有坑洞 綠：預測成功
			<ul style="list-style-type: none"> 紅：該POI點有一半以上的重度磨損標線 橘：該POI點有一個以上的重度磨損(0.80=<磨損率)標線 綠：該POI點無重度磨損標線

胸牆	可辨識表面剝落區域		<ul style="list-style-type: none"> • 紅: 雙側錯位 • 綠: 雙側無錯位、單側錯位 (正常) [註]距離約超過 20cm 判斷斷錯位
鋼筋裸露	可辨識鋼筋輪廓與裸露長度		由使用者單位自訂
排水溝蓋	可否辨識阻塞情況		<ul style="list-style-type: none"> • 紅: 遭覆蓋之排水溝蓋 • 綠: 未阻塞排水溝蓋
變電箱	辨識氣體		<ul style="list-style-type: none"> • 紅: 異常，大於閾值 • 綠: 正常，小於大於閾值 [註]閾值 (氣體 25%LEL)
溫度	辨識溫度		<ul style="list-style-type: none"> • 紅: 異常，大於閾值 • 綠: 正常，小於大於閾值 [註]閾值 (溫度 60°C)

第十一章、教育訓練

11.1 活動議程

題目:基礎設施之自動化檢監測技術工作坊

時間: 11/17 (一) 9:00 - 15:30

地點:張榮發基金會國際會議中心

主辦單位:交通部運輸研究所

協辦單位:中國土木水利工程學會(T19)工程檢測與監測委員會

人數: 50

時間	活動內容		講者
09:00 -10:00	人員報到		
10:00-10:10		開場與背景說明	交通部運輸研究所 蔡立宏主任 國立臺灣大學 韓仁毓 教授
10:10-12:05	港區影像智慧辨識技術之研究與系統平台開發成果分享	技術成果分享與系統平台實機操作	國立臺灣大學 韓仁毓 教授
		無人機智慧巡檢與裂縫量化	國立臺灣大學 吳日騰 教授
		營建工程自動化生產及巡檢	國立臺灣大學 林之謙 教授
12:05-13:00	午餐		
13:00-15:00	產業技術展示與分享 (一場30 mins)	自主飛行無人機於基礎設施檢測之應用	翔隆航太股份有限公司
		無人載具於橋梁檢測的運用與研發	臺灣營建研究院
		LCMS鋪面雷射檢測技術在公路與機場鋪面檢測之應用與成果	儀衡工程技術顧問股份有限公司
15:00-15:30	綜合討論		

11.2 活動影像

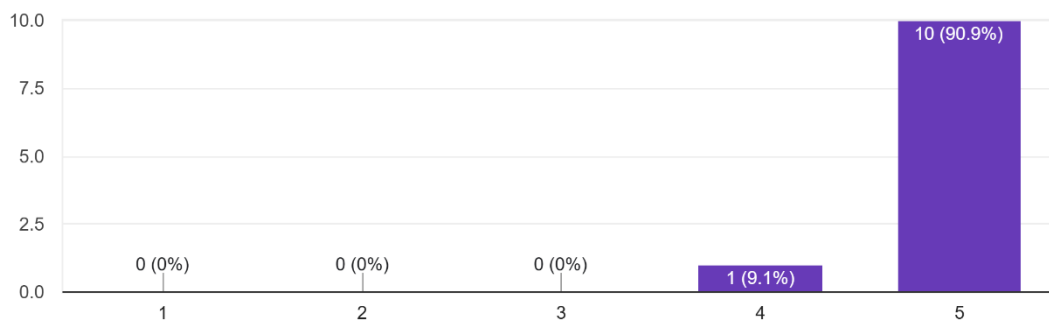


圖 11.1 活動剪影

11.3 活動回饋

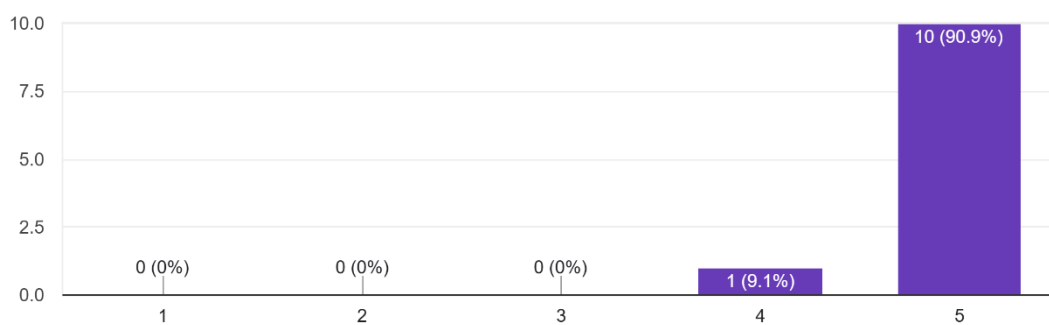
活動主講者的整體表現

11 則回應



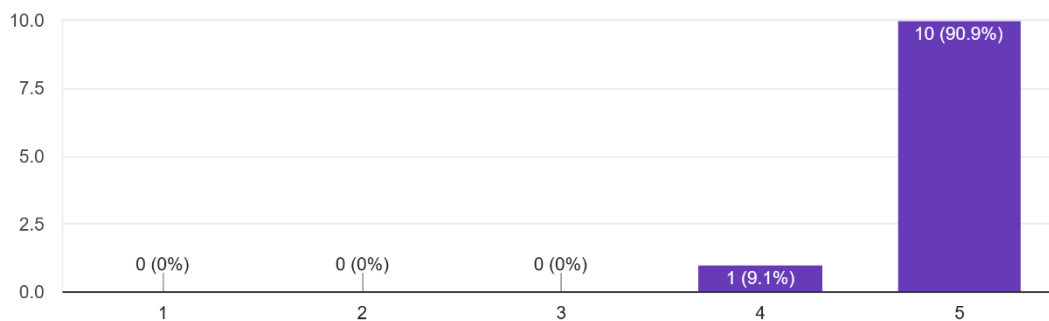
課程的整體滿意程度

11 則回應



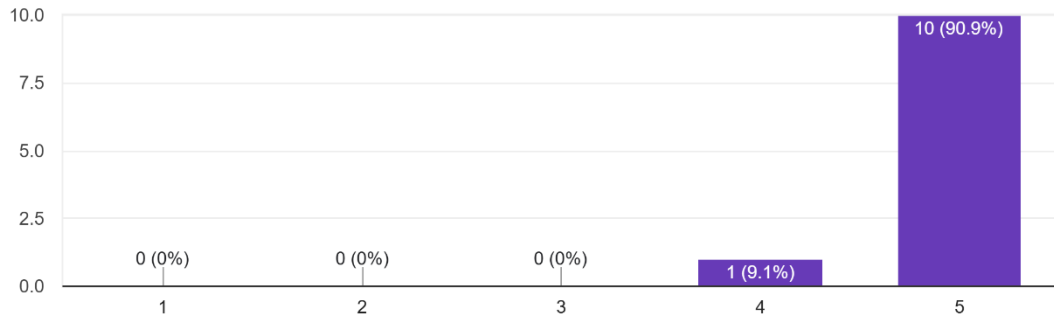
活動時間的安排

11 則回應



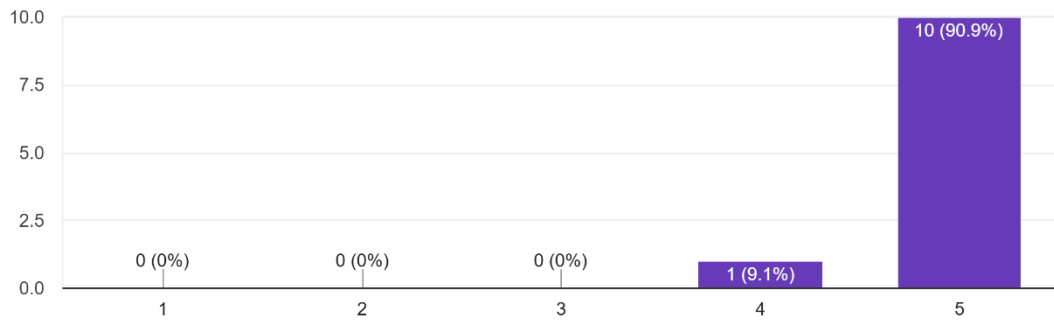
活動場地（地點）的安排

11 則回應



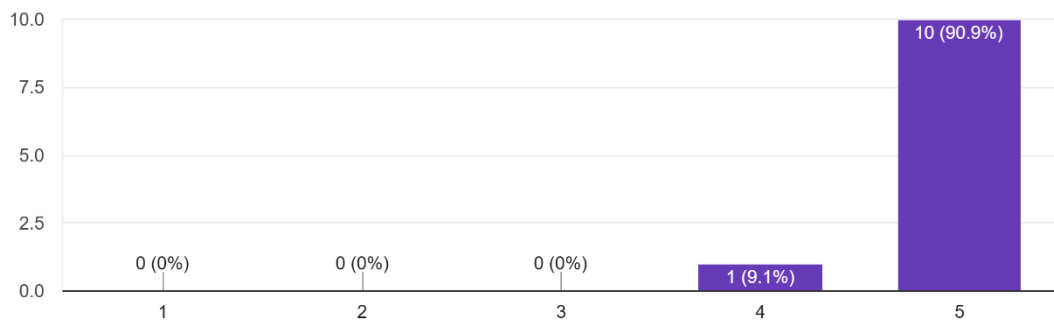
餐點安排

11 則回應



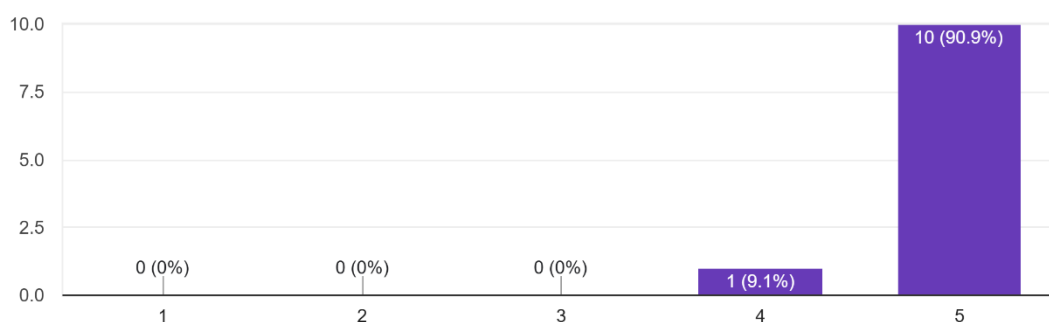
工作人員的服務品質

11 則回應



對您未來工作的幫助

11 則回應



其他建議

3 則回應

- 謝謝主辦單位的用心規劃，受益良多！
- 感謝主辦單位
- 無

本次活動涵蓋從港區影像智慧辨識技術研發、無人機巡檢與裂縫量化、營建工程自動化生產到產業技術展示的完整內容，講者陣容堅強，兼具學術與產業實務經驗。參與者對活動的整體安排、內容深度與實務展示均給予高度肯定，活動回饋平均達 4.9 分，顯示活動內容貼近需求、講者表現優異，並且實務操作與案例分享受到高度認同。

第十二章、結論與後續工作

12.1 結論

(1) 載具感測與通訊技術整合

本計畫已完成地面與空中無人載具巡檢系統之開發、整合與實地驗證，建構具備多感測器融合、即時傳輸及智慧監控功能的港區自動化巡檢平台。系統整合 LiDAR、深度相機、熱像儀、氣體感測器及高精度 GPS 等多模態感測器，並透過 5G 通訊網路與雲端平台實現即時資料傳輸與遠端監控，以提升港區巡檢作業之安全性與效率。

在地面無人載具方面，系統採用 25% LEL 與 60°C 作為氣體與溫度異常判定閾值，以兼顧靈敏度與可靠性。經臺北港實測驗證，LiDAR 避障成功率達 100%，GPS 定位精度優於 10 公尺，感測器數據準確率超過 90%，且資料上傳完整無遺失。主要技術成果包括：

(1) 多感測器融合以實現全方位環境感知；(2) 智慧異常判定機制以提供預防性預警；(3) 5G 即時傳輸結合本地備援以確保資料完整性；(4) 網頁式監控平台支援遠端操作與歷史資料分析。技術創新體現於深度學習變電箱自動辨識、多模態資料關聯分析、離線補傳機制以及航點導航功能之整合應用。

在空中無人載具方面，研究完成影像串流系統之設計、實作與驗證，採用 RTMP 為主要傳輸協定，結合固定 IP 伺服器與 Shinobi 影像監控平台，以實現影像接收、轉封裝及即時展示。無人機端以 H.265 格式進行影像編碼後，經由 5.8 GHz 無線鏈路及 4G/5G 網路傳輸至伺服器，並以 M3U8 串流格式輸出至港區管理平台。該架構具備高穩定度與模組化特性，可支援多台 UAV 並行串流，提升巡檢靈活性與資料可視化效能。安全設計方面，系統採固定 IP 本地部署並啟用 HTTPS 通訊，搭配權限控管、雙重驗證與 Referer 白名單設定，有效防範未授權存取與資料外洩。

臺北港現地測試結果顯示，系統於多重金屬結構與訊號遮蔽環境下仍能穩定維持即時影像串流，端到端平均延遲約兩秒，符合港區即時監看與巡檢作業需求。安全機制運作正常，所有外部未授權請求均被成功阻擋，驗證系統具備高防護性與操作穩定性。

(2) 優化感測資料自動化辨識技術

在結構檢測技術開發上，本計畫完成多項關鍵技術突破。伸縮縫檢測採用 YOLOv11 進行初步目標偵測，結合語意分割模型與寬度量測技術，能有效辨識異常寬度與填充材料溢出等問題。胸牆法線檢測透過影像自動裁切與 YOLOv11 衍生模型偵測胸牆邊緣，搭配法線錯位演算法自動辨識雙側或單側偏移情形，檢測結果以色線方式疊加至原始影像中直觀呈現。

鋼筋裸露檢測採用更新版本的 YOLOv11 模型，明顯減少對同一鋼筋裸露區塊的重複偵測情形，在堤防正面視角影像中的偵測結果表現穩定且準確度提升。標線磨損檢測建立結合物件偵測與圖像分割的模型流程，能自動辨識航拍影像中標線位置與類別，並透過圖像分割模型標示標線實際區域，具備自動量化標線磨損程度的潛力。

排水溝蓋阻塞檢測發展出能有效篩選健康與異常溝蓋的判讀流程，導入 DBSCAN 分群演算法整合多視角資訊，提升辨識精度與空間連續性。堤岸表面裂化檢測建構結合高解析度無人機影像與 YOLOv11 語意分割模型的檢測流程，可準確偵測堤岸的水泥剝落與鋼筋裸露情形。

(3) 港區空間發展與永續規劃

完成港區太陽光電系統潛能評估，推估港區建物年總用電量約 47,717,797.49 kWh，其中用電熱點集中於物流倉儲區。港區可設置的太陽光電系統潛能每年可提供約 3,105,166.91 kWh 發電量，能源自給率約 6.5%。雖仍具輔助性質，但展現可觀減碳效益，年發電潛能可抵減約 1,472 公噸 CO₂，相當於減少約 1,363 輛汽車一整年的碳排放量，等同於種植約 81,778 棵成年樹木或 3.81 座大安森林公園的年

吸碳量。建立每平方公尺屋頂每年可發電約 25.95 kWh、減少約 12.3 kgCO₂碳排放的標準化評估基準。

(4) 資料累積

本計畫於臺北港已建置多類型標的物資料庫，歷經 3 年累積近萬筆紀錄，期間持續進行標的更新並擴充新標的，至今已彙整數萬張影像，作為後續資訊維運與監測決策之依據。

(5) 整合型圖台

統整本 3 年期計畫中所開發的所有功能，發展整合多項檢測功能的統一管理平台，將地面及空中無人載具的監控數據、各類結構檢測結果、能源監控資訊整合於單一介面中。建立標準化的數據格式與通訊協定，實現跨系統的無縫資料交換與即時監控功能。透過圖台介面提供直觀的視覺化呈現，支援歷史資料查詢、趨勢分析及異常事件追蹤功能。

(6) 品質評估與行動依據

建立完整的檢測品質評估機制，包含準確度指標、可靠度分析及檢測結果驗證流程。發展基於檢測結果的決策支援系統，提供不同嚴重程度異常事件的標準化處理流程與維護建議。建立品質管控機制確保各項檢測系統的長期穩定運作，並制定定期校正與維護程序。整合各檢測系統的結果，建立綜合性的港區基礎設施健康評估指標，做為維護決策與資源配置的重要依據。

(7) 成果推廣

本 3 年期計畫預計於每年度結案前舉行 1 次教育訓練，考量本案為最後 1 年，不同於以往單一主辦，今年另邀中國土木水利工程學會 (T19) 工程檢測與監測委員會一同協辦。地點也由原先臺大醫院國際會議中心，改至張榮發基金會國際會議中心，最大可容納人數為 50 人，位於臺北車站附近，大樓外也有 UBike2.0 及公車站，對於由外縣市前來參加的同仁來說交通極為便利。

教育訓練預計舉行一天，時間為 11/17 (一) 9:00–15:30，內容將分為上午場及下午場，上午以港區影像智慧辨識技術之研究與系統平台開發成果分享為主，下午場則為產業技術展示與分享，並備有茶水點心及午餐。

12.2 管理平台後續發展建議

12.2.1 軟硬體更新迭代之延續性

為確保本管理系統長期運作之穩定性、安全性與可擴充性，建議於本期系統開發完成後，於後續計畫納入持續更新與技術迭代之機制，說明如下：

(一) 軟體部分

1. 建立版本控管制度，定期進行功能優化、安全性修補及技術升級，並保留舊版回復機制，以確保更新過程中之穩定運作。
2. 依據業務需求與資安政策，滾動式檢討系統功能，持續引入新技術以符合政策法規與作業環境變化。

(二) 硬體部分

1. 依據系統負載與使用成長趨勢，定期檢視伺服器、儲存設備及網路元件之效能，並依實際需求進行汰換或擴充。
2. 配合軟體升級時程進行硬體相容性測試，確保整體系統運作順暢。

(三) 整體管理機制

1. 建立年度系統維運與升版計畫，明定更新頻率、責任單位及測試驗收流程。
2. 落實變更管理及回復機制，確保任何更新作業均有完整之審查、測試及備援措施。
3. 透過持續性更新與技術精進，確保系統符合政府資訊安全與作業持續性相關規範，並維持長期穩定服務品質。

12.2.2 後續發展建議與潛力項目

本計畫已成功建立港區影像智慧辨識的核心技術雛形，並完成了多項關鍵標的物的偵測與三維圖台整合。為使本項技術能從研究原型階段順利過渡至全面落地應用 (Pilot Deployment)，並擴大推廣至臺灣港務公司轄下其他港區，建議未來可朝以下 3 個關鍵方向規劃獨立的後續計畫，以確保成果的永續性與效益極大化。

跨港區應用標準化與部署研究的核心在於因應不同港區在環境特性、設備配置與巡檢需求上的差異，建立一套可普遍適用的技術導入模式。未來可透過制定標準化的技術部署與操作流程 (SOP)，讓系統能快速適應新場域。具體作法包含場域標準化，建立環境參數快速擷取與模型遷移 (Domain Adaptation) 流程，以及資料標準化，統一影像蒐集、標註與資料儲存的格式，確保跨港區資料可互通、可整合。透過上述措施，將能有效降低不同港區導入 AI 巡檢系統所需的調校、人力與時間成本，並加速整體港務作業的智慧化轉型。

在軟硬體架構整合與統一維運平台開發方面，由於現階段部分 AI 模型仍依賴分散的運算資源與特定設備，對長期維護及資源調度造成限制，未來建議以建立一致且可擴充的系統架構為主要方向。可透過規劃統一的軟體環境 (如容器化技術) 進行模型與服務的整合，並建立完善的版本管理機制，以因應軟硬體持續更新的需求。同時，也可開發一站式維運平台，用於集中監控所有 AI 模型的執行情況、硬體設備健康度與資料流動狀態，並搭配預警式維護機制提升系統可靠度。此舉不僅有助於提升整體系統的穩定性與可擴充性，也能有效降低後續維護管理的人力與成本負擔。

在視覺化錯誤回饋與模型永續優化方面，由於 AI 辨識效能會隨著時間與港區環境變化而逐漸衰退，建立可持續學習的機制將是技術長期落地的關鍵。未來可透過擴充圖台系統的回饋功能，讓巡檢人員或管理者能直接視覺化檢視辨識結果，並針對錯誤案例進行標註與修正，形成清楚的人工回饋鏈。經確認的新資料可自動加入訓

練資料庫，並搭配定期或批次的增量再訓練流程，使 AI 模型能持續吸收最新的場域資訊與樣本變化。透過此循環式優化機制，可有效避免模型在部署後因環境漂移而導致效能下降，確保其辨識準確度與實務價值能隨營運需求同步提升，達成技術的永續經營。

12.2.3 各項標的物拍攝規格

各項標的物分為 3 類設施，共飛行 4 趟次，依設施類型拍攝各檢測項目，使用解析度為 5472*3648，比例 3:2 之設定拍攝，拍攝高度及鏡頭角度，如表 12-1 所示。

表 12-1 平台各項標的物拍攝規格

設施類型	檢測項目	拍攝高度	鏡頭角度
道路設施	伸縮縫、道路坑洞、 排水溝蓋、胸牆、標線	20m	90°
	鋼筋裸露	10m	45°
岸邊設施	碰墊、車檔、 繫船柱、碼頭面劣化	40m	45°
堤岸道路	伸縮縫	20m	90°

12.3 總結

本計畫為期 3 年，旨在建構以無人移動載具為核心之港區智慧化監測與管理系統，透過多源感測資料整合、空間資訊分析與自動化辨識技術發展，提升港區巡檢效率與決策支援能力。3 年工作內容循序漸進，由基礎環境資料蒐集與系統設計，逐步推展至多模態資料整合與智慧行動決策機制之建立，整體發展歷程如下：

在第 1 年（112 年度），主要聚焦於系統基礎建置與環境資料蒐集，完成無人移動載具（包含空中與地面）於臺北港之環境適用性評估與感測器硬體系統分析。根據港區任務需求，釐清感測器規格與精度要求，並評估最適組合方案。同時，透過空拍資料建構高細緻三維港區模型，作為港區空間管理的基礎。於辨識技術部分，建立初步之感測資料自動化辨識流程，並以變電箱溫度、伸縮縫與胸

牆歪斜等 3 項標的物作為訓練樣本，完成初步自動辨識模型開發與精度評估。

第 2 年（113 年度）則著重於技術優化與資料整合，延續前期成果持續擴充樣本資料並優化模型架構，提升自動化辨識技術於不同光照、氣候與視角條件下之穩定性與準確度。另針對臺北港既有及新設感測裝置資料進行特性研析，發展多來源感測資料整合技術，建立港區多時空層級之監測資料體系。同時，運用第一年度建構之高細緻三維模型與港務公司提供之 LOD2 模型，進行港區屋頂太陽光電潛能分析，作為永續發展與設施規劃依據。針對模型尚不完善之部分，持續調整辨識流程並精進岸邊設施及路面偵測能力，包含持續更新訓練資料與新增法線位移判斷，以提升巡查成果之精細度與可靠性。

第 3 年（114 年度）為整合與應用階段，主要任務包括載具感測與通訊技術整合、智慧化管理行動機制建立、港區空間發展與永續規劃分析等。計畫將前兩年開發之系統功能整合至統一平台，實現感測資料即時回傳與後端分析，並應用機器學習模型進行即時自動判讀與警示推播，協助港區管理單位進行快速決策。此外，透過高解析空間資料與多元感測資訊，進行環境現況分析與優化因子探討，提供港區未來空間規劃之科學依據。最終，完成成果展示影片、教育訓練及研討會發表，並彙整 112 至 114 年度之研究成果，撰寫成果報告書及 GRB 績效指標彙整，作為計畫整體成效之總結。

綜觀 3 年執行成果，計畫已完成從基礎建模、資料蒐集、模型開發、技術優化到系統整合與應用推廣的完整研發流程，成功建構出一套可支援港區巡檢、資料分析與決策輔助之智慧管理體系，為港區智慧化監測與永續發展奠定技術基礎。

參考文獻

1. Ballard, D. H. (1981). Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes. *Pattern recognition*, 13(2), 111-122.
2. Biljecki, F., Ledoux, H., & Stoter, J. (2016). An improved LOD specification for 3D building models. *Computers, Environment and Urban Systems*, 59, 25-37.
3. Berman, M., Triki, A. R., & Blaschko, M. B. (2018). The lovász-softmax loss: A tractable surrogate for the optimization of the intersection-over-union measure in neural networks. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 4413-4421).
4. Canny, J. (1986). A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, (6), 679-698.
5. Colomina, I., and Molina, P., 2014. Unmanned aerial systems for photogrammetry and remote sensing: A review. *ISPRS Journal of photogrammetry and remote sensing*, 92, 79-97.
6. Drury, C. G., Fox, J. G., 1975. The imperfect inspector. In C. G. Drury & J. G. Fox (Eds.) *Human Reliability in Quality Control*, pp. 11-16.
7. Hearn, D., and Baker, M. P., 1986. *Computer Graphics*, Prentice Hall International, pp. 205-302.
8. Hough, P. V. (1959). Machine analysis of bubble chamber pictures. In *International Conference on High Energy Accelerators and Instrumentation, CERN, 1959* (pp. 554-556).
9. J. Canny, "A Computational Approach to Edge Detection," in *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-8, no. 6, pp. 679-698, Nov. 1986, doi: 10.1109/TPAMI.1986.4767851.
10. Jau, U. L., Teh, C. S., and Ng, G. W., 2008. A comparison of RGB and HSI color segmentation in real-time video images: A preliminary study on road sign detection. In *2008 International Symposium on Information Technology*, 4, 1-6.

11. Li, H., Sun, F., Liu, L., and Wang, L., 2015. A novel traffic sign detection method via color segmentation and robust shape matching. *Neurocomputing*, 169, 77-88.
12. Liu, Z., An, J., and Jing, Y., 2011. A simple and robust feature point matching algorithm based on restricted spatial order constraints for aerial image registration. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(2), 514-527.
13. Lin, T. Y., Dollár, P., Girshick, R., He, K., Hariharan, B., & Belongie, S. (2017). Feature pyramid networks for object detection. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition* (pp. 2117-2125).
14. Malik, Z., and Siddiqi, I., 2014. Detection and recognition of traffic signs from road scene images. In *2014 12th International Conference on Frontiers of Information Technology*, 330-335.
15. Maxim Berman, Amal Rannen Triki, & Matthew B. Blaschko. (2018). The Lovasz-Softmax loss: A tractable surrogate for the optimization of the intersection-over-union measure in neural networks.
16. Plastiras, G., Kyrkou, C., & Theocharides, T. (2018, September). Efficient convnet-based object detection for unmanned aerial vehicles by selective tile processing. In *Proceedings of the 12th international conference on distributed smart cameras* (pp. 1-6).
17. Redmon, J. (2016). You only look once: Unified, real-time object detection. In *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*.
18. Ronneberger O, Fischer P, Brox T (2015). "U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation". arXiv:1505.04597
19. See, J.E., 2012. *Visual Inspection: A Review of the Literature*. Sandia National Laboratories.
20. See, J. E., Drury, C. G., Speed, A., Williams, A., Khalandi, N., 2017, September. The Role of Visual Inspection in the 21st Century. In *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting* (Vol. 61, No. 1, pp. 262-266). Sage CA: Los Angeles, CA: SAGE Publications.

21. Shan, Q., Wu, C., Curless, B., Furukawa, Y., Hernandez, C., and Seitz, S. M., 2014. Accurate geo-registration by ground-to-aerial image matching. In 2014 2nd International Conference on 3D Vision, 1, 525-532.
22. Shelhamer E, Long J, Darrell T (April 2017). "Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation". IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 39 (4): 640–651. arXiv:1411.4038. doi:10.1109/TPAMI.2016.2572683. PMID 27244717. S2CID 1629541.
23. Soheilian, B., Paparoditis, N., and Vallet, B., 2013. Detection and 3D reconstruction of traffic signs from multiple view color images. ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing, 77, 1-20.
24. Sun, P., Wu, Z., Zhang, Y., & Wu, J. (2021). A Novel Assessment Method of Cracks Width Quantitative Model Based on Computer Vision. In 2021 17th International Conference on Computational Intelligence and Security (CIS). 2021 17th International Conference on Computational Intelligence and Security (CIS). IEEE. <https://doi.org/10.1109/cis54983.2021.00072>
25. Tan, M., & Le, Q. (2019, May). Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks. In International conference on machine learning (pp. 6105-6114). PMLR.
26. Tsai, C. H., and Lin, Y. C., 2017. An accelerated image matching technique for UAV orthoimage registration. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 128, 130-145.
27. Klema, V., & Laub, A. (1980). The singular value decomposition: Its computation and some applications. IEEE Transactions on automatic control, 25(2), 164-176.
28. Wang, C. Y., Yeh, I. H., & Liao, H. Y. M. (2024). Yolov9: Learning what you want to learn using programmable gradient information. arXiv preprint arXiv:2402.13616.
29. Zhang, T. Y., & Suen, C. Y. (1984). A fast parallel algorithm for thinning digital patterns. Communications of the ACM, 27(3), 236-239.

30. Zhao, K., Liu, L., Meng, Y., & Gu, Q. (2019). Feature deep continuous aggregation for 3D vehicle detection. *Applied Sciences*, 9(24), 5397.
31. Zhou, Z., Rahman Siddiquee, M. M., Tajbakhsh, N., & Liang, J. (2018). Unet++: A nested u-net architecture for medical image segmentation. In *Deep Learning in Medical Image Analysis and Multimodal Learning for Clinical Decision Support: 4th International Workshop, DLMIA 2018, and 8th International Workshop, ML-CDS 2018, Held in Conjunction with MICCAI 2018, Granada, Spain, September 20, 2018, Proceedings 4* (pp. 3-11). Springer International Publishing.
32. Zhuo, X., Koch, T., Kurz, F., Fraundorfer, F., and Reinartz, P., 2017. Automatic UAV image geo-registration by matching UAV images to georeferenced image data. *Remote Sensing*, 9(4), 376.

附錄一、工作會議紀要

114 年 3 月工作會議紀要

採購編號：MOTC-IOT-114-H2CB001a

會議名稱：「港區影像智慧辨識技術之研究(3/3)-載具感測與通訊即時分析技術發展」合作研究案 114 年 3 月份工作會議

時間：114 年 3 月 19 日(星期三)上午 11 時至 12 時 30 分

地點：國立臺灣大學土木工程系土木館217會議室

主持人：李俊穎科長

出席者：如後附簽到表

主辦單位：本所運輸技術研究中心第二科

執行廠商：國立臺灣大學

紀錄：洪維屏

壹、討論議題

一、工作進度說明：

- (一) 計畫整體執行內容討論。
- (二) 完成無人載具即時通訊技術之流程規劃。
- (三) 完成本年度港區辨識項目之初步規劃。

二、針對目前研究方向與執行情形進行討論：

- (一) 無人載具即時通訊技術流程說明。
- (二) 地面無人移動載具性能說明。
- (三) 港區物件自動化辨識技術討論。

貳、主要結論

一、有關無人機於港區作業申請相關事宜：臺北港區 UAV 定義黃區區域請國立臺灣大學依程序向民航局提出申請，其餘可供飛行之區域由本所向基隆港務分公司提出申請，另作業人員港區通行證申請部分，請基隆港務分公司協助國立臺灣大學依規定辦理。

二、針對本年度港區新增辨識項目(路面標線、排水孔及岸邊碼頭)之測試區域，請國立臺灣大學進行評估及規劃，以利 4 月份工作會議討論。

三、請國立臺灣大學依規劃之期程，進行後續工作。

會議簽到表

壹、會議名稱：「MOTC-IOT-114-H2CB001a 港區影像智慧辨識技術之研究
(3/3)-載具感測與通訊即時分析技術發展」合作研究案 114
年 3 月份工作會議

貳、時間：114 年 3 月 19 日(星期三)上午 11 時

參、地點：國立臺灣大學土木工程系土木館 217 會議室

肆、主持人：李俊穎科長 李俊穎

伍、出(列)席人員：

出席單位	職稱	姓名
基隆港務分公司	技術員 副管理師	張郁莉(視訊) 王夏舒
合作研究單位： 國立臺灣大學	計畫主持人 研究助理	李俊穎 黃靜儀 江冠均
本所運輸技術研究中心	副研究員	洪維倫

114 年 4 月工作會議紀要

採購編號：MOTC-IOT-114-H2CB001a

會議名稱：「港區影像智慧辨識技術之研究(3/3)-載具感測與通訊即時分析技術發展」合作研究案 114 年 4 月份工作會議

時間：114 年 4 月 22 日(星期二)上午 10 時 15 分至 12 時 10 分

地點：本所10樓會議室

主持人：蔡立宏主任

出席者：如後附簽到表

主辦單位：本所運輸技術研究中心第二科

執行廠商：國立臺灣大學

紀錄：洪維屏

壹、討論議題

一、工作進度說明：

- (一) 計畫整體執行內容討論。
- (二) 感測資料自動化辨識模型建構。
- (三) 無人載具即時通訊技術研發。

二、針對目前研究方向與執行情形進行討論：

- (一) 無人載具即時通訊技術說明。
- (二) 港區物件自動化辨識技術討論。

貳、主要結論

一、有關無人機於港區作業申請相關事宜，請國立臺灣大學備妥相關資料，由本所向基隆港務分公司提出申請。

二、針對本年度港區新增辨識項目(路面標線、排水孔及岸邊碼頭)之測試區域及網路頻寬通訊問題，請國立臺灣大學再行評估及確認，以利後續作業進行。

三、請國立臺灣大學依規劃之期程，進行後續工作。

會議簽到表

壹、會議名稱：「MOTC-IOT-114-H2CB001a 港區影像智慧辨識技術之研究
(3/3)-載具感測與通訊即時分析技術發展」合作研究案 114
年 4 月份工作會議

貳、時間：114 年 4 月 22 日(星期二)上午 10 時 15 分

參、地點：本所 10 樓會議室

肆、主持人：蔡立宏主任 蔡立宏

伍、出(列)席人員：

出席單位	職稱	姓名
基隆港務分公司	經理	易存良
	高級技術員	張育莉
合作研究單位： 國立臺灣大學	計畫主持人	韓仁統
	研究助理	黃靜儀
		江冠均
		潘卉盈
		劉人豪
		馬如龍
本所運輸技術研究中心	科長	李修綱
	副研究員	洪維屏

114 年 5 月工作會議紀要

採購編號：MOTC-IOT-114-H2CB001a

會議名稱：「港區影像智慧辨識技術之研究(3/3)-載具感測與通訊即時分析技術發展」合作研究案 114 年 5 月份工作會議

時間：114 年 5 月 22 日(星期四)下午 2 時至 4 時 20 分

地點：本所運輸技術研究中心3樓會議室

主持人：李俊穎科長

出席者：如後附簽到表

主辦單位：本所運輸技術研究中心第二科

執行廠商：國立臺灣大學

紀錄：洪維屏

壹、討論議題

一、工作進度說明：

- (一) 計畫整體執行內容討論。
- (二) 感測資料自動化辨識模組研發及精進。
- (三) 無人載具即時通訊技術研發。

二、針對目前研究方向與執行情形進行討論：

- (一) 無人載具即時通訊技術說明。
- (二) 港區物件自動化辨識技術討論。

貳、主要結論

一、有關本年度港區新增辨識項目(岸邊碼頭混凝土剝落情形)，除研發物件偵測模組外，請國立臺灣大學針對已偵測之損壞物件面積進行計算，以利未來提供基隆港務分公司參考。

二、本所已函文向基隆港務分公司提出空拍申請，屆時請國立臺灣大學依基隆港務分公司函文規定辦理港區無人機操作事宜，以利後續作業進行。

三、請國立臺灣大學依規劃之期程，進行後續工作。

會議簽到表

壹、會議名稱：「MOTC-IOT-114-H2CB001a 港區影像智慧辨識技術之研究
(3/3)-載具感測與通訊即時分析技術發展」合作研究案 114
年 5 月份工作會議

貳、時間：114 年 5 月 22 日(星期四)下午 2 時

參、地點：本所運輸技術研究中心 3 樓會議室

肆、主持人：李俊穎科長 李俊穎

伍、出席(列)席人員：

出席單位	職稱	姓名
基隆港務分公司		請假
合作研究單位： 國立臺灣大學	計畫主持人 研究助理	韓仁統 黃靜儀 江冠均
本所運輸技術研究中心	副研究員	洪維序

114 年 6 月工作會議紀要

採購編號：MOTC-IOT-114-H2CB001a

會議名稱：「港區影像智慧辨識技術之研究(3/3)-載具感測與通訊即時分析技術發展」合作研究案 114 年 6 月份工作會議

時間：114 年 6 月 16 日(星期一)上午 10 時至 12 時 15 分

地點：國立臺灣大學土木工程系土木館217會議室

主持人：李俊穎科長

出席者：如後附簽到表

主辦單位：本所運輸技術研究中心第二科

執行廠商：國立臺灣大學

紀錄：洪維屏

壹、討論議題

一、工作進度說明：

- (一) 計畫整體執行內容討論。
- (二) 港區永續發展規劃研究。
- (三) 空間資訊整合分析平台建構。

二、針對目前研究方向與執行情形進行討論：

- (一) 港區物件自動化辨識技術討論。
- (二) 港區太陽光電潛能評估技術討論。
- (三) 空間資訊整合分析平台功能討論。

貳、主要結論

一、有關本年度針對臺北港區太陽光電潛能進行評估，請基隆港務分公司提供臺北港區年度總用電量，以利後續作業進行。

二、請國立臺灣大學就系統平台內之 POI 點標示正確座標，以利未來基隆港務分公司可針對平台內顯示異常之設施位置進行巡查。

三、請國立臺灣大學依規劃之期程，進行後續工作。

會議簽到表

壹、會議名稱：「MOTC-IOT-114-H2CB001a 港區影像智慧辨識技術之研究
(3/3)-載具感測與通訊即時分析技術發展」合作研究案 114
年 6 月份工作會議

貳、時間：114 年 6 月 16 日(星期一)上午 10 時

參、地點：國立臺灣大學土木工程系土木館 217 會議室

肆、主持人：李俊穎科長 李俊穎

伍、出(列)席人員：

出席單位	職稱	姓名
基隆港務分公司		請假
合作研究單位： 國立臺灣大學	計畫主持人	韓仁誌
	研究助理	黃靜儀 江冠均
本所運輸技術研究中心	副研員	洪維屏

114 年 7 月工作會議紀要

採購編號：MOTC-IOT-114-H2CB001a

會議名稱：「港區影像智慧辨識技術之研究(3/3)-載具感測與通訊即時分析技術發展」合作研究案 114 年 7 月份工作會議

時間：114 年 7 月 18 日(星期五)上午 10 時至 12 時 20 分

地點：國立臺灣大學土木工程系土木館217會議室

主持人：李俊穎科長

出席者：如後附簽到表

主辦單位：本所運輸技術研究中心第二科

執行廠商：國立臺灣大學

紀錄：洪維屏

壹、討論議題

一、工作進度說明：

- (一) 計畫整體執行內容討論。
- (二) 優化感測資料自動化辨識技術。
- (三) 空間資訊整合分析平台建構。

二、針對目前研究方向與執行情形進行討論：

- (一) 港區物件自動化辨識技術討論。
- (二) 港區太陽光電潛能評估技術討論。
- (三) 空間資訊整合分析平台功能討論。

貳、主要結論

一、有關本計畫建置之空間資訊分析平台，請國立臺灣大學就平台內之 POI 點標示正確座標，並於圖片中呈現，以利未來基隆港務分公司進行港區設施巡查。

二、請國立臺灣大學就本年度新增標的物-道路標線部分，予以標示法定名稱，以利後續作業進行。

三、請國立臺灣大學依規劃之期程，進行後續工作。

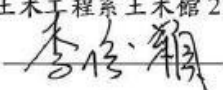
會議簽到表

壹、會議名稱：「MOTC-IOT-114-H2CB001a 港區影像智慧辨識技術之研究
(3/3)-載具感測與通訊即時分析技術發展」合作研究案 114
年 7 月份工作會議

貳、時間：114 年 7 月 18 日(星期五)上午 10 時

參、地點：國立臺灣大學土木工程系土木館 217 會議室

肆、主持人：李俊穎科長



伍、出(列)席人員：

出席單位	職稱	姓名
基隆港務分公司	高級技術員	張郁莉(視訊)
合作研究單位： 國立臺灣大學	計畫主持人	蔡仁毓
	研究助理	黃清瑋 馬如龍 江冠均
本所運輸技術研究中心	副研究員	洪維偉

114 年 9 月工作會議紀要

採購編號：MOTC-IOT-114-H2CB001a

會議名稱：「港區影像智慧辨識技術之研究(3/3)-載具感測與通訊即時分析技術發展」合作研究案 114 年 9 月份工作會議

時間：114 年 9 月 16 日(星期二)上午 10 時至 12 時 15 分

地點：國立臺灣大學土木工程系土木館217會議室

主持人：蔡立宏主任

出席者：如後附簽到表

主辦單位：本所運輸技術研究中心第二科

執行廠商：國立臺灣大學

紀錄：洪維屏

壹、討論議題

一、工作進度說明：

- (一) 計畫整體執行內容討論。
- (二) 優化感測資料自動化辨識技術。
- (三) 空間資訊整合分析平台建構。

二、針對目前研究方向與執行情形進行討論：

- (一) 港區物件自動化辨識技術討論。
- (二) 地面無人載具通訊串流技術討論。
- (三) 空間資訊整合分析平台功能討論。

貳、主要結論

一、有關本計畫新增之辨識物件，請國立臺灣大學納入本年度蒐集之影像樣本進行訓練，且調整及精進相關辨識模組，以提高辨識率。

二、請國立臺灣大學盤點本計畫發展之辨識物件，一併納入資訊平台建置之功能選項，以利使用者日後操作。

三、請國立臺灣大學依規劃之期程，進行後續工作。

會議簽到表

壹、會議名稱：「MOTC-IOT-114-H2CB001a 港區影像智慧辨識技術之研究
(3/3)-載具感測與通訊即時分析技術發展」合作研究案 114
年 9 月份工作會議

貳、時間：114 年 9 月 16 日(星期二)上午 10 時

參、地點：國立臺灣大學土木工程系土木館 217 會議室

肆、主持人：蔡立宏主任 蔡立宏

伍、出(列)席人員：

出席單位	職稱	姓名
基隆港務分公司	經理 高級技術員	曾富棋 張郁莉(視訊)
合作研究單位： 國立臺灣大學	計畫主持人 研究助理 協同主持人	韓仁範 洪瑞明 林以靜
本所運輸技術研究中心	科長 副研究員	李修翰 洪維偉

114 年 10 月工作會議紀要

採購編號：MOTC-IOT-114-H2CB001a

會議名稱：「港區影像智慧辨識技術之研究(3/3)-載具感測與通訊即時分析技術發展」合作研究案 114 年 10 月份工作會議

時間：114 年 10 月 21 日(星期二)下午 2 時至 4 時 15 分

地點：本所運輸技術研究中心3樓會議室

主持人：李俊穎科長

出席者：如後附簽到表

主辦單位：本所運輸技術研究中心第二科

執行廠商：國立臺灣大學

紀錄：洪維屏

壹、討論議題

一、工作進度說明：

- (一) 計畫整體執行內容討論。
- (二) 優化感測資料自動化辨識技術。
- (三) 空間資訊整合分析平台建構。

二、針對目前研究方向與執行情形進行討論：

- (一) 港區物件自動化辨識技術討論。
- (二) 地面無人載具通訊串流技術討論。
- (三) 空間資訊整合分析平台功能討論。

貳、主要結論

一、請國立臺灣大學針對系統平台發展之辨識物件 POI 點，呈現之各色燈號對應之辨識門檻，使用表格方式進行補述，以利使用者日後操作。

二、本案期末報告請國立臺灣大學參照本所提供之格式撰寫，並將前期計畫相關成果納入，以利整體計畫呈現。

三、請國立臺灣大學就平台功能部分先進行案例測試，並將測試之結果於教育訓練當日提供參訓人員參考。

會議簽到表

壹、會議名稱：「MOTC-IOT-114-H2CB001a 港區影像智慧辨識技術之研究
(3/3)-載具感測與通訊即時分析技術發展」合作研究案 114
年 10 月份工作會議

貳、時間：114 年 10 月 21 日(星期二)下午 2 時

參、地點：本所運輸技術研究中心 3 樓會議室

肆、主持人：李俊穎科長 李俊穎

伍、出(列)席人員：

出席單位	職稱	姓名
基隆港務分公司		請假
合作研究單位： 國立臺灣大學	計畫主持人 研究助理	許仁統 馬如龍 吳孟庭 洪瑞峰
本所運輸技術研究中心	副研究員	洪維偉

附錄二、期中審查意見處理情形表

交通部運輸研究所合作研究計畫(具委託性質)

期中報告審查意見處理情形表

計畫名稱：港區影像智慧辨識技術之研究(3/3)-載具感測與通訊即時分析技術發展

合作研究單位：國立臺灣大學

參與審查人員及其所提之意見	合作研究單位處理情形	本所計畫承辦單位審查意見
一、王驥魁委員		
1. 請說明「樣本」與「POI」有何不同?PoI 是否為底圖?	POI (Point of Interest) 為點狀資料，於一開始標的物所在區域固定間隔距離設立多個 POI 點，再依據影像座標進行標註與多期儲存；而樣本則是影像資料本身。	符合。
2. 請說明水溝蓋完全遮擋時，AI 如何辨識?	目前 AI 在水溝蓋檢測上採取兩階段流程：第一階段為水溝蓋的物件偵測，第二階段為遮擋比例的判斷。若水溝蓋僅部分被泥土、三角錐等異物遮擋，且仍可由人眼辨識為水溝蓋，AI 依然能正確完成物件偵測與後續判斷。然而，若因無人機拍攝視角受限，導致水溝蓋在影像中完全被電線桿或陰影遮蔽，AI 將無法於該位置辨識出水溝蓋，進而無法進行後續分析。針對此問題，目前的解決方式是透過同一地段的多時序影像蒐集，以降低因拍攝角度或遮擋造成的漏判情況。	依處理情形辦理。
3. 磨損率計算是否需使用正射影像?	在磨損率計算中，確實需要先了解正射影像圖與實際距離之間的比例關係。但只要在初期建立了比例基準，後續的計算便不一定需要直接使用正射影像。	符合。
4. 請說明「太陽光電潛能評估成果」，是否使用商用軟體或自行開發之運算?	本研究採用 Matlab 自行進行運算與分析，並非依賴商用軟體。	符合。

5. 本案是否總共開發 11 個 AI 初辨識模型?	是的，研究從 110 年臺中港計畫開始逐年拓增標的物。	符合。
6. 請說明 P. 3-27 所提 DBSCAN 運算用於整合不同視角成果之細節。	由於影像切割的關係，YOLO 在偵測同一物件時，可能會於不同切片或視角產生多個重疊框。為整合這些重複偵測，本方法將各偵測框的中心座標輸入 DBSCAN 演算法，並依據距離閾值及最小點數進行密度式分群。距離接近的框會被歸為同一群集，最後再從群集中取信心值最高，或以加權平均方式計算的框，作為單一輸出，以避免重複並提升結果的精確度。	依處理情形辦理。
二、江文山委員		
1. 本計畫標榜發展自動化巡檢技術、減少人力成本，並促進智慧化管理，經過幾年的努力已建立相當的技術，如報告中各章節所述，請總結三年之成果，並說明對於要達到計畫長期目標，現已完成的事項，而尚需努力的部分有哪些。	感謝委員建議，期末報告會整理研究成果章節提供承辦單位參考。	所提意見及執行內容調整，列入期末報告辦理。
2. 本計畫所發展的這些較新的技術，所使用的這些設備條件與軟體，面臨更新迭代而必須採用新系統，或許是難以避免的課題，惟宜要妥善規劃，確保多年累積的資料與經驗可延續，不至於面臨必須重新來過的資源與時間成本的增加。	感謝委員建議，期末報告會整理後續建議章節提供承辦單位參考。	所提意見及執行內容調整，列入期末報告辦理。
3. 簡報中提到的異常如溫度、氣體等，判斷	溫度判定標準：	符合。

<p>的依據請補充?</p>	<ol style="list-style-type: none"> 1. 實務經驗基準：依據港區長期巡視經驗，此溫度為現場作業中未曾達到的高溫閾值 2. 多重風險考量： <ol style="list-style-type: none"> (1) 避免電氣設備過熱損壞 (2) 防止作業人員燙傷風險 (3) 降低油污及可燃氣體因高溫引燃風險 (4) 選擇不易產生誤判的穩定數值 3. 溫度設定值可依據現場實際需求進行調整，包括：現場人員作業環境溫度上限、不同設備類型的溫度異常標準 <p>氣體異常判定標準：</p> <p>設定值：25% LEL（最低爆炸濃度限值）</p> <p>LEL： Lower Explosive Limit，即可燃氣體在空氣中能夠引發爆炸的最低濃度</p> <p>安全原理：氣體濃度低於 LEL 時，即使遇到火源也不會發生燃燒爆炸</p> <p>25% LEL 設定原理：預警機制：在氣體濃度達到危險閾值前提前發出警示</p> <p>安全緩衝：確保有充足時間採取應變措施，避免濃度升至 100% LEL 造成爆炸風險</p>	
<h3>三、林春宏委員</h3>		
<ol style="list-style-type: none"> 1. 建議期末報告的內容可以更詳細。 	<p>感謝委員建議，期末報告中會補充前期資訊。</p>	<p>依處理情形辦理。</p>

2.	其他建議如附件。	感謝委員建議。	符合。
3.	多個標的物建置的多模型系統，如何進行實際運作？無人機與地端伺服器如何分工？建議將各種標的物的資料及採用表格進行分類展示，以便了解那些標的物取得的影像來源？否則感覺不同的標的採用不同蒐集影像方式，盡量以整體系統蒐集影像與處理作為說明。	<p>現階段 UAV 與 UGV 目前採用各自獨立的伺服器系統，兩系統在不同層面提供互補的監控能力，UAV 負責宏觀監控，UGV 負責微觀精檢。</p> <p>資料蒐集分工方面：UAV 系統負責連續性實況影片記錄，提供港區整體狀況掌握；UGV 系統則是定點深度檢測，結合影像、溫度、氣體等多元感測數據。</p> <p>關於「將各種標的物的資料及採用表格進行分類展示」的建議，我們認為非常具有實用價值，可以採納此建議，感謝委員的寶貴建議。</p>	依處理情形辦理。
4.	建議增加整合系統的軟硬體環境圖，模型與訓練資料與參數放置的位置說明。	感謝委員建議，期末報告中會補充相關資訊。	所提意見及執行內容調整，列入期末報告辦理。
5.	本計畫主要研發與建置核心的模型與系統，請教是否建置整合系統的管理系統，其中包括系統的前端（使用者端）以及後端（管理端）的介面與系統。	是的，本案已建置完整平台，涵蓋前端與後端系統。	符合。
6.	本案採用的模型很依賴資料集與人工標註的樣本資料，因此建議對各種模型的建置與調整、各種訓練參數調教及資料集的建置與收集，建置各種類型的使用說明書，以及進行適合的教	感謝委員建議，本多年期計畫每年都會於結案前進行教育訓練。	符合。

	育訓練課程。	
7.	<p>本案為何選用輕量型的模型，例如：YOLOv12-N(Nano)、YOLOv12n-seg、RTFormer-Small、FastViT-SA12、EfficientViT-M2。</p>	依處理情形辦理。
8.	<p>各種標的物的處理模型的介紹與說明格式都不同，訓練與測試展示也都不同，建議架構與格式一致。</p>	依處理情形辦理。
9.	<p>裂縫與法線有可能被偵測出許多 Bounding Box，請問本計畫如何計算正確性？</p>	符合。
10.	<p>資料備援機制？</p>	符合。
11.	<p>偵測與合併正確性造成的不一致？</p>	依處理情形辦理。
12.	<p>通報物件是否編號？</p>	依處理情形辦理。
四、鄭志宏委員		

1. 本研究成果豐富，值得肯定。	感謝委員肯定。	符合。
2. 深度學習模型由YoLov8更新到v11，可分享進版成果。	在先前月會中有提供YOLOv8與YOLOv11的比較成果。升級後，YOLOv11在偵測精度與推論速度上都有提升，例如在相同硬體環境下，mAP提高、延遲降低，同時模型結構更優化，參數量更少但效能更佳，適合後續平台化自動化應用。	依處理情形辦理。
3. 日常巡檢重複性缺失，可否手動暫停通報。	感謝委員建議，系統上可以設定此功能，後續若有需要可再進行設定。	依處理情形辦理。
4. 可否判別劣化等級。	目前除了水溝蓋辨識模型有提供遮擋程度外，其餘自動化檢測主要針對「是否存在劣化」進行判斷，作為人員後續監測的輔助依據；在標線磨損檢測方面，我們已設計以磨損率作為分級依據，分為四個等級：無磨損、輕度磨損、中度磨損與重度磨損，以利更細緻的管理應用。	符合。
5. P3-40水泥剝落準確率達91%，有無提升方法。	可以使用更新推出的模型訓練，或者是收集更多鋼筋裸露圖用於訓練模型。	依處理情形辦理。
6. P3-7能源自給率6.5%，與新北市能量因子(太陽能)約9%，似乎有差距，有無解釋原因。	由於港區本身可用面積及設置條件有限，與整個新北市整體條件有所不同，因此能源自給率與城市整體數值略有差異。	符合。
7. 圖台系統以Cesium開發，可補充該系統優點。	感謝委員建議，將於期末報告中補充。	所提意見及執行內容調整，列入期末報告辦理。
8. 標的物監測可否觀測沉積量。	平面影像僅提供二維視角，缺乏深度資訊，因此無法直接量測沉積物的高度或體積。影像拍攝角度、光照條件與遮蔽物，可能導致沉積物部分被遮蔽或顏色判讀偏差，增加觀測	依處理情形辦理。

	誤差。雖然可以藉由影像判斷沉積物是否存在或粗略範圍，但若要进行定量分析或精確估算沉積量，仍需搭配三維點雲、LiDAR 或多角度影像重建等技術，才能得到可靠的高度與體積資訊。因此，單靠平面影像難以直接觀測沉積量，只能作為輔助判斷依據。	
9. 變電箱溫度偵測異常，可否精細到配電盤內異常？	目前的溫度監測系統僅能偵測變電箱外殼表面溫度，尚無法深入監控配電盤內部各元件的溫度狀況。基於現有技術限制，當系統偵測到變電箱外殼溫度異常升高或遠端監控影像顯示異常狀況時，建議立即派遣合格維修人員至現場進行詳細檢查、進行變電箱外部及內部全面檢測以及確認各配電元件運作狀況。	依處理情形辦理。
五、運技中心蔡立宏主任		
1. 建議在期末報告能提出經由本計畫，未來可以規劃執行的項目。	感謝委員建議，會納入後續建議章節	所提意見及執行內容調整，列入期末報告辦理。
2. 排水溝蓋辨識準確率的定義如何？	排水溝蓋辨識準確率包括兩個方面：首先是目標偵測準確率，用以評估模型是否正確偵測影像中排水溝蓋的位置；其次是遮擋程度判斷準確率，在成功偵測到排水溝蓋後，判斷其遮擋比例是否與標註或實際情況一致。	符合。
六、運技中心李俊穎科長		
1. 建議不同辨識標的物影像來源補述拍攝需求，如高度、角度、像素等，並可製表彙整做為整合型圖台標口、準來源。	感謝委員建議，相關拍攝規格已於去年度提供，期末報告將酌情補充今年新增標的物。	所提意見及執行內容調整，列入期末報告辦理。

2. 期末報告內建議要綜整歷年成果。	感謝委員建議，期末報告將綜整歷年研究成果。	所提意見及執行內容調整，列入期末報告辦理。
--------------------	-----------------------	-----------------------

附錄三、期末審查意見處理情形表

交通部運輸研究所合作研究計畫(具委託性質)

期末報告審查意見處理情形表

計畫名稱：港區影像智慧辨識技術之研究(3/3)-載具感測與通訊即時分析技術發展

合作研究單位：國立臺灣大學

參與審查人員及其所提之意見	合作研究單位處理情形	本所計畫承辦單位審查意見
一、王驥魁委員		
1. 本研究使用 POI，請說明 POI 的製作方式，以及規格需求。	本計畫使用的 POI 是將正射底圖與巡檢任務相結合而設立的點位。延續台中港的布設模式，同樣 10 公尺布設一點。	符合。
2. UGV 請說明坑洞分級使用的指引標準出處。	坑洞偵測影像資料由無人機航攝取得(6.1.6、6.4 節)。坑洞分級標準則參考《市區道路管理維護與技術規範手冊》。	依處理情形辦理。
3. 請說明本研究使用之無人機硬體規格為何？	商業級 Autel EVO II Pro V3，重量約 1.2 公斤，搭載 7100 mAh 電池，巡航速度 10 m/s、續航可達約 39 分鐘，配備 2000 萬像素(6K)相機，並具備 6 級抗風能力。	符合。
4. 本研究無人機與 UGV 直播的最大距離限制為何？	本研究並未設定固定的「最大直播距離」，而是以通訊架構與實測延遲作為評估依據。UGV 透過 5G 串流影像至雲端並具備斷線補傳機制；UAV 則以 5.8 GHz 傳回遙控器，再經 4G/5G 推送至伺服器。臺北港的實測結果顯示端到端平均延遲約 2 秒，可支援即時巡檢，但實際能支援的直播距離仍取決於當地行動網路的覆蓋與穩定度。	依處理情形辦理。
二、江文山委員		
1. 計畫內容技術開發與成果說明詳實，成果豐碩，符	感謝委員的肯定。	符合。

合規劃之需求，肯定執行團隊的專業與努力。		
2. 摘要內容主要說明各年度需辦理的事項，建議針對各年度成果補充具體說明。	感謝委員建議，摘要著墨在較多本年度成果，主要考量為此為本年度成果報告，歷年計畫成果則詳述於第 1 章 1.2 節內。	所提意見及執行內容調整，列入修正定稿辦理。
3. 報告撰寫依研究邏輯安排說明清晰，但是與 1-3 節所列年度內應辦工作的連結較不清楚，建議後續修正報告考量做進一步編輯或是說明。	感謝委員建議，已於報告進行調整。	所提意見及執行內容調整，列入修正定稿辦理。
4. 第 6 章模型訓練細節說明篇幅較多，建議考量部分納入附錄保留重要結果，以利內文更簡潔流暢。	感謝委員建議，已於報告進行調整。	所提意見及執行內容調整，列入修正定稿辦理。
5. 內文補充說明三年度成果綜整	感謝委員建議，歷年計畫成果已陳述於第 1 章 1.2 節內。	依處理情形辦理。
6. 本計畫產出之數值地形的高成系統，請教與 TWVD2001 高成基準是否一致。	本計畫產出之數值地形的高程系統，與 TWVD2001（臺灣高程基準 2001）基準是一致的。	符合。
7. 報告 6-37 頁，坑洞辨識訓練資料顯示當考慮各別港時臺中港成果最好，臺北港成果最差，合併兩港的資料進行辨識結果介於兩者之間，換言之並不是資料越多越好，請教這背後是否有特別的意涵。	坑洞模型在臺中港的 IoU 明顯高於臺北港，主因是兩者的資料量差異懸殊。臺北港僅有少量訓練影像，導致模型易發生過度擬合，因此在其測試集上的表現大幅波動、甚至偶爾接近零。混合資料集的 IoU 落在中間，主要受到臺中港較大量資料的影響。本研究最終以臺北港測試集中表現最佳的迭代權重作為模型定版，以降低資料不平衡造成的影響。	依處理情形辦理。
三、林春宏委員		
1. 本研究計畫之規劃架構嚴謹而周全，於系統建置中充分考量各項可能影響成	感謝委員的肯定。	符合。

<p>效之因素與重要參數，並選用適切的設備與技術完成整體設計。從資料蒐集、儲存機制、異質資料整合、影像辨識流程、系統管理到介面設計及後端維運等，均能形成一套完整、具可行性且實務導向的港區影像智慧辨識應用系統。</p>		
<p>2. 本案成果可視為「港區影像智慧辨識系統」之核心基礎建設。由於本系統整體架構完善且具擴充彈性，相信未來在精度提升、模組擴展及跨系統整合等面向，皆具備良好發展潛力。</p>	<p>感謝委員的肯定。</p>	<p>符合。</p>
<p>3. 本計畫辨識之標的物種類繁多且物件尺度偏小，故相關辨識流程、演算法與實驗結果之呈現更形關鍵。建議文件中的圖示、流程圖與結果呈現（含圖中文字）可適度放大並提高清晰度，並視需要增加標示符號、框選或文字說明，以利管理者或後續使用單位更快速理解。例如：報告第 P3-5 之圖 3.3 等圖例，可強化視覺化標註；P5-10 圖 5.13。</p>	<p>感謝委員建議，已於報告進行調整。</p>	<p>所提意見及執行內容調整，列入修正定稿辦理。</p>
<p>4. 圖 3.3 右側的「異常警示」來源尚未說明。建議補充異常偵測的資料來源、判斷方式與產生流程，以釐清此功能的運作原理。</p>	<p>圖 3.3 右側的「異常警示」主要來自 UGV 感測器數據，包括熱像儀的溫度資料及可燃氣體感測模組的氣體資料。判斷閾值為氣體濃度達 25% LEL、溫度超過 60°C，以預防設備故障或人員燙傷。感測數據即時回傳平台，經自動化判讀（如深度學習辨識變電箱熱點）後，若超過閾值即觸發警報，右側面板會</p>	<p>依處理情形辦理。</p>

	顯示時間、經緯度、溫度及氣體等資訊。	
5. 本案採用多種異質感測器 (LiDAR、深度相機、熱像儀、氣體感測器、GPS)，但報告中未說明資料整合方式。建議補充多感測器融合方法、時間同步、座標對準，以及是否提供管理介面或參數設定功能。	報告 3.1.1 節說明載具感測與通訊技術整合方式。系統透過 cv_bridge 將 ROS 與 OpenCV 影像資料無縫整合，多感測器同步蒐集資料，數據封包採 JSON 格式並包含時間戳記與 GPS 坐標，以實現地理位置定位。平台提供路線規劃 (圖 9.14)、使用者與角色管理 (圖 9.44、9.45) 等操作介面與功能。	依處理情形辦理。
6. P3-11 指出系統已建置完成並具延伸應用潛力，但報告未說明延伸應用的具體流程。建議補充設備建置、參數設定、模型安裝與訓練、系統操作方式等，以提升系統可複製性與可擴充性。	感謝委員建議。期末報告 11.2 節已提出了管理平台後續發展建議，包含資安及針對各標的物之飛行規格。	依處理情形辦理。
7. P4-2 航高 120/60 公尺之誤差為 1-2 公分，精度良好，建議補充誤差來源與換算方式。	本研究以 GNSS 靜態量測取得三維空間資訊，並以 TPE-CORS 一等追蹤站 GDH1 作為約制基準，施測 6 個地面控制點，同時利用臺北港既有控制點進行影像解算。影像拍攝重疊率符合縱向 80%、橫向 60% 標準，正射影像則基於 DTM 與共線式幾何進行糾正。經檢核，平面與高程誤差約 1~2 公分，並透過量測路面標線與貨櫃寬度比對，確認誤差維持在公分級水準。	符合。
8. P4-11 圖 4.16 中 v_1 、 v_2 、...、 v_n 的意義不明。請說明 n 是否代表每日最大風速、每日風速變化範圍，以及為何採用「最大風速」作為分析依據。	圖 4.16 中的 v_1 、 v_2 、...、 v_n 代表每月份的逐日最大風速，而非每日最大風速。這些資料結合測站坐標為 FNN 的輸入，用以預測網格上的風速分布。雖然報告 4.2.2 節未明確說明，但採用最大風	依處理情形辦理。

	速可確保無人機在最不利天氣條件下的飛行安全，配合蒲氏風力級數與建議安全係數（0.5 或 0.7）進行評估，作為判斷無人機適飛性的關鍵依據（如圖 4.20、4.21）。	
9. 請明確定義 P4-12 圖 4.18 中 MAE 的意義與計算方式。	圖 4.18 顯示 Mean Absolute Error (MAE) 結果。MAE 用於衡量模型預測與實際觀測值之間的平均絕對誤差，數值越低代表預測精度越高。	符合。
10. P4-13 提到依不同風速採用不同性能載具，但異質資料整合可能有挑戰。建議補充資料整合方式與可能的處理策略。	本計畫在報告 4.3 節已提出載具選擇依據，會依不同風區（Level 3 - 6）計算可飛行天數比例，協助挑選最適載具。針對異質資料整合的挑戰，整體策略是統一拍攝規格與數據格式：所有載具皆需依設施類型遵循標準化影像拍攝參數（如航高、鏡頭角度），並以高精度 GPS 與時間戳記進行空間定位；UAV 影像亦透過 GNSS 控制點進行校正，以統一平面與高程基準。最終，以 POI 為核心進行跨載具、跨時期的整合與比對。	依處理情形辦理。
11. P5-2 請明確定義圖 5.1 中「新期 POI 影像」與「POI 點」之意義與來源。	POI 點為平台上設立的巡檢目標點位，具有地理坐標；新期 POI 影像則指與 POI 點最近且最新的無人機航攝影像，用於異變比對分析。POI 點由人工設定，影像則來自無人機巡檢拍攝。	符合。
12. 建議補充舊模型的資料來源、資料型態、拍攝高度、環境條件、使用載具種類，以及訓練/驗證/測試資料量。	期末報告 11.2 節內已提供針對各標的物之飛行規格。	依處理情形辦理。
13. P5-3 請說明舊模型「準確率」的計算方式（是否為 Precision、Recall 或其他指	報告 5.2.1 節（P5-3）中的「準確率」分別代表兩種不同概念：第一，用於整體效	符合。

標)。	能評估的是 mAP@0.5，代表全物件的平均準確度，模型約達 90%；第二，表 5-3 所列的「準確率」其實是以「模型發現個數 ÷ 實際個數」計算，概念上對應召回率 (Recall)，用來衡量模型是否能完整找出所有實際存在的目標物。	
14. 圖 5.3 為臺北港影像？圖 5.2 建議放大並使用具代表性的目標物。由於臺中港與臺北港環境差異大，目標物特徵不同，模型應重新訓練，而非直接套用。	圖 5.3 的結果確認為將臺中港訓練的模型直接套用至臺北港影像所產生的分割效果；圖 5.2 則呈現臺中港模型在其測試資料集上的辨識成果，清楚顯示碰墊、反光板與車檔等目標物的偵測情形。由於兩港環境差異明顯，本研究自 5.2.2 節 (P5-4) 起改採 YOLOv8，並針對臺北港重新訓練模型 (目標包含碰墊、車檔、繫船柱)。此訓練流程採用 YOLOv8 的移轉學習策略，透過微調既有權重，不僅避免從零開始訓練，也加速模型收斂，同時提升其在臺北港環境下的辨識準確性。	依處理情形辦理。
15. P5-4 請補充新模型的資料來源、資料型態、拍攝高度、各種環境條件以及使用載具。	報告 5.2.2 節 (P5-4, 5-5) 說明新模型 (臺北港岸邊設施 YOLOv8 模型) 的資料細節：使用 162 張巡檢影像進行訓練，原始影像大小為 8K，縮放為 640x640 像素進行訓練，針對臺北港的碰墊、車檔、繫船柱樣態進行辨識。相關細節請參閱 11.2.2 節的建議拍攝規格。	所提意見及執行內容調整，列入修正定稿辦理。
16. P5-6 圖 5.6 使用驗證集，但未提供測試集結果。建議至少補充測試集實驗，並提高資料量以提升代表性。	圖 5.6 是 YOLOv8 模型在驗證資料集上的混淆矩陣，用來評估訓練時的收斂情形。為提升模型代表性，報告 6.1.1 已將訓練資料量提升至 1,836 張，並於圖 6.6 顯示新	依處理情形辦理。

	模型在十月份模擬新期影像（測試集）上的預測成果，mAP@50 高達 0.988。	
17. P5-7 與 P5-9 提到五張鄰近影像，但未說明重疊率與整合方式。建議補充： （1）五張影像之重疊率、 （2）多影像偵測後，物件座標如何投影或整合至 POI 影像、 （3）與影像校正、拼接技術的具體步驟，尤其精準度從 53% 提升至 85%，需要說明提升原因與具體技術。	報告 5.2.3 節說明了多影像融合技術。透過 UAV 高重疊率影像（縱向 80%、橫向 60%），將鄰近影像的辨識結果投影至 POI 新期影像並合併多影像偵測結果。此多視角資訊融合有效提升精度，使碰墊的偵測召回率由 53% 提升至 85%。	依處理情形辦理。
18. P5-11 每張影像切成 70 張小影像，請說明是否採用重疊切割？若是，重疊比例為何？	報告 5.3.1 節指出，舊模型將 21 張航攝影像切割成 1,470 張 500×500 小影像，未採用額外重疊切割。由於原始無人機影像已具有高重疊率（縱向 80%、橫向 60%），即使細長物件在單張影像邊界被切斷，其資訊仍可由相鄰影像涵蓋，並透過多影像辨識結果整合（5.2.3 節）進行補償。	依處理情形辦理。
19. P5-12 請補充新模型資料來源、資料型態、拍攝高度、環境條件與載具。	報告 5.3.2 節（P5-12）說明新模型（U-Net++ 路面裂縫/伸縮縫模型）訓練是混合臺中港圖資，並新增本年度於臺北港的航攝影像，共 1,144 張影像，以強化模型適應力。相關細節請參閱 11.2.2 節的建議拍攝規格。	所提意見及執行內容調整，列入修正定稿辦理。
20. P5-14 若未採用重疊切割，裂縫與伸縮縫等細長物件可能被切斷而影響辨識，建議補充說明處理方式。	報告 5.3.3 節說明，由於原始影像尺寸過大，模型預測時先將圖片切割成 480×480 小圖逐一預測，再將結果拼回原圖。針對細長物件被截斷的問題，本研究採兩種處理方式：U-Net++ 架構透過改進殘差連結，可有效捕捉淺層與深層特徵，適合檢測細小裂縫；後處理則使用骨架	依處理情形辦理。

	正交法對裂縫與伸縮縫進行骨幹化，確保細長物件資訊完整，並結合後續整合步驟。	
21. P5-16 裂縫與伸縮縫屬細長物件，IoU 作評估指標效果有限。建議採用兩階段方式（初步偵測+細緻辨識）以提升準確度。	報告 6.2.1 節（P6-41）的伸縮縫寬度檢測中，採用了類似兩階段的策略：YOLOv11 物件偵測（定位區域）與語意分割模型（細緻辨識）的結合，以提升辨識準確度。此外，報告 6.4.3 節 PCI 評估中，裂縫寬度計算使用了骨架正交法進行像素級的細緻量測。	符合。
22. P6-2 建議補充各標的物的統計表（含範例影像與特徵），如岸邊設施、變電箱、胸牆結構線、碼頭線伸縮縫、路面坑洞等。	感謝委員建議，將補充完整表格於報告內。	所提意見及執行內容調整，列入修正定稿辦理。
23. P6-2 建議說明上述標的物之影像取得方式、資料型態、拍攝高度、環境條件與載具種類。	各標的物影像主要由多旋翼無人機拍攝 RGB 航攝影像取得，訓練時影像尺寸多為 1280×960 或 1024×1024 像素。最終建議拍攝規格（表 11-1）為道路設施航高 20 m、鏡頭角度 90°，以統一標準化資料收集。	符合。
24. P6-3 建議統一以百分比（%）呈現辨識結果。圖 6.2 為何使用驗證集而非測試集？資料量與月份無法對應，建議資料集以月份統計。同時，若 5 月與 7 月使用不同攝影機，兩者皆可納入訓練，並建立可更換訓練資料集之介面。	關於圖 6.2 使用驗證集的原因，主要有兩點：首先，在深度學習訓練中，驗證集是用來監控模型是否收斂及避免過度或不足擬合，圖 6.2 的 mAP 曲線正是為了呈現訓練過程的穩定度與邊際效應。其次，最終的效能則以測試集進行評估，我們已在報告 6.1.1 節呈現新模型於十月份模擬新期影像（測試集）上的結果，mAP@50 達 0.988，顯示模型具有良好的泛化能力。在資料集管理上，本研究採用資料融合與持續擴充兩項策略：利用跨月份、跨	依處理情形辦理。

	攝影機來源的影像，可提升模型的穩健性（如圖 6.2、6.3、6.4 所示）；此外，平台亦提供「新增 AI 辨識成果 POI」功能（圖 9.18 - 9.22），讓使用者能持續上傳最新 UAV 影像，以支援後續模型再訓練與長期效能維護。	
25. P6-11 變電箱辨識結果是否受月份、拍攝設備或影像品質影響？與岸邊設施之分析方式不同，建議補充原因並說明 confidence 門檻設定。	訓練資料包含 112、113 年度多月份、不同拍攝角度的變電箱熱影像，圖 6.14 顯示模型能在各角度與尺度下成功偵測。變電箱辨識屬點狀目標，判斷「有無/溫度」，採用 YOLOv8 偵測；岸邊設施則為線狀結構，判斷「有無/位移」，分析方式因此不同。變電箱模型訓練時，IoU 門檻設定為 0.5。	依處理情形辦理。
26. P6-13 及 P6-21 胸牆結構線與碼頭伸縮縫是否受月份、攝影機或影像品質影響？與岸邊設施採不同評估方式？並說明為何採驗證集而非測試集。	胸牆與伸縮縫的訓練資料涵蓋多個月份（胸牆：10、4、8 月；伸縮縫：10、4、5、7、8 月），以考量季節變化。其幾何異常（錯位/交點）判斷採用 YOLOv8/11 語意分割結合霍夫直線預測，分析方式不同於岸邊設施的點狀目標辨識。圖 6.21 的正規化混淆矩陣使用驗證集監控訓練收斂，最終成果則以實際影像或新月份資料進行驗證。	符合。
27. P6-32 路面坑洞辨識是否受月份或拍攝設備影響？評估方式亦與岸邊設施不同，建議補充理由。	坑洞模型訓練資料涵蓋臺北港（5、7、9 月）及臺中港影像，考量多月份與兩港環境差異。坑洞辨識採 U-Net++ 語義分割，用於辨識坑洞輪廓與面積，屬面積目標辨識，並以 IoU 評估，其分析方式與岸邊設施的點狀目標辨識不同。	依處理情形辦理。

<p>28. P6-39 建議新增標的物統計表（含範例影像與特徵），如伸縮縫寬度、胸牆法線錯位、鋼筋裸露等。</p>	<p>報告 6.2 節已以文字與圖表說明各標的物的檢測方式，包括伸縮縫寬度（流程圖 6.50、範例影像圖 6.58）、胸牆法線錯位（流程圖 6.60、判定標準 P6-50）以及鋼筋裸露（流程圖 6.66、偵測結果圖 6.71）。</p>	<p>依處理情形辦理。</p>
<p>29. P6-40 若伸縮縫寬度資料以「等高拍攝」取得，需說明等高距離與實際尺寸轉換方式及誤差。裂縫寬度以 10 cm 為準是否合理？P6-46 提到寬度預測準確率 100%，建議補充詳細說明。</p>	<p>伸縮縫寬度檢測透過語意分割模型擷取區域，並依地面解析度（GSD 0.67 cm/pixel）將像素寬度轉換為公分。異常判斷閾值設定為 10 cm，超過 40 cm 則歸類為「伸縮縫填充溢出」，以符合設施健康評估需求。P6-46 所示的 100% 準確率指模型對填充溢出區段的異常分類準確度，而非精確寬度測量誤差。</p>	<p>符合。</p>
<p>30. P6-39 建議補充上述標的物之影像取得方式、資料型態、拍攝高度與載具。裂縫與胸牆法線可能產生多個 Bounding Box，請說明整合方式與正確性評估方法。鋼筋裸露偵測亦說明判斷標準。</p>	<p>期末報告 11.2 節內已提供針對各標的物之飛行規格。鋼筋裸露（YOLOv11）經模型升級後，重複偵測已明顯改善；胸牆法線則結合語意分割與霍夫直線進行幾何分析。鋼筋裸露的判斷依據為影像中是否出現鋼筋外露或水泥剝落，模型於「鋼筋破壞」類別的辨識準確率達 96%（P6-76）。</p>	<p>依處理情形辦理。</p>
<p>31. P6-50 建議補充胸牆法線錯位之評估方法與判定標準。</p>	<p>報告 6.2.2 節說明，胸牆法線錯位的評估方法為：使用 YOLOv11 語意分割模型預測法線位置，並結合 K-means 自動分辨左右側法線，依其相對距離差異進行判斷。判定標準為左右法線距離差異超過 20 cm 即視為錯位。</p>	<p>依處理情形辦理。</p>
<p>32. P6-57 建議補充新增標的物（標線磨損、排水溝阻塞、岸堤表面裂化）之統計表與範例影像。</p>	<p>報告 6.3 節已說明新增標的物的細節，包括標線磨損（P6-57、圖 6.78）、排水溝蓋阻塞（P6-66、圖 6.87）以及堤岸表面裂化（P6-74、圖</p>	<p>符合。</p>

	6.94)。	
33. P6-57 建議說明上述新增標的物影像的取得方式、資料型態、拍攝高度、環境條件及載具。	感謝委員建議。期末報告 11.2 節內已提供針對各標的物之飛行規格。	符合。
34. 本案多數標的物在影像中屬微小物件，背景比例過大，導致背景精確度不具代表性。建議補充針對微小物件的評估方式或適用的衡量指標。	本研究採用 YOLOv8/11 模型，其設計包含多尺寸偵測，以提升對小物件的效能。同時，訓練時將大圖切割成小圖進行訓練，使模型更聚焦於目標細節。	依處理情形辦理。
35. 本案若欲推廣至其他港區，應補充完整的延伸流程與操作步驟，因不同港區的環境條件差異顯著。目前臺北港與臺中港之實驗資料延續性不足，建議未來規劃標準化的跨場域應用流程。	報告 11.2 節提出了管理平台後續發展建議，包含建立軟體更新迭代之延續性機制，以及提供各項標的物建議拍攝規格（表 11-1）作為推廣至其他港區的標準化操作依據。	所提意見及執行內容調整，列入修正定稿辦理。
36. 本案訓練影像與資料量偏少，若需落地部署，建議建立管理者可定期新增影像與樣本的機制，並加入回饋修正流程，以提高辨識模型的長期效能。	感謝委員建議。本研究每個月皆有進行影像收集，目前所訓練模型已達 9 成成功率，以研究目標作為試驗原型研究來說已足夠，未來落地則須依據維管單位需求進行彈性調整。	依處理情形辦理。
37. 本案在多項內容中均涉及後續深化與擴充的需求，建議未來可另行規制新案，統一處理以下事項： （1）跨港區落地應用之延伸流程（因各港區環境差異大，需建立標準化部署與操作步驟）。 （2）統一設備、伺服器與系統規格（目前不同標的物使用不同模型與設備，建議整合至一致架構）。 （3）建立影像與資料的持續擴充機制（含管理者定期新增影像、回饋/回櫃更新、資料庫累積）。 （4）統一模型說	感謝委員建議，相關細節已納入報告第十一章 11.2 節「管理平台後續發展建議」，涵蓋軟體更新延續性、模型升級與資料擴充策略，以及各標的物拍攝規格標準化。若後續有其他需求，可透過新的研究計畫進行客製化調整。	所提意見及執行內容調整，列入修正定稿辦理。

<p>明格式與操作文件（含延伸使用方式、注意事項、操作流程、模型訓練與參數設定）。（5）模型升級、版本替換與資料擴充策略（確保未來模型迭代能順利銜接維運需求）。</p>		
<p>四、運輸技術研究中心蔡立宏主任</p>		
<p>1. 成果可做為港區巡查智慧巡核應用節省人力，減少風險提高效率</p>	<p>感謝委員的肯定。</p>	<p>符合。</p>
<p>2. 未來如何落地應用期建議如何？</p>	<p>感謝委員建議。期末報告 11.2 節已提出了管理平台後續發展建議，包含資安及針對各標的物之飛行規格。</p>	<p>依處理情形辦理。</p>
<p>五、運輸技術研究中心李俊穎科長</p>		
<p>1. 期中及後續期末審查意見回復請納入報告。</p>	<p>感謝委員建議，將於期末定稿內納入。</p>	<p>所提意見及執行內容調整，列入修正定稿辦理。</p>
<p>2. 前後期 POI 影像(智慧辨識)有差異時，系統平台有無明顯提醒？</p>	<p>根據品質評估定義，AI 辨識後的 POI 會依最近一次檢測狀態進行比較；若任一項目出現異常（如伸縮縫錯位、排水溝蓋堵塞、鋼筋裸露等），點位即顯示為紅色；所有項目皆正常則顯示為綠色。使用者點擊 POI 時，影像上亦會同步以紅框或綠框呈現辨識結果，提升查核效率。</p>	<p>依處理情形辦理。</p>
<p>3. 第 11 章請將後續工作歸納調整成建議事項。</p>	<p>感謝委員建議，已於報告內進行修正。</p>	<p>所提意見及執行內容調整，列入修正定稿辦理。</p>
<p>4. 第六章，有關堤面鋼筋裸露辨識，建議亦放入到 6.3 小節內。</p>	<p>感謝委員建議。報告第六章的原始架構已將堤面鋼筋裸露放在 6.2.3 節（現有標的物模型精進），而 6.3 節則是「新增巡檢標的物」。考量鋼筋裸露是 113 年度的精進項目，將其維持在 6.2.3 節進行說明模型精進較為合理。新增標的物（標線磨損、排</p>	<p>所提意見及執行內容調整，列入修正定稿辦理。</p>

	水溝蓋阻塞、堤岸表面裂化) 則放在 6.3 節。	
5. 後續請協助本所完成平台建置。	9.6 節已承諾將配合本所完成系統的正式移機與部署作業。	符合。

附錄四、期末審查簡報資料



交通部運輸研究所運輸技術研究中心

港區影像智慧辨識技術 之研究(3/3)---載具感 測與通訊即時分析技術 發展

期末審查
2025/11/24

計畫主持人 韓仁毓 教授



國立臺灣大學
National Taiwan University



簡報大綱

- 計畫目的及效益
- 成果說明
 - 港區高解析數位環境建構
 - 港區UAV資料蒐集
 - 智慧化辨識與智慧模組
 - 自動航線規劃及資訊通訊
 - 系統平台建構
 - 創新技術:永續港區發展與規劃研究
- 結論

計畫目的及效益

(一)計畫目的

建立一套結合無人移動載具與現代化感測技術的港區多維度空間資訊整合與智慧化應用方案，能有效且定期整合港區之各式空間資料，以自動化演算邏輯進行分析判斷，藉以促進港區精準的智慧化空間資訊管理應用。本年度為計畫收尾階段，將過去開發的各項功能整合至平台，並新增地面無人載具與空中無人載具的串流通訊功能，以強化系統的即時資料傳輸與綜合應用能力，確保技術可完整應用於港區。

(二)預期效益

1. 可應用於港區定期巡檢，透過自動化追蹤與判斷降低人力負擔並提升執行品質。
2. 整合已開發功能並新增無人載具串流通訊，強化即時數據回傳與應用效能。
3. 透過多源數據整合，建構更完善的港區智慧管理基礎，提升營運效率與安全性。

研發階段



110~111年

臺中港階段

評估感測器、收集影像、建立地圖、智慧分析、規劃路線、建構系統

基本技術測試與可行性評估



112~114年

臺北港階段

收集高解析度影像、精進智慧分析、建構系統、評估UGV、開發UGV遙控、串流技術、分析太陽能潛力

延續深化技術與成果研發



研發階段

前期: 臺中港(110~111年)

- ✓ 光達、可見光、熱紅外等感測器用於巡檢任務之可行性評估
- ✓ 影像資料蒐集，並建立高精度正射底圖(10公分解析度)及數值地形模型
- ✓ 無人機影像之智慧化分析，自動辨識標的物並進行多時期比對
- ✓ UAV載具分析及飛控邏輯技術，可依據不同任務類型進行路線規劃
- ✓ 系統平台建構

本期: 臺北港(112~114年)

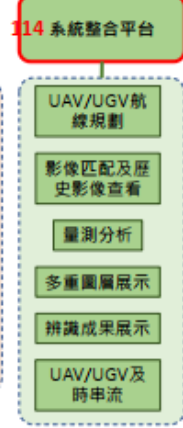
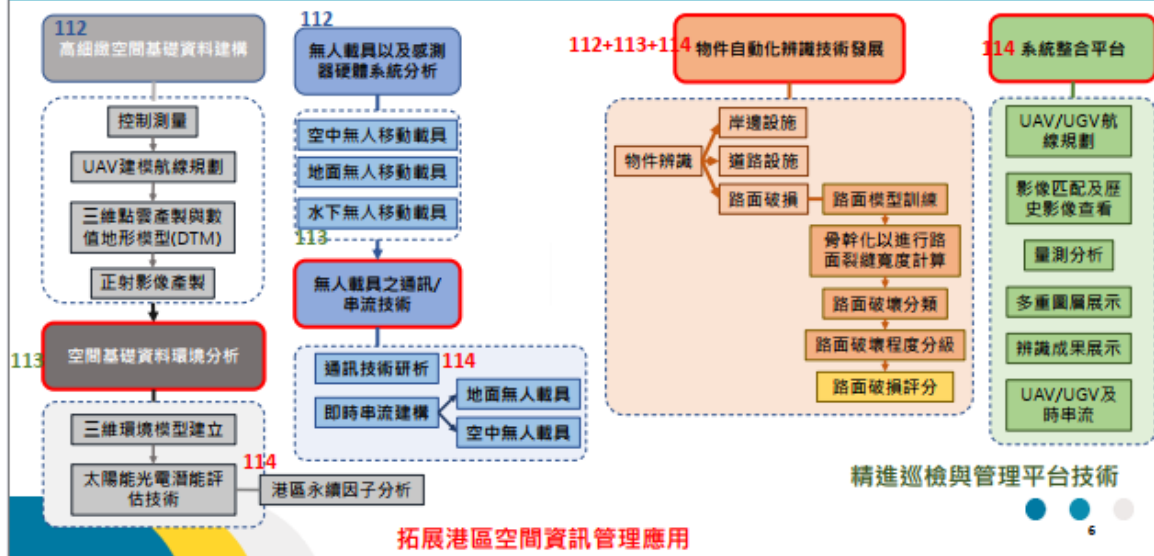
現有技術深化:

- ✓ 影像資料蒐集，並建立高精度正射底圖(3公分解析度)及數值地形模型
- ✓ 延續臺中港成果精進無人機影像之自動智慧化分析(新增標的物&深化臺中港已有標的物模型)
- ✓ 系統平台建構

新興技術研發:

- ✓ 基於高細緻港區空間資料進行太陽能光電潛力分析
- ✓ 地面無人載具(UGV)種類分析及可搭載之氣體、熱紅外、可見光等感測器用於巡檢任務之可行性評估
- ✓ UGV遙控邏輯技術，可依據不同環境進行路線避障規劃
- ✓ 開發UAV及UGV串流技術，並研擬各自所應用之通訊技術

本期(112-114)研究方法及流程



拓展港區空間資訊管理應用

精進巡檢與管理平台技術

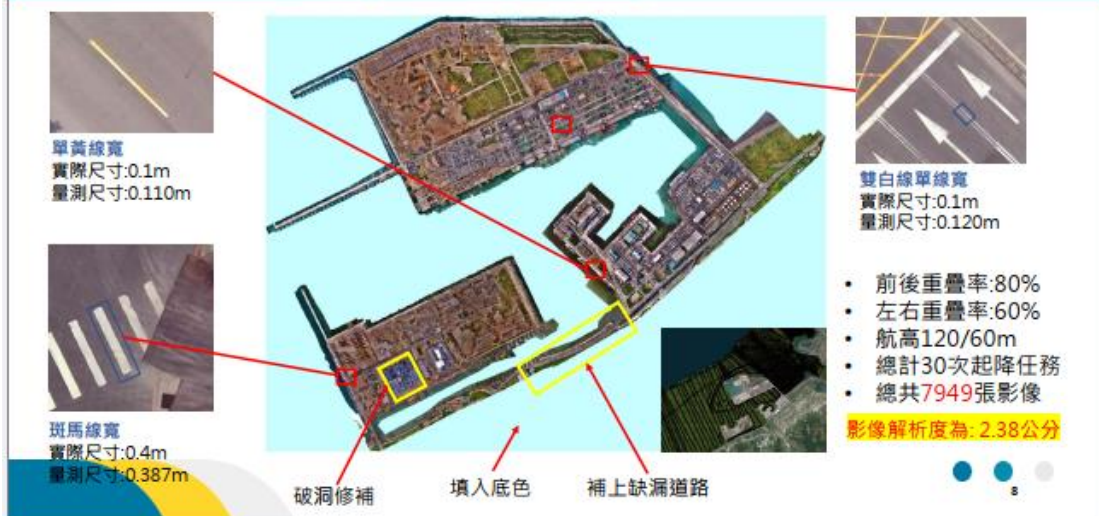


1. 港區高解析數位環境建構

- 高精度正射底圖(3公分解析度)
- 三維數值地形模型



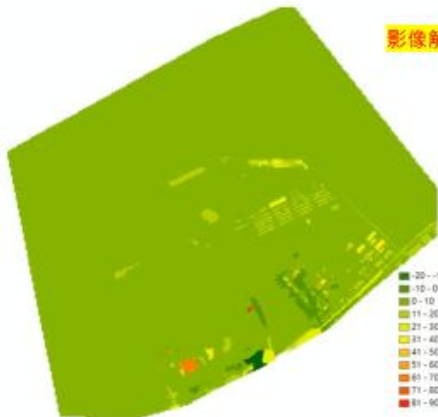
高精度正射底圖(3公分解析度)



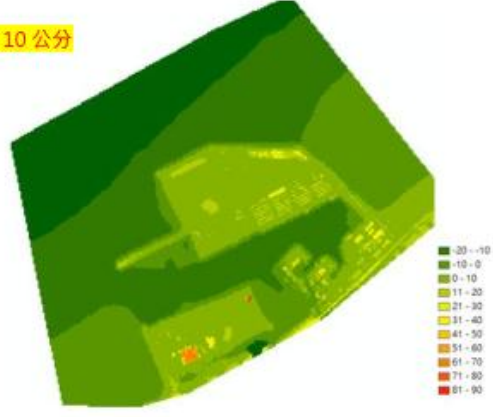
三維數值地形模型

- 海域使用台北港水下高程點(軌跡高程+Grid高程資料) •
- 產生的DSM為結合陸域與海域高程(TWVD2001) •

影像解析度為: 10 公分



臺北港陸域合併平均潮位高之數值地形圖



臺北港陸域水下地形之數值地形圖



2. 港區UAV資料蒐集



本計畫蒐集之UAV影像

- 本計畫蒐集台北港區資料狀況如下:

標的物	年分	期數	影像張數
正射底圖	2023	1	1張 (基於約8000張 高解析度航攝影像)
岸邊設施	2023~2025	18	每期約150張
CCTV(港區提供)	2024	2	為影片轉影像，每期約80張
伸縮縫	2023~2025	13	每期約200張
道路	2023~2025	16	每期約500張
胸牆	2024~2025	6	每期約100張
鋼筋裸露	2025	3	每期約150張
消波塊	2023~2024	2	每期約90張

本計畫總計共 14,531 張影像 (不含 CCTV)



11

3. 智慧化辨識與智慧模組

UAV影像

UGV地面載具自動辨識

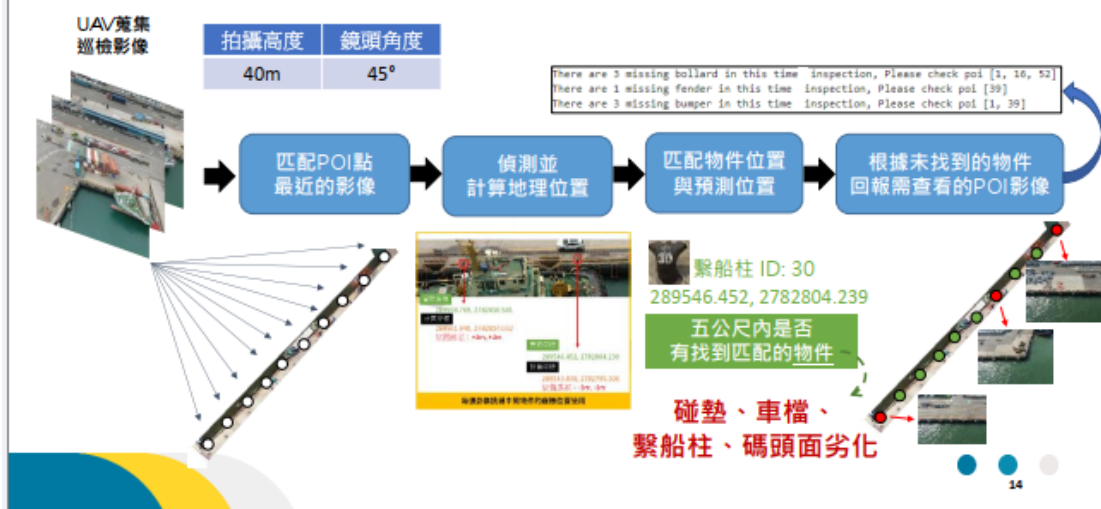
智慧辨識模組

- > 岸邊設施
- > 碼頭面、堤面
- > 路面
- > 變電箱
- > 可燃氣體



岸邊設施

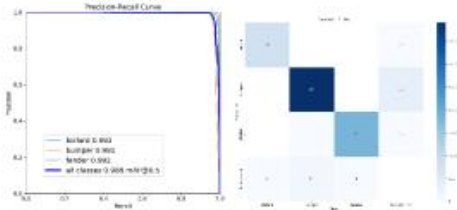
岸邊設施自動化巡檢流程



岸邊設施辨識模組

模型訓練

數量：745張
Epoch：200
預訓練模型：yolov8n
訓練：驗證：測試=7:2:1



訓練成果



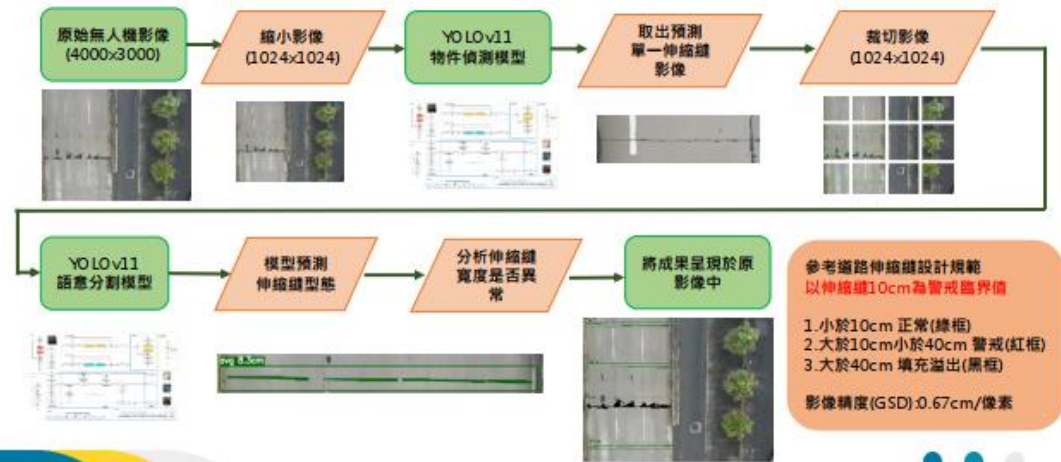
90%的精度 · 近乎穩定的偵測出全部的物件



碼頭面、堤面



伸縮縫錯位檢測流程



17

伸縮縫錯位檢測模組

模型訓練

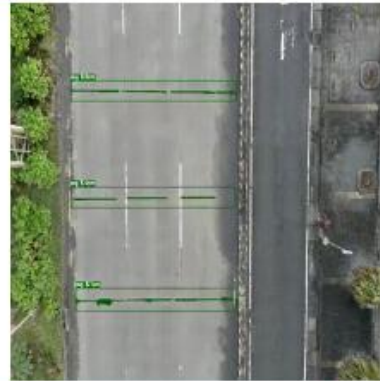
物件偵測模型 偵測影像伸縮縫物件位置

樣本數:2024年7~9月A區每個月各200張, 共600張 4000*3000px
物件偵測模型: YOLOv11(訓練:驗證=7:3)

語意分割模型 用於分析伸縮縫走向

樣本數: 2024年7~9月A區每個月各200張, 共600張 4000*3000px
語意分割模型: YOLOv11(訓練:驗證=7:3)

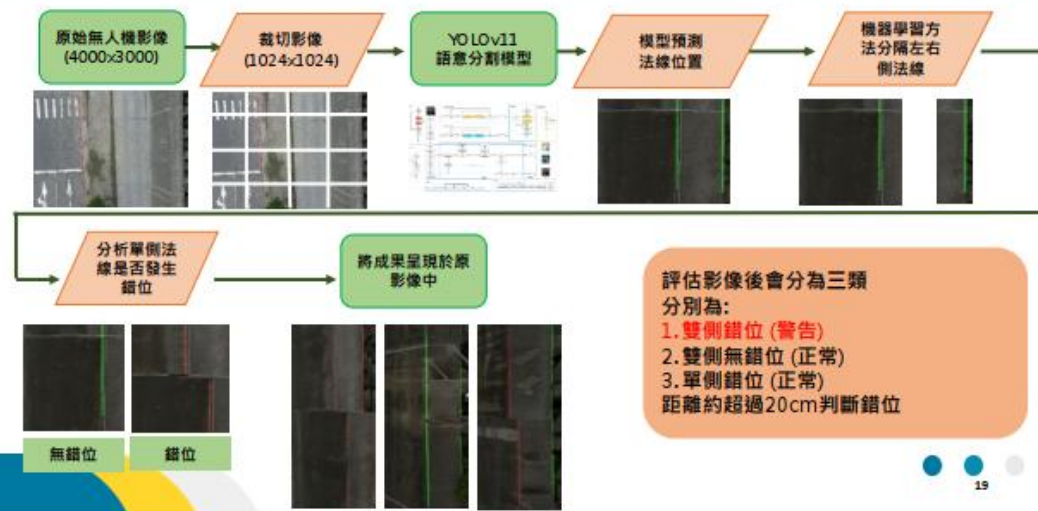
訓練成果



模型在訓練完成的預測表現上, 在偵測伸縮縫位置可以達到近9成5的預測準確度, 且對偵測伸縮縫型態有 78% 的準確率, 背景辨識則達 100%

18

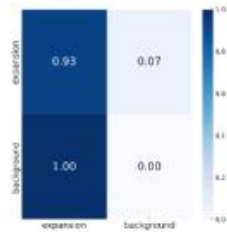
胸牆錯位檢測流程



胸牆錯位檢測模組

模型訓練

樣本數: 2024年7~9月A區每個月各200張 · 共600張 4000*3000px
 物件偵測模型: YOLOv11(訓練:驗證=7:3)

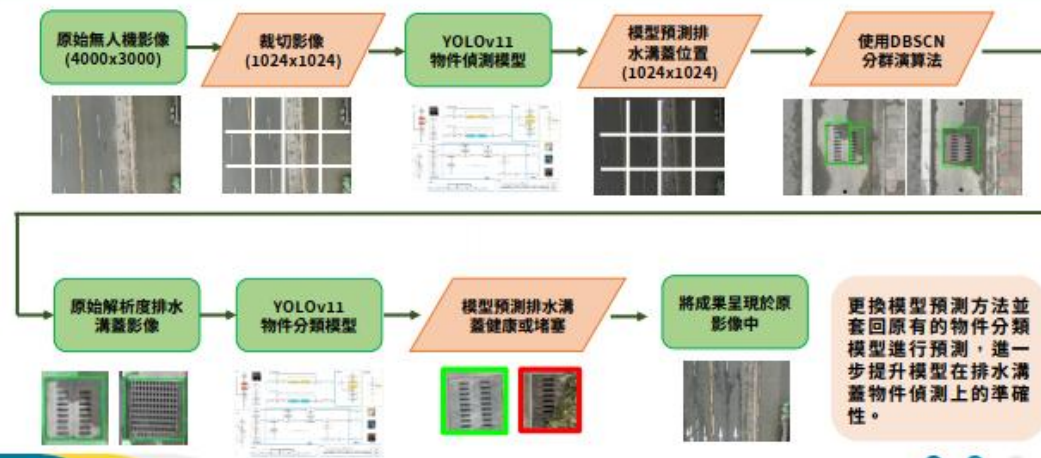


訓練成果



本期模型能更精準地辨識擴張區域(93%準確率) · 並大幅降低誤判背景為擴張區的風險(由15%降低至7%) · 整體模型穩定性與實用性提升顯著。

排水溝阻塞研究流程

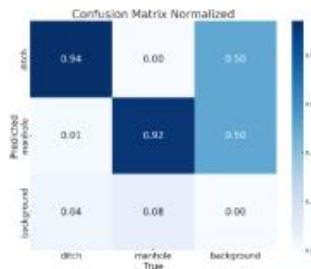


21

排水溝阻塞辨識模組

模型訓練

樣本數: 2024年7~9月D區每個月各100張 · 共600張 4000*3000px
物件偵測模型: YOLOv11(訓練: 驗證=7:3)



訓練成果



- 綠色框: 未阻塞排水溝蓋
- 紅色框: 遭覆蓋之排水溝蓋

柵狀水溝蓋的準確率約為94%，鑄鐵水溝蓋的預測則為92%，在影像不模糊晃動的情況下，皆可以正確預測水溝蓋的位置。

22

破損檢測流程

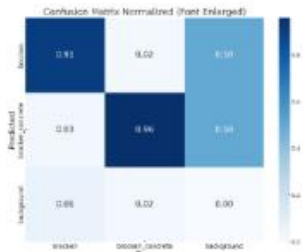


23

碼頭立面破損所檢測模組

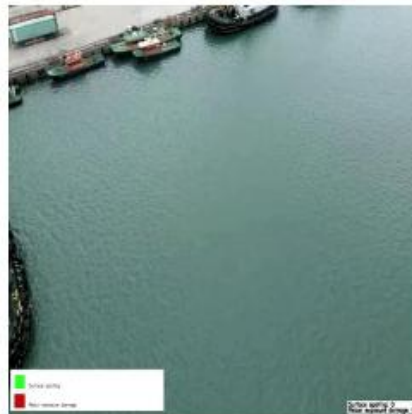
模型訓練

樣本數: 2024年7~9月F區每個月各200張, 共600張
4000*3000px
物件偵測模型: YOLOv11(訓練: 驗證=7:3)



- 綠色框: 遭受船隻碰撞造成表面水泥剝落
- 紅色框: 受到撞擊或侵蝕造成鋼筋裸露

訓練成果



模型在訓練完成的預測表現上, 在對於水泥剝落與鋼筋裸露的預測準確率分別為 9成1 與 9成6 的水準

24

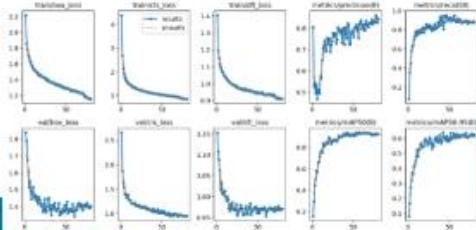
路面

標線磨損模組

模型訓練

使用模型: YOLOv11
樣本數: 2024年7月A區資料
訓練集: 500張(資料增強到1410張)
驗證集: 45張
測試集: 使用2024年7月影像, 共67張照片

標線共有標字、箭頭、線條三大類, 分別有18、6、5種, 加起來共有29種不同的標線。



訓練成果



- 漏偵測到的標線主要都是線條類的, 由於線條類標線本身面積較小, 所以偵測的難易度就較高
- 預測準確率分別為 9成的水準

標線磨損計算

■ 標線磨損分級

閾值設定(暫擬)

- 綠點：該POI點無重度磨損標線
- 橘點：該POI點有一個以上的重度磨損標線
- 紅點：該POI點有一半以上的重度磨損標線

• 磨損等級：

- 無磨損：磨損率<0.1
- 輕度磨損：0.10<磨損率<0.45
- 中度磨損：0.45<磨損率<0.80
- 重度磨損：0.80<磨損率

- 總磨損率 = $\frac{\text{各標線磨損率總和}}{\text{該POI點標線數量}}$

■ 標線偵測資料匯出說明

目前標線偵測的結果可以統計出各POI點偵測到的標線數量、各標線磨損等級（輕度、中度、重度），以及各POI點整體的磨損等級。並將資料匯出成csv檔，如下圖所示：

POI	該點標線數量	輕度磨損 標線數量	中度磨損 標線數量	重度磨損 標線數量	各POI點標線磨損分級
POI 1	9.0	5.0	2.0	1.0	1.0
POI 2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
POI 3	9.0	4.0	1.0	0.0	0.0
POI 4	7.0	5.0	0.0	0.0	1.0
POI 5	5.0	2.0	1.0	0.0	1.0

數字0 → 總磨損率<0.1
數字1 → 0.1<總磨損率<0.5
數字2 → 總磨損率>0.5

路面PCI

道路PCI---裂縫及坑洞量化指標

- 坑洞分級指標:

分級 (A為坑洞面積)		
輕級	中級	重級
\sqrt{A} 小於15cm	\sqrt{A} 介於15cm至30cm	\sqrt{A} 大於30cm

- 裂縫分級指標:

分級 (W為裂縫寬度)		
輕級	中級	重級
W小於0.3cm	W介於0.3cm至0.5cm	W大於0.5cm



道路PCI---計算方式

- 坑洞折減值公式:

$$x = \log(D)$$

$$\text{輕 } d = 21.2 + 27.15x + 6.41x^2$$

$$\text{中 } d = 31.4 + 40.77x + 14.14x^2$$

$$\text{重 } d = 52.3 + 43.87x + 10.22x^2$$

- 裂縫折減值公式:

$$x = \log(D)$$

$$\text{輕 } d = -1.7 + 4.45x + 5.18x^2$$

$$\text{中 } d = 2.1 + 11.51x + 4.93x^2$$

$$\text{重 } d = 8.3 + 14.06x + 12.96x^2$$

路面面積 = 148 m ²			
損壞種類及型式			
1. 裂縫 2. 坑洞 大於二者列入折減值計算			
嚴重程度 輕級：L、中級：M、重級：H			
損壞類型及嚴重程度	總數	密度(D) (%)	折減值(d)
1L	4.6 m	3.10	1.73
1M	2.6 m	1.75	5.19
1H	1.8 m	1.21	9.56
2L	0.04 m ²	0.02	-5.89
2M	0.11 m ²	0.08	3.46

No.	折減值 (deduct Value)			Total	q	CDV
1	9.56	5.19	3.46	18.21	3	8.10
2	9.56	5.19	2	16.75	2	11.16
3	9.56	2	2	13.56	1	13.56

$$N3 \text{ CDV} = -6.4 + 0.82 \times \text{Total} - 0.0013 \times \text{Total}^2$$

$$N2 \text{ CDV} = -3.6 + 0.91 \times \text{Total} - 0.0017 \times \text{Total}^2$$

$$N1 \text{ CDV} = \text{Total}$$

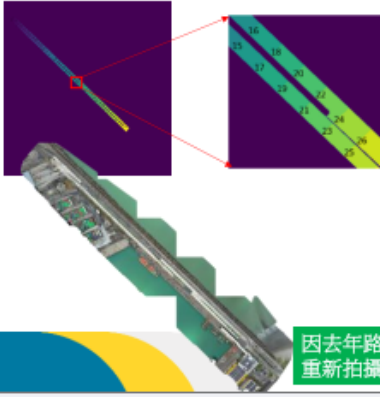
$$PCI = 100 - \max(\text{CDV}) = 85.44$$



路面裂縫---PCI評分方法

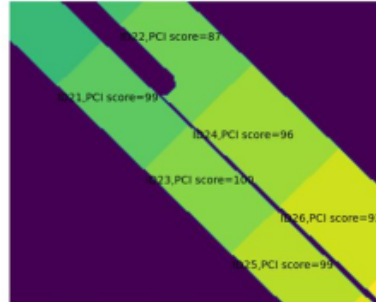
路段編號方法

將範圍內路面不分鋪面材質每20公尺標一段，共分為82段，以作後續監測路面狀況



檢測範圍設定

模型能依據該期UAV影像所涵蓋到的範圍進行PCI估算，且不重複計算到影像重疊範圍



PCI等級對照表

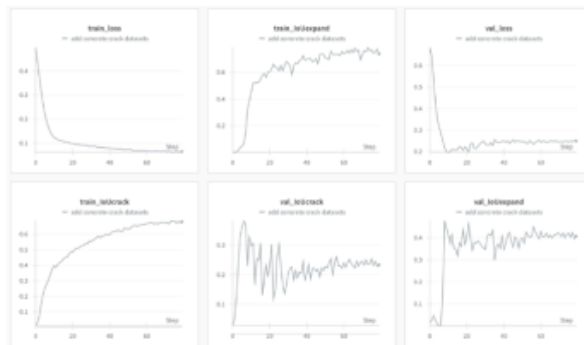
PCI值	等級(rating)
85~100	最佳(excellent)
70~85	很好(very good)
55~70	好(good)
40~55	尚可(fair)
25~40	差(poor)
10~25	很差(very poor)
0~10	不合格(failed)

因去年路面材質變更，於2024/10/14重新拍攝該路段正射底圖



裂縫

- 使用模型：
 - Arch: U-Net++
 - Encoder: Efficientnet-B6
- 資料集：
 - 圖片大小: 480*480
 - 訓練集資料量: 711(台北港237、台中港474)+300(現成的混凝土資料集)
 - 驗證集資料量: 180(台北港)

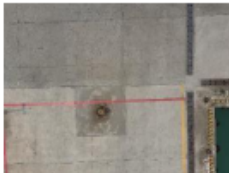


原有台北港+台中港裂縫樣本多為AC材質，而台北港堤面鋪面則為PC材質，故需額外增加公開資料集新增PC樣本

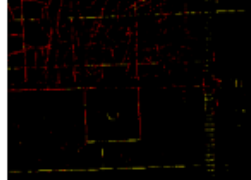
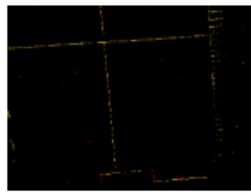


訓練成果比較

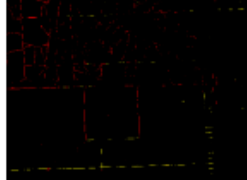
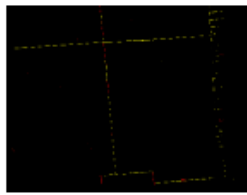
原圖



僅用港區資料集偵測結果



港區資料集+公開資料集偵測結果



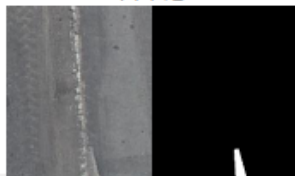
後續將持續收集樣本，並結合伸縮縫模型，透過將成功辨識出的伸縮縫濾除得出裂縫

坑洞物件偵測與辨識模型建構

- 訓練資料集:2023/5~8台北港(A-1)+2022台中港影像資料
- 影像裁切: 480*480
- 測試張數:8張
- 台北港訓練資料及測試資料為75:8；台中港資料集之訓練資料及測試資料為240:25

將兩種資料混合做訓練及評估

台中港



台北港

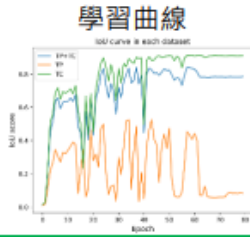


A1道路



坑洞模型訓練成果

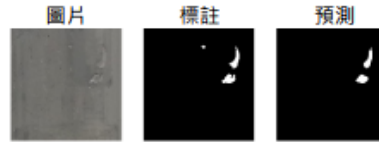
模型及訓練方式同去年度，成果如以下所示，台北港坑洞之IoU score可達52.8，因資料量較少表現較台中港差。



台北港容易有overfitting(無法收斂)情形

測試資料集	IoU score (%)	
	背景	坑洞
台北港	99	52.8
台中港	99	88.4
混合	99	82.1

預測成功實例

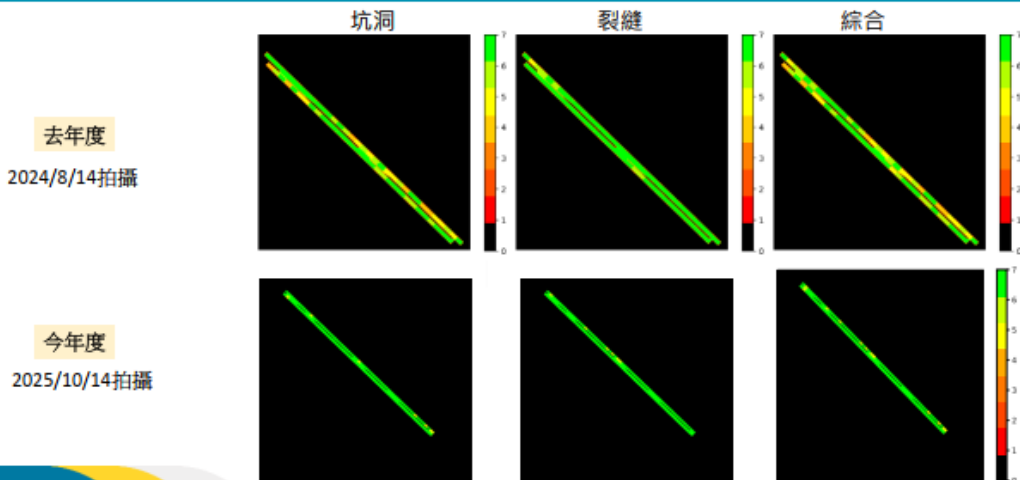


路面補丁誤判



35

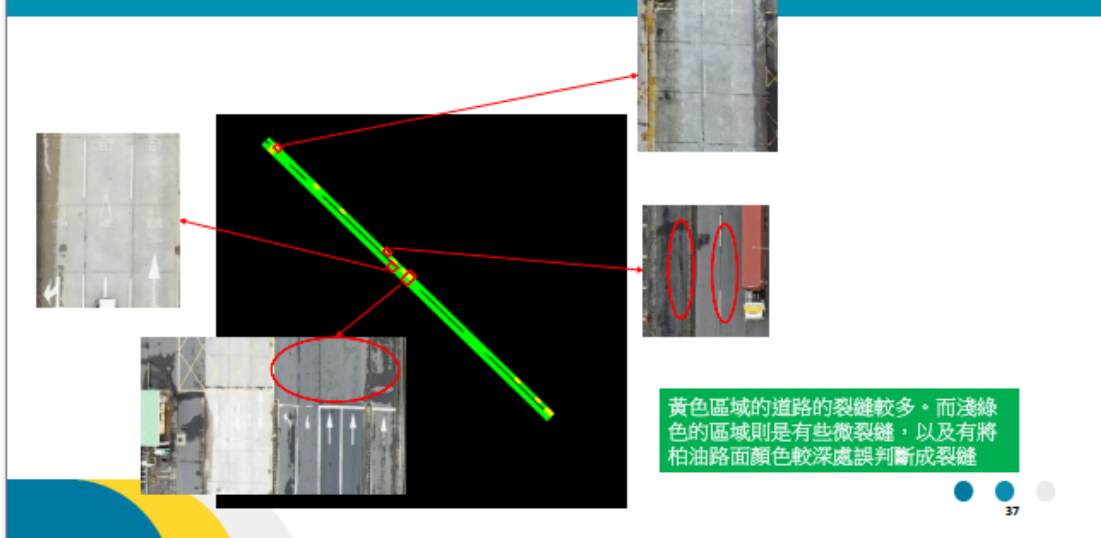
道路PCI---成果展示(去年vs今年)



去年度結果為路面修補前，因此PCI分數較低，而今年度則為修補後成果

36

今年度PCI圖與航攝圖對照

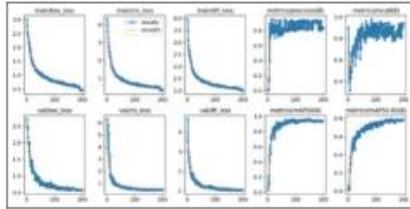


UGV地面載具自動辨識

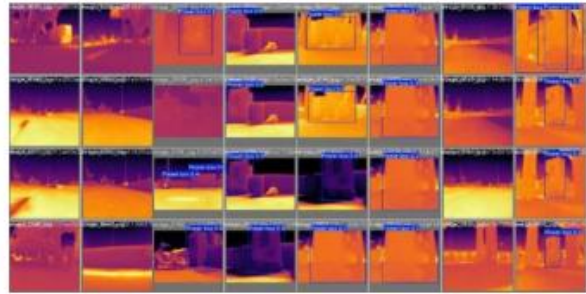
變電箱辨識模組

模型訓練

數量：881張
Epoch：200
預訓練模型：yolov8n
訓練:驗證:測試=7:2:1



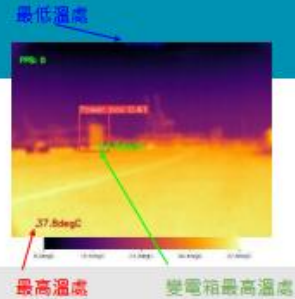
訓練成果



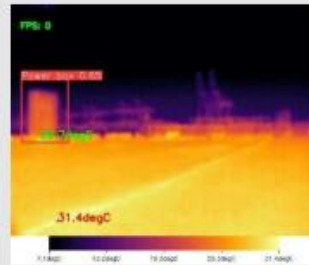
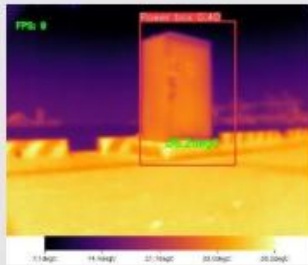
可成功辨識90%正面、側面、中距離、遠距離

熱像儀 - 畫面溫度顯示

- 顯示畫面最高溫與最低溫
- 以溫度條顯示各顏色所代表之溫度
- 若偵測到變電箱，標示熱像圖中變電箱最高溫處，且顯示溫度



熱像儀圖片輸出範例



UGV氣體感測器

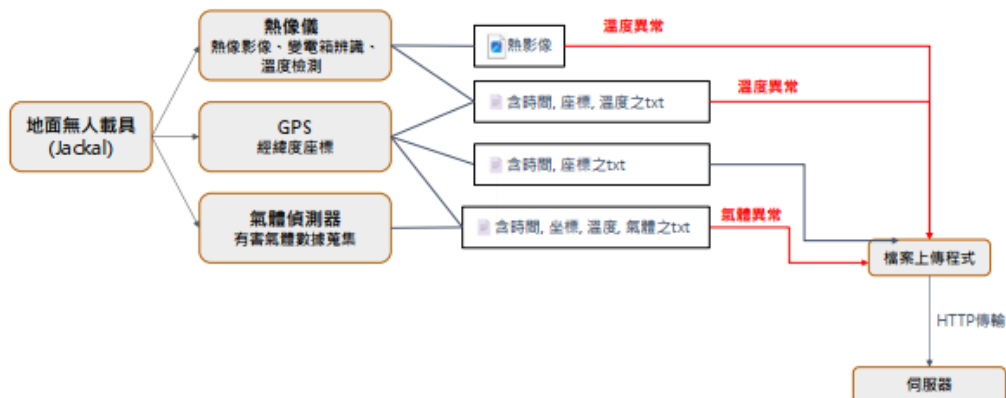
- 氣體異常判定依據
 - 氣體濃度超過25%LEL (最低爆炸濃度)
- 氣體回傳資料
 - 氣體分類 (Class)
 - 氣體濃度 (% LEL)
 - 時間、座標、設備名稱等

LEL (Lower Explosive Limit, 最低爆炸濃度)

- 氣體濃度必須超過這個界線，火源靠近時才有可能爆炸，低於LEL的情況下氣體不會燃燒爆炸。
- 設定25%LEL作為異常判定依據是為了在氣體洩漏時提前警示，避免氣體濃度達到100%LEL造成爆炸。

分類	氣體	平均分子量 (g/mol)	平均密度 (kg/m ³)	100%LEL時的濃度 (% Volume)	誤差範圍 (% Volume)
Class 1	氫氣	2.00	0.09	4.0	± 0.20
Class 2	氫氣混合物	1.0 - 14.0	0.1 - 0.6	4.0*	± 0.20*
Class 3	甲烷/天然氣	16.0 - 19.0	0.6 - 0.9	4.0	± 0.12
Class 4	乙烷、丙烷、丁烷、異丙醇等低分子量的輕質氣體	25.0 - 75.0	1.2 - 2.5	2.28	± 0.228
Class 5	戊烷、己烷等中等分子量的烷烴	50.0 - 120.0	1.5 - 4.0	1.3	± 0.091
Class 6	辛烷、甲苯、二甲苯等高分子量的芳香烴	80+	3.5+	1.15	± 0.138

地面無人載具現況---異狀偵測架構



智慧辨識之 評估標準與行動依據

依據各項指標結果定義行動標準

評估標準

項目	資料品質解析度	準確性	辨識門檻 (行動依據)
正射底圖	解析度為5公分	實際量測影像與初步檢核，平面、高程誤差約在1~2公分左右	原始拍攝的影像沒有模糊或扭曲的現象發生
岸邊設施	可辨識碰墊、反光板與車擋等細部構件	對應物距誤差小於2-3像素	<ul style="list-style-type: none"> 紅: 與坐標標記距離 5 m 內物件坐標若遺失或破損 綠: 都有抓取到
伸縮縫	可辨識寬度約10公分以上裂縫		<ul style="list-style-type: none"> 紅: 10-40 cm 綠: ≤ 10 cm
道路路面	可辨識標線、裂縫與坑洞		<ul style="list-style-type: none"> 紅: 有坑洞但無法辨識 黃: 無坑洞誤識為有坑洞 綠: 預測成功
磨損	可辨識表面剝落區域		<ul style="list-style-type: none"> 綠: 該POI點無重度磨損標線 橘: 該POI點有一個以上的重度磨損(0.80=<磨損率)標線 紅: 該POI點有一半以上的重度磨損標線
鋼筋裸露	可辨識鋼筋輪廓與裸露長度		<ul style="list-style-type: none"> 紅: 雙側錯位 綠: 雙側無錯位、單側錯位 (正常)
			[註]距離約超過 20cm 判斷斷錯位 由使用者單位自訂

評估標準

項目	資料品質解析度	準確性	辨識門檻（行動依據）
排水溝蓋	可否辨識阻塞情況	對應物距誤差小於2-3像素	<ul style="list-style-type: none">紅: 遭覆蓋之排水溝蓋綠: 未阻塞排水溝蓋
變電箱	辨識氣體		<ul style="list-style-type: none">紅: 異常, 大於閾值綠: 正常, 小於大於閾值 [註]閾值 (氣體 25%LEL)
溫度	辨識溫度		<ul style="list-style-type: none">紅: 異常, 大於閾值綠: 正常, 小於大於閾值 [註]閾值 (溫度 60°C)

4. 自動航線規劃及 資訊串流

- UAV自動航線規劃
- 無人載具之通訊/串流技術
- UGV路徑規劃



UAV自動航線規劃

單點環飛



平台路徑展示圖



實際飛行畫面

多點巡航



平台路徑展示圖



實際飛行畫面



49

地形測繪



平台路徑展示圖



實際飛行畫面



50

無人機航線規劃測試成果檢核---地形測繪



飛行路徑誤差統計表

項目	數值
最大誤差	2.046 m
最小誤差	0.668 m
誤差平均值	0.905 m
誤差標準差	0.304 m
誤差RMSE	0.955 m



Waypoints 比較圖

51

無人載具之通訊/ 串流技術

52

UAV影像串流安全性



設定Referer白名單·僅允許從特定網站 (如港區平台) 嵌入的請求能播放串流·



固定IP伺服器:Shinobi

1. 開源軟體專為監控設計·穩定性與效能佳
2. 支援 HTTPS 串流與 M3U8 輸出
3. 提供權限控管·多帳號與 2FA(Two-Factor Authentication)
4. 可離線安裝於自有伺服器·無需依賴外部雲端平台
5. 不會將資料交由他人代管
6. 資料全程經 TLS 加密
7. 系統與密碼權限皆可控管



將直播畫面藏在登入後的頁面中·只有授權使用者能看到·並避免直接顯示影片來源網址·

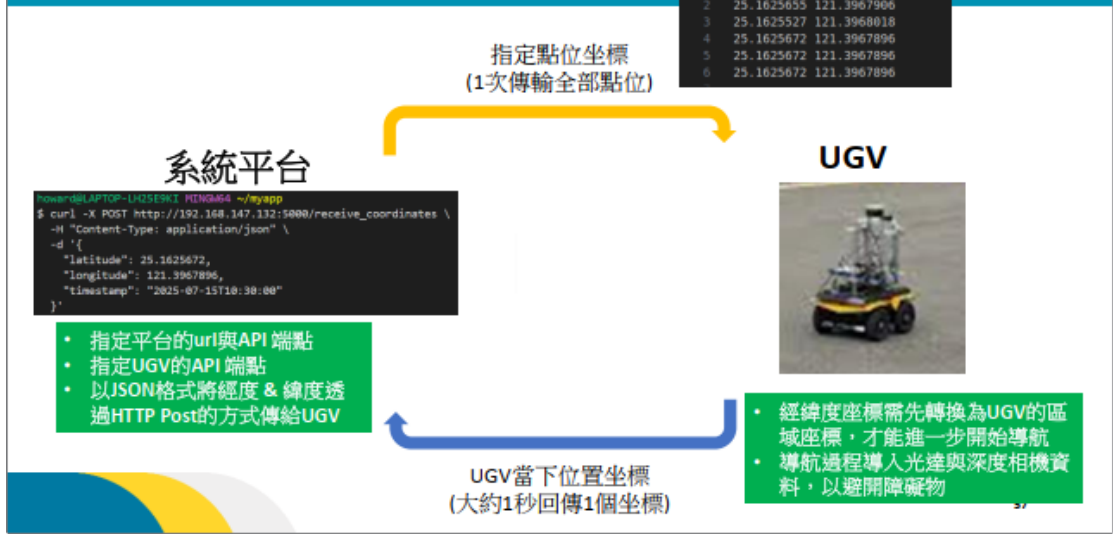
UAV通訊串流---平台展示

UAV通訊串流---平台展示(09/30進港實測)



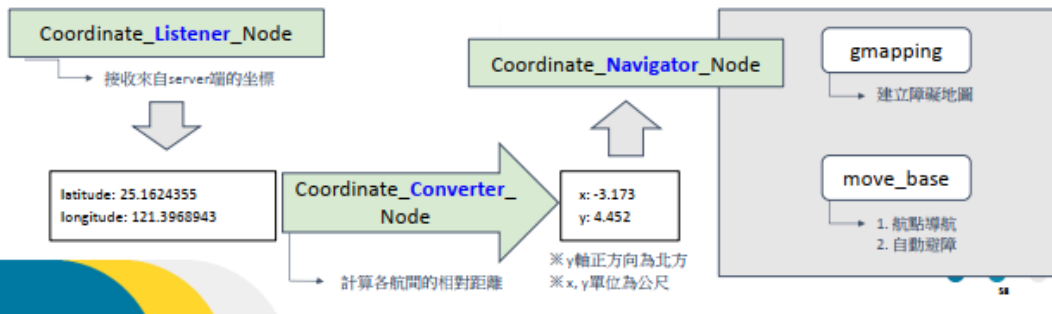
UGV路徑規劃

架構說明



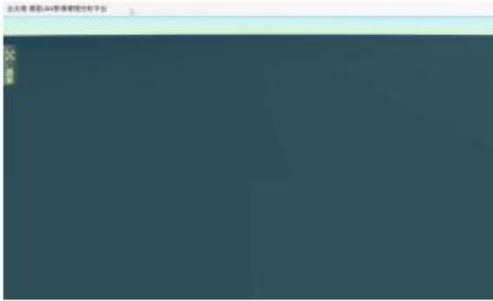
坐標航點導航

- 路徑規劃任務分成3個節點：
 1. 接收坐標：Listener
 2. 經緯度坐標轉換至局部坐標：Converter
 3. 導航至航點(避障)：Navigator

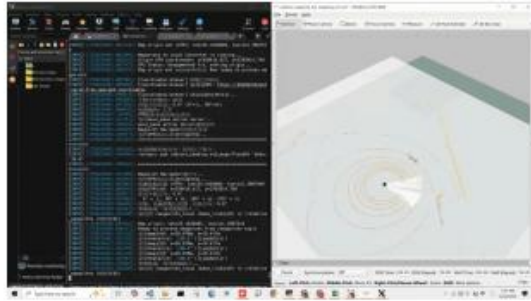


09/30進港實測

平台路徑規劃



實際運行畫面



使用者先於平台進行點位規劃，平台將輸出點位坐標給UGV，而UGV則會依序移動至點位，並於移動當下回傳數據。



59

成果檢視

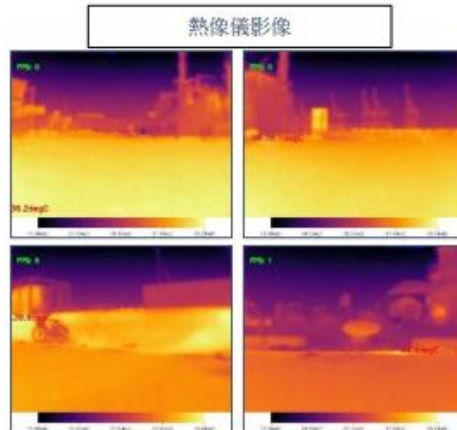


在無人車移動過程中，系統會以每10秒一筆接收數據，但僅會存取異常數據，使用者能於平台中查看。



60

成果檢視



UGV可進行RGB或熱紅外影像拍攝，根據使用者需求進行調整。



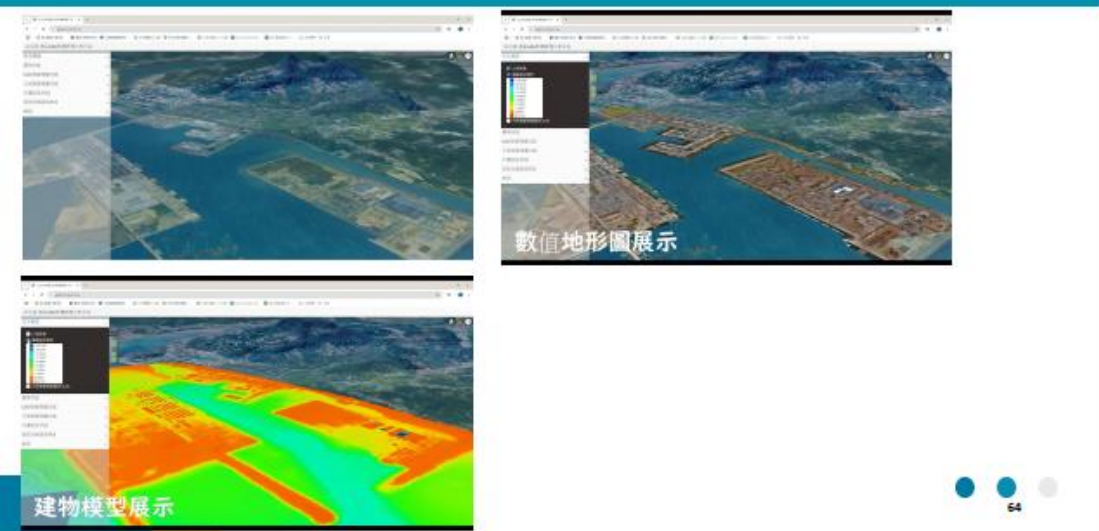
5.系統平台建構



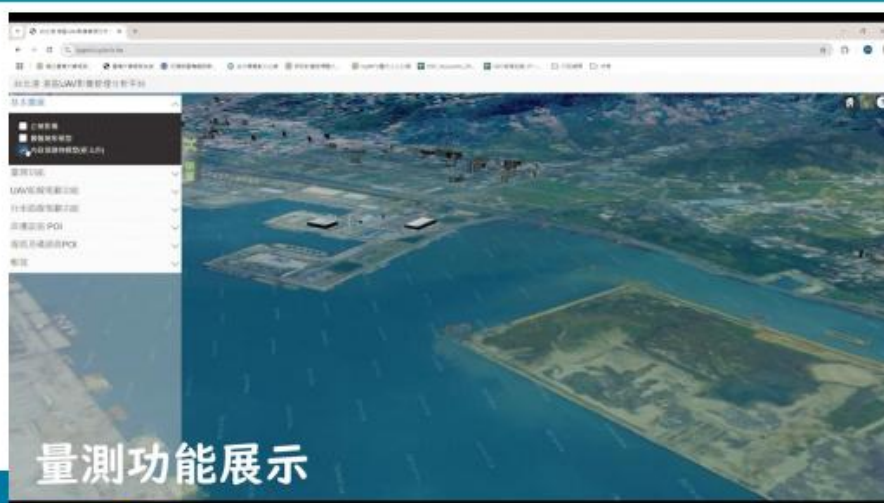
平台架構(114年度)



基本圖層展示



量測功能



UAV路徑規劃



UGV路徑規劃



67

物件辨識分析



68

路面破損評分(PCI)



影像串流



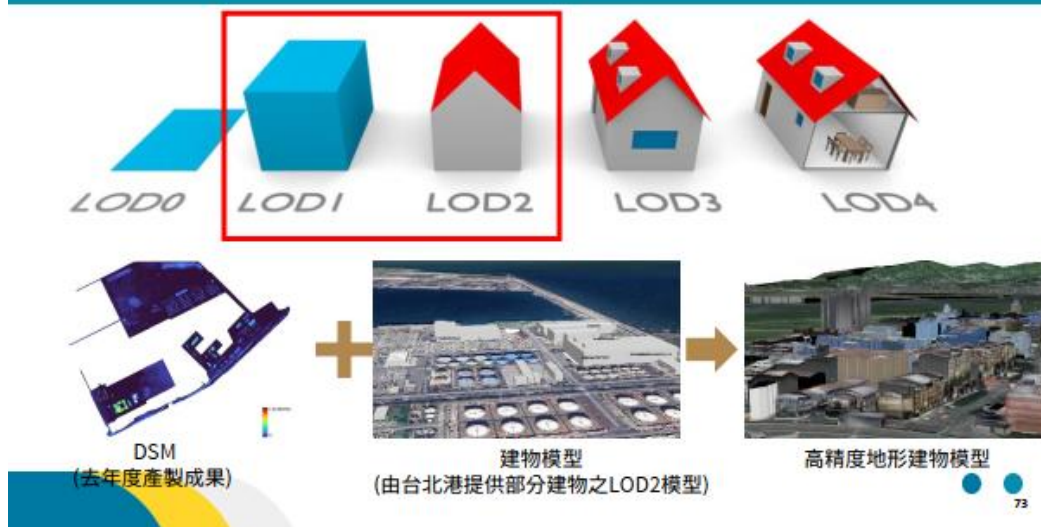
使用者管理



6. 創新技術： 永續港區發展與規劃研究

6. 創新技術： 永續港區發展與規劃研究

針對屋頂型太陽能分析所需三維環境模型建立



太陽光電潛能評估技術-TMY日射資料

TMY資料由建築環境研究所建立

$$GHI = DHI + DNI \times \cos \theta$$

DNI: 直射日射量 DHI: 散射日射量 GHI: 全天空日射量

Time: 2020 January

74

太陽光電潛能評估成果

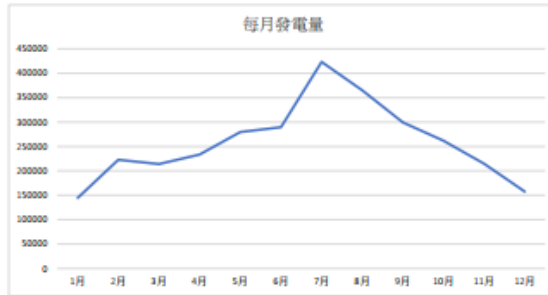
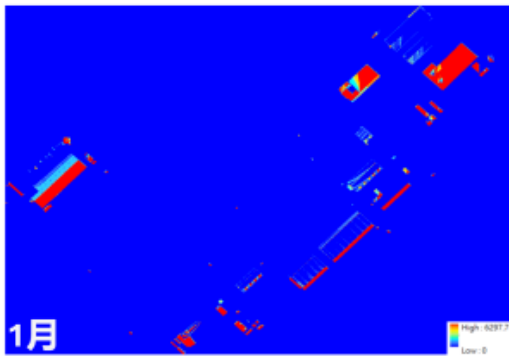
1月

● 第一類住宅區	● 第一類商業區	● 公園區	● 第一類住宅區	● 第一類商業區
● 第二類住宅區	● 第二類商業區	● 公園區	● 第一類住宅區	● 第一類商業區
● 第三類住宅區	● 第三類商業區	● 公園區	● 第一類住宅區	● 第一類商業區
● 第四類住宅區	● 第四類商業區	● 公園區	● 第一類住宅區	● 第一類商業區

結合港區使用分區圖針對不同用地進行發電潛能因子分析

75

太陽光電潛能評估成果



年總發電量約3,105,166.91 kWh

港區用電量推估

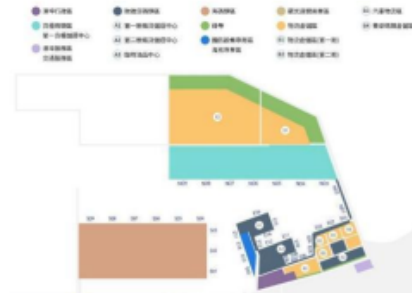
年用電量推估

根據不同使用用途的建物用電強度差異這一空間特徵來模擬常駐及流動人口用電占比空間分佈。用電強度 (Energy Usage Intensity, EUI) 代表每年單位面積內所消耗的電量。結合土地利用圖資，標注出建物中心點之用途後，納入不同用途之EUI值，乘以LOD1模型總樓地板面積，從而推估用電量的空間分佈狀況。

不同土地用途建物 EUI (單位: kWh/m²/yr)

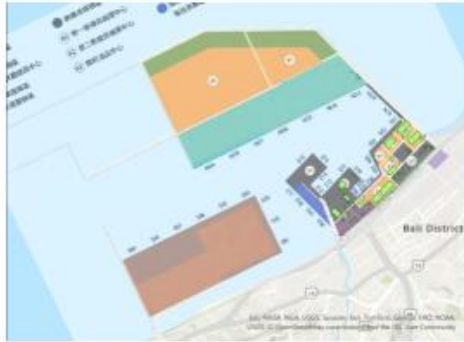
土地用途	EUI平均
事業機構行政機關 (港埠行政區)	88
高耗能設備辦公機關 (物流倉儲區)	217
事業機構營運處 (散雜貨碼頭區、貨櫃碼頭區)	51

資料來源: EUI 公告基準



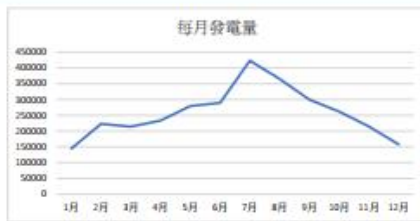
港區用電量推估成果

年用電量推估結果分析



建物集中在港埠行政區、物流倉儲區及散雜貨碼頭區，其中物流倉儲區為年用電量較高區域。港區年用電量約 47,717,797.49 kWh · 年

太陽光電與用電量整合分析



年總發電量約 3,105,166.91 kWh



年用電量約 47,717,797.49 kWh

$$\text{港區能源自給率} = \frac{\text{發電量}}{\text{用電量}} \times 100\% = \frac{3,105,166.91}{47,717,797.49} \approx 6.5\%$$

→ 目前光靠屋頂型太陽光電無法滿足港區全用電需求

碳排放減量效益評估

年總發電量： 3,105,166.91 kWh
電力排碳係數(2024年)： 0.474 kg CO₂/kWh

年減碳量 = 年總發電量 × 電力排碳係數 = 3,105,166.91 × 0.474 ≈ 1,471,850.07 kg CO₂ ≈ **1,472 公噸 CO₂**

減碳效益	換算依據	成果(年)
相對種樹數量 🌳	1棵樹每年吸碳約18 kg CO ₂	相對種植約 81,778 棵樹
相對大安森林公園數量 🌳 🌳	1座大安森林公園每年約吸碳 386,500 kg CO ₂	約 3.8 座大安森林公園
汽車行駛減碳 🚗	汽車每年所排放之碳為約 1.08 t CO ₂	減少約 1,363 輛汽車年碳排放量

港區具備光電潛能，但占整體用電需求約 51.9%。
設置太陽光電具有潛在環境效益，可作為未來推動綠能之基礎參考依據。



結論



完成項目

- **一、建立港區三維空間數據**
本計畫以 UAV 空拍影像與地面控制點為基礎，完成高解析正射影像（3 公分）與三維地形模型（10 公分），並與國土測繪中心提供的 LOD2 建物模型進行結合，此精確完整的三維空間底圖，作為後續設施辨識、環境監測與管理決策的重要基礎。
- **二、整合多來源感測器 (UAV/UGV/ 固定監控)**
整合 UAV 空中影像、UGV 地面載具（搭載光達、熱像儀、氣體感測器）以及港區既有 CCTV 監控系統，建立涵蓋空域與地面之多來源感測資料網路，提升資料的時空密度並補足單一載具之觀測限制。
- **三、建立自動化分析與偵測技術**
透過深度學習模型開發多項港區設施自動化辨識能力，包括岸邊設施、路面裂損與 PCI 評分、堤面結構異常、排水障礙與變電箱溫度監測等，共涵蓋十四類標的物，系統可自動定位、評估並即時判斷異常狀況，提供量化維護依據。
- **四、無人載具巡檢與即時影像傳輸**
地面無人車可自動規劃與避障巡檢，空中無人機提供多模式航線規劃（單點環行、多點巡航、地形測繪），所有影像與感測資料皆能透過行動網路及加密傳輸回伺服器，支援即時畫面與監測值回傳，強化現場狀況掌握能力。
- **五、智慧管理整合平台建置**
三年研究成果被整合至統一管理平台，提供圖資展示、量測工具、多載具航線/路線規劃、影像批次辨識比較、異常告警推播以及使用者權限管理等功能，形成可操作、可視覺化、可回溯的港區管理系統。
- **六、結論**
本計畫成功將高精度空間資訊、多來源感測器、AI 辨識與無人載具控制技術整合為一套港區智慧化管理方案，成果不僅提升巡檢效率與異常通報即時性，也支援能源永續規劃（如太陽能電潛能分析），展現智慧港口在安全管理、作業優化與永續發展上的可行性與推廣價值，可作為國內其他港區智慧化建設的重要參考模式。



82

感謝聆聽
敬請指教

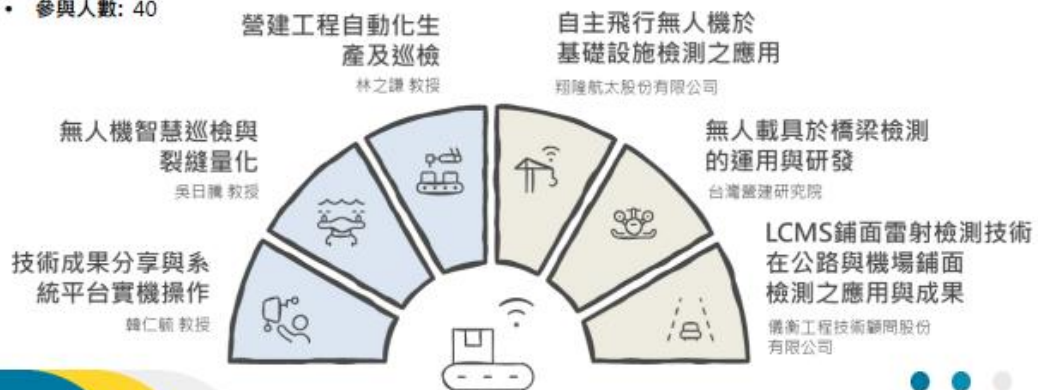


教育訓練完成 (2025/11/17)

基礎設施之自動化檢監測技術工作坊

教育訓練內容

- 主辦單位：交通部運輸研究所
- 協辦單位：中國土木水利工程學會 (T19) 工程檢測與監測委員會
- 參與人數：40



教育訓練



教育訓練

