

113-045-2334
MOTC-IOT-112-EDB006

無人機搭配 AI 影像辨識 應用於橋梁檢測之研究(2/2)- 無人機自動化檢測架構探討



交通部運輸研究所

中華民國 113 年 5 月

113-045-2334
MOTC-IOT-112-EDB006

無人機搭配 AI 影像辨識 應用於橋梁檢測之研究(2/2)- 無人機自動化檢測架構探討

著者：饒見有、林昭宏、劉光晏、李志清、賴威伸、
胡智超

交通部運輸研究所

中華民國 113 年 5 月

國家圖書館出版品預行編目(CIP)資料

無人機搭配 AI 影像辨識應用於橋梁檢測之研究.
(2/2): 無人機自動化檢測架構探討 / 饒見有,
林昭宏, 劉光晏, 李志清, 賴威仲, 胡智超著. -
-初版. -- 臺北市 : 交通部運輸研究所, 民
113.05
面; 公分
ISBN 978-986-531-591-7(平裝)

1.CST: 交通管理 2.CST: 橋梁工程 3.CST: 檢驗
4.CST: 遙控飛機

557.15029

113005819

無人機搭配 AI 影像辨識應用於橋梁檢測之研究(2/2)-
無人機自動化檢測架構探討

著 者：饒見有、林昭宏、劉光晏、李志清、賴威仲、胡智超

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.iot.gov.tw (中文版>數位典藏>本所出版品)

電 話：(02)2349-6789

出版年月：中華民國 113 年 5 月

印 刷 者：全凱數位資訊有限公司

版(刷)次冊數：初版一刷 58 冊

本書同時登載於交通部運輸研究所網站

定 價：320 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：104472 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：1011300562 ISBN：978-886-531-591-7 (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分內容者，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：無人機搭配 AI 影像辨識應用於橋梁檢測之研究(2/2)-無人機自動化檢測架構探討			
國際標準書號（或叢刊號） ISBN978-986-531-591-7(平裝)	政府出版品統一編號 1011300562	運輸研究所出版品編號 113-045-2334	計畫編號 112-EDB006
本所主辦單位：運輸工程及海空運組 主管：賴威伸 計畫主持人：賴威伸 研究人員：胡智超 聯絡電話：02-23496821 傳真號碼：02-25450427	合作研究單位：國立成功大學 計畫主持人：饒見有 研究人員：林昭宏、劉光晏、李志清 地址：臺南市大學路 1 號 聯絡電話：02-2757575		研究期間 自 112 年 03 月 至 112 年 12 月
關鍵詞：無人機、深度學習、橋梁檢測			
摘要： 本計畫研究對象為梁式橋、板橋、箱型橋等三種類型的混凝土橋梁，研究目標為利用無人機拍攝橋梁之主梁、橫隔梁、橋墩/帽梁、橋面板、橋台、翼牆/擋土牆等構件影像，再透過 AI 深度學習語意分割技術，偵測影像上橋梁表面各種劣化類型，包括混凝土裂縫、混凝土剝落、鋼筋銹蝕、滲水、白華損傷等。本計畫之研究主題與重點可歸納為四大項，分別為文獻分析、深度學習技術開發、無人機技術開發、橋梁 3D 建模與技術推廣。綜合本研究成果，可歸納以下幾項量化指標： 1. 從 3D 模型各矩形框的正射影像的覆蓋度推估，無人機實際拍攝測試區高空間解析度影像成果之覆蓋度可達 90%以上，主要缺漏處是因為幾處位置基於安全考量無人機不敢靠近而無法拍攝，位在兩座橋之間的橋墩側面、上方帽梁側面與橋面板旁之橫隔梁。 2. Deeplab V3++ AI 劣化辨識成果，裂縫之漏授與誤授誤差約 35%，而其他劣化類別則在 12%~25%之間。 3. 無人機於橋下無 GNSS 訊號下進行自動導航定位之絕對定位精確度可達 20 公分以內。 4. 無人機自動航拍之效率，若經驗足夠，可適當安排航線，一個架次拍滿 11 分鐘，則可以在三天內拍攝 20 個架次，完成頭前溪橋一跨的拍攝。			
出版日期	頁數	定價	本出版品取得方式
113 年 5 月	270	320	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：1. 本研究之結論與建議不代表交通部之意見。 2. 本研究係使用交通部經費辦理。			

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

TITLE: Application of UAV with AI image recognition for bridge inspection (2/2) – Technology development of AI technology for bridge component defects recognition			
ISBN(OR ISSN) ISBN 978-986-531-591-7(pbk.)	GOVERNMENT PUBLICATIONS NUMBER 1011300562	IOT SERIAL NUMBER 113-045-2334	PROJECT NUMBER 112-EDB006
DIVISION: Transportation Engineering, Maritime and Air Transport Division DIVISION DIRECTOR: Wei-Shen Lai PRINCIPAL INVESTIGATOR: Wei-Shen Lai PROJECT STAFF: Chih-Chao Hu PHONE: 02-23496821 FAX: 02-25450427			PROJECT PERIOD FROM March 2023 TO December 2023
RESEARCH AGENCY: National Cheng-Kung University PRINCIPAL INVESTIGATOR: Jiann-Yeou Rau PROJECT STAFF: Chao-Hung Lin, Kuang-Yen Liu, Chih-Ching Li ADDRESS: No. 1, University Road, Tainan City PHONE: 06-2757575			
KEY WORDS: Unmanned Aerial Vehicle, Machine Learning, Bridge Inspection			
ABSTRACT: The research targets of this project are three concrete bridges, which are the beam bridge, slab bridge, and box girder bridge. The aim is to use unmanned aerial vehicles (UAVs) to capture images of various bridge components, such as the main girder, diaphragm girder, pillar, pillar cap, slab, abutment, and wing wall. Subsequently, AI machine learning semantic segmentation technology was used to identify various bridge defects, such as concrete cracks, concrete spalling, rebar corrosion, infiltration, and efflorescence. In summary, the research topics and significant issues include literature review, development of machine learning technology, development of UAV technology, bridge three-dimensional (3D) modeling, and technology promotion. In summary, this research has obtained the following quantitative index. 1. Based on the generated ortho-images compared with all rectangles from the 3D bridge model, the overall coverage ratio is estimated to be above 90% for the study site using the developed UAV for high-spatial resolution image acquisition. Due to safety reasons, some areas with narrow space are not reachable for the UAV, particularly at the places between two bridge columns, upper parts of pier cap, and the diaphragms at bridge side. 2. The omission and commission detection errors of cracks are around 35%, while the other defects are between 12% and 25% when using the developed Deeplab V3++ AI model. 3. The absolute positional error of the UAV in auto-navigation mode under the bridge without GNSS signal is within 20cm. 4. Under a suitable and effective flight plan for the study site, the developed UAV can conduct 20 flights within 3 days to complete the image acquisition mission, in which each flight has an endurance time of 11 minutes.			
DATE OF PUBLICATION May 2024	NUMBER OF PAGES 270	PRICE 320	
1. The views expressed in this publication are not necessarily those of the Ministry of Transportation and Communications. 2. The budget of this research project is contributed by Ministry of Transportation and Communications.			

目錄

目錄	III
圖目錄	V
表目錄	XIV
第一章 緒論	1
1.1 研究緣起	1
1.2 計畫研究流程	3
第二章 文獻蒐集與分析	7
2.1 國內外無人機於橋梁檢測之相關文獻	7
2.2 AI 人工智慧於橋梁劣化分析相關文獻分析	8
2.3 無人機橋下定位導航相關文獻分析	32
第三章 研究計畫方法及步驟	35
3.1 精進 AI 影像缺失辨識模式功能	36
3.2 規劃檢測結果自動上傳至車行橋梁管理資訊系統	55
3.3 建置橋梁 3D 影像模型	57
3.4 制定無人機自動規劃飛行路線程序	61
3.5 成果驗證	75
3.6 後續改善建議	75
3.7 召開成果觀摩會	76
3.8 其他技術推廣工作	76
第四章 研究成果說明	77
4.1 AI 影像缺失辨識模式功能成果說明	77
4.2 建立橋梁 3D 影像模型成果	110
4.3 無人機自動規劃飛行路線成果說明	117

4.4 實際橋梁成果驗證結果	154
4.5 辦理現地成果觀摩會說明	168
4.6 目前研發技術之後續改善建議	178
第五章 結論與建議	181
5.1 結論	181
5.2 建議	182
參考文獻	185
附件 1 期中報告審查會議審查意見處理情況表	189
附件 2 期末報告審查會議審查意見處理情況表	205
附件 3 DERU 專家諮詢會議紀錄	217
附件 4 橋管機關業務委外招標共通性範例	225
附件 5 物件化橋梁 3D 建模作業流程	229
附件 6 AI-IBBIS 系統操作手冊	239
附件 7 論文發表	249

圖目錄

圖 1.1 近年重大橋梁倒塌事件	2
圖 1.2 計畫研究流程圖	5
圖 1.3 AI 裂縫偵測成果與橋梁仿真 3D 模型整合與套疊之示意圖	6
圖 2.1 以人員吊掛方式進行橋梁檢測或修補	7
圖 2.2 使用橡皮艇或橋梁專用檢測車進行橋梁檢測	7
圖 2.3 CNN 結構圖(一)	9
圖 2.4 CNN 輸出結果圖及錯誤處放大圖	9
圖 2.5 CNN 結構圖(二)	10
圖 2.6 CNN 訓練過程圖	10
圖 2.7 CNN 缺陷區域偵測結果圖	11
圖 2.8 ConvNet 結構圖	11
圖 2.9 ASPP 結構圖	12
圖 2.10 R-CNN 結構圖	13
圖 2.11 R-CNN 裂縫偵測與量化結果	13
圖 2.12 多尺度 CNN 結構圖	14
圖 2.13 MS-CNN-10 與 MS-CNN-5 種類分類結果混淆矩陣圖	15
圖 2.14 MS-CNN 橋梁分類結果圖	15
圖 2.15 FCN 結構圖	16
圖 2.16 OBIA 分類規則	16
圖 2.17 Unet 網路架構	17
圖 2.18 SegNet 架構圖	18
圖 2.19 SegNet 與另 5 種方法分割結果圖	19
圖 2.20 FL-SegNet 結構圖	19
圖 2.21 FL-SegNet 與另外兩方法之結果比較圖	20
圖 2.22 FL-SegNet 與另外兩方法之偵測準確度比較	20

圖 2.23 DeepCrack 模型架構.....	21
圖 2.24 (a)FPN 架構 (b)Deeply Supervised CNN 架構	22
圖 2.25 Deeply Supervised CNN 架構圖	22
圖 2.26 shortcut 模塊結構圖	24
圖 2.27 ResNet 與另兩種網路結構比較圖	24
圖 2.28 ImageNet 2012 分類數據集測試結果圖	24
圖 2.29 CrackSeg 結構圖	25
圖 2.30 CrackSeg 與另 6 種方法分割結果圖	26
圖 2.31 PSPNet 結構圖	27
圖 2.32 PSPNet 與另外 4 種網路對 PASCAL VOC 2012 影像分割結果圖	27
圖 2.33 Improved DeepLab V3+模型架構圖	28
圖 2.34 Optimizes decoder 架構圖.....	30
圖 2.35 YOLOV4 與 V3 效能比較	31
圖 3.1 評定 DERU 之流程圖	36
圖 3.2 2 米(左)與 50 公分(右)矩形框案例	37
圖 3.3 各式劣化類別偵測成果數貼於橋梁 3D 模型之範例.....	37
圖 3.4 (左)裂縫影像、(中)裂縫邊緣向量、(右)裂縫骨架向量.....	37
圖 3.5 混凝土橋梁結構裂縫示意圖.....	38
圖 3.6 混凝土懸臂式單柱橋墩裂縫示意圖.....	39
圖 3.7 主梁 3D 構件分解成 2D 平面圖	39
圖 3.8 帽梁 3D 構件分解成 2D 平面圖	39
圖 3.9 空洞殘差網路 DRN 架構圖(Yu et al., 2017)	41
圖 3.10 本研究所使用的 DeepLab v3++網路結構圖	42
圖 3.11 在 Lawin 模型中增加捷徑.....	43
圖 3.12 Lawin ASPP 示意圖 (Yan et al., 2022)	43
圖 3.13 Lawin Transformer 網路結構圖.....	44

圖 3.14 111 年度各劣化類別訓練資料數量統計	45
圖 3.15 112 年度各劣化類別訓練資料數量統計	45
圖 3.16 CRF 後處理範例(左)原始影像、(中)AI 預測成果、(右)CRF 後處理成果	46
圖 3.17 混凝土板梁底面裂縫示意圖	50
圖 3.18 法線形式描述之直線	51
圖 3.19 霍夫轉換從一個點變成一條正弦曲線	51
圖 3.20 以霍夫轉換偵測直線之示意圖	51
圖 3.21 縫 3 條經過霍夫轉換後之成果	52
圖 3.22 兩組互相垂直裂縫以霍夫轉換後之成果	52
圖 3.23 橋梁 3D 建模標準作業流程	58
圖 3.24 橋梁路面可當控制/檢核點之地面特徵點	58
圖 3.25 以 SketchUp 數化物件化橋梁三維模型(含密集點雲)	59
圖 3.26 設定搜尋原始影像之條件	59
圖 3.27 無人機拍攝之原始影像套疊某一矩形框之示意圖	60
圖 3.28 矩形框與無人機拍攝視野之示意圖	60
圖 3.29 將正射影像數貼於橋梁 3D 模型之範例	61
圖 3.30 TD-Y6B-1200 橋梁巡檢無人機	61
圖 3.31 拍攝距離與地面解析度 GSD 計算示意圖	63
圖 3.32 物件化橋梁 3D 模型範例	64
圖 3.33 3D 模型構件編號納入航線規劃	65
圖 3.34 以 Blender 進行無人機航線規劃之流程	65
圖 3.35 以 Blender 規劃之無人機航線	66
圖 3.36 Blender 之物件資訊寫入判斷	66
圖 3.37 無人機飛行控制與監控示意圖	67
圖 3.38 橋梁構件編碼原則	68
圖 3.39 坐標系統及轉換	69

圖 3.40 GRVINS 緊耦合融合定位演算法算法流程圖	70
圖 3.41 視覺與 IMU 融合演算定位架構	71
圖 3.42 無人機橋梁巡檢橋面下定位及導航示意圖	71
圖 3.43 UWB 定位運作方式	72
圖 3.44 iWave iPosition UWB	72
圖 3.45 坐標系統及轉換	73
圖 3.46 GRVINS 演算法流程圖	75
圖 4.1 左:原始影像、右:原始之標註影像	77
圖 4.2 DeepLab v3+、DeepLab v3++與 Lawin 影像劣化辨識結果比較	78
圖 4.3 新資料訓練過程示意圖	84
圖 4.4 新資料訓練過程中裂縫交併比有顯著改善	84
圖 4.5 新舊模型之偵測結果比較。	85
圖 4.6 CRF 後處理效果展示	91
圖 4.7 K-Means 分群裂縫結果(不同顏色不同群)	92
圖 4.8 模擬裂縫、局部霍夫變換與裂縫方向偵測結果	92
圖 4.9 連續線段判識成果	93
圖 4.10 線段方向計算成果	94
圖 4.11 主梁梁底橫向及梁側之垂直裂縫	94
圖 4.12 主梁梁底橫向及梁側之垂直裂縫	95
圖 4.13 支承附近之腹板斜向裂縫	95
圖 4.14 上翼板與腹板接合處附近之水平裂縫	95
圖 4.15 PC 連續梁中間墩頂兩側之反曲位置裂縫	96
圖 4.16 支承處附近之剪力裂縫	96
圖 4.17 網狀裂縫(1)	97
圖 4.18 網狀裂縫(2)	97
圖 4.19 劣化類別色碼表	106

圖 4.20 原始影像資訊表.....	106
圖 4.21 矩形框與原始影像資訊表.....	107
圖 4.22 矩形框與正射影像資訊表.....	107
圖 4.23 構件與劣化統計資訊表.....	108
圖 4.24 構件 3D 模型與 2D 分解圖	108
圖 4.25 放大之大梁 3D 模型與 2D 分解圖裂縫	109
圖 4.26 構件與 DERU 資訊表.....	109
圖 4.27 測試區地面控制/檢核點之分佈.....	110
圖 4.28 路面進行 RTK 測量控制/檢核點.....	111
圖 4.29 橋下附近進行 RTK 測量控制/檢核點.....	111
圖 4.30 UWB 架站位置示意圖	111
圖 4.31 導線測量作業.....	112
圖 4.32 橋梁旁 UWB 架設方式與 RTK 測量概念	112
圖 4.33 地面光達掃描情況.....	113
圖 4.34 地面光達掃描成果(原始點雲).....	113
圖 4.35 地面攝影照片之分布(粉紅色).....	114
圖 4.36 無人機空拍橋梁低解析影像之狀況.....	114
圖 4.37 無人機影像之分布(粉紅色部位).....	114
圖 4.38 地面光達掃描成果(刪除非橋梁點雲).....	115
圖 4.39 Sony A7R2 地面拍攝影像所製作之密點雲	115
圖 4.40 Autel XT705 無人機拍攝影像所製作之密點雲.....	116
圖 4.41 國道 3 號頭前溪河川橋物件化橋梁 3D 模型成果.....	116
圖 4.42 TD-Y6B-1200 橋梁巡檢無人機各重要零件分布示意圖	117
圖 4.43 iWave UWB 置於機腹下方位置	117
圖 4.44 TD-Y6B-1200 尺寸示意圖	118
圖 4.45 TD-Y6B-1200 安全距離範圍示意	118

圖 4.46 SONY α 7R IV 相機	119
圖 4.47 Voigtlander 50mm F1.2 鏡頭	119
圖 4.48 iWave UWB 硬體	120
圖 4.49 使用自動偵測距離功能測量 4 個端點坐標 (50*20 m 場域)	121
圖 4.50 場域內動態量測結果(50*20 m)	121
圖 4.51 使用自動偵測距離功能測量 4 個端點(100*40 m 場域)	122
圖 4.52 在 100*40 m 場域內動態量測結果	122
圖 4.53 Nooploop 及 Pozyx 測試環境	123
圖 4.54 iWave 測試環境	123
圖 4.55 基站位置約為 7.2 m x 4.2 m 之矩形	123
圖 4.56 測試桌子約為 2.3 m x 3.1 m 之矩形	123
圖 4.57 Nooploop 相關測試結果	124
圖 4.58 Pozyx 相關測試結果	125
圖 4.59 iWave 相關測試結果	125
圖 4.60 iWave 及 Nooploop UWB 之安裝方式	126
圖 4.61 訊號同步測試成果	126
圖 4.62 現場測試 iWave UWB 訊號狀況	127
圖 4.63 iWave UWB 測試結果(頭前溪河川橋南下路段)	127
圖 4.64 iWave UWB 測試結果(頭前溪河川橋北上路段)	128
圖 4.65 使用 3 個基站置於同一側之測試環境	128
圖 4.66 使用 3 個基站置於同一側之實測數據	129
圖 4.67 視覺+IMU 與 RTK Float 的比較誤差	129
圖 4.68 視覺+IMU 與 RTK Float 的路徑比較	130
圖 4.69 視覺+IMU+UWB 與 RTK Float 的比較誤差	130
圖 4.70 視覺+IMU+UWB 與 RTK Float 的路徑比較	131
圖 4.71 視覺+IMU+UWB+GPS 與 RTK Float 的比較誤差	131

圖 4.72 視覺+IMU+UWB+GPS 與 RTK Float 的路徑比較	132
圖 4.73 iWave UWB 基站現場分布	132
圖 4.74 以三腳架固定 UWB	133
圖 4.75 飛行路徑說明 (1).....	133
圖 4.76 飛行路徑說明 (2).....	134
圖 4.77 北向大梁(S4G1)路線規劃示意圖	134
圖 4.78 北向大梁(S4G1)GRVINS 路線及 iWave UWB 基站.....	135
圖 4.79 北向大梁(S4G1)拍攝作業照片	135
圖 4.80 南向大梁(S4G2)路線規劃示意圖	136
圖 4.81 南向大梁(S4G2) GRVINS 路線及 iWave UWB 基站.....	136
圖 4.82 南向大梁(S4G2)拍攝作業照片	136
圖 4.83 中間橋面板及大梁側邊(1)(S4G1&S4B2)路線規劃示意圖	137
圖 4.84 中間橋面板及大梁側邊(1)(S4G &S4B2)GRVINS 路線及 iWave UWB 基站 ...	137
圖 4.85 中間橋面板及大梁側邊(1)(S4G1&S4B2) 拍攝作業照片	137
圖 4.86 中間橋面板及大梁側邊(2)(S4G2&S4B3)路線規劃示意圖	138
圖 4.87 中間橋面板及大梁側邊(2)(S4G2&S4B3)GRVINS 路線及 iWave UWB 基站 ..	138
圖 4.88 中間橋面板及大梁側邊(2)(S4G &S4B3) 拍攝作業照片	138
圖 4.89 中間橋面板邊緣(1)(S4B2&S4B3)路線規劃示意圖	139
圖 4.90 中間橋面板邊緣(1)(S4B2&S4B3) GRVINS 路線及 iWave UWB 基站	139
圖 4.91 中間橋面板邊緣(1)(S4B2&S4B3)拍攝作業照片	139
圖 4.92 中間橋面板邊緣(2)(S4B2&S4B3)路線規劃示意圖	140
圖 4.93 中間橋面板邊緣(2) (S4B2&S4B3) GRVINS 路線及 iWave UWB 基站	140
圖 4.94 中間橋面板邊緣(2)(S4B2 & S4B3)拍攝作業照片	140
圖 4.95 北向橋面板(S4G1&S4B1)路線規劃示意圖	141
圖 4.96 北向橋面板(S4G1&S4B1)拍攝作業照片	141
圖 4.97 南向橋面板(S4G2&S4B4)路線規劃示意圖(1).....	142

圖 4.98 南向橋面板(S4G2&S4B4)路線規劃示意圖(2)	142
圖 4.99 南向橋面板(S4G2&S4B4) GRVINS 路線及 iWave UWB 基站	142
圖 4.100 南向橋面板(S4G2&S4B4)拍攝作業照片	142
圖 4.101 帽梁(1)(P3-1、PC3-1、P3-2、PC3-2)路線規劃示意圖	143
圖 4.102 帽梁(1)(P3-1、PC3-1、P3-2、PC3-2) GRVINS 路線及 iWave UWB 基站(1)	143
圖 4.103 帽梁(1)(P3-1、PC3-1、P3-2、PC3-2)拍攝作業照片(1)	143
圖 4.104 帽梁(1)(P3-1、PC3-1、P3-2、PC3-2) GRVINS 路線及 iWave UWB 基站(2)	144
圖 4.105 帽梁(1)(P3-1、PC3-1、P3-2、PC3-2)拍攝作業照片(2)	144
圖 4.106 帽梁(2)(P4-1、PC4-1、P4-2、PC4-2)路線規劃示意圖	144
圖 4.107 帽梁(2)(P4-1、PC4-1、P4-2、PC4-2) GRVINS 路線及 iWave UWB 基站(1)	145
圖 4.108 帽梁(2)(P4-1、PC4-1、P4-2、PC4-2)拍攝作業照片(1)	145
圖 4.109 帽梁(2) (P4-1、PC4-1、P4-2、PC4-2) GRVINS 路線及 iWave UWB 基站(2)	145
圖 4.110 帽梁(2)(P4-1、PC4-1、P4-2、PC4-2)實際飛行照片(2)	146
圖 4.111 確認相機光圈快門曝光值	146
圖 4.112 拍攝照片寫入經緯度及高度等資訊	146
圖 4.113 照片寫入飛機頭向、雲台角度及構件編號等資訊	147
圖 4.114 3D 點雲(上圖)，藍色為高解析影像之分布(下圖)	148
圖 4.115 飛行路徑 1(9/26)之 GRVINS 與 SfM 的定位成果比較	149
圖 4.116 飛行路徑 1 GRVINS 與 SfM 定位誤差圖	149
圖 4.117 飛行路徑 1(9/27) GRVINS 與 SfM 的定位路徑比較	150
圖 4.118 飛行路徑 1(9/27) GRVINS 與 SfM 比較的誤差圖	150
圖 4.119 飛行路徑 2 (9/27) GRVINS 與 SfM 的定位路徑比較	151
圖 4.120 飛行路徑 2(9/27) GRVINS 與 SfM 比較的誤差圖	151
圖 4.121 飛行路徑 6(10/17) GRVINS 與 SfM 的定位路徑比較	152
圖 4.122 飛行路徑 6(10/17) GRVINS 與 SfM 比較的誤差圖	152
圖 4.123 飛行路徑 7(10/17) GRVINS 與 SfM 的定位路徑比較	153

圖 4.124 飛行路徑 7(10/17) GRVINS 與 SfM 比較的誤差圖	153
圖 4.125 北向橋橋檢報告	154
圖 4.126 南向橋橋檢報告	155
圖 4.127 S4G1 梁底裂縫比較成果	156
圖 4.128 S4G2 梁底裂縫比較成果	156
圖 4.129 全橋 3D 模型敷貼正射影像套疊	157
圖 4.130 S4G2 構件 3D 模型套疊裂縫成果	157
圖 4.131 展示與查詢裂縫寬度與長度	158
圖 4.132 展示劣化類別尺寸與人工新增一筆 DERU	158
圖 4.133 正射影像偵測其他劣化類別成果	159
圖 4.134 S4G2-0 DERU 評比成果	160
圖 4.135 S4G2-1 DERU 評比成果	160
圖 4.136 S4G2-2 DERU 評比成果	161
圖 4.137 AI-IBBIS 輸出之 Excel 檔案格式	161
圖 4.138 S4B1 裂縫偵測成果	162
圖 4.139 S4B2 裂縫偵測成果	163
圖 4.140 S4B4 裂縫偵測成果	163
圖 4.141 P4-1 裂縫偵測成果	164
圖 4.142 P3-2 裂縫偵測成果	164

表目錄

表 2-1 各速率之空洞卷積準確度比較表	12
表 2-2 ConvNet 與另外兩方法之準確度比較表	12
表 2-3 R-CNN 裂縫量化表	14
表 2-4 損失函數成果比較表	17
表 2-5 SegNet 與另 5 種方法之準確度比較表	18
表 2-6 DeepCrack 與其他模型之成果比較表	21
表 2-7 消融實驗成果比較	23
表 2-8 模型成果比較	23
表 2-9 CrackSeg 與另 6 種方法之準確度比較表	25
表 2-10 PSPNet 與其他網路對 PASCAL VOC 2012 各類別分割準確度比較表	27
表 2-11 成果比較表	29
表 2-12 有無使用深度監督(DSV)模組和遷移訓練(TL)之成果比較表	30
表 2-13 使用不同預訓練模型與資料集之成果展示	30
表 3-1 橋梁定期檢測評等準則	40
表 3-2 AI 辨識規則式 DRU 評分表	47
表 3-3 混淆矩陣說明表	48
表 3-4 橋梁檢測報告範例	56
表 3-5 無人機拍攝橋梁影像標準	62
表 3-6 設定無人機安全距離	64
表 3-7 Blender 之物件資訊	66
表 3-8 Blender 中之構件編號轉換(方案 3)	68
表 4-1 前期 AI 辨識成果精度指標之比較	79
表 4-2 兩年度訓練資料數量統計	79
表 4-3 Deeplab v3++兩年度劣化偵測成果比較	80
表 4-4 Lawin 兩年度劣化偵測成果比較	81

表 4-5 DeepLab V3++其他劣化類別偵測精度比較	83
表 4-6 Lawin 其他劣化類別偵測精度比較	83
表 4-7 新舊模型偵測裂縫各項精度指標之比較	85
表 4-8 整體精度指標	86
表 4-9 DeepLab V3++與 Lawin 裂縫偵測精度比較	86
表 4-10 Lawin 裂縫偵測成果比較案例分析	87
表 4-11 台 86 線 24 號橋裂縫圖(1).....	98
表 4-12 台 86 線 24 號橋裂縫圖(2).....	99
表 4-13 台 86 線 24 號橋裂縫圖(3).....	99
表 4-14 台 86 線 24 號橋裂縫圖(4).....	100
表 4-15 台 86 線 24 號橋裂縫圖(5).....	100
表 4-16 台 86 線 24 號橋裂縫圖(6).....	101
表 4-17 台 86 線 24 號橋裂縫圖(7).....	101
表 4-18 台 86 線 24 號橋裂縫圖(8).....	102
表 4-19 台 86 線 24 號橋裂縫圖(9).....	102
表 4-20 台 86 線 24 號橋裂縫圖(10).....	103
表 4-21 台 86 線 24 號橋裂縫圖(11).....	103
表 4-22 TD-Y6B-1200 規格	118
表 4-23 SONY α7R IV 相機及 50 mm 鏡頭相關規格	119
表 4-24 使用自動偵測距離功能測量 (50*20 m 場域)	121
表 4-25 取 4 個點做靜態量測 250 次其相關數據(50*20 m 場域)	121
表 4-26 使用自動偵測距離功能測量(100*40 m 場域)	122
表 4-27 高解析影像拍攝進度與統計	147
表 4-28 所有橋梁場勘之彙整說明	172
表 4-29 成果觀摩會流程	174

第一章 緒論

1.1 研究緣起

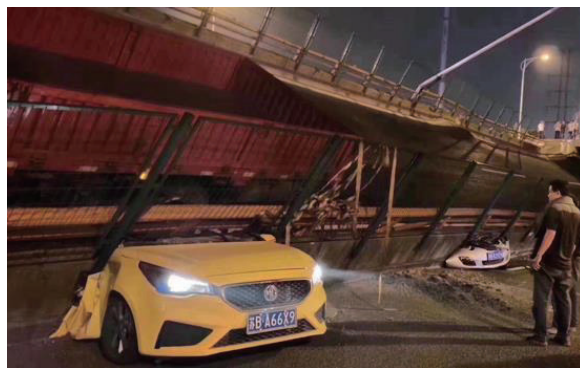
橋梁為陸上交通之重要結構物，一旦損壞發生事故，除直接影響兩地交通外，影響民生經濟，更可能因造成人員傷亡，連帶使得橋梁管理單位必須面對非難與究責，並衝擊政府形象。所以任何斷橋損傷事件，在任何國家都是重大災害事件，因此維持橋梁整體狀況於正常良好使用情況內，以確保民眾通行安全為橋梁養護之首要目標。例如近幾年發生幾個重大橋梁倒塌事件包括 2018 年 8 月 14 日義大利莫蘭迪大橋崩塌、2019 年 10 月 1 日南方澳大橋倒塌、2019 年 10 月 10 日中國大陸江蘇省無錫市國道高架橋倒塌，以及 2020 年義大利奧利大橋倒塌。其中以 2018 年 8 月 14 日義大利莫蘭迪大橋崩塌為例，中國大陸土木水利期刊於事件後製作「義大利 Morandi 橋崩塌帶來的省思特輯」，該事件造成了 43 人死亡與 14 人受傷(王炤烈,2018)^[1]，包括 30 幾輛汽車墜落。彭康瑜等人(2018)^[2]分析莫蘭迪大橋崩塌的原因，主要包括四大部分:分別為「外在環境因素、材料老劣化因素、結構系統因素與維修管理因素」，其中維修管理因素包括檢測維修未落實、超過養護時間未維修、維修或改善預算不足、管養人力不足等。為免重蹈覆轍，王炤烈等人(2018)^[1]於「Morandi 橋崩塌帶來的省思與建議」一文中提出許多建議，其中一點提到橋梁於營運階段應該開發橋梁檢測技術，運用無人機(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)、影像辨識、人工智慧(Artificial Intelligent, AI)技術，讓科技發展，導入人力密集、外業作業環境嚴苛的橋檢工作；並落實定期橋梁巡查、檢測作業，對橋梁每一結構構件，須詳實記錄損傷及劣化情況，並追蹤或提出改善措施；此建議與本研究計畫之研究目的完全契合。

橋梁養護建基於良好的橋梁檢測品質之上，檢測時應該將橋梁內部及外部各種狀況、缺失、損壞，逐跨、逐構件詳細記錄、評估，以作為養護時之決策參考；橋梁管理單位依據橋梁檢測結果編列預算，進行維修、補強，甚至決定拆除重建，以維持橋梁安全於一定水準內，所以橋梁安全與橋梁檢測品質的良窳直接相關，橋梁檢測是維護橋梁安全的第一線作業，因此如何維持橋梁檢測的良好品質，是各橋梁管理機關需認真思考面對。

橋梁檢測最基本檢測方式為目視檢測，由檢測人員以目力巡視橋梁構件外觀，就其損壞狀況逐一記錄，並依其所受之專業訓練、經驗進行判斷分級，所以檢測人員的專業素質及敬業精神，為橋梁檢測品質最重要的因子。但涉及到人的心智判斷，難免就會有主觀上的盲點或專業上的不足，甚或可能因業務繁忙、怠惰偷懶，未能依照作業流程詳細檢測，因而影響到橋梁檢測品質。



義大利莫蘭迪橋倒塌



江蘇無錫高架橋倒塌



義大利奧拉橋倒塌



南方澳大橋倒塌

圖 1.1 近年重大橋梁倒塌事件

國外經由建立結構檢測方法及完善評估制度，維護結構物安全、經濟之效益，達到增長使用壽齡之目的。交通部(2012;2018)^{[3][4]}與本所(2018)^[5]亦針對橋梁安全維護建立檢測作業相關規範、手冊、作業要點、評估方法以及修繕與補強對策與工法，然於相關規定之客觀性、資源與人力充足性、任務與工作的落實、資料的可溯性與正確性、檢測評估結果之決策應用性以及與評估補強工作之結合性等方面均有待強化。

根據交通部(2018、2020)「公路橋梁檢測及補強規範」橋梁檢測依檢測時機可分為定期檢測、特別檢測與詳細檢測三類。其目的分別如下：

1. 定期檢測：為掌握橋梁結構之健全度，及早發現造成功能減低或異常之損傷及其原因，而定期進行之檢測。
2. 特別檢測：當重大事故或災害發生後，為瞭解損傷程度及防止災害擴大；或巡查發現顯著異狀及公路養護管理機關、公路養護單位認為必要時而實施之檢測。
3. 詳細檢測：橋梁於定期檢測或特別檢測後，認為有必要時，以儀器或相關設備進行局部破壞或非破壞檢測等之檢測；或對跨河橋梁所在河道狀況、基礎沖刷情形之檢測；或針對特殊性橋梁重要構件，依其維護管理作業計畫辦理之檢測。

橋梁檢測頻率依檢測類別、橋況、橋齡、交通狀況、橋址環境及重要性等而定，公路養護管理機關、公路養護單位可視其組織編制及受檢測橋梁之重要性，訂定檢測頻

率，原則上檢測頻率如下：

1. 定期檢測：新建橋梁應於完工使用後 2 年內進行第 1 次定期檢測，爾後定期檢測之間隔以兩年為原則。如有特別情況，公路養護管理機關、公路養護單位得視實際狀況調整，惟不得超過 4 年。
2. 特別檢測：於重大事故、災害發生後或巡查發現顯著異狀及公路養護管理機關、公路養護單位認為必要時辦理之。
3. 詳細檢測：橋梁於定期檢測或特別檢測後，認為有必要時進行之。
4. 特殊性橋梁檢測頻率應依其維護管理作業計畫所訂頻率辦理。

橋梁檢測以目視為主，儀器為輔，於特定週期和特別時期，對橋梁構件進行合宜之檢測，以期提早發現問題，掌握損傷劣化情況，採取必要之對策，使橋梁保持於良好狀態。檢測除以繪圖或照片記錄劣化或損傷部位外，宜以量化方式評估各構件之劣化情形，建立橋梁現況之基本評估資料。檢測時需判定劣化程度(Degree)(D 值)、劣化範圍(Extent)(E 值)、劣化情況對橋梁結構使用性與用路人安全性之影響度(Relevancy)(R 值)，以及處置的急迫性(Urgency)(U 值)(交通部,2020)。

定期檢測是以目視搭配便於攜帶之工具進行檢測，目視可分為直接目視與間接目視。直接目視係指檢測人員以肉眼直接檢視橋梁構件；間接目視係指檢測人員使用望遠鏡、高解析度相機、無人遙控載具、工業內視鏡等拍攝影像，或以重錘、水準尺、測距儀等易於攜帶之設備測得數據，再由檢測人員進行判斷(交通部 2018、2020)。有別於 2008 年之「公路鋼結構橋梁之檢測及補強規範」版本，2018 年新的規範中特別提到，當檢測人員難以用徒步或搭乘輔助載具之方式接近橋梁構件時，則以間接目視之方式進行檢測(交通部 2018;交通部 2020)，也就是可以使用無人遙控載具搭載高解析度相機進行拍攝協助檢測，與本研究之研究目的相契合。此外 2018 年版本中對於 D.R.U.之評等方式，不再以定量方式規範，改以定性方式描述；例如裂縫大小改以「細微裂縫、明顯裂縫及嚴重裂縫」描述。

根據全國橋梁統計資訊網統計，全臺灣橋梁數量有 23,000 多座，包含交通部、各部會及各縣市政府所轄橋梁。在橋梁檢測作業需求部分，國內每年皆有上億元的橋梁檢測委託工作案，包括高速公路局、公路局、各縣市政府等。過去幾乎都採用目視檢測及人工記錄，但自 2019 年起有些標案開始增加利用高解析數位影像進行自動檢測的附屬測試研究工作。近年來 UAV 技術及運用範圍快速發展擴大，使用 UAV 可以幫助減少橋梁檢測的成本，同時降低現有橋梁檢測方法的風險。因此如何運用 UAV 有效的協助進行橋梁檢測，乃是深具發展潛力的新興課題。

1.2 計畫研究流程

本研究共 2 年，研究對象為梁式橋、板橋、箱型橋等 3 種類型的混凝土橋梁，研究目標為利用無人機拍攝橋梁主梁、橫隔梁、橋墩、帽梁、橋面板、橋台、擋土牆等構件，

再透過 AI 辨識技術，偵測無人機影像上橋梁表面各種劣化類型，包括混凝土結構裂縫、混凝土剝落、破碎、鋼筋外露、銹蝕、滲水、白華損傷等。本研究之研究主題與重點可歸納為四大項，分別為文獻分析、深度學習技術、無人機技術、3D 建模與技術推廣。

根據計畫之研究主題與重點，圖 1.2 顯示本研究兩年度之研究流程關係圖，111 年計畫主要為 AI 深度學習技術與無人機技術之開發以及各自成果之驗證。無人機技術開發關鍵在於橋下無 GNSS 訊號時之定位導航、拍攝設備之補光，以及結合橋梁 3D 模型按照所制定之橋梁各構件拍攝作業標準進行航線規劃。而在深度學習技術部分，主要分成兩種，第一種為各式劣化類別之自動判識，例如混凝土裂縫、混凝土剝落、破碎、鋼筋外露、銹蝕、滲水、白華損傷等；第二種神經網路模型為假設車行橋梁管理資訊系統資料所提供之 E 值為正確，利用前面自動判識出之各種劣化類別，再進一步推估出該照片之 DRU 值。

112 年計畫則是整合 111 年計畫兩大項研究成果，針對 1 座橋梁先以手動控制無人機拍攝低解析影像，配合地面控制點建置橋梁仿真 3D 模型，再以人工數化與建立屬性得到物件化 3D 模型。續以半自動方式按照所制定之橋梁各構件拍攝作業標準進行航線規劃，再根據此航線設計以所設計之 TD-Y6-B1200 無人機自動飛行與拍攝高解析影像(以偵測裂縫為目的)，這些高解析影像與前面之低解析影像(可用來偵測非裂縫之劣化類別)一起以人工進行空三平差解算與相機率定，同時獲得每張照片之拍攝位置與姿態(外方位參數)。後續本研究開發一套無人機橋檢影像分析模式(AI-IBBIS)，也就是以視窗人機使用介面(GUI)整合無人機所拍攝之高/低解析影像(含相機率定參數與每張照片之外方位參數)與物件化橋梁 3D 模型(含構件編號與矩形框)，並針對每個矩形框全自動製作對應之高/低解析度正射影像，其空間解析度分別為 0.2 mm 與 1~3 mm (視實際解析度而定)。接著利用本案所開發之深度學習技術在這兩種解析度之正射影像上全自動判識混凝土裂縫與其他劣化類別。但其偵測成果為影像形式，為統計劣化區量化數據，並與橋梁 3D 模型整合展示，必須進一步將劣化區影像全自動轉換成 2D 向量(Shapefile)與 3D 模型(OBJ)，如此即可利用 2D 向量圖資計算裂縫之寬度與長度，或者其他劣化類別之最大寬、高與面積等統計量，以便與橋梁構件之尺寸進行比較，再根據交通部「公路橋梁檢測及補強規範」中劣化評等原則以橋梁構件為單位全自動推估 DERU 四個值。而橋檢人員可將有偵測到劣化之橋梁構件 3D 模型套疊劣化偵測成果，並以 3D 視窗進行瀏覽(如圖 1.3 所示)與截圖，亦可在構件面 2D 分解圖上套疊劣化區向量，最後由橋檢專家確認本軟體所推估之 DERU 值是否正確合理，再由人工填寫其他欄位再製作橋檢報表，並將成果匯出成可與車行橋梁管理資訊系統相容的資料交換格式。

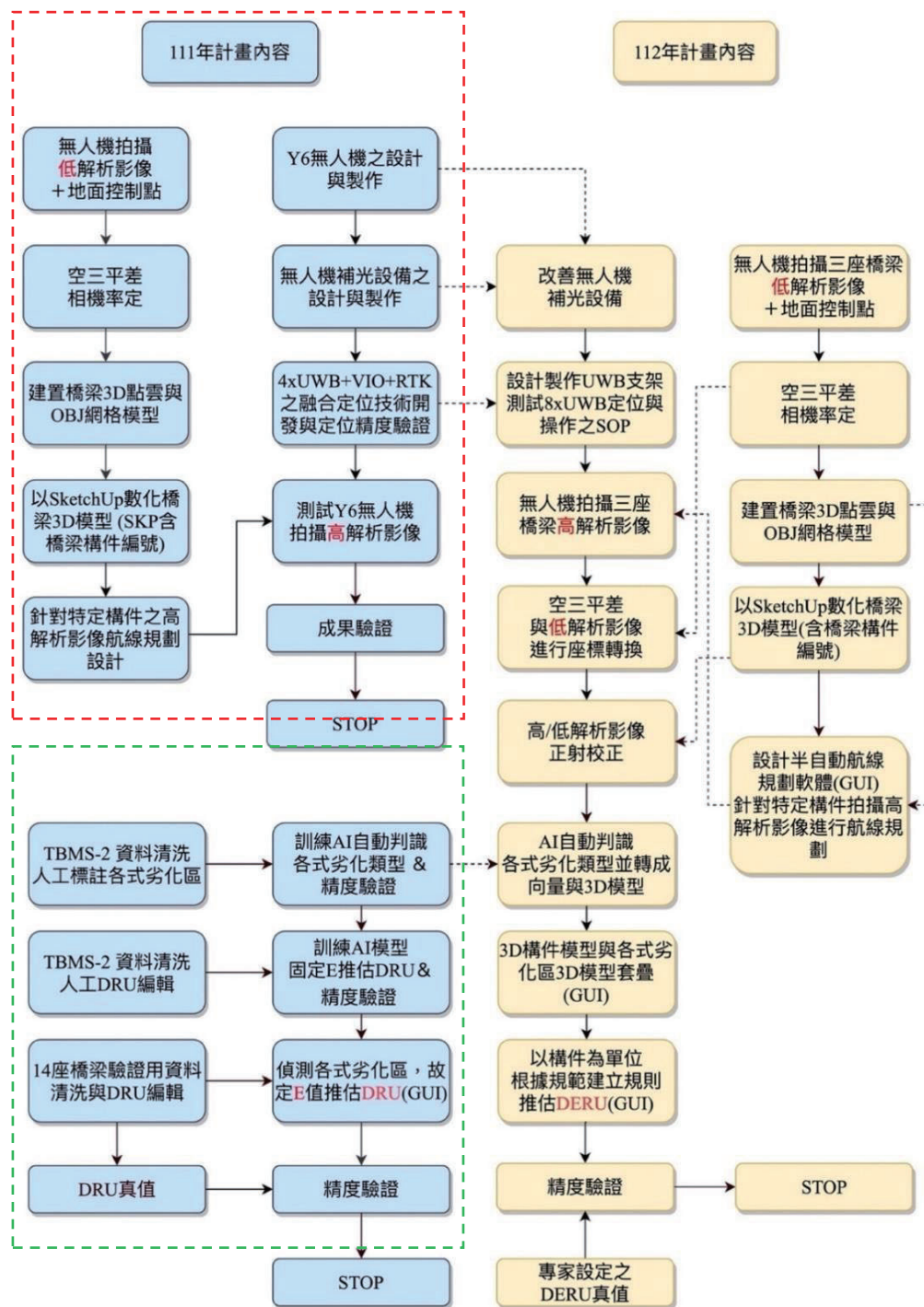


圖 1.2 計畫研究流程圖

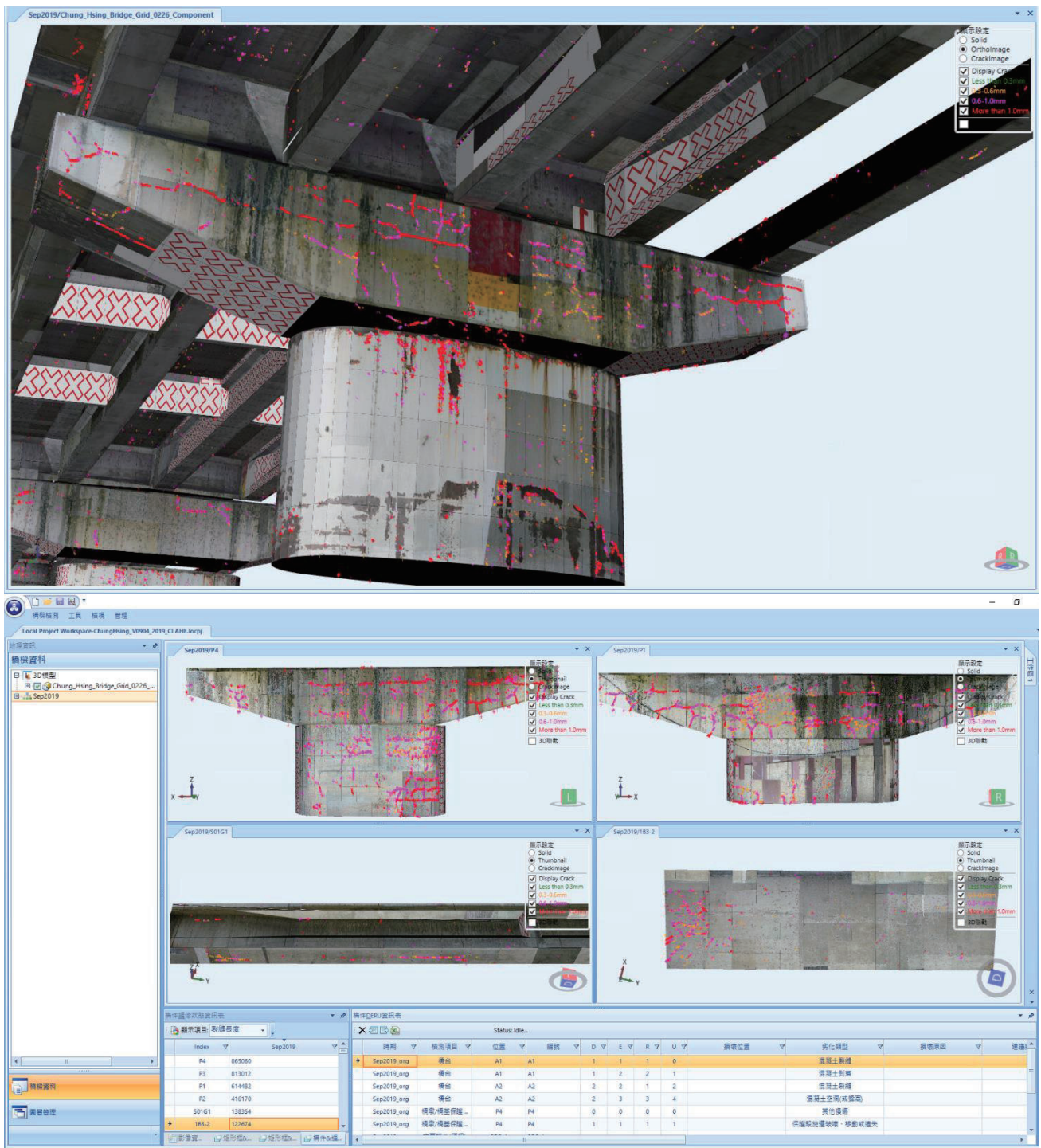


圖 1.3 AI 裂縫偵測成果與橋梁仿真 3D 模型整合與套疊之示意圖

第二章 文獻蒐集與分析

2.1 國內外無人機於橋梁檢測之相關文獻

傳統橋檢作業方式多採用人員吊掛(圖 2.1)或使用橡皮艇進入橋底,以及使用橋梁專用檢測車(圖 2.2) 進行橋梁檢測或修補,但此種作業方式工作時間長,容易受天候影響,且危險性高,此外設備與人員檢測費用高,並須要專業訓練與證照才能作業,而評估成果易受個人主觀意見影響。比較美國、日本、法國與臺灣橋檢之現況,薛強等(2012)提到臺灣目前橋檢的主要問題,包括評估方式有評判或填寫不易情形,DERU 法受檢測人員素質與主觀判斷影響,不同人員檢測結果變異性大。檢測項目與表格部分,評估表恐因改版造成資料不連續且格式未統一,另檢測人力普遍不足,辦理方式與執行面上,有時會遭遇現地機具不足或道路無法通行。而落實橋檢以及資料能否反應橋梁現況最重要且最大問題是資料不正確,因此建議檢測工具應導入新科技,目前可針對狀況很差者考慮以數位檢測輔助,但不建議取代現行作法;未來配合資訊技術發展,軟硬體精進,可推行全面性數位檢測。

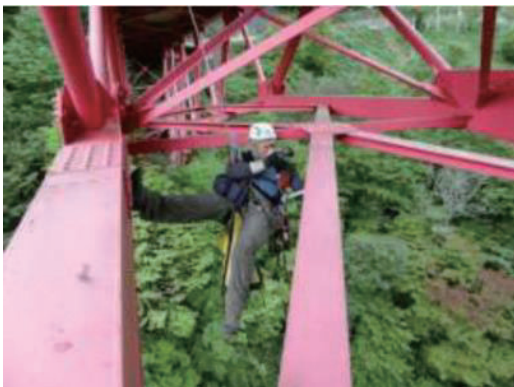


圖 2.1 以人員吊掛方式進行橋梁檢測或修補



圖 2.2 使用橡皮艇或橋梁專用檢測車進行橋梁檢測

美國學者 Matija^[6] 等於 2015 年提出利用多軸 UAV 進行橋梁檢測,包括重建橋梁局部構件之仿真三維模型,但沒有提到量測相關功能。日本國土交通省(2015 年)^[7] 提出利用各式機器人進行橋梁檢測之研究,包括各種多軸 UAV 搭載各種感測器(一般數

位相機或熱感測器)、傳統檢測車、吸附滑動型機器人、懸垂式吊架立體相機系統等，其中 UAV 成果部分，小沼惠太郎(2015) ^[8] 提出利用 UAV 拍攝之影像重建橋梁 3D 模型，同時具有測量裂縫與表面剝落面積的功能，甚至還包括記錄三維空間資訊之能力，但未提到是否可以利用歷史資料查詢新拍影像或利用兩期資料進行變異分析的能力，以及是否採用人工智慧自動判識技術。

國內利用多軸無人飛行載具(UAV)進行橋梁檢測之研究與業務近年來已經逐漸增加，其中高雄應用科大土木工程防災科技研究所(曾子峻,2011) ^[9] 主要是以拍攝之影像做為橋梁劣化之評估，再透過 AutoCAD 協助尺寸之量測，最後以 DERU 與 ABCD 評估法記錄檢驗成果。另外中央大學營建管理研究所(姚乃嘉,2013,2015) ^{[10] [11]} 團隊則是透過第二代臺灣地區橋梁管理資訊系統之建置，同時提出利用 UAV 影像協助記錄與評估橋梁劣化情況，包括 3D 橋梁模型之建置。

2.2 AI 人工智慧於橋梁劣化分析相關文獻分析

在過去的十年中，可處理大量高維數據的可延展深度學習技術已經改變了許多領域，例如自動駕駛、醫學成像和自然語言處理。深度學習方法通過自動執行特徵提取過程減少對人類領域專業知識的需求，並已取代傳統的基於特徵的深度學習(Hinton et al., 2006; LeCun et al., 2015) ^[12]。最主要原因是深度學習可通過分層地使用多層處理階段來完成目標偵測(LeCun et al., 2015; Liu et al., 2017)。以下針對利用 AI 人工智慧於橋梁劣化偵測相關研究進行分析比較：

1. 卷積神經網路(CNN)

當前深度學習在圖像處理領域獲得普及，特別是由於卷積神經網路 (Convolution Nueral Network, CNN) (Cha et al., 2017) 的興起。除了自動特徵提取外，由於 CNN 可以利用圖像中像素之間的局部空間相關性，因此 CNN 可以為複雜的圖像識別任務提供相當高可靠度的成果。與其他圖像識別算法不同，CNN 依賴的是空間分離，而不是空間位置，故比重視圖像上特徵變化位置的算法，更重視圖像中局部特徵的組合。此外 Cha et al. (2017) 提出一種基於視覺的方法來測量裂縫，建立一個不受燈光、陰影、模糊等因素干擾的 CNN 結構(圖 2.3)來檢測混凝土裂縫。該結構的第一層是 256×256×3 像素分辨率的輸入層，接著在 L5 處將空間大小減小到 1×1×96 進行通用化，並通過線性整流單元(REctified Linear Unite, ReLU)，最後 Softmax 層在 C4 卷積後，預測每個輸入像元是破裂的還是完整的混凝土表面。

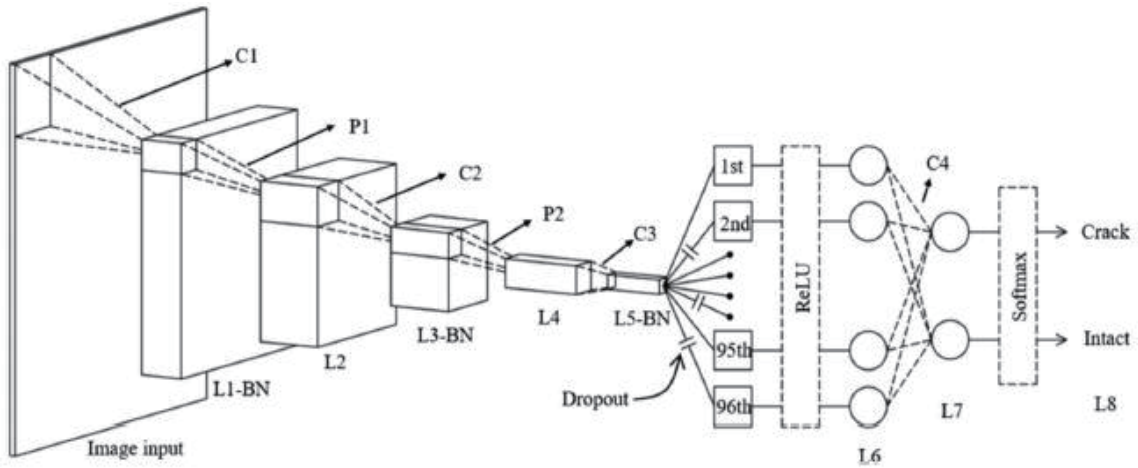


圖 2.3 CNN 結構圖(一)

訓練過程中使用 DSLR 攝像機從一棟工程大樓中獲取具有廣泛圖像變化範圍(包括照明、陰影等)的混凝土表面影像共 332 張,並依照所要求的圖像大小進行切割得到約 40,000 張影像,其中的 32,000 張用於訓練,8,000 張用於驗證。結果顯示經過訓練的網路在訓練中的準確性為 98.22%,而驗證後的準確性則為 97.95%。輸出的結果如(圖 2.4)所示,其中紅框和藍框分別標示出有誤之處。

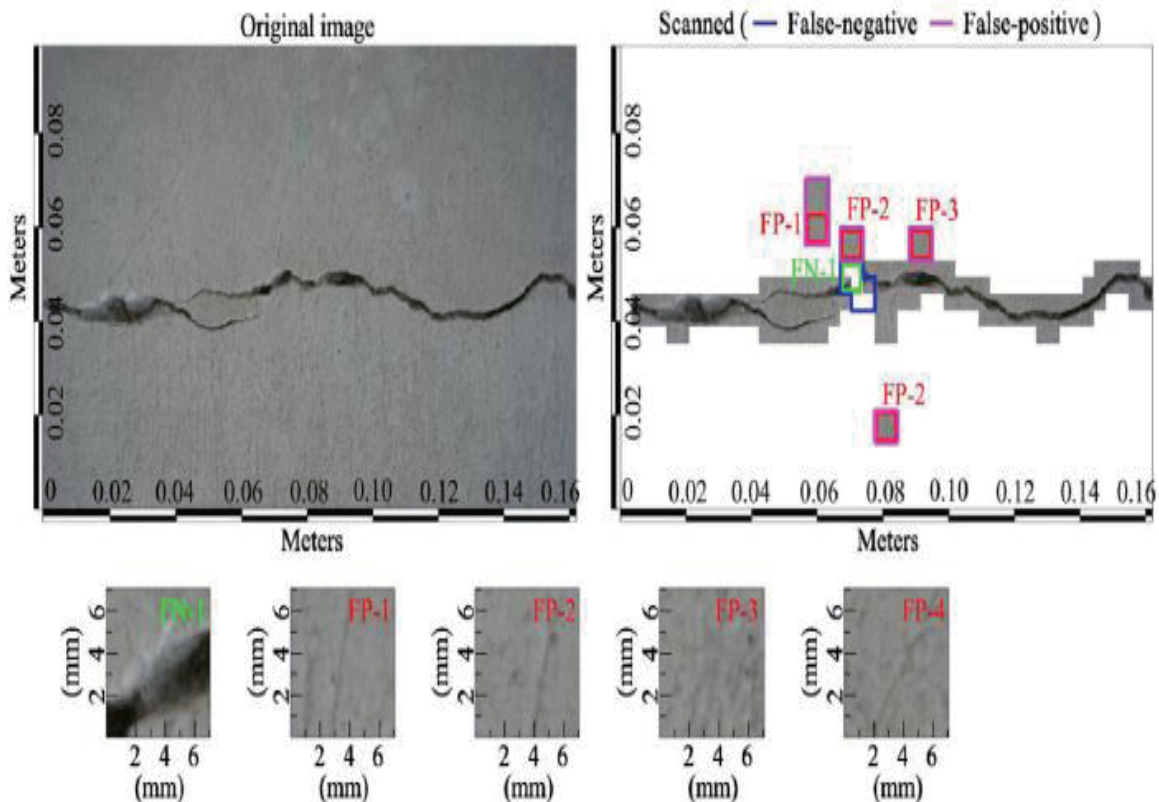


圖 2.4 CNN 輸出結果圖及錯誤處放大圖

目前道路和橋梁的檢查程序是通過子結構的檢查,以快速確定損壞的程度,其中包括可能對結構強度造成損壞的外觀和裂縫。此過程須要專業工程師到場評估是

否需維護，然而工程師人力有限且工作費時。Kruachottikul et al. (2019)^[13]為能夠有效率維護道路與橋梁，建立 CNN 網路(圖 2.5)以深度學習的方式進行缺陷區域的偵測，偵測目標包含裂縫、剝落、侵蝕和污漬。

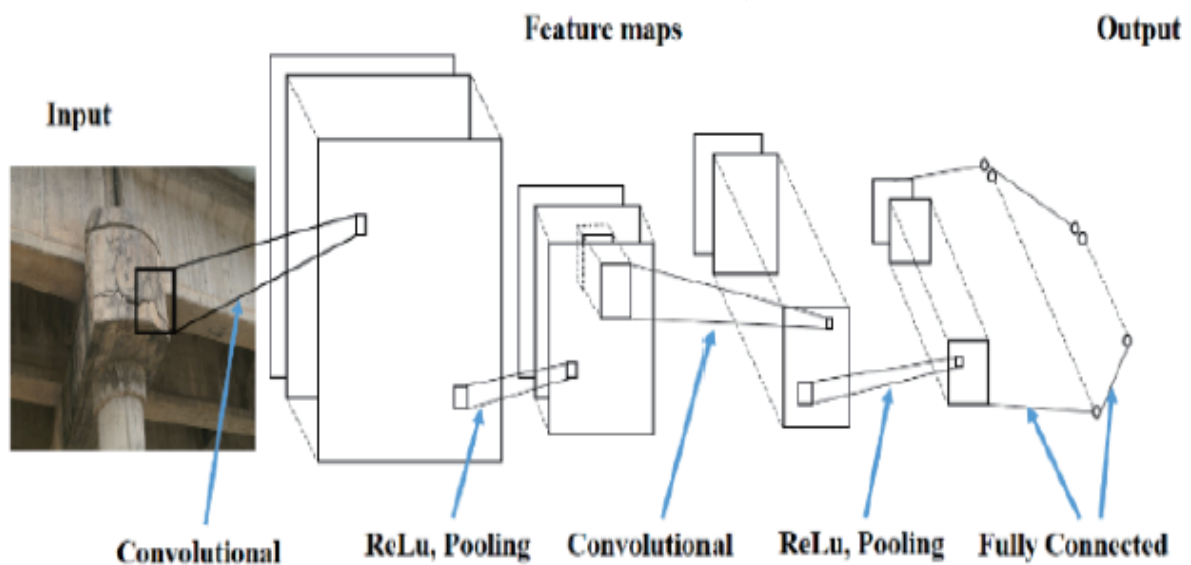


圖 2.5 CNN 結構圖(二)

資料分類上，他們將所蒐集到的圖像依照拍攝距離分為 3 類：近距離（小於 3 米）、中距離（3-8 米）和遠距離（8 米以上），並將包含缺陷的中距離圖像用做訓練資料，組成 3,926 張圖像組成的數據集。訓練過程如(圖 2.6)所示，最終可以達到 89% 的總精度，另從圖 2.7 可以看到透過 CNN 網路可以自動標示出有缺陷的區域，不過此方法僅限於中等距離圖像，在距離限制上仍有待突破。

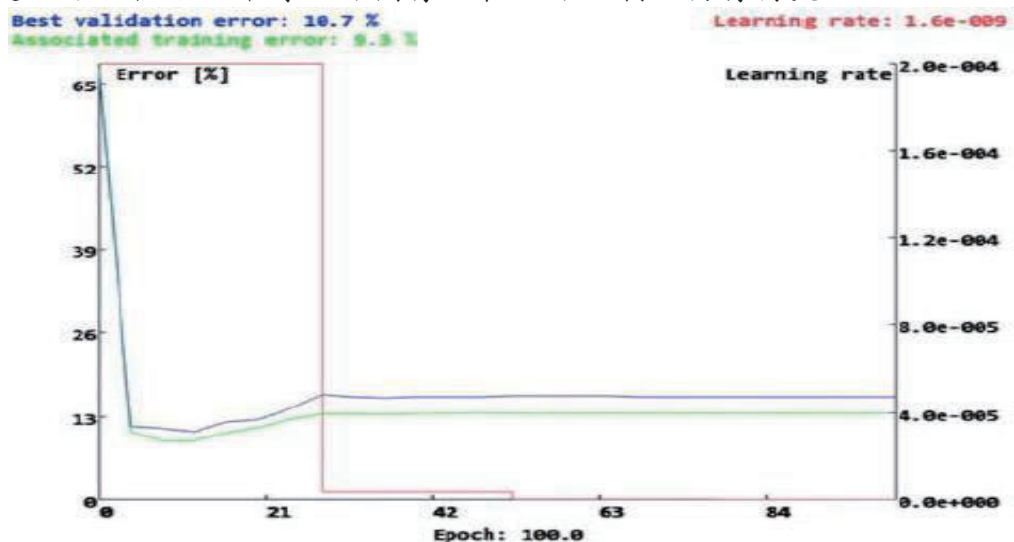


圖 2.6 CNN 訓練過程圖

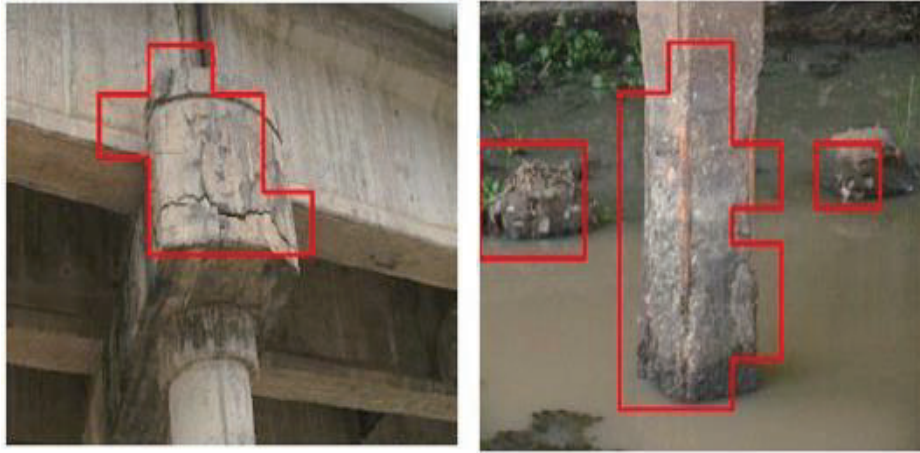


圖 2.7 CNN 缺陷區域偵測結果圖

2. ConvNet

Xu et al. (2019) 提出 ConvNet(圖 2.8)是一種基於 CNN 的橋梁裂縫檢測方法，該網路以 Resnet50 作為骨幹，並參考 DeepLabV3 設計一種空間金字塔池 (Atrous Spatial Pyramid Pooling, ASPP) (圖 2.9)和深度可分離卷積(Depthwise Separable Convolution)的特徵提取模塊。該研究在 ASPP 中使用 3 種具有不同速率的空洞卷積層，各個特徵提取由單獨的分支進行平行處理，最後將特徵圖從並行網絡分支藉雙線性內插到原始圖像。

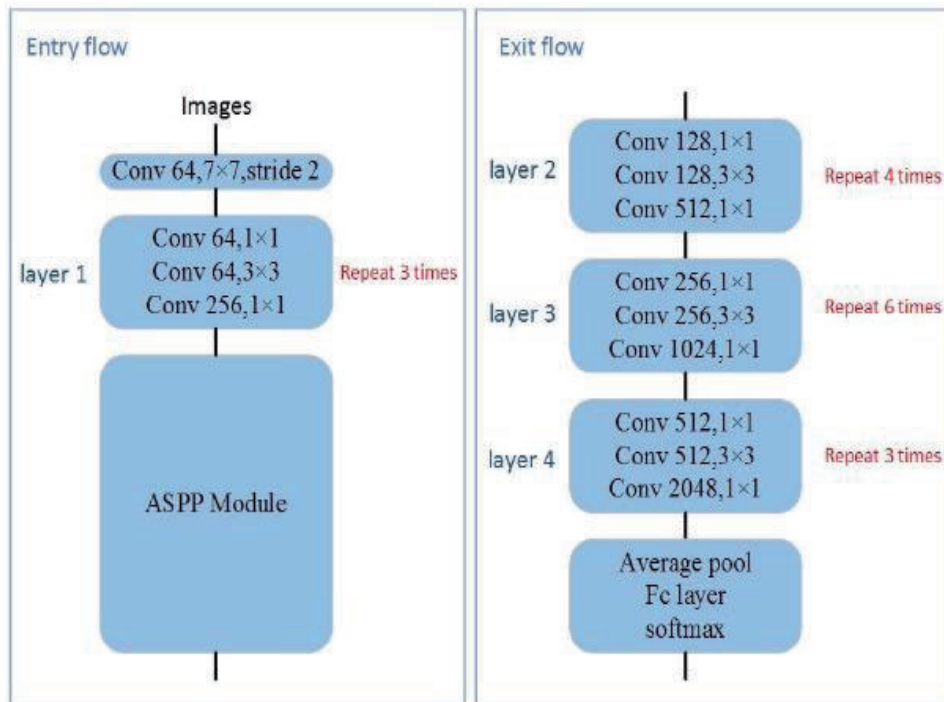


圖 2.8 ConvNet 結構圖

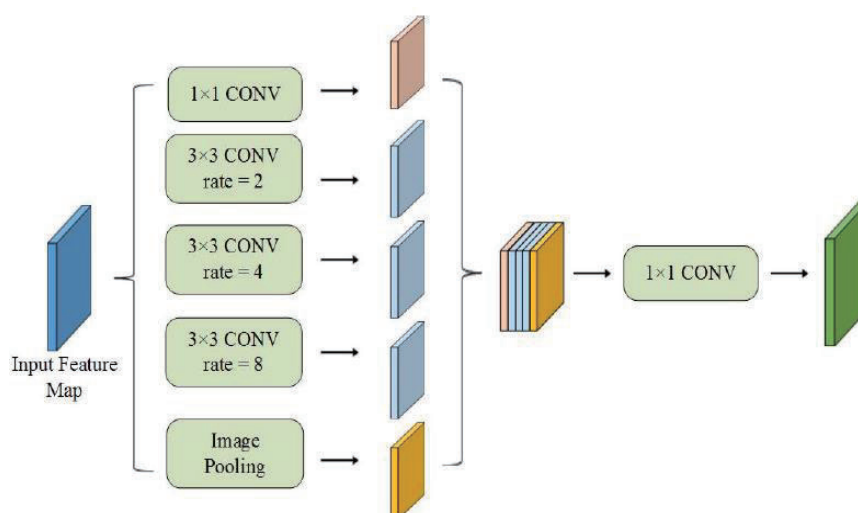


圖 2.9 ASPP 結構圖

此外使用 DJI Phantom 4 pro 拍攝測試模型所須要的圖像，所獲取的圖像共 2,068 張並透過分割的方法建立 6,069 張圖像的數據集，包含 4,058 張裂縫圖像以及 2,011 張背景圖像，使得裂縫圖片與背景圖片的比率約為 2:1。最後使用 4,856 張圖像作為訓練集，1,213 張圖像作為測試集，通過調整不同速率的空洞卷積來瞭解其對整個模型的影響，結果如表 2-1 與表 2-2 所示。根據表 2-2，ConvNet 在準確率上比 CNN 高 9.51%，研究認為這主要是因為 ConvNet 可以更有效地提取裂縫特徵，並將裂縫與非裂縫區分開，同時與原始的 Resnet50 相比，ConvNet 具有較低的誤報率，這代表在此方法中，背景錯誤識別為裂縫的情況更少。

表 2-1 各速率之空洞卷積準確度比較表

Atrous Rates	Training Accuracy	Testing Accuracy
[2,4,8]	99.03%	96.70%
[2,4,6]	99.61%	94.31%
[3,6,9]	99.55%	94.64%

表 2-2 ConvNet 與另外兩方法之準確度比較表

Methods	R	MA	P	FA
Resnet50	99.03%	96.70%	93.66%	6.34%
CNN(Zhang,2016 ICIP)	99.61%	94.31%	86.96%	—
Proposed Method	99.55%	94.64%	96.69%	3.31%

3. 區域卷積神經網路(R-CNNs)

有時橋梁所處位置可能存在安全性上的疑慮，使用帶高性能視覺傳感器的無人機（UAV）進行橋梁檢查便受到廣泛的關注。結合 UAV 以及深度學習算法檢測結構表面上的裂縫，可以做為橋梁檢測的有效策略之一，Kim et al. (2018)^[14]建立區域卷積神經網路(Region with Convolutional Neural Networks, R-CNNs)(圖 2.10)對已老化的混凝土橋梁進行裂縫的偵測，最後使用圖像處理計算長度以及寬度。

研究使用 Cifar-10 數據集(<https://www.cs.toronto.edu/~kriz/cifar.html>)，該數據集包含 50,000 張 10 種不同地物類別的圖像，例如飛機、汽車、鳥等，另研究增加 384 張包含裂縫的圖像，一起預訓練網路。這些裂縫訓練資料，是在目標橋梁的結構中使用人力和無人機兩種方法拍攝，並藉由圖像旋轉的方式來減少裂縫方向上的不平衡亦可增加圖像。

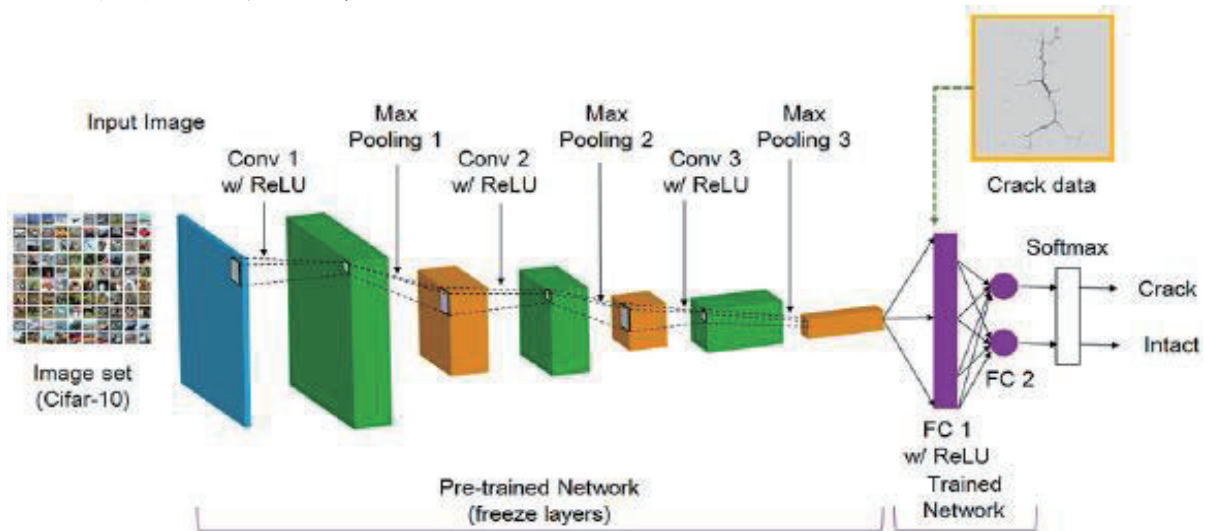


圖 2.10 R-CNN 結構圖

為準確量化裂縫，須要知道圖像中確切的像素大小，研究將尺寸為 70mm×70 mm 的平面標記物附著在結構上，並且使用無人機捕獲包括標記物和裂縫的結構做為測試資料。透過 R-CNN 檢測的結果以及裂縫量化後的結果分別如(圖 2.11)所示，其中黃色矩形框為偵測到裂縫的部分；另外表 2-3 則詳細說明各個裂縫的長度和寬度，經過驗證裂縫量化算法所得的相對誤差約為 1~2%。

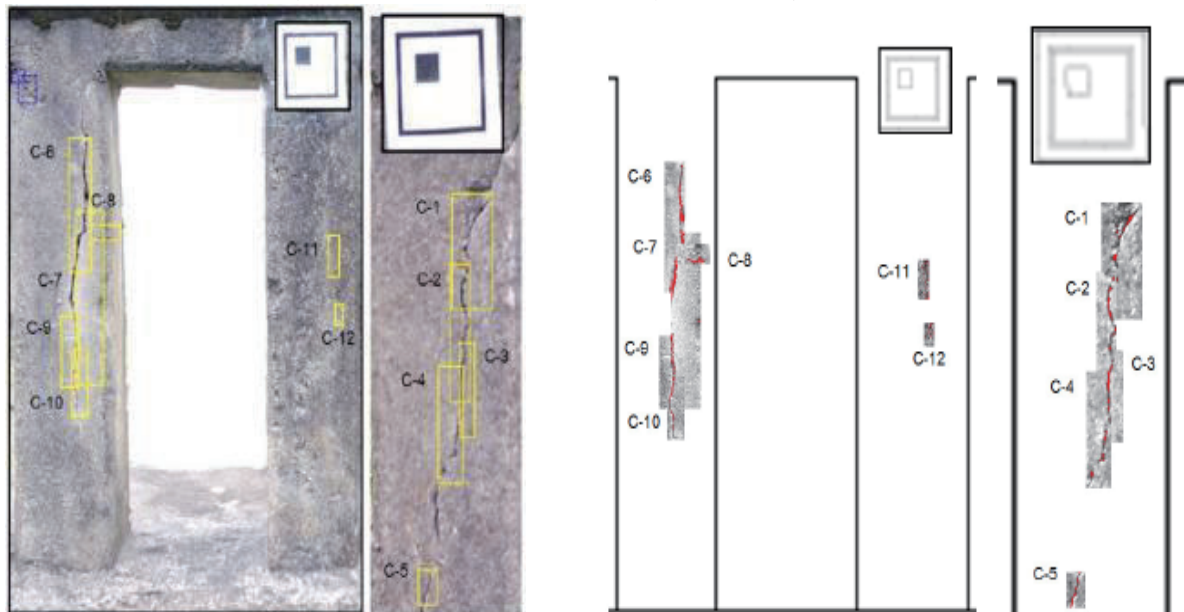


圖 2.11 R-CNN 裂縫偵測與量化結果

表 2-3 R-CNN 裂縫量化表

	Crack Thickness (mm)	Crack Length (mm)
C-1	1.92	48.68
C-2	1.10	60.09
C-3	1.10	27.94
C-4	1.37	48.59
C-5	1.37	17.08
C-6	1.92	63.56
C-7	2.47	78.43
C-8	1.59	6.60
C-9	1.10	35.01
C-10	0.53	30.79
C-11	0.55	19.96
C-12	0.55	8.32

4. 多尺度卷積神經網路(MS-CNN)

有時因為拍攝距離的不同，所獲得的影像會包含許多目標以外的景物，Narazaki et al. (2018)^[15]認為當圖像包括來自不同結構的多個成分時，自動損傷檢測方法的應用將變得越來越困難。為減少不正確的錯誤預測，研究首先建立一個多尺度 (Multi-Scale, MS)CNN(圖 2.12)，然後對 MS-CNN 的結果進行超像素演算(SLIC superpixel algorithm)處理，將空間中的像素聚類，最後使用條件隨機場(Conditional Random Fields, CRFs)進一步完成像素分類。

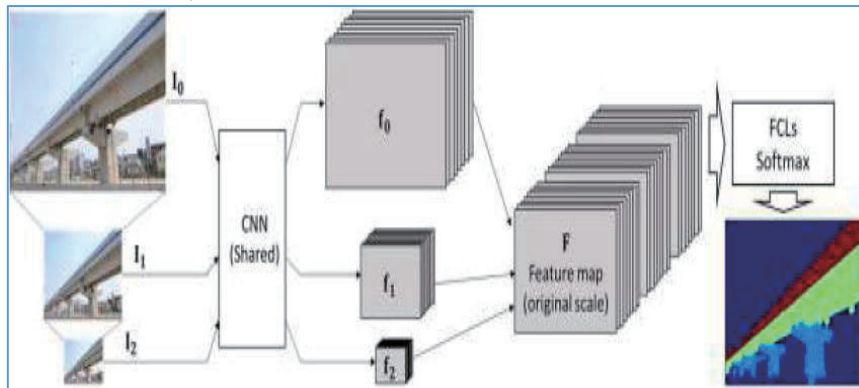


圖 2.12 多尺度 CNN 結構圖

為有效訓練模型，研究以橋梁為目標景物，並在城市場景中拍攝許多包含橋梁的影像，這些場景影像一共有 10 個類別，包括橋、建築、綠地、人、交通工具、水體等，透過 22 層的 MS-CNN 來計算與 10 個場景類相對應的 Softmax 概率圖，並提取橋梁分量，接著通過 Softmax 概率圖對輸入圖像進行增強，並進一步將其輸入到另一個 MS-CNN 中，以將每個像素分為 5 個分量類別之一。最後經由 MS-CNN 以及後處理所得到的混淆矩陣如(圖 2.13)所示，總精度為 78.94%，分類結果示意圖如(圖 2.14)所示，其中(a)為原始影像、(b)為 10 種類別時的結果、(c)為 5 種類別時的結果。

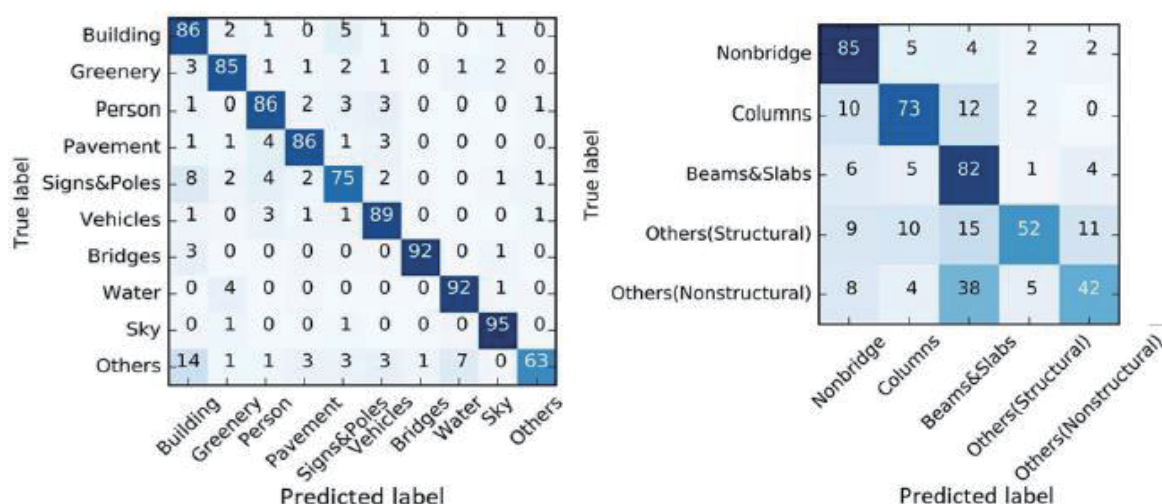


圖 2.13 MS-CNN-10 與 MS-CNN-5 種類分類結果混淆矩陣圖

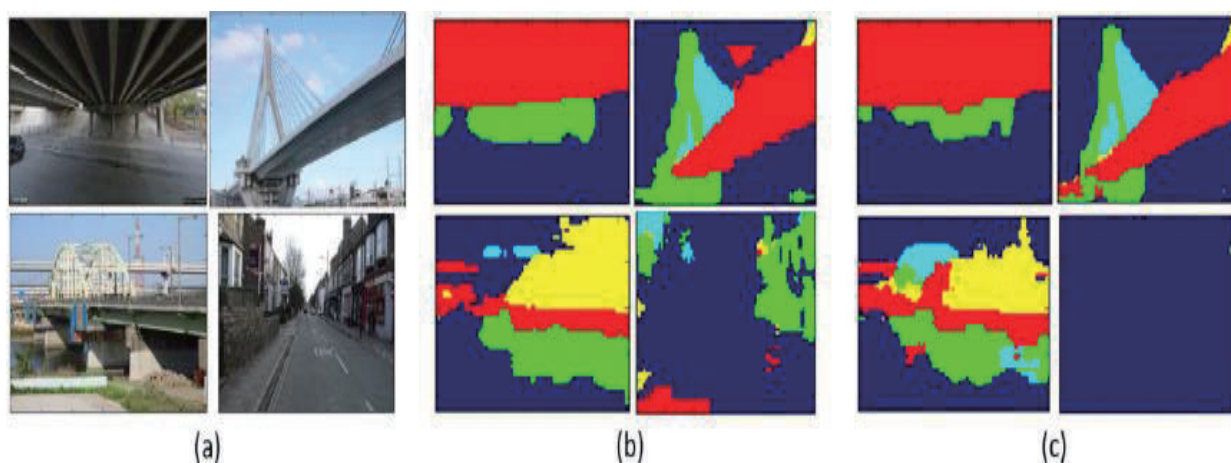


圖 2.14 MS-CNN 橋梁分類結果圖

5. 全卷積神經網路(FCN)

連冠婷 (2018)^[16] 以自動檢測橋梁裂縫為目標，使用無人機載具搭載消費型相機進行橋梁表面影像拍攝，進一步建立裂縫的圖像數據集，並進行圖像增強以擴大數據庫。研究使用全卷積網路(Fully Convolutional Networks, FCN)(圖 2.15)，相較於 CNN，該網路不使用全連接層，而是使用卷積層，這過程中能保留更多空間訊息；另外藉由物件式圖像分析 (Object-Based Image Analysis, OBIA) (圖 2.16)與 FCN 檢測結果集成，提出一種混合法，從而使 FCN 檢測結果能夠通過利用預先識別的裂縫，對特徵圖進一步細化，以獲取較精準的裂縫寬度。

最終分別對 OBIA、FCN、混合法(FCN+OBIA)進行準確度比較，在生產者精度的部分，3 種方法的精確度分別為 95.3%、85.6%、90.6%，而使用者精度分別為 80.8%、62.3%、84.7%，實驗成果顯示混合法能得到較準確的成果。

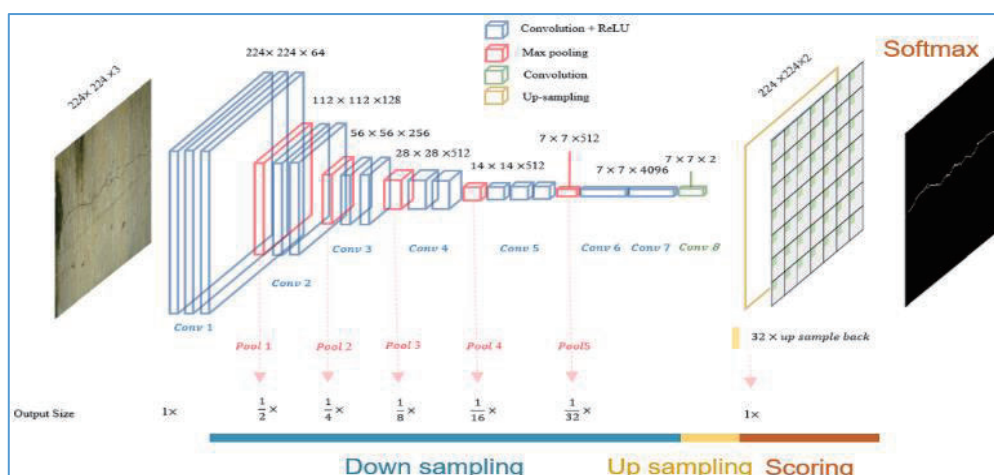


圖 2.15 FCN 結構圖

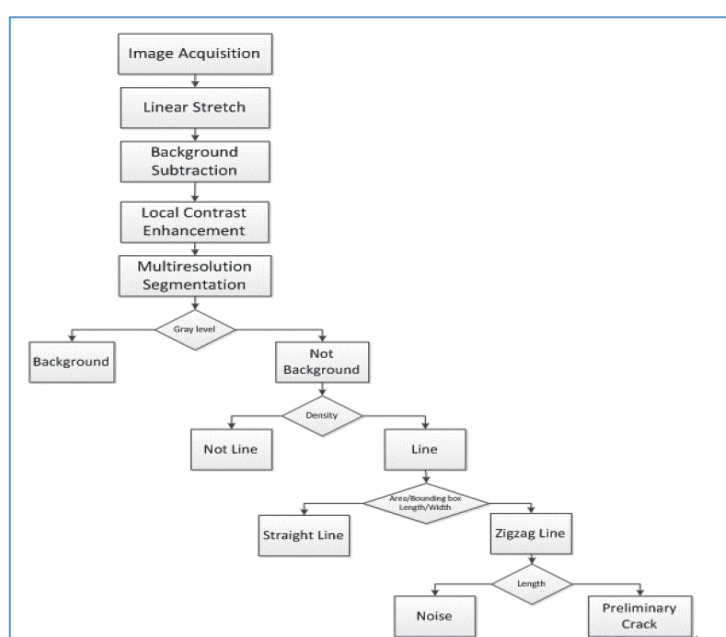


圖 2.16 OBIA 分類規則

6. Adaptive Cost-Sensitive Loss Function

對橋梁的劣化來說，其中一項棘手的任務便是對於裂縫的辨識，而對此來說類別不平衡是一大課題。背景與目標(裂縫)懸殊的占比阻礙模型達到更高的精確度，許多研究會使用(Weighted Cross Entrophy, WCE) loss function 解決這個問題。但即便如此，如何找出合適的權重也會是一項挑戰 Li(2021)^[17]等人的研究專注於處理類別不平衡的自適應損失函數，使用經過些微調整的 Unet 網路如(圖 2.17)，為裂縫偵測提出了 3 個新設計的 WCE loss function，使 WCE 找出合適的懲罰項 q ，除了提升辨識準確度外也可以加速訓練的過程。

另外 Li 等人也蒐集了新的道路裂縫資料集 BJN260，再加上已公開 3 個資料集 CrackForest, AigleRN, Crack360，總共使用 4 組資料進行訓練與驗證。下表 2-4 顯

示了不同損失函數作用於 CrackForest 的成果，在提升速度的同時也可以維持一定，甚至更高的準確度。

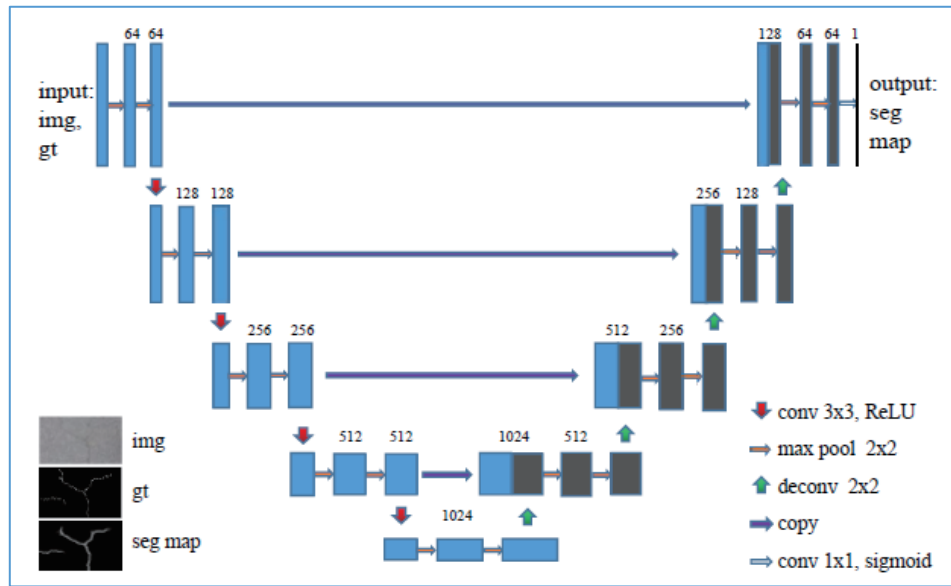


圖 2.17 Unet 網路架構

表 2-4 損失函數成果比較表

Methods	β	γ	epoch	time	ODS			OIS		
					P	R	F ₁	P	R	F ₁
RSF [7]	-	-	-	-	87.75	72.65	79.49	89.04	76.73	82.42
<i>wce_xie</i> [35]	-	-	70	54min 54s	97.07 (0.22)	75.66 (1.21)	85.04 (0.72)	97.2 (0.16)	77.35 (1.14)	86.14 (0.66)
			20	15min 44s	97.36 (0.44)	71.12 (1.56)	82.19 (0.90)	97.26 (0.39)	74.80 (1.65)	84.55 (0.95)
			10	7min 54s	98.12 (0.35)	64.49 (3.95)	77.75 (2.82)	97.53 (0.42)	68.46 (3.82)	80.39 (2.58)
			5	3min 39s	98.36 (0.46)	57.53 (4.69)	72.49 (3.68)	97.37 (0.43)	63.17 (4.68)	76.53 (3.47)
<i>wce_power</i>	0.5	1/2	20	15min 44s	96.59 (0.34)	77.85 (0.79)	86.21 (0.40)	96.66 (0.34)	80.07 (0.79)	87.58 (0.36)
			10	7min 54s	96.52 (0.60)	76.66 (1.47)	85.44 (0.68)	96.73 (0.47)	79.64 (1.23)	87.35 (0.58)
<i>wce_power</i>	0.85	1/3	20	15min 44s	96.15 (1.07)	77.84 (1.27)	86.02 (0.45)	96.37 (0.88)	79.63 (1.13)	87.20 (0.42)
			10	7min 54s	96.62 (0.23)	76.62 (0.36)	85.47 (0.28)	96.71 (0.28)	79.24 (0.50)	87.11 (0.26)
<i>wce_log</i>	0.9	-	20	15min 44s	96.55 (0.22)	77.93 (1.25)	86.24 (0.70)	96.66 (0.26)	80.08 (1.20)	87.58 (0.63)
			10	7min 54s	96.30 (0.86)	76.72 (2.88)	85.37 (1.51)	96.52 (0.72)	79.36 (2.72)	87.08 (1.41)
<i>wce_exp</i>	0.75	1	20	15min 44s	96.22 (0.73)	78.34 (1.39)	86.35 (0.61)	96.52 (0.55)	80.23 (1.15)	87.62 (0.48)
			10	7min 54s	96.62 (0.37)	76.83 (0.83)	85.59 (0.37)	96.84 (0.36)	79.44 (0.81)	87.28 (0.37)
			5	3min 39s	96.46 (0.40)	76.30 (1.53)	85.19 (0.83)	96.93 (0.40)	78.53 (1.52)	86.75 (0.80)
			10	7min 54s	96.62 (0.18)	78.18 (0.83)	86.42 (0.48)	96.95 (0.18)	79.87 (0.84)	87.58 (0.46)
0.75_exp_0.5_wj	0.75	1	5	3min 39s	96.19 (0.46)	76.97 (1.04)	85.51 (0.56)	96.48 (0.48)	79.43 (1.14)	87.12 (0.56)
0.75_exp_20_wj	0.75	1	5	3min 39s	95.74 (1.25)	77.34 (1.77)	85.54 (0.70)	96.16 (1.12)	79.66 (1.72)	87.12 (0.68)

7. SegNet

Badrinarayanan et al. (2017) [18] 提出一種深度全卷積神經網絡架構用於語義分割，並稱其為 SegNet。主要目標是瞭解道路和室內場景中目標的外觀、形狀和不同類別之間的空間關係，例如道路和人行道，因此在提取的圖像表示中保留邊界訊息格外重要。SegNet 的架構如圖 2.18 所示，其中編碼器網路是由 13 個卷積層組成，這些卷積層對應於 VGG16 網絡中為對象分類而設計的前 13 個卷積層；而每個編碼器層都有一個對應的解碼器層，因此解碼器網路也有 13 個層。最終的解碼器輸出被饋送到多類別 Softmax 分類器，以獨立產生每個像素的類別機率。

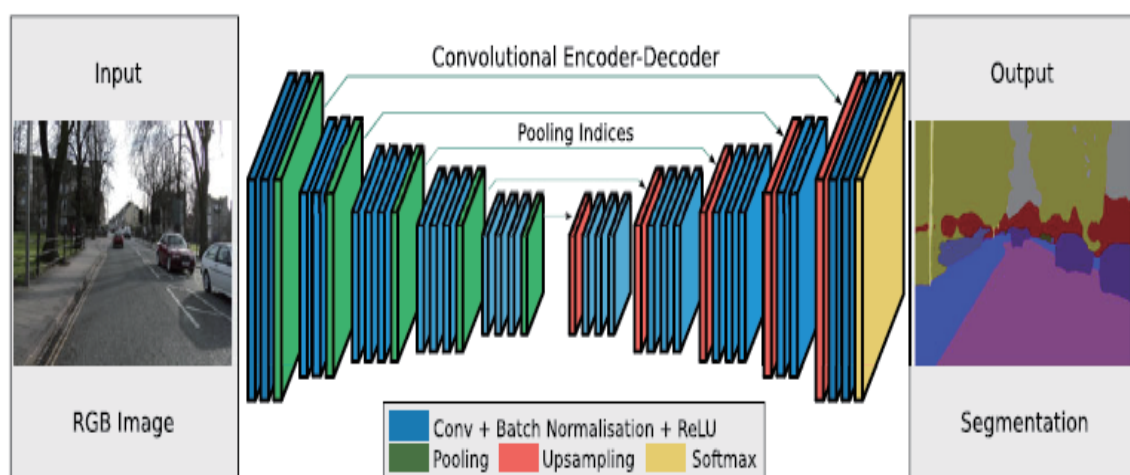


圖 2.18 SegNet 架構圖

研究使用 3,433 張影像進行訓練，並透過 CamVid 道路場景數據集對 SegNet 的性能進行測試，此數據集並不大，僅有 600 張影像，而目標是將道路、建築物、汽車、行人、標誌、桿子、人行道等 11 類別分類，同時也與另外 5 種網路進行分割結果比較，結果如圖 2.19。在表 2-5 中，顯示各模型在不同訓練次數下的表現，值得注意的是除 mIOU、BF 為其邊界劃定準確性評分指標，當以相同且固定的學習速率進行端到端訓練時，SegNet 和 DeconvNet 的 BF 評分明顯更高。雖然 DeconvNet 與 SegNet 的指標相匹配，但其計算成本更高同時也是所有網路中訓練時間最長的。整體而言，SegNet 與其他競爭模型相比具有更高的準確度與效率。

表 2-5 SegNet 與另 5 種方法之準確度比較表

Network/Iterations	40 K				80 K				> 80 K				Max iter
	G	C	mIoU	BF	G	C	mIoU	BF	G	C	mIoU	BF	
SegNet	88.81	59.93	50.02	35.78	89.68	69.82	57.18	42.08	90.40	71.20	60.10	46.84	140 K
DeepLab-LargeFOV[3]	85.95	60.41	50.18	26.25	87.76	62.57	53.34	32.04	88.20	62.53	53.88	32.77	140 K
DeepLab-LargeFOV-denseCRF[3]	not computed								89.71	60.67	54.74	40.79	140 K
FCN	81.97	54.38	46.59	22.86	82.71	56.22	47.95	24.76	83.27	59.56	49.83	27.99	200 K
FCN (learned deconv) [2]	83.21	56.05	48.68	27.40	83.71	59.64	50.80	31.01	83.14	64.21	51.96	33.18	160 K
DeconvNet [4]	85.26	46.40	39.69	27.36	85.19	54.08	43.74	29.33	89.58	70.24	59.77	52.23	260 K

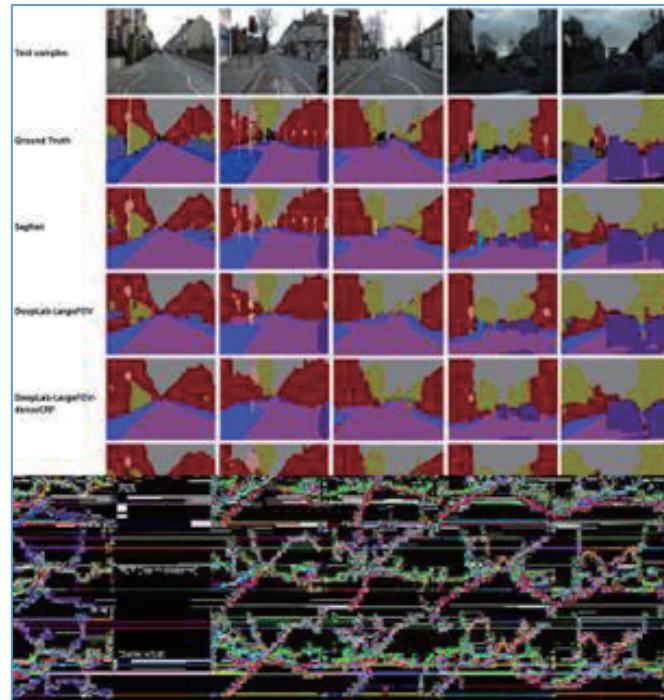


圖 2.19 SegNet 與另 5 種方法分割結果圖

8. FL-SegNet

在橋梁檢測中，裂縫和剝落是兩種最常見的損害，由於在圖像中裂縫、剝落和背景之間的比例不平衡，因此同時檢測多個缺陷是一項艱鉅的任務。Dong et al. (2019)^[19] 提出一種 FL-SegNet 的訓練模型(圖 2.20)，該模型通過減小權重分配給分類良好的樣本損失，並採用焦點損失函數來解決尺寸不平衡的問題，將訓練重點放在較難分類的樣本上。

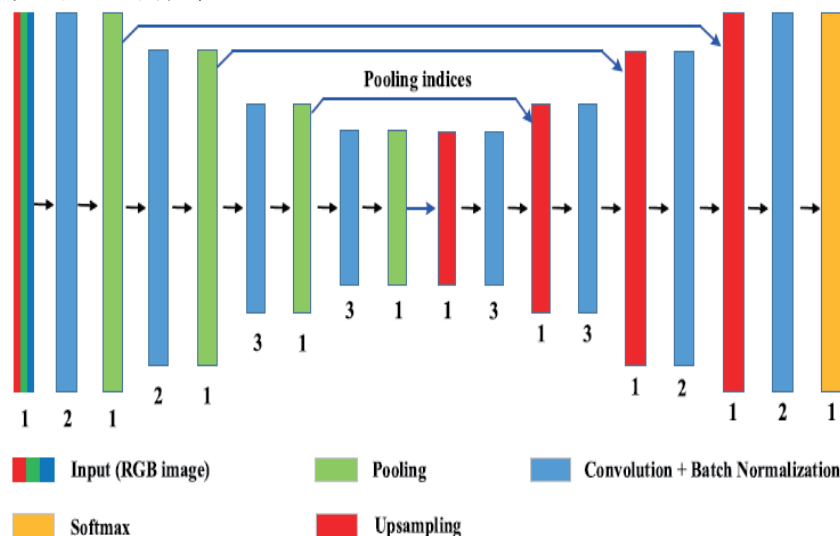


圖 2.20 FL-SegNet 結構圖

研究對隧道內部進行拍攝，最後一共獲得 1,879 張原始影像，為了增加樣本數，研究將原始影像透過切割、變形、旋轉、模糊和添加噪訊的方式，擴增獲得 10,000

張影像的數據集，並依照 75%和 25%的比例隨機將其分配到訓練集和測試集中。研究將其提出的方法與兩流法(Two-stream method)及 Basic SegNet 進行比較，以瞭解 FL-SegNet 法的有效性。詳細結果如圖 2.21 所示，其中紅色處為裂縫、綠色區域為剝落，圖 2.22 則顯示出在大小不平衡的多重損害識別上，FL-SegNet 與另外兩種方法相比，FL-SegNet 的 MPA 和 MIoU 分別提高了 11.99%和 4.88%。

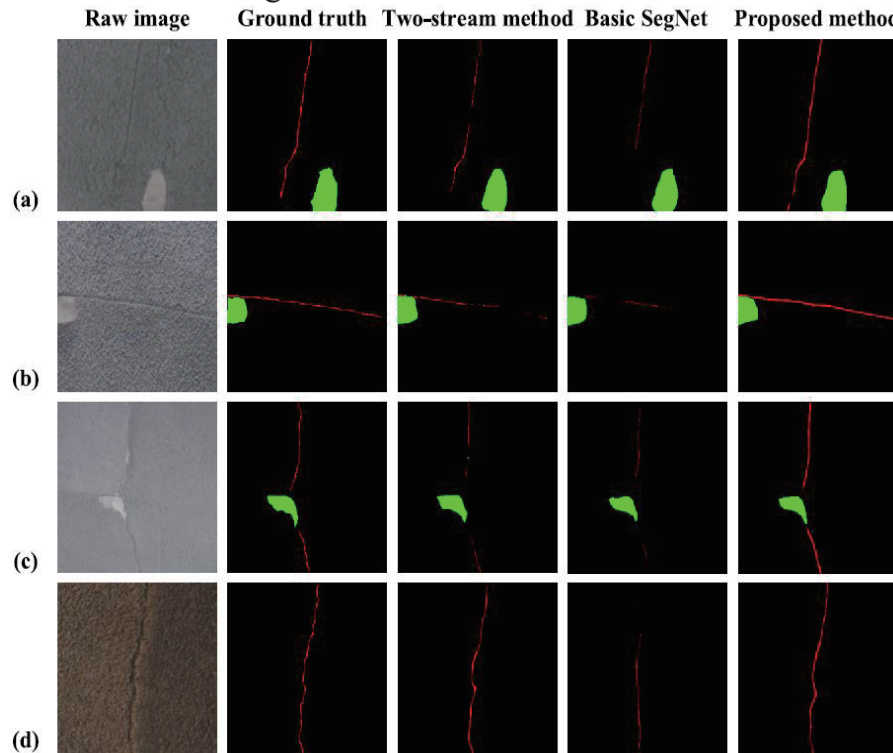


圖 2.21 FL-SegNet 與另外兩方法之結果比較圖

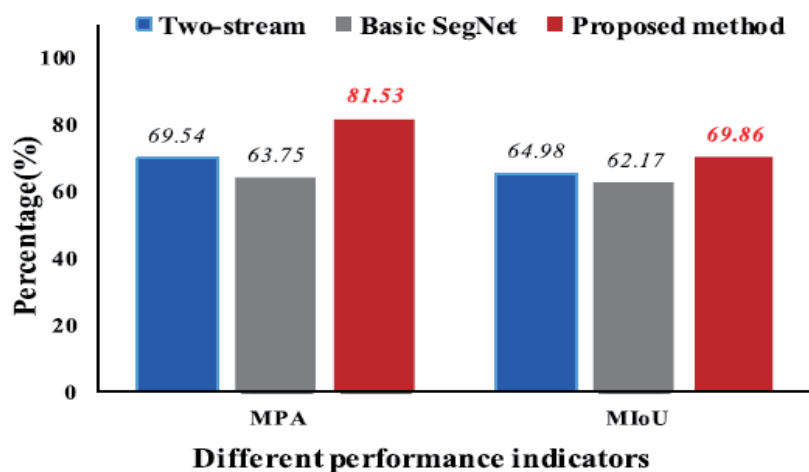


圖 2.22 FL-SegNet 與另外兩方法之偵測準確度比較

9. DeepCrack

Zou(2018)^[20] 等人基於 SegNet 的模型架構提出了 DeepCrack 網路來預測影像中的裂縫，網路架構如圖 2.23。在 DeepCrack 中，融合多尺度特徵圖以獲得大尺

度特徵圖的細節特徵和小尺度特徵圖中較抽象的特徵，如此一來，可以提高模型對於邊緣檢測上的性能。Zou 等人使用了 4 個數據集，其中 CrackTree260 用於訓練，CRKWH100、CrackLS315 和 Stone331 則是用於測試。

DeepCrack 與其他現有模型之成果比較如表 2-6，可以看到即使在不同評估指數，DeepCrack 也擁有最高的分數，並高於 80% 的準確度。DeepCrack 不像特定網路，例如：HED, RCF, SRN, SE 等，須要對預測成果進行後處理，因此使用上也具有一定的效率。

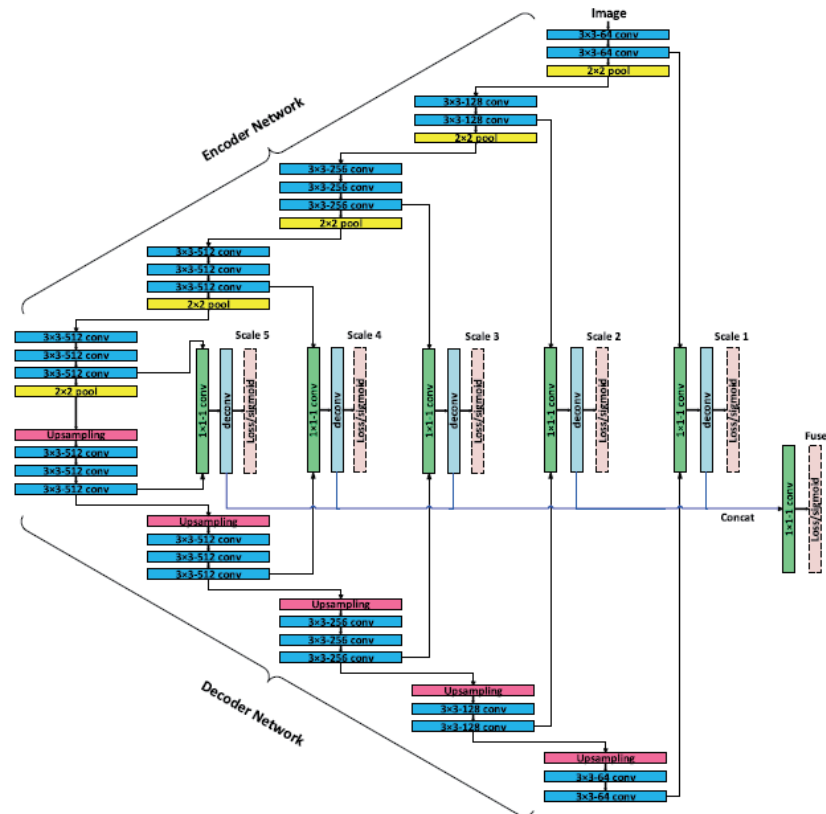


圖 2.23 DeepCrack 模型架構

表 2-6 DeepCrack 與其他模型之成果比較表

Methods	CRKWH100			CrackLS315			Stone331			FPS
	ODS	OIS	AP	ODS	OIS	AP	ODS	OIS	AP	
HED [12]	0.8403	0.8851	0.9096	0.7633	0.7976	0.8289	0.7186	0.7627	0.7582	25
RCF [13]	0.8621	0.8909	0.9079	0.7878	0.8158	0.8285	0.7889	0.8287	0.8198	20
SegNet [20]	0.8184	0.8518	0.8496	0.7610	0.7951	0.7798	0.7938	0.8151	0.7874	7
SRN [34]	0.8602	0.8906	0.9037	0.7549	0.7885	0.7950	0.7353	0.7764	0.7409	17
U-Net [11]	0.8459	0.8539	0.9021	0.6718	0.7025	0.7401	0.7570	0.7763	0.8088	6
SE [24]	0.6888	0.7434	0.7646	0.4586	0.5210	0.4946	0.5574	0.6229	0.6050	5
CrackForest [46]	0.6468	0.6468	-	0.3917	0.3917	-	0.4410	0.4410	-	4
CrackTree [45]	0.6269	0.6269	-	0.6429	0.6429	-	0.6041	0.6041	-	0.5
DeepCrack	0.9095	0.9170	0.9315	0.8449	0.8671	0.8772	0.8559	0.8751	0.8883	6

10. Deeply Supervised CNN

裂縫為常見的橋梁劣化特徵，也是主要的辨識類別之一。為提取多尺度的裂縫特徵和提升模型區分裂縫、噪訊的能力，融合模型前階段大空間尺度的低階訊息與後階段小空間尺度的高階訊息，這樣的多尺度特徵融合方法很常見於裂縫等劣化目標的辨識任務，如圖 2.24(a)；而這樣 U 型結構的多尺度特徵融合方法可能存在一個問題，便是與低階特徵融合的模型深層之高階特徵會逐層的被稀釋，導致模型最終退化成淺層網路。

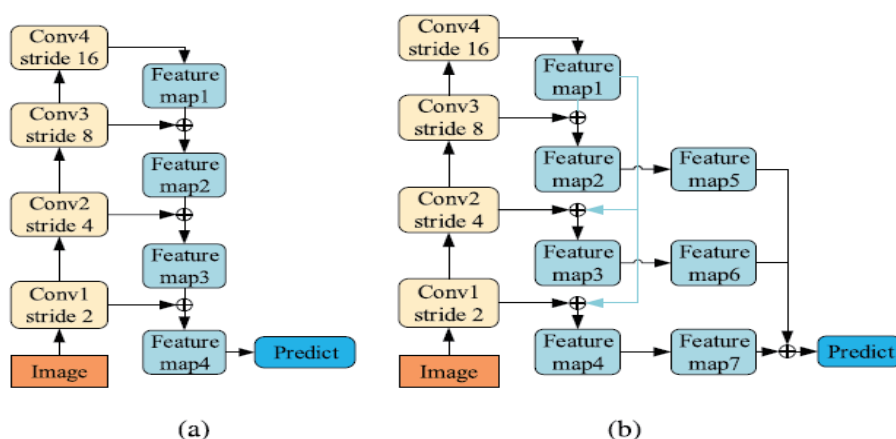


圖 2.24 (a)FPN 架構 (b)Deeply Supervised CNN 架構

Qu(2021)^[21] 等人為解決此問題，提出 Deeply Supervised CNN，直接將深層的特徵引入給不同尺度的淺層特徵，如圖 2.24(b)。而該模型架構主要分成 3 部分，如圖 2.25: (1)基於 DeepLab 進行多尺度特徵提取、(2)多尺度的特徵融合、(3)Side network 輸出。

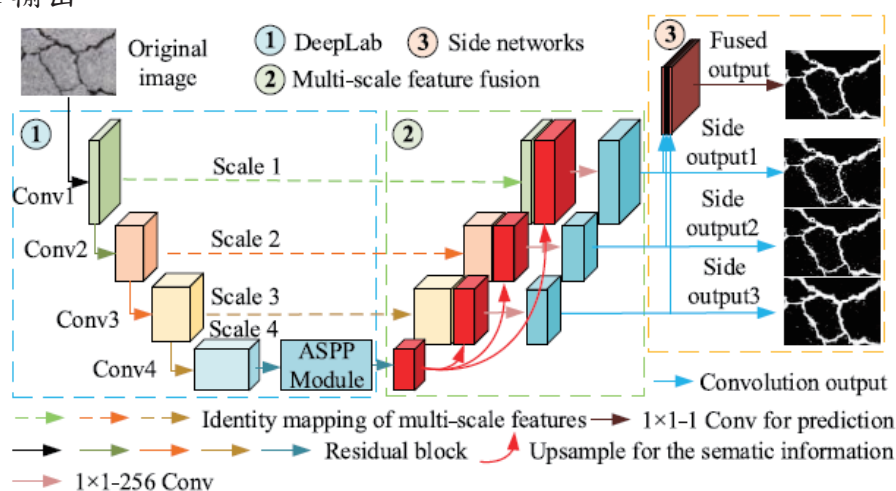


圖 2.25 Deeply Supervised CNN 架構圖

此架構有助於提高模型的收斂和裂縫檢測能力，學習幾何結構較複雜、難以被單尺度網路捕捉的裂縫特徵。研究中 Qu 等人進行了消融實驗，證實多尺度的特徵融合(multiscale feature fusion module, MSFFM)和 Side network (SN)確實對模型的

辨識成果有顯著效益，如表 2-7。與其他現有的語意分割模型比較，如表 2-8，Deeply Supervised CNN 在 CRACK500 和 DEEPCrack 兩資料集都表現出最佳的 MIU 值，分別為 0.735 和 0.870，顯示出更高的辨識準確度。

表 2-7 消融實驗成果比較

ABLATION ANALYZE FOR THE PROPOSED ARCHITECTURE ON CRACK500 AND DEEPCrack DATA SETS

Settings	CRACK500						DEEPCrack					
	<i>P</i>	<i>R</i>	<i>F1</i>	<i>Pa</i>	<i>Ma</i>	<i>MIU</i>	<i>P</i>	<i>R</i>	<i>F1</i>	<i>Pa</i>	<i>Ma</i>	<i>MIU</i>
DeepLabv3+	0.545	0.831	0.658	0.952	0.895	0.720	0.762	0.766	0.764	0.980	0.878	0.799
DeepLab + MSFFM	0.581	0.778	0.665	0.956	0.872	0.726	0.858	0.824	0.841	0.987	0.909	0.856
DeepLab + SN	0.586	0.763	0.663	0.957	0.866	0.725	0.844	0.818	0.831	0.986	0.906	0.848
DeepLab + MSFFM + SN(Ours)	0.654	0.698	0.675	0.963	0.838	0.735	0.867	0.850	0.858	0.988	0.922	0.870

表 2-8 模型成果比較

EVALUATION METRICS OF COMPETING METHODS ON CRACK500 AND DEEPCrack DATA SETS

Methods	CRACK500						DEEPCrack					
	<i>P</i>	<i>R</i>	<i>F1</i>	<i>Pa</i>	<i>Ma</i>	<i>MIU</i>	<i>P</i>	<i>R</i>	<i>F1</i>	<i>Pa</i>	<i>Ma</i>	<i>MIU</i>
HED [17]	0.583	0.627	0.604	0.954	0.800	0.693	0.797	0.799	0.798	0.983	0.895	0.823
RCF [33]	0.587	0.593	0.590	0.952	0.794	0.684	0.832	0.799	0.815	0.985	0.896	0.836
U-Net [20]	0.641	0.641	0.624	0.957	0.808	0.704	0.826	0.783	0.804	0.984	0.888	0.828
SegNet [15]	0.564	0.624	0.592	0.952	0.798	0.685	0.800	0.768	0.784	0.982	0.880	0.813
CrackNet [34]	0.631	0.700	0.664	0.960	0.838	0.728	0.838	0.834	0.836	0.986	0.914	0.852
CrackSeg [32]	0.645	0.701	0.672	0.962	0.839	0.733	0.815	0.804	0.812	0.984	0.900	0.833
DeepCrack [14]	0.600	0.648	0.623	0.956	0.811	0.703	0.874	0.837	0.855	0.988	0.916	0.867
DeepCrack [16]	0.603	0.636	0.619	0.956	0.806	0.701	0.779	0.735	0.756	0.980	0.863	0.794
Ours	0.654	0.698	0.675	0.963	0.838	0.735	0.867	0.850	0.858	0.988	0.922	0.870

11. ResNet

He et al. (2016)^[22]發現當網路越深時，就越容易出現退化問題，此現象代表隨著網路深度的增加，精度將達到飽和並迅速退化，若將更多層添加到適當深度的模型中會導致更高的訓練誤差，而且這種現象不是由過度擬合引起。降級將使得訓練準確性下降並表明並非所有系統都同樣容易優化，因此他們設計出 Shortcut 模塊(圖 2.26)並應用到連續卷積的普通網路中，提出一個殘差網路 ResNet。圖 2.27 中分別顯示普通網路 VGG-19、34 層普通網路以及 34 層殘差網路的訓練結構。訓練以及測試方面，研究透過 ImageNet 2012 分類數據集測試網路性能，此數據集包含 1,000 個類別，訓練集和驗證集分別有 128 萬及 5 萬張影像，並使用另外的 10 萬張影像進行測試，測試結果如圖 2.28 所示，可以明顯看出在普通網路測試中，34 層網路的誤差比 18 層網路高；若改成殘差網路則 34 層網路的誤差明顯低於 18 層網路，從這個結果可以看到 ResNet 在深度網路中的訓練誤差較小，同時 Shortcut 模塊有能力解決退化問題。

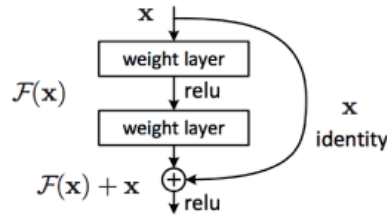


圖 2.26 shortcut 模塊結構圖

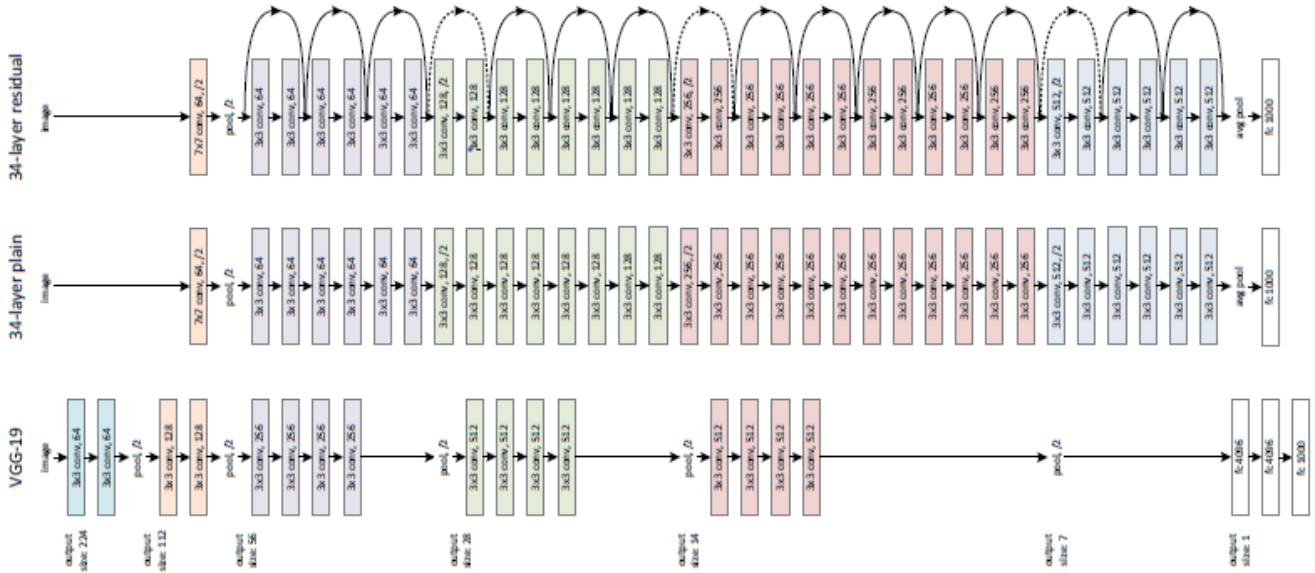


圖 2.27 ResNet 與另兩種網路結構比較圖

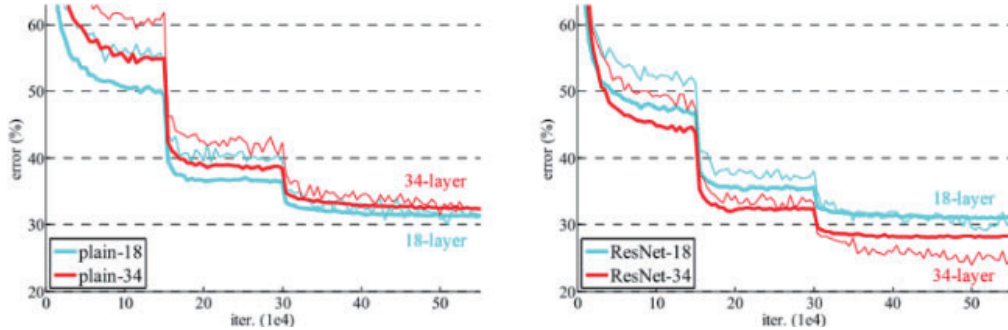


圖 2.28 ImageNet 2012 分類數據集測試結果圖

12. CrackSeg

Song et al. (2020)^[23] 認為儘管大多數公開的深度學習方法已經得到理想的結果，但仍然須要在複雜背景下進行自動路面裂縫檢測。因此提出一種端到端的深度卷積神經網絡，稱為 CrackSeg(圖 2.29)，用於從複雜場景中的裂縫檢測。研究使用 ResNet 預訓練模型來提取裂縫特徵，並在最終特徵表示中使用多尺度擴張卷積模塊獲得多尺度裂縫語義信息。隨後將上採樣模塊將淺層和深層語義信息融合在一起，最後通過 Softmax 函數計算每個像素屬於裂縫或非裂縫的機率。

在訓練資料方面，研究使用中國大陸遼寧省的路面檢測影像。資料集內的影像包含不同路面和燈光並有大量的裂縫，主要的目標為裂縫，因此只有裂縫和非裂縫

兩個類別。訓練集和驗證集分別由 4,736 張和 1,036 張組成，同時為了證明其方法的可行性，研究該網路與 SegNet、U-Net、PSPNet、DeepCrack 以及 DeepLabv3+ 進行了比較。另外為了驗證深度學習語義分割模型在裂縫檢測中的優勢，亦引入非深度學習方法的 CrackForest，結果如圖 2.30、表 2-9 所示。

結果顯示 CrackSeg 的 mIoU 值達到最高 73.53%，其次是 DeepCrack 和 DeepLabv3+，其中非深度學習方法的 CrackForest 有最低的 mIoU 且比 CrackSeg 低 14.27%。研究認為性能提高主要歸因於在編碼階段使用多尺度擴張卷積模塊，該模塊捕獲多尺度上下訊息以進行準確的語義挖掘，並通過連續的卷積運算獲得更準確的分割結果。

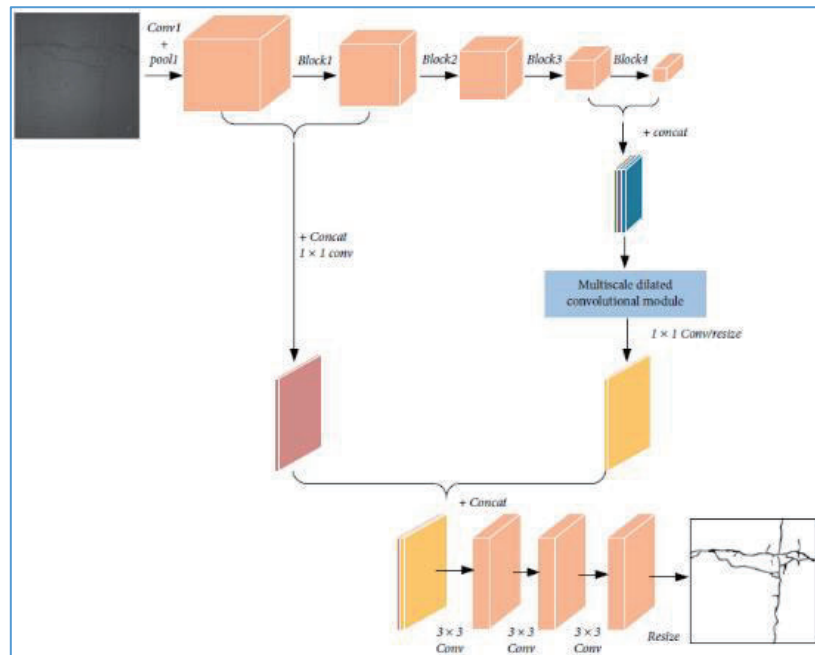


圖 2.29 CrackSeg 結構圖

表 2-9 CrackSeg 與另 6 種方法之準確度比較表

Method	OA	Precision	Recall	F-score	mIoU
CrackForest	87.04	86.28	85.46	85.86	59.26
SegNet	96.64	96.86	97.08	96.97	70.56
U-Net	96.58	96.99	97.09	97.04	71.49
PSPNet	96.25	96.90	96.88	96.89	69.63
DeepLabv3+	96.83	97.01	97.64	97.32	71.77
DeepCrack	97.14	97.33	97.72	97.52	72.04
CrackSeg	98.79	98.00	97.85	97.92	73.53

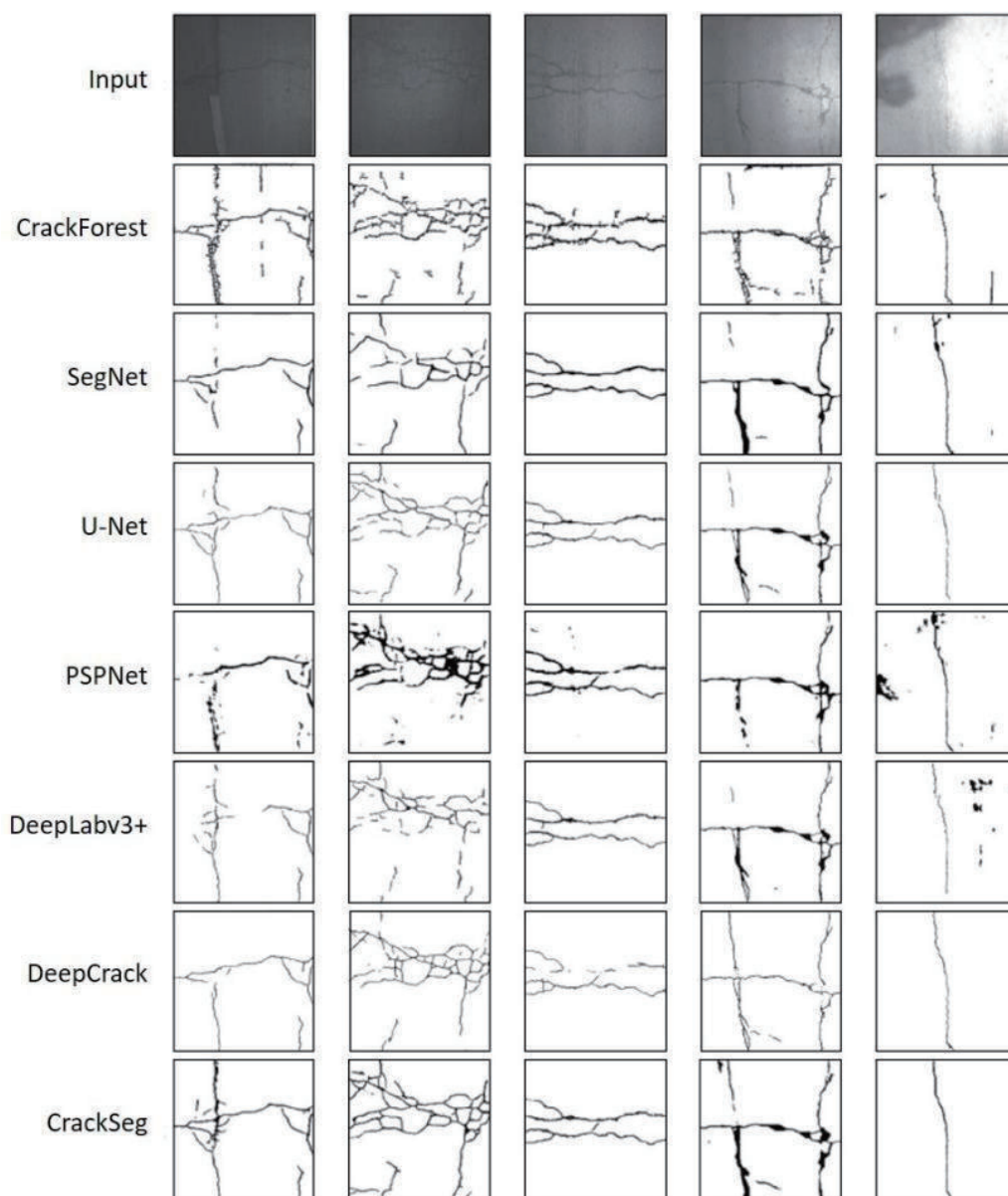


圖 2.30 CrackSeg 與另 6 種方法分割結果圖

13. PSPNet

最新的語意解析框架主要基於全卷積神經網路，然而對於無限制的目標和多樣化的場景仍十分具有挑戰性。Zhao et al. (2017)^[24] 提出金字塔場景解析網路(Pyramid Scene Parsing Network, PSPNet)來實現場景感知，主要方式是結合深度學習的 ResNet 開發出有效的優化策略，並試著提高複雜場景解析任務中，對目標以及環境的識別性能。PSPNet 架構如圖 2.31 所示，研究首先以 ResNet 進行訓練，接著將特徵圖輸入金字塔解析模塊來收集不同的子區域，然後進行上採樣和串聯，最後將存有上下訊息的特徵圖饋入卷積層以獲得每個像素的預測。

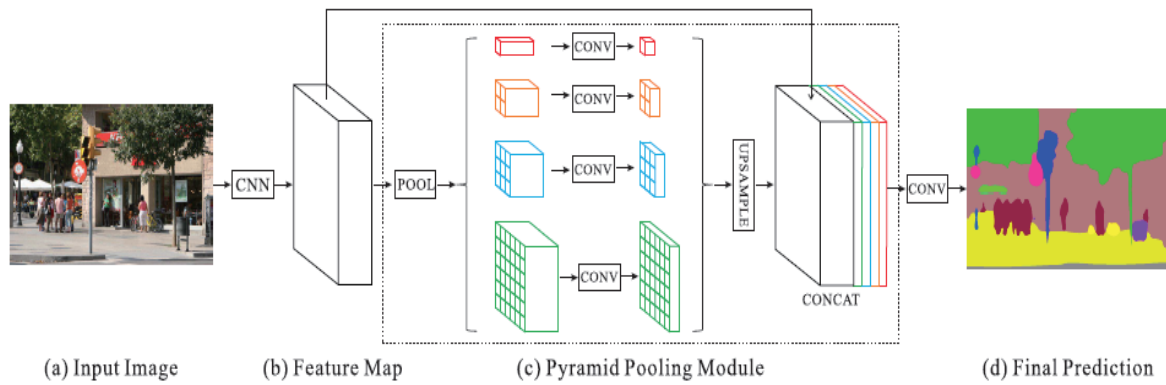


圖 2.31 PSPNet 結構圖

研究使用 PASCAL VOC 2012 分割數據集進行性能實驗，該數據集包含 20 個目標類別和 1 個背景類別。經過處理，訓練集、驗證集以及測試集的影像張數分別為 10,582、1,449 和 1,456 張；此外也與另外 4 種網路進行比較，詳細結果如圖 2.32、表 2-10 所示，表中分為上下兩部分，上半部表示未使用 MS-COCO 數據集進行預訓練；下半部表示有進行預訓練。

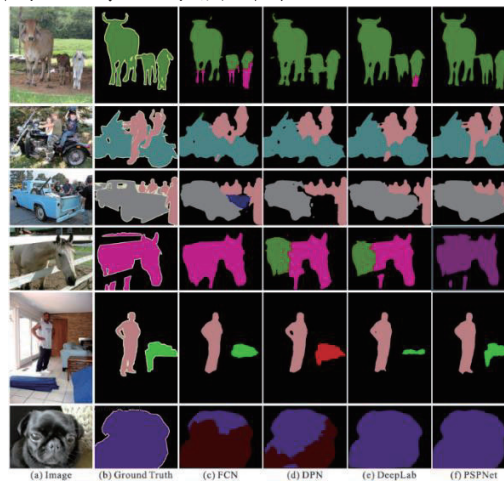


圖 2.32 PSPNet 與另外 4 種網路對 PASCAL VOC 2012 影像分割結果圖

表 2-10 PSPNet 與其他網路對 PASCAL VOC 2012 各類別分割準確度比較表

Method	aero	bike	bird	boat	bottle	bus	car	cat	chair	cow	table	dog	horse	mbike	person	plant	sheep	sofa	train	tv	mIoU
FCN	76.8	34.2	68.9	49.4	60.3	75.3	74.7	77.6	21.4	62.5	46.8	71.8	63.9	76.5	73.9	45.2	72.4	37.4	70.9	55.1	62.2
Zoom-out	85.6	37.3	83.2	62.5	66.0	85.1	80.7	84.9	27.2	73.2	57.5	78.1	79.2	81.1	77.1	53.6	74.0	49.2	71.7	63.3	69.6
DeepLab	84.4	54.5	81.5	63.6	65.9	85.1	79.1	83.4	30.7	74.1	59.8	79.0	76.1	83.2	80.8	59.7	82.2	50.4	73.1	63.7	71.6
CRF-RNN	87.5	39.0	79.7	64.2	68.3	87.6	80.8	84.4	30.4	78.2	60.4	80.5	77.8	83.1	80.6	59.5	82.8	47.8	78.3	67.1	72.0
DeconvNet	89.9	39.3	79.7	63.9	68.2	87.4	81.2	86.1	28.5	77.0	62.0	79.0	80.3	83.6	80.2	58.8	83.4	54.3	80.7	65.0	72.5
GCRF	85.2	43.9	83.3	65.2	68.3	89.0	82.7	85.3	31.1	79.5	63.3	80.5	79.3	85.5	81.0	60.5	85.5	52.0	77.3	65.1	73.2
DPN	87.7	59.4	78.4	64.9	70.3	89.3	83.5	86.1	31.7	79.9	62.6	81.9	80.0	83.5	82.3	60.5	83.2	53.4	77.9	65.0	74.1
Piecewise	90.6	37.6	80.0	67.8	74.4	92.0	85.2	86.2	39.1	81.2	58.9	83.8	83.9	84.3	84.8	62.1	83.2	58.2	80.8	72.3	75.3
PSPNet	91.8	71.9	94.7	71.2	75.8	95.2	89.9	95.9	39.3	90.7	71.7	90.5	94.5	88.8	89.6	72.8	89.6	64.0	85.1	76.3	82.6
CRF-RNN [†]	90.4	55.3	88.7	68.4	69.8	88.3	82.4	85.1	32.6	78.5	64.4	79.6	81.9	86.4	81.8	58.6	82.4	53.5	77.4	70.1	74.7
BoxSup [†]	89.8	38.0	89.2	68.9	68.0	89.6	83.0	87.7	34.4	83.6	67.1	81.5	83.7	85.2	83.5	58.6	84.9	55.8	81.2	70.7	75.2
Dilation8 [†]	91.7	39.6	87.8	63.1	71.8	89.7	82.9	89.8	37.2	84.0	63.0	83.3	89.0	83.8	85.1	56.8	87.6	56.0	80.2	64.7	75.3
DPN [†]	89.0	61.6	87.7	66.8	74.7	91.2	84.3	87.6	36.5	86.3	66.1	84.4	87.8	85.6	85.4	63.6	87.3	61.3	79.4	66.4	77.5
Piecewise [†]	94.1	40.7	84.1	67.8	75.9	93.4	84.3	88.4	42.5	86.4	64.7	85.4	89.0	85.8	86.0	67.5	90.2	63.8	80.9	73.0	78.0
FCRN [†]	91.9	48.1	93.4	69.3	75.5	94.2	87.5	92.8	36.7	86.9	65.2	89.1	90.2	86.5	87.2	64.6	90.1	59.7	85.5	72.7	79.1
LRR [†]	92.4	45.1	94.6	65.2	75.8	95.1	89.1	92.3	39.0	85.7	70.4	88.6	89.4	88.6	86.6	65.8	86.2	57.4	85.7	77.3	79.3
DeepLab [†]	92.6	60.4	91.6	63.4	76.3	95.0	88.4	92.6	32.7	88.5	67.6	89.6	92.1	87.0	87.4	63.3	88.3	60.0	86.8	74.5	79.7
PSPNet [†]	95.8	72.7	95.0	78.9	84.4	94.7	92.0	95.7	43.1	91.0	80.3	91.3	96.3	92.3	90.1	71.5	94.4	66.9	88.8	82.0	85.4

結果顯示，僅使用 PASCAL VOC 2012 數據進行訓練時，PSPNet 的 mIOU 即可達到 82.6%，且在所有 20 個類別中都獲得最高的準確性。當使用 MS-COCO 數據集進行預訓練時，其 mIOU 更達到 85.4% 且在 20 個類別中有 19 個獲得最高的準確度。整體而言，PSPNet 在該分類任務中的準確度優於其他方法，同時也在語意分割上得到令人滿意的結果。

14. Improved DeepLab V3+

在該研究中，Sun(2021)^[25] 等人修改了 DeepLab V3+，使模型更好地適用於偵測裂縫和孔洞。雖然對網絡進行修改，如圖 2.33 所示，仍保留了一些基本概念，並引入了新的子架構以提高模型的效能。該模型使用的影像大小僅 256×256，與原始 DeepLab V3+ 網絡架構使用的影像大小相比，影像長寬各減少了一半以減少模型運算成本。在編碼器中，該模型使用 Xception-65 作為骨幹網絡來萃取特徵，然而在此之後，Sun 等人修改 ASPP 中空洞卷積的空洞率，從 1、6、12、18 修改為 1、2、4、8，使模型對於裂縫和孔洞等小目標的檢測能更清晰、明確。

在 Improved DeepLab V3+ 中，引入了子架構 Squeeze-and-Excitation(SE) block，為每個通道分配不同的權重。如前所述，ASPP 可以提取具有不同細節層次的特徵圖，但每個特徵圖對識別結果的重要性並不相同；SE 架構可用於學習和賦予不同重要性的通道權重，可以幫助網絡對信息特徵的學習更加敏銳。

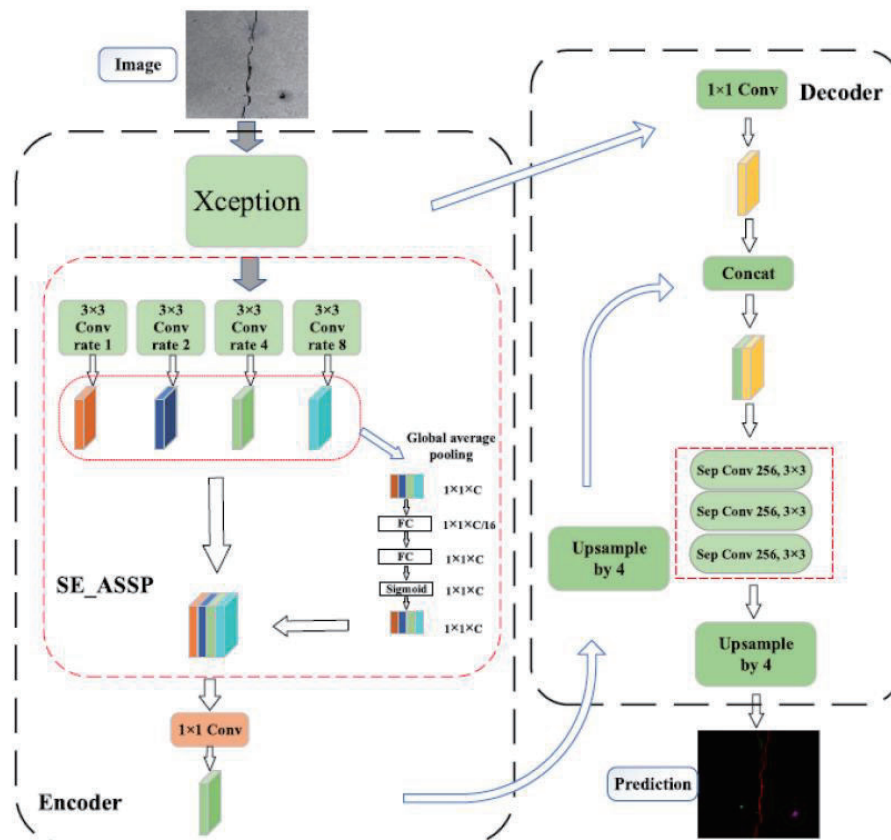


圖 2.33 Improved DeepLab V3+ 模型架構圖

該網路架構之預測成果也與其他現有的語意分割模型進行比較，如表 2-11。研究提出之 Improved DeepLab V3+不論在裂縫還是孔洞都高於另外兩個模型，FCN 和原架構之 DeepLab V3+網路，且其平均準確度高達 95.59%，MIoU 達 81.87%。達到了很優異的成果。

表 2-11 成果比較表

Method	AP(%)	MAP(%)	MIoU(%)
Proposed DeepLabv3+	Crack: 97.63	95.58	81.87
	Bughole: 93.53		
FCN	Crack: 89.33	84.90	67.87
	Bughole: 80.46		
Original DeepLabv3+	Crack: 95.43	93.58	78.85
	Bughole: 91.73		

15. Optimized Decoder

常見的語意分割模型具有 Encoder-decoder 的架構，König(2021)^[26] 等人認為現有的 Encoder(編碼器)已具有足夠良好的能力進行特徵萃取，因此設計出一種通用的 Decoder(解碼器)架構，使 Encoder 萃取出的特徵可以更完善的還原至原輸入影像大小，架構圖如下圖 2.34。König 等人設計的 Decoder 可以連接在任意已經過預訓練的模型後，例如:VGG, ResNet, EfficientNet 等。而由圖可以看出 Encoder 之解碼器須具備至少 5 層的下採樣層(Downsampling Layer)同時與該解碼器一同使用。

König 等人總共使用了 5 組資料集進行訓練和測試，由表 2-12 可以看到，不論是對哪組資料集，同時使用深度監督(Deep Supervision, DSV)模組和遷移訓練(Transfer Learning, TL)的成果會最好；而表 2-13 顯示使用不同預訓練模型與設計之 Decoder 成果，綜合不同資料集成果來看，與其他預訓練模型相比，EfficientNet 系列模型可以表現得更好。

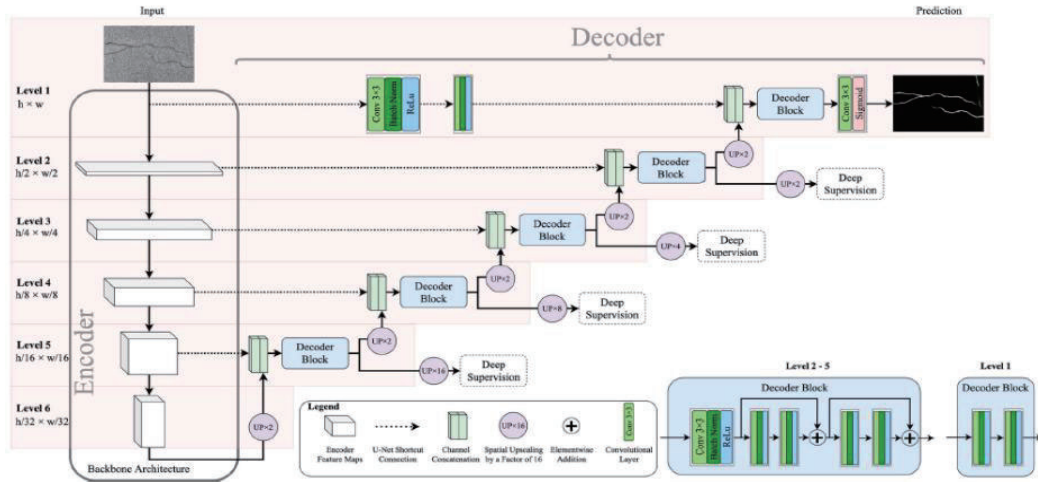


圖 2.34 Optimizes decoder 架構圖

表 2-12 有無使用深度監督(DSV)模組和遷移訓練(TL)之成果比較表

Dataset	Metric	Ours + DSV + TL	Ours without DSV	Ours without TL
CT260 + CRKWH100	OIS	93.93±0.10	93.78±0.39	92.24±0.88
	ODS	93.06±0.12	92.74±0.42	91.35±1.08
CT260 + STONE331	OIS	89.30±3.36	81.76±5.93	62.01±39.74
	ODS	88.48±3.17	80.28±6.18	61.00±39.50
CFD	OIS	97.73±0.19	97.28±0.11	95.49±0.95
	ODS	97.07±0.28	96.49±0.22	94.54±1.14
DeepCrack-DB	OIS	88.91±0.16	88.64±0.17	88.34±0.15
	ODS	85.49±0.33	84.66±0.36	84.81±0.29

表 2-13 使用不同預訓練模型與資料集之成果展示

Backbone	#Model Params	CT260 + CRKWH100		CT260 + Stone331	
		OIS	ODS	OIS	ODS
EfficientNet B0	12.5M	90.12±1.49	88.55±1.65	26.46±22.53	24.64±21.85
EfficientNet B1	15.0M	92.90±1.32	92.03±1.45	87.43±3.44	86.48±3.35
EfficientNet B2	16.7M	93.50±0.28	92.56±0.21	89.32±2.18	88.53±1.99
EfficientNet B3	20.2M	93.93±0.10	93.06±0.12	89.30±3.36	88.48±3.17
VGG 19	26.7M	93.11±0.19	92.59±0.25	91.56±0.67	90.05±0.94
EfficientNet B4	28.1M	93.70±0.16	93.05±0.21	91.09±2.25	89.96±3.17
ResNet 50	35.0M	93.60±0.06	93.16±0.13	86.17±1.46	86.04±1.45
EfficientNet B5	39.8M	94.25±0.13	93.34±0.07	93.30±0.52	92.17±0.48
Backbone	#Model Params	CFD		DeepCrack-DB	
		OIS	ODS	OIS	ODS
EfficientNet B0	12.5M	97.64±0.10	96.98±0.21	88.88±0.18	85.51±0.50
EfficientNet B1	15.0M	97.60±0.16	96.90±0.15	89.03±0.17	85.61±0.31
EfficientNet B2	16.7M	97.75±0.07	97.22±0.15	89.02±0.17	85.34±0.40
EfficientNet B3	20.2M	97.73±0.19	97.07±0.28	88.91±0.16	85.49±0.33
VGG 19	26.7M	96.53±0.29	95.75±0.31	88.10±0.15	84.65±0.22
EfficientNet B4	28.1M	97.86±0.10	97.17±0.14	89.05±0.17	85.49±0.38
ResNet 50	35.0M	97.92±0.09	97.37±0.18	88.68±0.17	84.73±0.39
EfficientNet B5	39.8M	97.64±0.26	96.91±0.36	88.86±0.28	85.39±0.44

16. YOLO

Satoshi Anai(2021)^[27]將以下 6 種類神經網路進行比較，分別為 YOLOv3、RetinaNet-50、RetinaNet-101、RetinaNet-152、SSD512、SSD300 還有 Faster R-CNN，在研究裡使用相同的樣本，但是不同的類神經網路進行訓練模型後將訓練模型分成可辨識以下 5 種混凝土惡化的模型，分別是裂縫、鋼筋外露；以及 3 種類型的游離氧化鈣。在 6 種類神經網路中以 YOLOv3 的 mAP 91.1%為最高，其他的類神經網路表現約在 80%上下。

目前發佈的最新版本為 2020 年 4 月底所發佈的 v4，處理速度大大提升，並且這是全世界目前最快最準的物體偵測演算法，YOLOv4 是研究團隊與俄羅斯開發者所共同研發。YOLO (You Only Look Once)為 One-stage 的 Object Detection 演算法，可以一次性的預測多個目標物位置及類別，並且擁有好的辨識速度，以及能夠實現 Real-time 偵測並維持高準確度。YOLOv4 在 YOLOv3 的模型在多個部分做改進，可以使得辨識速度提升的同時，大幅提高模型的辨識精度，並且降低硬體的使用要求。在 FSP = 90，Yolov4 表現的 AP 值為 42 比 Yolov3 的 32 提升 10%的辨識準確性，如圖 2.35 所示。

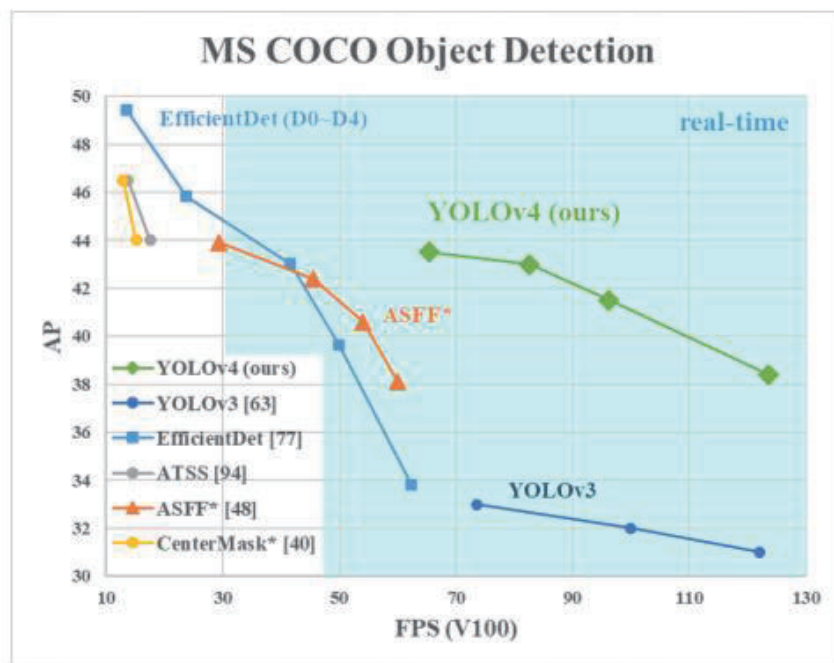


圖 2.35 YOLOV4 與 V3 效能比較

17. 劣化辨識深度學習相關文獻小結

劣化辨識深度學習相關文獻在 2017 年之前的網路架構為以像元或區塊為基礎的卷積神經網路，具有神經網路模型易訓練、辨識能力稍較穩定的優點，2017 年之後的網路架構的主流改變為 Autoencoder 架構，具有影像整體辨識，辨識速度快、

完整辨識物體、較少雜訊的優點，由於劣化區域完整辨識與抗雜訊是計畫所需，因此本研究 AI 模型採用 Autoencoder 架構。另外大部分相關文獻所使用的影像訓練與驗證資料為影像空間尺度相似、背景乾淨影像，這樣影像與本研究所處理的資料(影像空間尺度不一、背景雜亂)差異甚大，需對於 AI 模型架構與損失函數進行調整。依循 Xu et al. (2019)、Qu et al. (2021)與 Sun et al. (2021)等裂縫區域辨識研究，本研究採用 DeepLab v3+為初始架構進行調整，調整後使用的模型名稱為 DeepLab v3++，換言之，本研究所使用的模型為 DeepLab v3+的進階版本。

2.3 無人機橋下定位導航相關文獻分析

無人機於橋梁下進行檢測工作時，MnDOT 和 Collins Engineers 在初期使用 Aeryon SkyRanger 這款無人機，發現其主要缺點為無法向上看，以及無法在 GNSS 覆蓋率低或沒有 GNSS 覆蓋的橋梁下方飛行。之後其發現 SenseFly Albris 無人機附有超聲波感測器和額外的鏡頭且可以直接向上看，所以可在沒有 GNSS 的橋下飛行及進行橋梁檢測拍照作業，然如何克服無 GNSS 訊號的橋下安全作業，將是無人機橋梁檢測是否能成功之重要關鍵技術之一。

據此一般都是採用室內定位技術，同時要建立一套絕對坐標系統，讓須要定位的設備(如無人機)有可以參考及隨時修正的基準，其次定位演算法與偵測儀器必須夠準確，兩者齊備才能達到精準定位。有坐標資料後，無人機須要量測接收到的訊號強弱，便可使用三角定位法建立自己的位置，而對於須要做出即時定位的無人機，移動方向與速度的計算就非常重要，這時慣性感測器(Inertial Measurement Unit, IMU)對無人機軌跡的推算可改進定位精確度。此外做為提供定位用的信標及偵測儀器，一般的室內定位可以有下列幾種裝置，包括 UWB、Marvelmind、Bluetooth Beacons、Odometry、Magnetometers、WiFi RSSI、Laser Triangulation、Optical 等。對於使用者來說，須要考量的是 GPS 的精確度、有效範圍、耐用性、物件尺寸、價格等；而結合視覺慣性里程計 (Visual Inertial Odometry, VIO)及 Marvelmind 的融合定位演算法，一般具有平滑、精確、頻率高、全局無飄移等優點，定位誤差約為 10 公分，但是 Marvelmind 有容易受環境干擾的缺點，所以本研究使用 VIO 及 UWB 的融合定位演算法。

使用多感測器估計狀態的算法已經被證明是有效且穩定的方法。在橋梁檢測的任務當中，我們將使用體積小、價格較低的感測器，如相機、慣性感測元件(IMU)、GNSS 接收器、UWB 等，來達到在橋梁周圍的環境中即時狀態估計。融合多感測器的狀態估計算法的模型主要分成兩種：基於濾波器的算法(Filtering-based)及基於優化的算法(Optimization-based)。濾波器的計算量較低，但因為演算法假設狀態為高斯分布而受限；優化的算法由於進行迭代所以計算量高，但優化的結果較為精準。近年來電腦的計算效能提升，因此優化的演算法也越來越受到應用及研究的重視。上述兩種演算法分別又因

為融合的對象不同分為鬆耦合(Loosely-coupled)與緊耦合(Tightly-coupled)。鬆耦合是指各個感測器分別估計狀態再將估計結果進行融合，此演算法計算量小，但對誤差敏感，累積誤差會越來越大。緊耦合則是將所有感測器的原始資料做為輸入值，一同估計出一組狀態，但也因此增加計算量，但可以避免狀態間的誤差累計，提升精度。

相機與 IMU 的融合是最早開始被研究的，藉由 IMU 有較高的輸出頻率及較不會被外在環境干擾(如：相機容易受光照影響)，讓融合結果可以有高頻及穩定的特性；而相機可以降低 IMU 的積分誤差、校正 IMU 的噪聲。

Weiss et al. (2012)及 Lynen et al. (2013)^{[28] [29] [30]}指出在濾波器的模型中，鬆耦合的算法為最簡單的方法，此方法中 IMU 估計的狀態做為主要傳播(Propagation)的依據，而相機的狀態估計用於修正(Update)融合結果。濾波器的模型中，緊耦合的算法中最廣為應用的算法是 MSCKF (Mourikis and Roumeliotis, 2007)^[31]，這個方法不是單純將影像中可辨識的特徵點做為狀態進行估計，而是將多個相機位姿以及當中共同被追蹤的特徵點做幾何約束。SR-ISWF (Wu et al., 2015, Paul et al., 2017)^[32]則是將 MSCKF 擴展，在狀態列中使用平方根的形式，進而提升計算效率以及避免不穩定的數值特性。另外 ROVIO (Bloesch et al., 2017)^[33]也是其中一種緊耦合的濾波器算法。

優化算法中，鬆耦合的方式較少使用(Brunetto et al., 2015)^[34]，並且效果沒有緊耦合好。緊耦合的算法則廣為研究如下：OKVIS (Leutenegger et al., 2015)、SVO (Forster et al., 2014, Forster et al., 2017)、VINS-MONO (Qin et al., 2018)、ORB-SLAM (Campos et al., 2021)。OKVIS (Leutenegger et al., 2015)^{[35] - [40]}為最早的算法，提出使用關鍵幀的滑窗系統進行後端非線性優化。SVO (Forster et al., 2014, Forster et al., 2017)^{[36] - [38]}使用半直接法進行影像中的特徵比對以獲取位姿，此方案的運算速度快，但誤差較大。VINS-MONO (Qin et al., 2018)^[39]是使用關鍵幀的滑窗系統，另外有自動初始化(Qin and Shen 2017)的過程，IMU 與相機的外參數標定，也具備閉環檢測、重定位的功能。ORB-SLAM (Campos et al., 2021)^[40]在靜態環境中定位精準，但由於其特徵擷取的算法效能使用較大，使得運行時幀數低。以上視覺慣性融合算法中，外參數校正(Rehder et al., 2016)^[41]是很重要的，會直接影響到定位的精準度。此外，狀態的初始化(Qin and Shen, 2017, Huang and Liu, 2018)^[42]也是對於實時定位結果影響很大。在優化算法中，IMU 的資料使用上為了提升效能，預積分(Forster et al., 2017)^{[36] - [38]}也被廣泛使用在各個算法中。預積分是指將積分中不變的項提出，在優化位姿後可以減少重新計算的運算量。

在多感測器的融合算法中，Lynen et al. (2013)^{[43] [44]}採用融合視覺、IMU 以及 GNSS 的鬆耦合濾波器算法；Li et al. (2018)採用融合 UWB 及 IMU 的濾波器緊耦合算法；VINS-FUSION (Qin et al. 2019a, Qin et al. 2019b)^[39]採用鬆耦合的優化算法，提出了相機、IMU、以及融合 GNSS 的各種感測器的殘差，並且具有擴展性，但由於是鬆耦合的算法，因此對誤差較敏感，結果較不穩定。緊耦合的優化算法中，VIRAL SLAM (Nguyen

et al. 2021)則是融合相機、IMU、UWB 以及雷達；Omni-swarm (Xu et al. 2021)^[45]使用相機、IMU 及 UWB 來完成多機器人的群飛系統；GVINS (GNSS-Visual-Inertial Fusion) (Cao et al. 2021)^[46]則是將 VINS 延伸融合 GNSS 信號。

本研究融合 VIO、GNSS 及 UWB 的感測訊號，並依 GVINS 算法延伸融合 UWB 的資料，以達到在有無 GNSS 的環境中，能有全局一致性的定位結果。

第三章 研究計畫方法及步驟

本研究 112 年主要工作為(1) 制定無人機自動規劃飛行路線程序、(2)精進 AI 影像缺失辨識模式功能、(3)建置橋梁 3D 影像模型、(4)規劃檢測結果與車行橋梁管理資訊系統之資料轉換格式、(5)成果驗證、(6)後續改善建議、(7)召開成果觀摩會、(8) 其他技術推廣工作。

在建置深度學習模型之前，本研究前 1 年已選取 4,262 張照片，進行各式劣化類型之人工標註工作，同時完成 DRU 值的人工編輯與確認，其中 3,304 張的 DRU 值有編輯過，變更比例達 77.48%。另外在精度驗證部份，使用車行橋梁管理資訊系統中 14 座橋梁共 4,805 筆資料，本研究透過相同資料清洗程序處理最後剩下 833 筆資料。

本研究發展 DeepLab v3++與 Lawin 語意分割深度學習模型，經獨立驗證與測試後證明深度學習方法使用於橋梁影像自動檢測具有可行性，其中 DeepLab V3++比 DeepLab V3+原始模型降低 14-32%的誤差。

另外在無人機技術開發部分，本研究於第 1 年自主設計開發一款 Y6 型無人機與 LED 補光設備，並結合了 VIO(視覺感測器)、IMU、RTK 與 UWB，同時開發 GRVINS 融合定位演算法，會主動將 VIO 的定位結果對齊至經緯度絕對地理坐標，並且透過 GNSS RTK 及 UWB 的訊號來補償 VIO 在低紋理、低光度等環境會使視覺感測失敗所導致的誤差，以及修正 VIO 容易形成的累計誤差，並保持 VIO 的局部定位精度。

本研究選擇一橋梁測試區(同時當作成果觀摩會展示場域)進行橋下測試，以測試該演算法在橋下實做時的穩定度與絕對定位精度，並將融合的定位結果傳入飛控系統中，測試無人機透過事先在地面控制站規劃好的航線進行自主飛行的穩定度與定位精度測試。本研究同時導入 Blender 事先針對測試橋梁 3D 模型規劃好之航線，進行橋檢空拍作業測試，一方面可評估無人機飛行定位精度，一方面可測試 Blender 航線規劃及拍照資訊寫入照片 EXIF 的內容。

在實際拍攝橋梁測試區前，本研究亦會測試其他款式 UWB，之後實際拍攝一跨橋梁高解析影像，在空三平差解算後將這些高解析影像進行正射校正數貼於橋梁 3D 模型的矩形框上，再應用所建置之深度學習模型進行各式劣化類型的自動辨識。而在 DERU 之評等時，其 E 值將改利用劣化區之真實尺寸，相對於橋梁構件(面)之實際尺寸，得到劣化區相對於整個構件(面)之百分比，再根據橋檢規範建立評等與分類規則自動評定 DERU 值。

3.1 精進 AI 影像缺失辨識模式功能

1. 依據 AI 劣化偵測成果評估 D、E、R、U 值

圖 3.1 為本研究建議之 DERU 評等流程圖，首先要利用低解析影像建置橋梁 3D 模型，包括矩形框的數化與構件編號的設定，如圖 3.2 範例所示，包括 2 公尺與 50 公分兩種尺寸之矩形框，分別為了製作低解析影像(GSD=1~3mm)與高解析影像(GSD=0.2mm)之正射影像。由於矩形框四個角落之絕對地理坐標已知，因此可以計算得 2D 正射影像與 3D 絕對坐標之幾何轉換參數。因此可以運用本研究所開發之劣化區深度學習語意分割模型自動批次偵測所有正射影像上之各式劣化類別，其成果為影像形式，因此若貼附在橋梁 3D 模型，就會變成圖 3.3 的樣子。接著將所有劣化類型之影像格式轉換成向量形式，以便計算其寬度與面積等屬性。而針對裂縫類別，本研究將黑白裂縫影像(圖 3.4 左圖)製作成裂縫邊緣向量(圖 3.4 中圖)，以便計算裂縫之長度與寬度屬性。另一方面，若為協助判識結構裂縫可將裂縫黑白影像(圖 3.4 左圖)，產製裂縫骨架(Skelton)影像，也就是產生一個像元寬的裂縫影像，再轉換成向量形式(圖 3.4 右圖)。

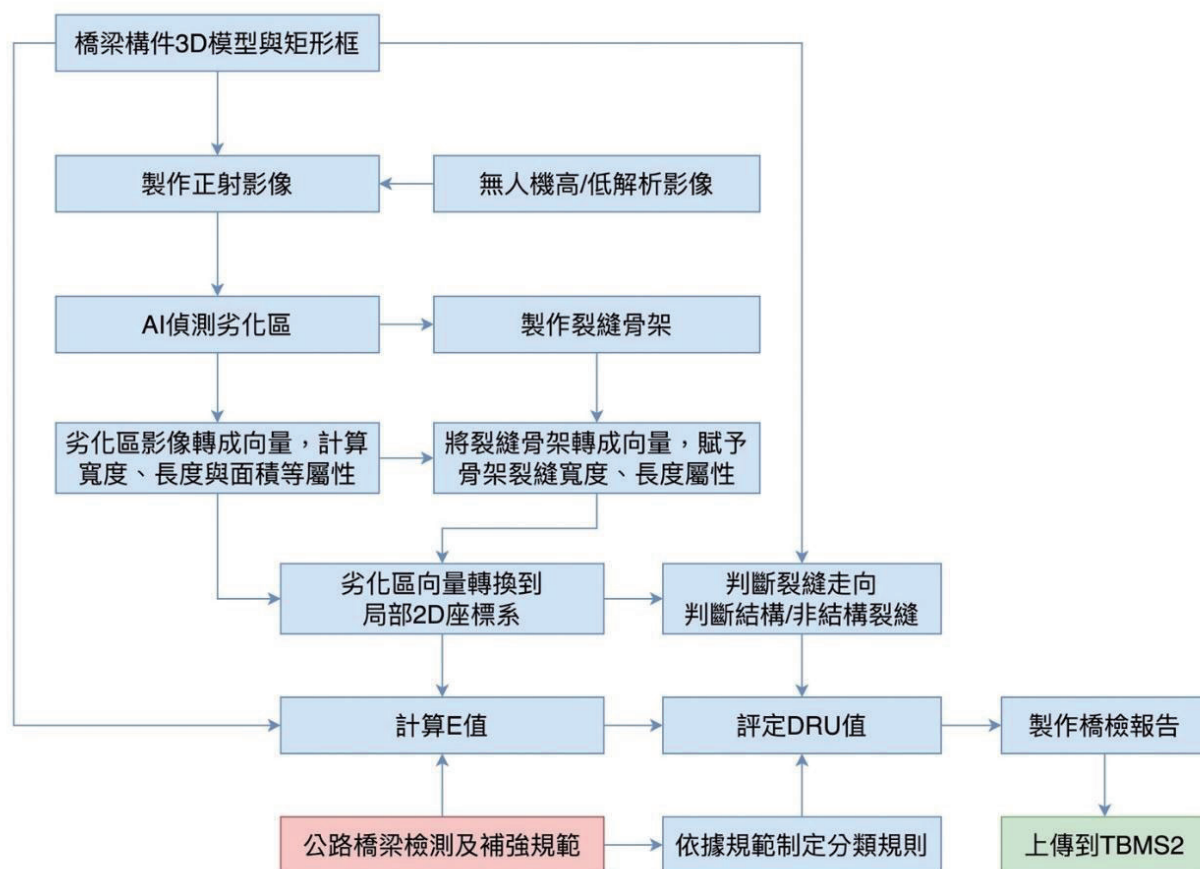


圖 3.1 評定 DERU 之流程圖

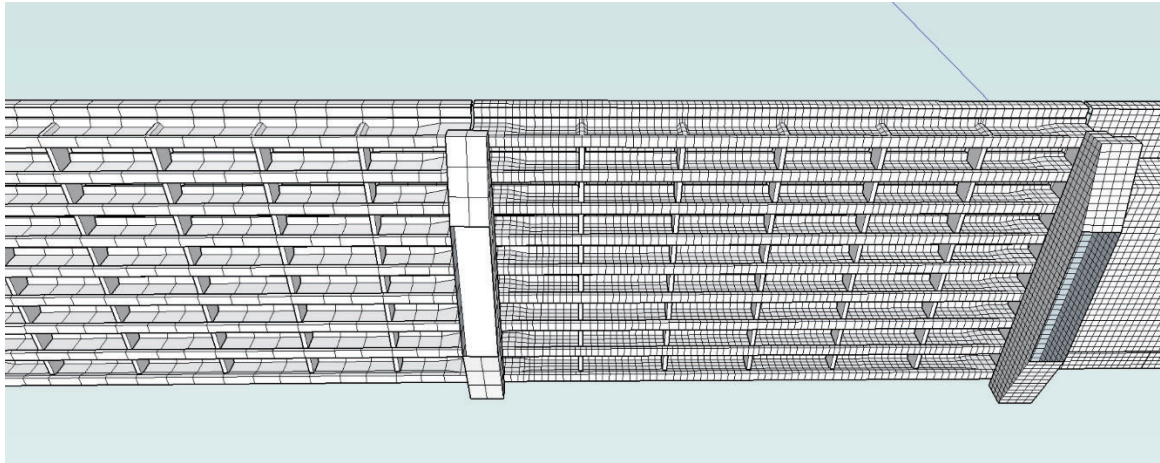


圖 3.2 2 米(左)與 50 公分(右)矩形框案例

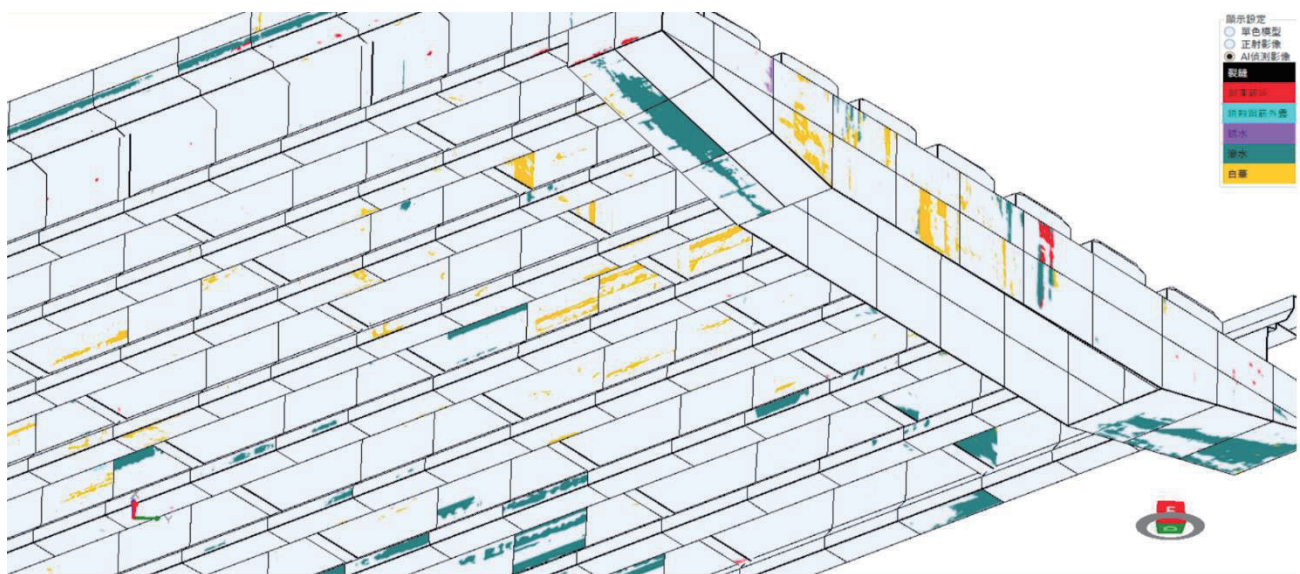


圖 3.3 各式劣化類別偵測成果數貼於橋梁 3D 模型之範例



圖 3.4 (左)裂縫影像、(中)裂縫邊緣向量、(右)裂縫骨架向量

在研判裂縫是否為結構性裂縫時，本研究結合構件 3D 模型，根據「公路橋梁檢測及補強規範」附錄中所列出之結構裂縫示意圖(圖 3.5～圖 3.6)，將構件 3D 模型分解成對應的 2D 平面圖，例如圖 3.7 為主梁分解示意圖，圖 3.8 為帽梁分解示意圖。其中主梁有 3 個面與其他構件直接接觸無法觀測，故僅分解成 3 個面；而帽梁上下兩個面與其他構件直接接觸看不到，故僅分解出 6 個面，每個 2D 平面圖都有各自的局部坐標系統。而在研判裂縫是否為結構裂縫前，首先將前述裂縫骨架向量套疊在對應的構件 2D 平面圖中，如圖 3.7 中的第 3 面左下角與支撐接

觸的角落出現 45 度走向的裂縫，因此研判這些裂縫屬於斜向剪力裂縫。而圖 3.8 中的第 3 面左上角及右上角，與支承接觸的附近出現 45 度走向的裂縫，因此研判這些裂縫亦屬於剪力裂縫，都是結構裂縫。

橋梁結構裂縫的產生係由載重所造成，因此在大部分的情況中欲發現明顯的結構裂縫並不常見，本研究透過地震災後的受損橋梁，當作結構裂縫的模擬範本，並且同時以「公路橋梁檢測及補強規範」為依據，以 GIS 軟體繪出演算法所須要的裂縫向量資料。

模擬結構裂縫所參考之地震災受橋梁係民國 105 年 2 月 6 日發生於高雄美濃芮氏規模 6.6 的地震，造成歸仁區 86 線 24 號橋所造成的損壞，該橋梁因受到地震的作用，使得箱型梁之支承產生位移，讓原本緊靠一起的東西向橋面發生錯開，出現最大約 50 公分的間距以及沿線長達 250 公尺。結構裂縫係因載重所造成，橋梁在載種作用下使得各跨徑產生不一的彎矩與剪力，一般彎矩靠近支承處時常發生負彎矩，靠近跨徑中央處發生正彎矩，這使得因撓曲應力產生的撓曲裂縫將會發生在梁頂或是梁底處。剪力常常因在支承處的集中力作用，使得支承處容易因剪力作用讓該處發生剪力裂縫，除此之外，橋梁須要設計較長的跨徑去符合使用上的需求，所以須要放置預力鋼腱，在配置上於靠近支承處因正負彎矩的轉變處，預力鋼腱須要進行位置調整，所以將會出現反曲點的配置現象，在反曲點處預力鋼腱一側受到拉力，另一側受到壓力，因此反曲點處亦容易出現裂縫。綜合上述，基於學理上去說明結構裂縫的發生原因，同時本研究亦參照災受的受損橋梁，進行結構裂縫的模擬，結構裂縫的模擬型式有主梁梁底與梁測的撓曲裂縫(垂直裂縫)、支承附近的腹板斜向裂縫、預力鋼腱於反曲點之垂直裂縫、支承處的剪力裂縫……等等。另外，在非結構裂縫方面，其型式受到施工與環境的影響有眾多種，因此在模擬上會有網狀裂縫或是乾縮裂縫等。

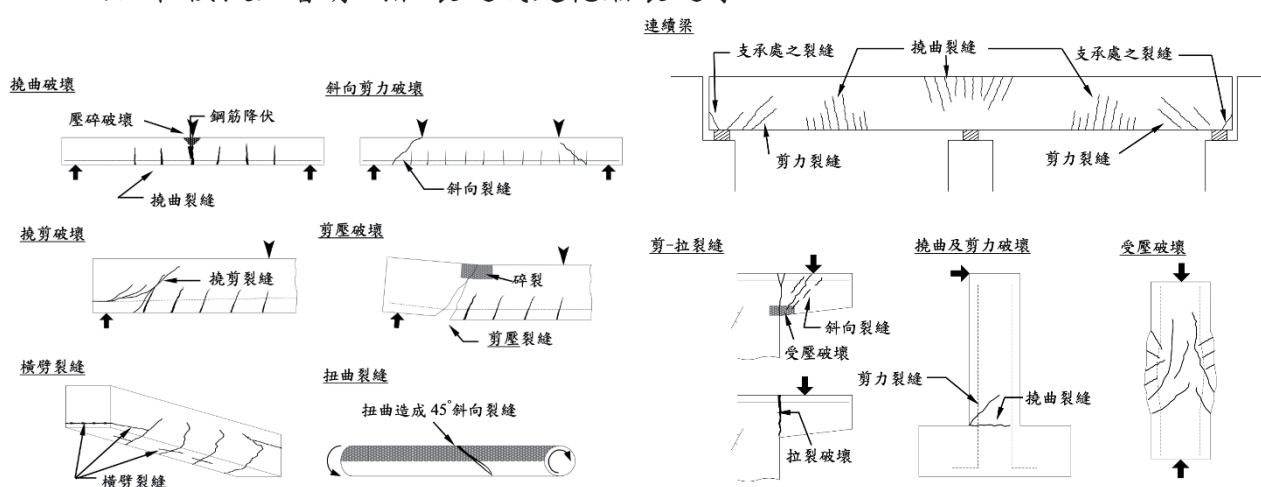


圖 3.5 混凝土橋梁結構裂縫示意圖

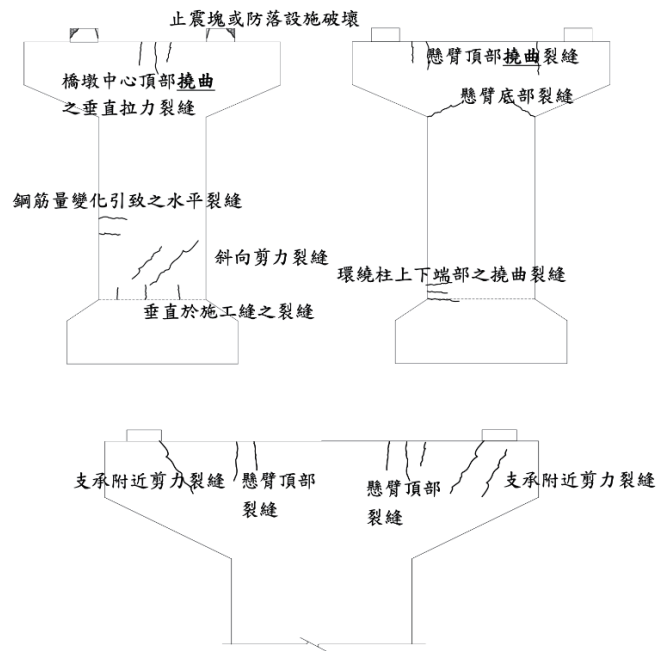


圖 3.6 混凝土懸臂式單柱橋墩裂縫示意圖

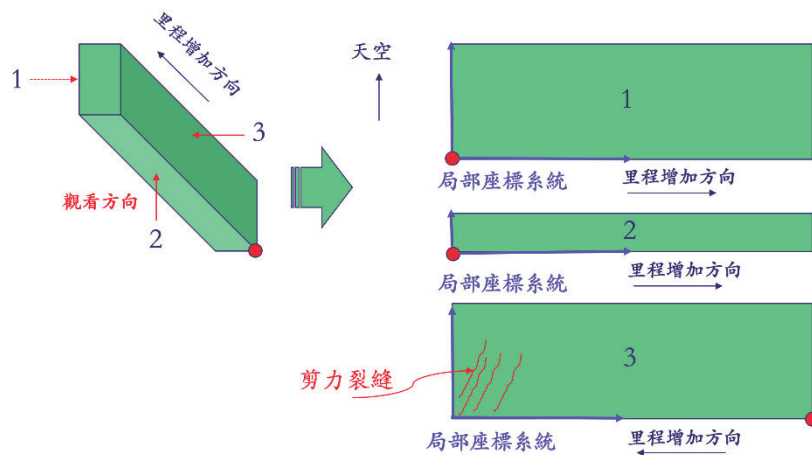


圖 3.7 主梁 3D 構件分解成 2D 平面圖

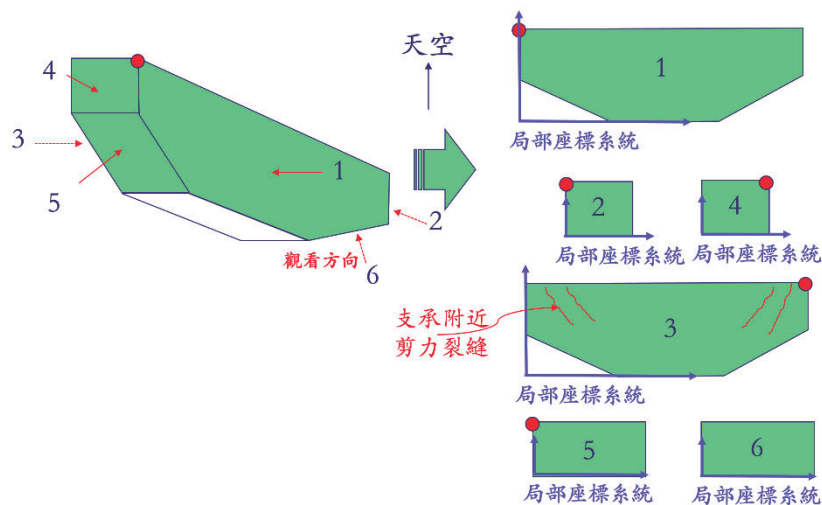


圖 3.8 帽梁 3D 構件分解成 2D 平面圖

2. 計算各構件劣化程度之範圍 E 值

表 3-1 為「公路橋梁檢測及補強規範」中不同 E 值的定義方式，但規範中並未闡明其基準為整個構件所有表面的總面積，亦或是構件某個被檢測面的面積。因此，本研究經過專家諮詢會議(詳見附件 3)後，暫定此處 E 值的基準為構件某個被檢測面的面積，因此將劣化區的面積當分子，除以被檢測面的面積，乘以 100 得到劣化區相對於該構件之百分比，再查表 3-1 得到 E 值。其中分子部分按劣化類型分成 3 種情形：

- (1) 混凝土裂縫:分子為個別裂縫於 X-Y 平面之最大範圍的總和。
- (2) 混凝土剝落、破碎、鋼筋外露、銹蝕:分子為這些劣化類別多邊形面積的總和。
- (3) 滲水、白華:分子為這些劣化類別多邊形面積的總和。

表 3-1 橋梁定期檢測評等準則

	0	1	2	3	4
D	無此項目	良好	尚可	差	嚴重損壞
E	無法檢測*	10%以下	10%~30%	30%~60%	60%以上
R	無法判定重要性	微	小	中	大
U	無法判定急迫性	例行養護	3 年內維護或持續追蹤	1 年內維護	緊急處置

*E=0，為此構件裂化範圍無法直接目視評等，如地面以下之橋台基礎或橋墩基礎等構件。

3. 提升辨識劣化類型及劣化程度之評定精確率

本研究前期使用 2 個影像語意分割模型來辨識橋梁劣化區域，分別以 Mix Transformer (MiT) 為骨幹網路的 Lawin (Yan et al., 2022)，及基於 DeepLab v3+ (Chen et al., 2018)^[47] 的改良版 DeepLab v3++。驗證資料顯示 DeepLab V3++於剝落、銹蝕、白華、滲水等類別表現優於 Lawin(TIoU 約為 50%至 60%)，而裂縫類別則由 Lawin 表現較佳(TIoU 約為 48%)，因為 Lawin 所使用之 Transformer 結構使模型可視範圍增廣，加強大範圍裂縫的辨識。

112 年度研究延續前期(111 年)AI 影像辨識的結論，繼續測試 Lawin 與 DeepLab V3++兩種模型，並依目標劣化類別影像特徵持續對這兩模型進行改進。而在訓練資料部分，則會針對裂縫部分進行優化與一致化，同時增加正射影像之裂縫標註影像，與銹水標註影像。

(1) DeepLab v3++網路架構與損失函數

本研究 112 年並未變更 DeepLab v3++網路架構，仍然是以 DeepLab v3+為基礎，將骨幹網路替換成空洞殘差網路(Dilated Residual Network, DRN) (Yu et al., 2017)，本研究使用的是總層數有 102 層的 DRN 網路—DRN102(如圖 3.9)，同樣是基於 ResNet 進行改良之深層網路，不同於 ResNet101 和 Xception-65，DRN 在加深網路的同時仍考量到保留空間解析度與上下文訊息。

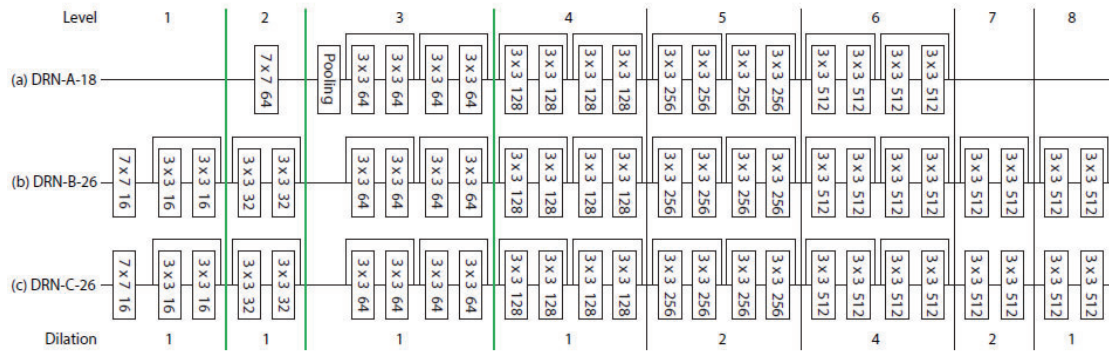


圖 3.9 空洞殘差網路 DRN 架構圖(Yu et al., 2017)

由圖 3.9 可看到 DRN 模型的修改歷程，DRN-A 為原始 ResNet 結構，最終的 DRN 架構為最下面一列之 DRN-C。為了保留空間解析度，DRN-C 移除了原 ResNet 架構中的下採樣與全局平均池化層，同時為不因此而讓後段的卷積失去感受野而分別在階層 5、6 和 7 使用了空洞分別為 2、4 和 2 的空洞卷積，保留住上下文訊息，然而使用空洞卷積可能會造成網格效應。為解決此問題，Yu et al. (2017)^[48] 首先是移除 7x7 卷積層後的最大池化層，經最大池化層處理後會產生高振幅且高頻的激活特徵圖，此類的特徵圖會加劇網格效應，因此 Yu 等人將之移除，替換成一般的卷積層。接著在網路的後段階層加上卷積模組，此舉的目的近似於使用對應頻率的濾波器以減輕輸入特徵圖的高頻內容，同樣能降低網格效應。可注意到的是最後在階層 7、8 增加的並非殘差卷積模組，這是由於殘差連接會將階層 6 殘留的網格效應傳播至後段的特徵圖，因此最後將其移除掉，僅剩一般的卷積層。在本研究使用的 DRN 模型中，最後為了加深網路，也是提高模型抽象化萃取特徵的能力，在階層 3、4、5 和 6 的殘差卷積模組分別重複了 3、4、6 和 3 次，如圖 3.10 下半部。

DRN 網路在設計上保留解析度與上下文訊息的架構對此計畫來說格外重要，尤其是在本研究需偵測如裂縫這樣細小且連續的劣化目標。若是在萃取特徵的過程中過於使用下採樣而降低解析度，會使模型失去太多細節資訊，容易造成目標物的邊界和細小劣化無法被準確偵測等漏授的產生。然而，不以下採樣處理則會降低模型後段的卷積層的感受野，使特徵圖失去必要的上下文資訊。而 DRN 以帶有空洞率的卷積權衡了這兩點，並且克服使用空洞卷積會帶來的網格

效應，讓輸出的特徵圖可同時保有豐富的上下文訊息與更高的解析度，本研究 112 年的 DeepLab v3++ 總體架構如圖 3.10 所示。

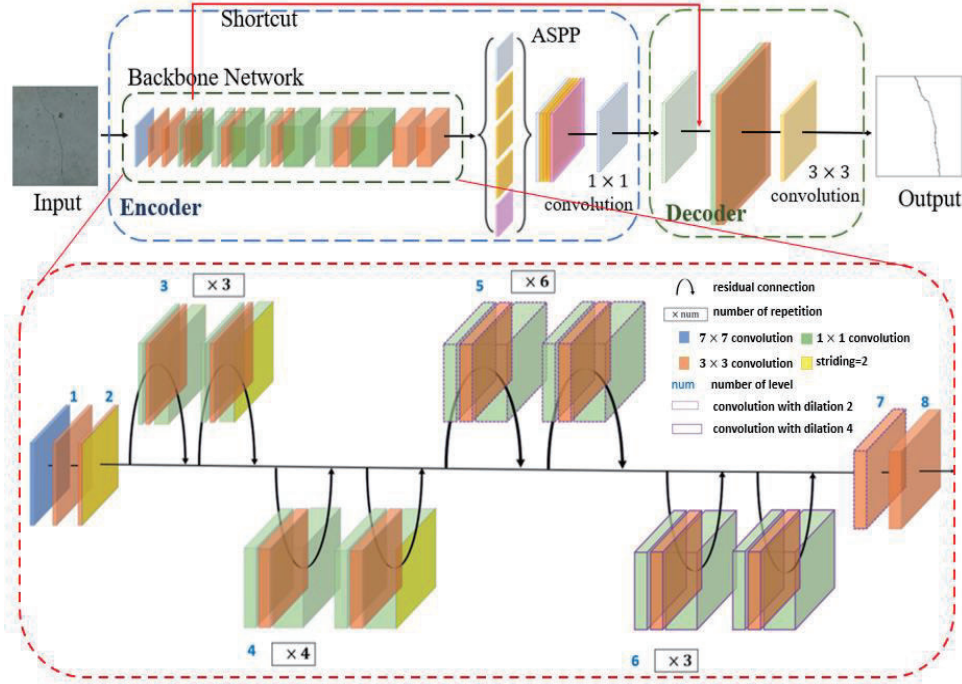


圖 3.10 本研究所使用的 DeepLab v3++ 網路結構圖

但在損失函數的部分，原本 DeepLab v3+ 模型(Chen et al., 2018)^[47]使用的是以下的 Cross Entropy:

$$CE(p_t) = -\alpha_t \log(p_t)$$

為了使模型更集中於前景及易分類錯誤的目標，Lin et al. (2017)^[49]提出 Focal Loss:

$$FL(p_t) = -\alpha_t (1 - p_t)^\gamma \log(p_t)$$

Focal Loss 除可調整權重使模型更注重於目標類別之外，還可以調整參數 γ 使模型也專注於易分類錯誤的目標。為了加強模型在 hard examples 的辨識能力，尤其是在邊緣及小物件的偵測上，本研究參考了 OHEM(Shrivastava et al., 2016)，我們在 focal loss 後加上了 hard example term - p_{HE} ，提出一改良之損失函數 FL_HE，表示如下：

$$FL(p_t) = -\alpha_t (1 - p_t)^\gamma \log(p_t) + p_{HE}$$

FL_HE 中的 hard example term 可以讓模型更專注在每個訓練批次裡表現較差的樣本上，用這個機制使辨識成果能夠提升。 p_{HE} 是一超參數，使用者可根據不同情境自行調整，在本研究中，令每個批次中的樣本損失函數值成常態分布，以一倍標準差作為門檻值，高於此門檻值的樣本則為 hard example，比起設定一常數做為門檻值，此方法對於會隨機抽取影像作批次訓練的流程更加合適且有彈性。

(2) Lawin Transformer 網路架構

本研究 112 年度主在優化 Lawin 模型部分，預計增加不同的網路捷徑(Skip Connection)以保留更多影像細節的方式加強細小裂化的偵測(圖 3.11)，此網路捷徑為 1 條平行於 MiT 編碼器以及 Lawin 解碼器的捷徑，著重於細小裂化的偵測能力提升。

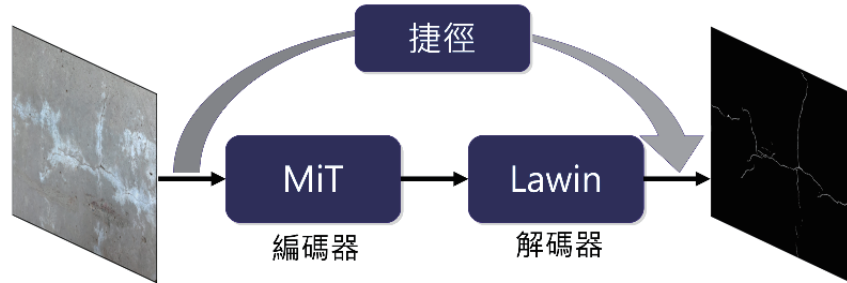


圖 3.11 在 Lawin 模型中增加捷徑

多尺度表示對於影像語意分割至關重要，各個應用領域見證了利用多尺度上下文資訊的影像語意分割卷積神經網路的蓬勃發展。由於視覺轉換器 (Vision Transformer, ViT) (Dosovitskiy et al., 2021) ^[50] 在圖像分類中的強大表現，近幾年多個期刊研討會論文提出一些影像語意分割使用 ViT，這些方法大多數都取得了令人印象深刻的結果，但代價是 GPU 龐大的計算量。Lawin Transformer 透過視窗注意力機制將多尺度表示引入影像語意分割使用 ViT 的架構，進一步提高影像辨識的結果與效率。Lawin 全名為 Large Window，此架構優點為允許本案視窗以少量的計算時間查詢大區域的上下文資訊，通過調節上下文區域與查詢區域的比例，使大視窗注意力能夠在多個尺度上捕獲上下文資訊，此外採用空間金字塔池化框架與大視窗注意力協作，提出了一種新的解碼器，稱為大視窗注意力空間金字塔池化(LawinASPP)，如圖 3.12，可用於影像語意分割 ViT 的深度學習網路結構。結合 ViT 的編碼器與 LawinASPP 為主的解碼器組成 Lawin Transformer，如圖 3.13。

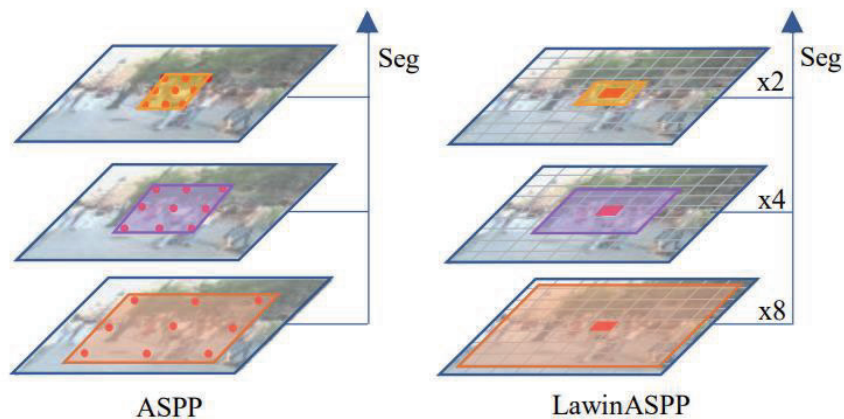


圖 3.12 Lawin ASPP 示意圖 (Yan et al., 2022)

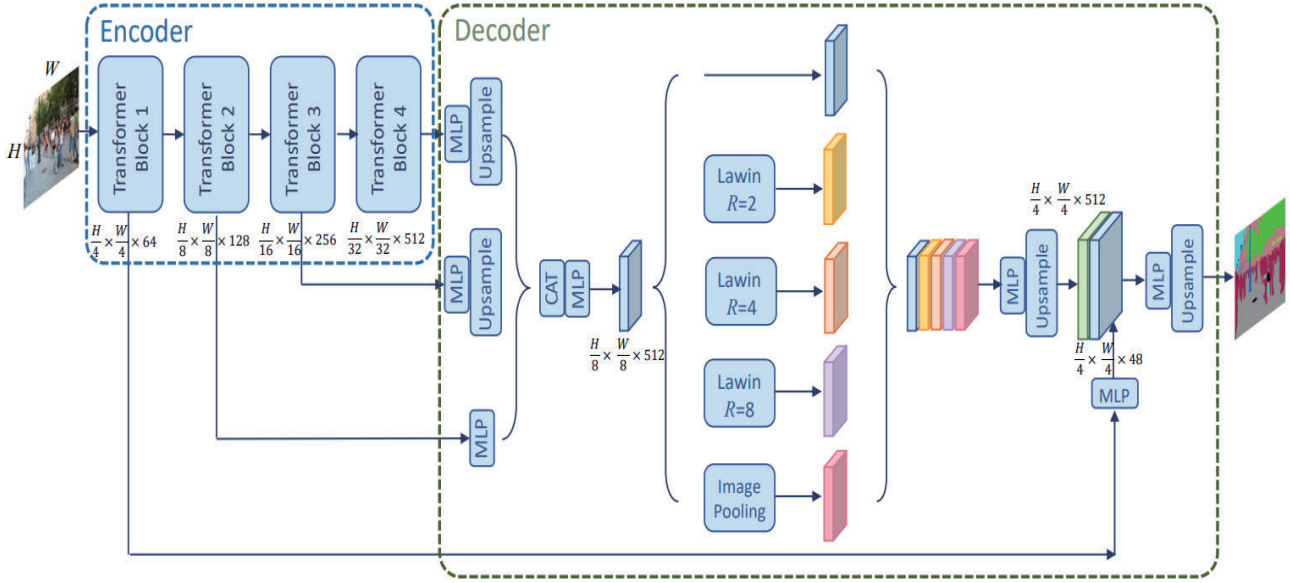


圖 3.13 Lawin Transformer 網路結構圖

(3) 裂縫標註資料

對於裂縫的偵測，本研究前期所使用的驗證與測試資料中較明顯的裂縫皆大致已經能做到和人工標註一致，然而目前的模型仍有改善之處，1)裂縫偵測之寬度和標註寬度仍有差異、2)過窄之裂縫容易被模型忽略，第 2 個問題可以由前段所述之捷徑改善。針對第 1 個問題，可由兩方面嘗試做改善，分別為損失函數和訓練資料。在標記訓練資料方面，會用人工方式重新檢視各影像標註邊界位置標準的一致，由於裂縫邊界在影像上橫跨數個像元，且影像資料非全由同一人在同一段時間標記，影像裂縫邊界的認定會有標準不一致情況，例如某 1 張影像裂縫邊界標記較嚴格，標記的裂縫較細，而另 1 張影像裂縫邊界標記較寬鬆，標記的裂縫較粗，本研究 112 年度已重新檢視影像裂縫標記，使其裂縫邊界的認定一致化。

(4) 銹水標註資料

圖 3.14 為前期研究各劣化類別人工標註成果數量之統計，其中銹水部分之影像與像元占比相對於其他類別都少很多，因此本研究 112 年(圖 3.15)增加銹水影像之標註數量，以提升 AI 劣化偵測之準確率。由於同 1 張影像中若同時出現其他劣化類別，也會同時標註，故相較於前期標註資料，112 年各類別都增加標註資料。

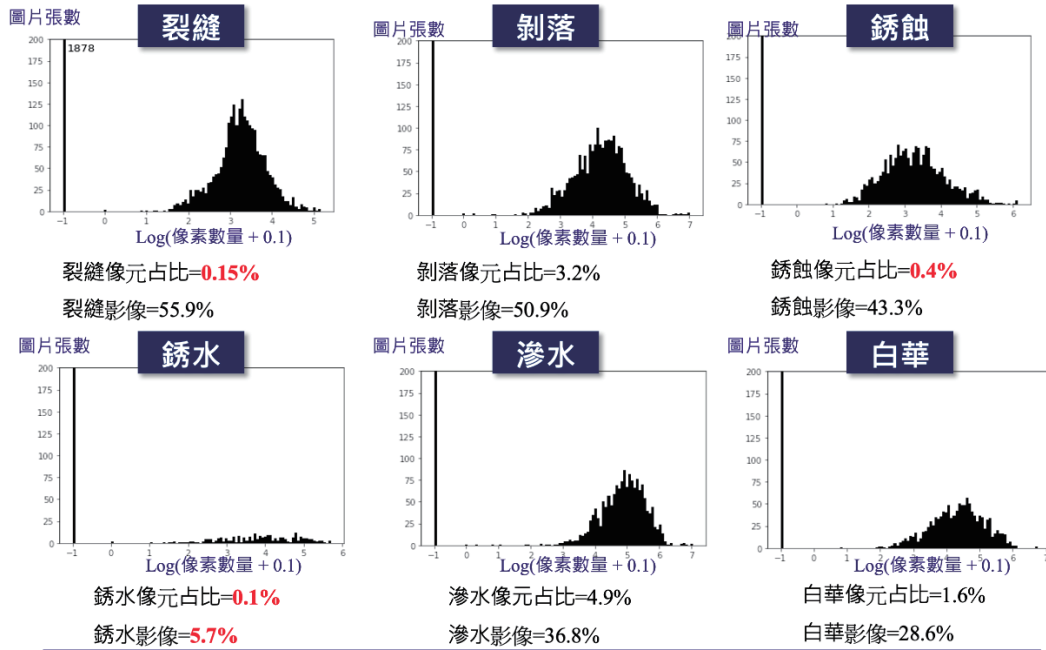


圖 3.14 111 年度各劣化類別訓練資料數量統計

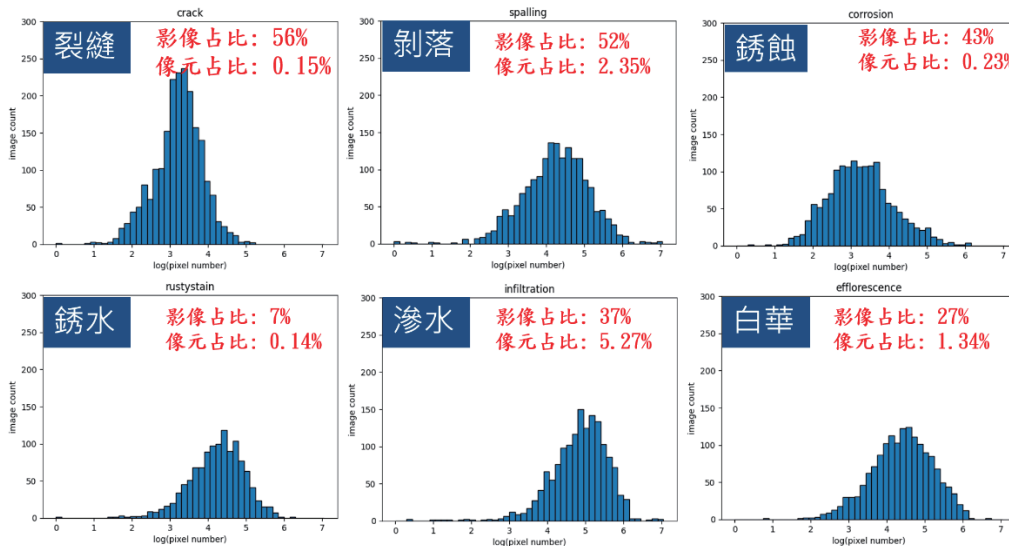


圖 3.15 112 年度各劣化類別訓練資料數量統計

(5) 條件隨機場(CRF)後處理

條件隨機場(CRF)為一常見の後處理技巧，在原始的 DeepLabV3 文章(Chen et al., 2017)^[51]中亦有應用 CRF 對 VOC2012 資料集偵測結果做後處理。CRF 之輸入為原始影像以及神經網路輸出的預測結果，經 CRF 處理後效果為抑制雜訊，並使相鄰並顏色相似的像素判斷結果較為一致。此處對 CRF 之原理做大略的簡述。令神經網路輸出之逐像素類別機率為 $p_i(x_i)$ ，即像素 i 為 x_i 類別之機率，則 CRF 以極小化以下自由能之 X_i 作為最終偵測結果。

$$E(x) \equiv - \sum_i \log p_i(x_i) + \sum_{\langle i,j \rangle} \psi_{ij}(x_i, x_j)$$

上式中 $\psi_{ij}(x_i, x_j)$ 為一交互作用位能，用於使相鄰像素能相互交換資訊。另在文獻中(Shotton et al., 2009; Krähenbühl and Koltun, 2012)常見的近似方法為以計算另一逐像素機率分布 $q_i(x_i)$ 為目標，並以以下演算法做迭代：

$$q_i^0(x_i) = p_i(x_i)$$

$$q_i^{t+1}(x_i) = Z_i^{-1} \exp[\log p_i(x_i) - \sum_j \sum_{x_j} \psi_{ij}(x_i, x_j) q_j^t(x_j)]$$

其中 Z_i 為歸一化係數，迭代至收斂後極大化 $q_i(x_i)$ 之 x_i 即為 CRF 後處理之結果。圖 3.16 為以 CRF 處理神經網路預測 VOC2012 資料集之影像的成果。可以看出雖然神經網路有時會有高頻率雜訊較高的情形，CRF 之處理能有效地抑制雜訊並移除較破碎的邊緣或區域。此後處理方式將有助於 AI 影像偵測結果向量化的過程。

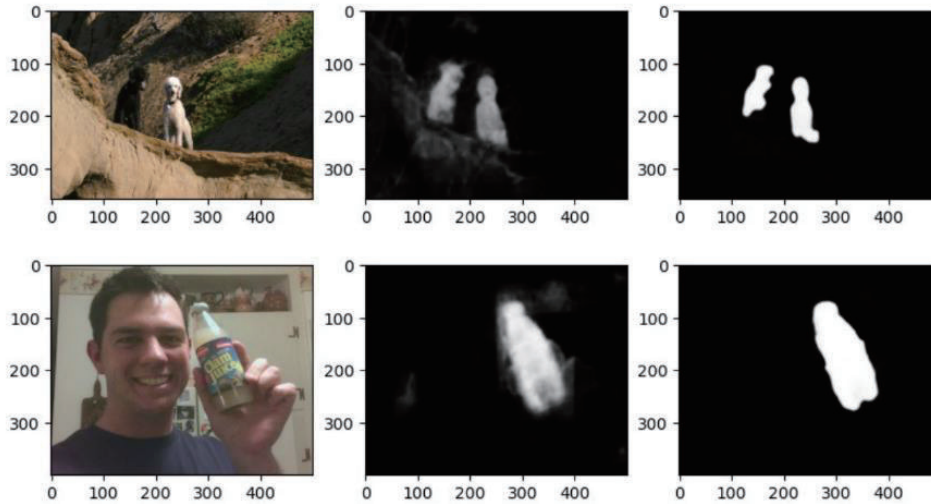


圖 3.16 CRF 後處理範例(左)原始影像、(中)AI 預測成果、(右)CRF 後處理成果

(6) 提升劣化程度評定之精確率

前述程序僅計算 E 值，理論上應該採用前期開發之 DRU 深度學習推估模型，但該模型是以單張影像為單位，且為原始影像，沒有尺度資訊，一張照片人為給定 E 值後，推估一筆 DRU 值。而本年度則是以構件(面)為單位評估 DRU 值，且使用的是整個構件(面)上每個矩形框所製作的正射影像，如圖 3.2 所示在 1 個構件(面)可能有上百張正射影像，因此不適合繼續沿用該深度學習模型。

112 年度計畫改採「規則式分類方式」評估 DRU 值，同時根據專家諮詢會議的結論，DRU 的評定分數基本上為連動性並且 DRU 不應有 443 的情況；且若劣化情況 R 已達嚴重，如果 U 還設定為 3 是不合理且不應有的情形，但基本上 DRU 還是要照分數連動性去評等。因此本研究已初步規劃一個適用於 AI 識別的評等表，即將現行混凝土 PC 構件之 DRU 評等表分數拆解之後變成表

3-2。其中各種劣化類別(混凝土裂縫、混凝土剝落/破碎、鋼筋外露、銹蝕、滲水、白華與銹水等)都已經過本研究所開發之語意分割深度學習模型進行偵測，且轉換成向量形式套疊於構件表面 2D 平面圖中。而其中的細微、明顯與嚴重裂縫區分方式，本研究建議暫以裂縫寬度來區分，例如裂縫寬度 $<0.5\text{mm}$ 屬於細微裂縫，裂縫寬度在 $0.5\text{mm}\sim 1.0\text{mm}$ 之間為明顯裂縫，大於 1.0mm 則認定為嚴重裂縫。此外亦可使用裂縫總長度、總面積來分類。

另外表中還有鋼筋明顯與嚴重外露的判斷，同樣的本研究暫定以 AI 偵測得到之鋼筋外露類別的面積來估算，給一個門檻值來決定，例如鋼筋外露面積小於 100 平方公分設定為明顯外露，大於 100 平方公分則設定為嚴重外露。表中最後的滲水與白華，RU 值有兩個值，同樣的可以根據劣化區的面積設定一個門檻來決定其數值。

表 3-2 AI 辨識規則式 DRU 評分表

劣化類型	劣化情況	判斷條件	D	R	U
混凝土裂縫	裂縫寬度平均值 $<0.5\text{ mm}$	沒滲水、白華、鋼筋外露(銹蝕)	2	2	2
	裂縫寬度平均值介於 $0.5\sim 1\text{ mm}$	沒滲水、白華、鋼筋外露(銹蝕)	3	2	2
	裂縫寬度平均值 $<0.5\text{ mm}$	有滲水或白華或鋼筋外露(銹蝕)	3	2	3
	裂縫寬度平均值介於 $0.5\sim 1\text{ mm}$	有滲水，沒鋼筋外露(銹蝕)	4	3	3
		有滲水，有鋼筋外露(銹蝕)	4	4	4
	裂縫寬度平均值 $>1\text{ mm}$	沒滲水、白華、鋼筋外露(銹蝕)	4	3	3
		有滲水或鋼筋外露(銹蝕)	4	4	4
混凝土剝落、破碎、鋼筋外露(銹蝕)	小面積混凝土剝落或破碎(面積 <1000 平方公分) 且鋼筋未外露或輕微外露(面積 <100 平方公分)	鋼筋未外露(銹蝕面積 $=0$ 平方公分)	2	1	1
		鋼筋輕微外露 (銹蝕面積 <100 平方公分)	2	2	2
	小面積混凝土剝落或破碎(面積 <1000 平方公分) 且鋼筋明顯外露(面積 >100 平方公分)	鋼筋明顯外露 (銹蝕面積 >100 平方公分)	3	3	3
	大面積剝落、破碎(面積 >1000 平方公分) 且鋼筋未外露或輕微外露(面積 <100 平方公分)	鋼筋沒外露或輕微外露 (銹蝕面積 <100 平方公分)	4	3	3
	大面積剝落、破碎(面積 >1000 平方公分) 且鋼筋嚴重腐蝕(面積 >100 平方公分)	鋼筋明顯外露 (銹蝕面積 >100 平方公分)	4	4	4
滲水、白華	滲水及白華	有滲水白華	2	2	2
	滲水及白華且銹水流出	有滲水白華與銹水	3	3	3

(7) 影像辨識成果精度分析

深度學習模型判識結果與人工數化的地真資料進行比對並繪製混淆矩陣(表 3-3)，隨後使用各項精度指標進行評估，包含總體準確度(Overall Accuracy, OA)、平均使用者精度(Mean User's Accuracy, UA)、平均生產者精度(Mean Producer's Accuracy)、平均交併比(Mean Intersection over Union, MIoU)、加權交併比(WIoU)、目標類別交併比(IoU for Target)、召回率(Recall, R)、精確率(Precision, P)、Kappa 值(K)、F1(F)、漏授誤差(Omission Error, OE)和誤授誤差(Commission Error, CE)，以下分別介紹各項精度指標。

表 3-3 混淆矩陣說明表

	模型預測為正類(POSITIVE)	模型預測為負類(NEGATIVE)
真實情況為正類(Positive)	真正類(True Positive, TP)	偽負類(False Negative, FN)
真實情況為負類(Negative)	偽正類(False Positive, FP)	真負類(True Negative, TN)

- (a) 總體準確度(OA)：所有預測正確的像素占總像素的比例，即真正類與真負類之和占總像素的比例，一般情況下可直接解釋模型的預測能力，屬於重要的評估指標，其公式如下：

$$OA = (TP + TN) / (TP + FN + FP + TN)$$

- (b) 平均使用者精度(MUA)：指在預測圖上，像素正確分類為該類別的機率，各類別像素被正確分類的機率進行平均而得，其公式如下：

$$MUA = \left\{ \frac{TP}{(TP + FP)} + \frac{TN}{(TN + FN)} \right\} / 2$$

- (c) 平均生產者精度(MPA)：指地真資料被正確分類的機率，由各類別的地真資料被正確分類的機率進行平均而得，其公式如下：

$$MPA = \left\{ \frac{TP}{(TP + FN)} + \frac{TN}{(TN + FP)} \right\} / 2$$

- (d) 平均交併比(MIoU)：將地真資料與預測資料作為兩個集合，計算此二集合的交集和聯集之比便為交併比。k 為類別數，求每個類別的交併比再做平均，便為平均交併比，其公式如下：

$$MIoU = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{TP}{FN+FP+TP}$$

- (e) 加權交併比(WIoU)：可視做平均交併比的進階運算，分別計算各類的交併比後乘上對應權重。權重 w 為該類別出現在資料集中的占比，能反應出總體成果的表現，其公式如下：

$$WIoU = w \times \left(\frac{TP}{TP + FN + FP} \right) + (1 - w) \times \left(\frac{TN}{TP + TN + FN} \right)$$

(f) 目標類別交併比(TIoU)：單獨計算前景類別的交併比，其公式如下：

$$TIOU = TP/(TP+FN+FP)$$

(g) 召回率(R)：計算真正類占所有應被預測到之正類的比例，意即真實情況為正類中有多少是有被正確預測的，此指標比較在意真實情況為正類的答對數量，解釋該模型尋找主要目標類別的能力，其計算公式如下：

$$R = TP/(TP+FN)$$

(h) 精確率(P)：計算真正類占所有預測為正類的比例，意即真正類中有多少是預測正確的，此指標較在意模型預測為正類的答對比率，解釋該模型在預測主要目標類別的準確度，其計算公式如下：

$$P = TP/(TP+FP)$$

(i) Kappa 值(K)：一致性檢驗指標，當一致性越高時，代表模型預測結果越好。根據其值可進一步分為 5 個等級：小於 0.2 屬於低一致性；介於 0.2 至 0.4 之間為一致性尚可；介於 0.4 至 0.6 屬於一致性普通；介於 0.6 至 0.8 屬於高一致性；0.8 以上則評為幾乎一致。其計算公式如下：

$$PO = (TP + TN)/(TP + FN + FP + TN)$$

$$PE = \frac{(TP + FP) \times (TP + FN) + (FN + TN) \times (FP + TN)}{TP + FN + FP + TN}$$

$$K = (PO - PE)/(1 - PE)$$

(j) F1 分數(F)：是召回率和精確率的一種調和平均數(Harmonic Mean)，可視為兩者的綜合指標，能較全面評估模型，其計算公式如下：

$$F = (2 \times R \times P)/(R + P)$$

(k) 漏授誤差(Omission Error, OE)：目標類別中被遺漏辨識的樣本占該類別總樣本數的比例，其計算公式如下：

$$OE = FN/(TP + FN)$$

(l) 誤授誤差(Commission Error, CE)：預測成果中，不屬於該類別樣本數占該類預測成果樣本數的比例，其計算公式如下：

$$CE = FP/(TP + FP)$$

(8) 向量式霍夫變換 (Hough Transform)

對於單一裂縫，可以輕易的使用一些演算法來計算，像是前期提出的演算法之一：PCA 分析法，該演算法能大致定出簡單裂縫之走向，然而某些特殊情況下可能會出現誤判的情況。如圖 3.17 中下區域之網狀裂縫，PCA 分析不足以提取兩種走向之特徵。為解決此問題，須要考慮裂縫的區域性與各種角度分佈。由於本研究已經將裂縫向量化，並簡化為許多折線，故使用霍夫轉換(Hough Transform)來偵測一群相似方向的裂縫。因為一條在 x - y 坐標系的直線可以用法線形式之直線方程式(公式 2)來描述，如圖 3.18 所示， r 為從原點到直線的垂直距離， θ 則是直線之法線與 x 軸之夾角(值域在 $0\sim180$ 度)。如此一來若 (r, θ) 已知，直線上任意一點 (x, y) 都會滿足此方程式。為了偵測影像中的直線，通常會將畫素之 x - y 坐標轉換到霍夫參數空間 (r, θ) (其 X 軸為 θ ， Y 軸為 r)，再偵測群聚的點的 (r, θ) 。例如圖 3.19，直線上任意一個畫素，在公式中其 (x, y) 為已知，在轉換到霍夫參數空間 (r, θ) 時，則為改變 θ 從 $0\sim180$ 度帶入公式計算得到對應的 r 值，將其畫在霍夫參數空間 (r, θ) ，就會變成一條正弦曲線。如圖 3.20 所示，若將直線上每個畫素都重複此步驟，這些正弦曲線會交會在同一個 (r, θ) ，這組 (r, θ) 就是該直線以下列公式描述時，所須要的 (r, θ) 參數。

$$r = x \cos \theta + y \sin \theta$$

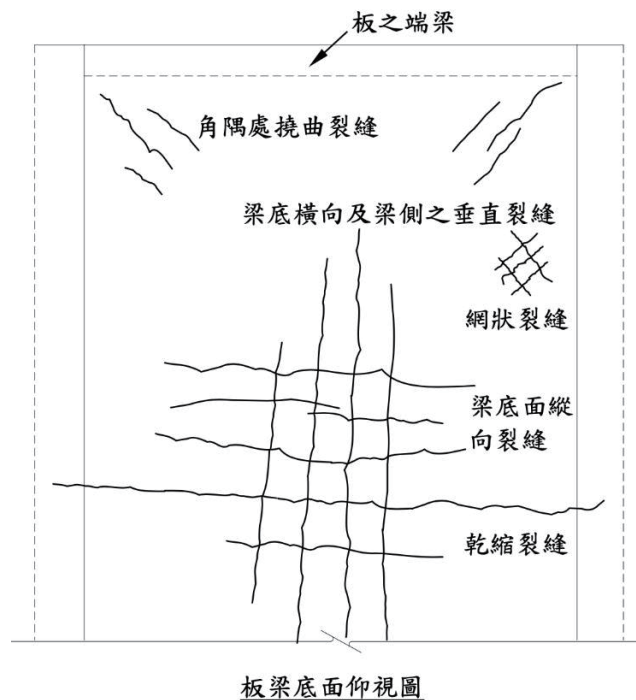


圖 3.17 混凝土板梁底面裂縫示意圖

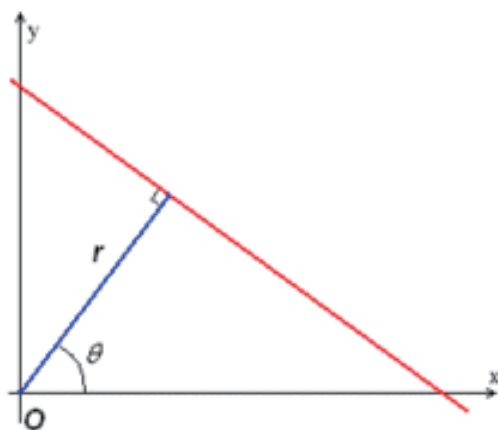
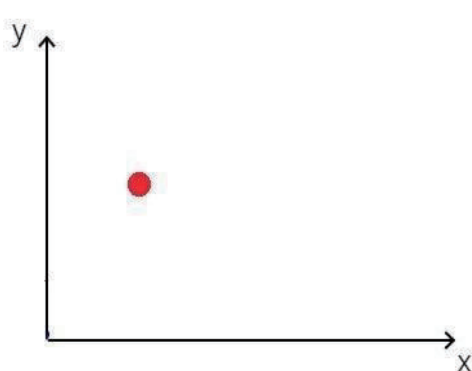
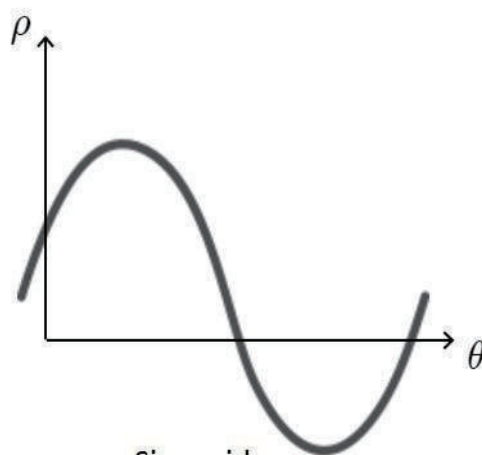


圖 3.18 法線形式描述之直線

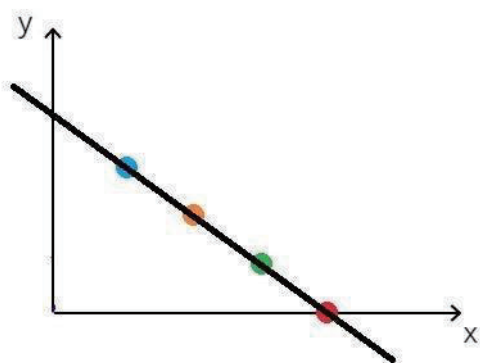


Point

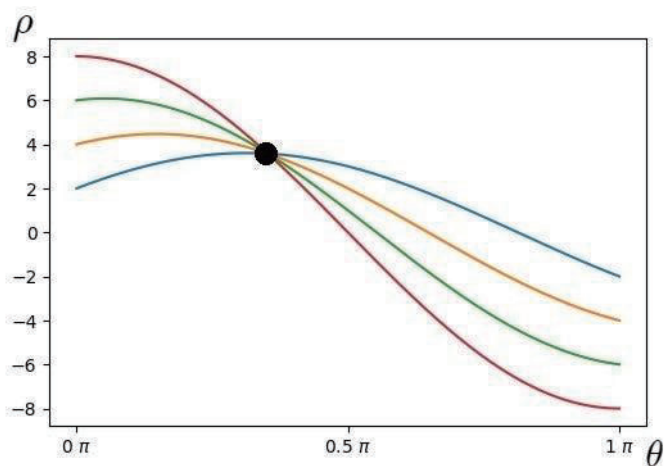


Sinusoid

圖 3.19 霍夫轉換從一個點變成一條正弦曲線



Points which form a line



Bunch of sinusoids intersecting at one point

圖 3.20 以霍夫轉換偵測直線之示意圖

在圖 3.21 中左圖為模擬 3 條裂縫的資料，右圖則是將各個點進行霍夫轉換後在參數空間累計的結果。由此圖可以看出 3 條裂縫的走向大約為 45° ，但 3 條裂縫在不同的 r 可發現群聚尖峰(Cluster Peak)，表示這 3 條裂縫的走向相似，且從 r 值的差異可以推算兩裂縫的間距。因為本研究採用的是高解析正射影像，一個畫素之空間解析度預計設定為 0.2mm，故若兩個群聚尖峰 r 的差異為 1000，表示兩組裂縫之間距為 20 公分，此資訊在交通部 103 年頒布之「公路鋼筋混凝土結構橋梁之檢測及補強規範」中，可應用於評定 DRU 值，可當作本研究後續自動研判 DERU 之參考依據。另外在圖 3.22 中的兩組垂直交錯網狀裂縫，其方向則大致為 $\theta \cong 45^\circ$ 和 $\theta \cong 135^\circ$ ；上述程序假設整個二維空間的裂縫分佈是一致的的情況，但由圖 3.17 可知，結構裂縫具有局部的群聚現象，故本研究將針對不同構件，在經常發生結構裂縫的局部區域進行結構裂縫的辨識，發生在其他區域的裂縫將視為非結構裂縫。

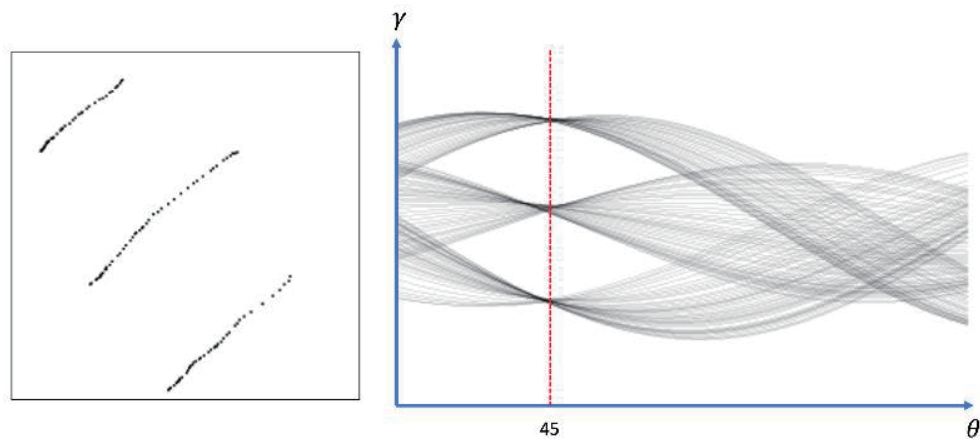


圖 3.21 縫 3 條經過霍夫轉換後之成果

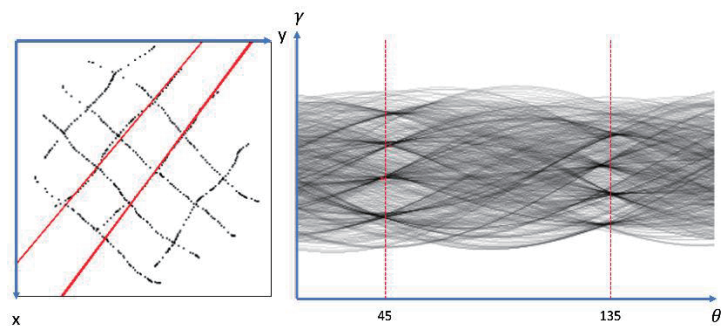


圖 3.22 兩組互相垂直裂縫以霍夫轉換後之成果

(9) 結構裂縫辨識條件

當使用 Lawin 模型或 Deeplab v3++模型進行預測後，經過向量化處理得到向量化的裂縫資料(.shp 檔)，接下來的結構裂縫辨識將涉及條件篩選和進一步的辨識。這個過程是為確定裂縫是否符合結構裂縫的標準。首先針對斜向裂縫的篩選，設定一個特定的條件，即裂縫的角度應該為 45° 、 135° 、 225° 和 315°

度。考慮到實際情況，允許角度的誤差為 ± 25 度（經與專家會議討論），以更容忍模型預測的微小偏差，這樣的篩選條件確保只有符合特定斜向角度的裂縫被判定為結構裂縫。其次另一項篩選條件涉及橫梁中間範圍的裂縫，這些裂縫應該延伸至構件面邊緣。設定一個距離可接受誤差為 1 公分的範圍，以確保裂縫確實連接到構件面。同時相鄰面存在該裂縫的延伸也是判定為結構裂縫的一個條件。這些篩選條件的設定是為確保結構裂縫的準確辨識，同時考慮模型預測的可能偏差和實際應用的須要。

(10) 使用霍夫變換進行結構裂縫辨識

在本研究為獲得裂縫角度資訊，採用霍夫變換演算法，這個過程涉及對向量化的裂縫資訊進行提取和分類，以確保每條裂縫都能成功提取其頭尾點座標和所有轉點座標。而這一步驟確保後續對裂縫進行角度分析的基礎資料，接著採用分群演算法，以找出各條裂縫所在的群集；該演算法基於裂縫之相鄰距離和是否有相似走向來進行分群，從而形成具有相似特徵的裂縫群集。然後使用向量式霍夫變換針對每個裂縫群集計算主要軸向的角度。這能夠提供對裂縫分布的整體方向性信息，透過這種方式，我們可以獲得每個群集的主要裂縫軸向角度，並將其應用於後續的結構裂縫辨識以及 DERU 指標之估算。最終結合上一節中所提到的結構裂縫辨識條件，將每個群集中的裂縫進行區分。這包括考慮裂縫的角度是否在指定範圍內，以及是否符合結構裂縫的其他條件。

(11) 自動評比每一個構件(面)的 DERU 值

以下為自動評比之流程，首先為選取一個構件，再選取其中一個面，計算坐落在此面上所有正射影像所偵測到的裂縫與其他劣化類別多邊形的統計量，包括裂縫的長度、寬度與最大矩形範圍，以及其他劣化類別的面積。特別注意的是，根據專家會議的結論(附件 3)，仍建議不管是否為結構裂縫皆須紀錄。

濾除裂縫長度太短($<1\text{cm}$)與其他劣化類別面積太小($<10\text{cm}^2$)者，判斷是否有“混凝土裂縫”劣化類型。

(a) 若有，增加一筆 DERU，計算 E 值，再根據裂縫寬度，以及是否有“滲水、白華、銹水、鋼筋外露(銹蝕)”，評定 DRU 值。

(b) 同一面再繼續判斷是否有“混凝土剝落、破碎、鋼筋、銹蝕”劣化類型

(c) 若有，再增加一筆 DERU，計算 E 值，根據面積大小與鋼筋是否外露評定 DRU 值。

(d) 同一面再繼續判斷是否有“滲水、白華”劣化類型

(e) 若有，再增加一筆 DERU，計算 E 值，再根據是否有銹水評定 DRU 值。

4. 擴充 AI 影像缺失辨識模式功能開發人機操作介面

在擴充 AI 影像缺失辨識模式功能(例如人機操作介面等)，將 AI 影像缺失辨識模式模組化，同時製作成共享軟體以利擴大各橋管機關使用，並製作操作手冊供各單位參用部分。如圖 1.3 範例所示，本研究利用中華顧問工程司研究計畫成果 LOC6D，延伸開發一個桌機版橋梁影像分析軟體，暫定為以人工智慧與影像為基礎之橋梁檢測系統(AI & Image-based bridge inspection system, AI-IBBIS)，此軟體之定位為共享軟體，也就是將來應用本研究建議之流程與開發之技術進行影像式橋梁檢測時，可免費提供給任何橋管單位與橋梁檢測顧問公司使用的軟體。附件 6 為此軟體之操作手冊，此軟體大致功能如下：

- (1) 建置專案、設定檢測時間，填寫執行檢測人員(包括無人機操作人員與橋檢專業檢測人員)與橋梁基本資料，匯入檢測人員照片等。
- (2) 匯入無人機拍攝之原始影像與內外方位參數，並且可以顯示原始影像。
- (3) 匯入橋梁 3D 模型與矩形框，含構件編號。
- (4) 設定搜尋條件，自動搜尋每個矩形框對應之原始影像，並批次自動製作所有矩形框之正射影像。
- (5) 於所有正射影像上，以 AI 偵測各式劣化類別，將劣化影像轉換成向量資料，計算長度、寬度與面積等屬性。
- (6) 以構件(面)為單位，自動評定所有構件之 DERU 值。若未偵測到任何劣化，則不產生 DERU。
- (7) 可計算一個構件或整座橋所有正射影像的比例，統計無人機拍攝影像的完整度。
- (8) 可將各式劣化類型向量資料套疊在構件 3D 模型上，進行 3D 瀏覽，協助確認 DERU。
- (9) 可批次自動評比每一個構件，每一個面的 DERU 值，並自動產製與儲存 Excel 檔案格式，以利後續可上傳至車行橋梁管理資訊系統。
- (10) 可針對每一筆 DERU，逐一輸入其他欄位資訊，包括截圖，並確認其 DERU 值是否正確，若有錯誤或不合理者，亦可人工編輯 DERU 值。

3.2 規劃檢測結果自動上傳至車行橋梁管理資訊系統

本項工作成果尚須經過專家檢核，且有系統介面整合之問題，爰本研究僅為規劃 AI-IBBIS 所產製之橋檢報告共同性格式，以利後續整合上傳至車行橋梁管理資訊系統。表 3-4 為一橋梁檢測報告範例，除一些屬性資料外，每 1 筆檢測成果可能還包括現場拍攝之照片或 3D 構件與劣化區示意圖。

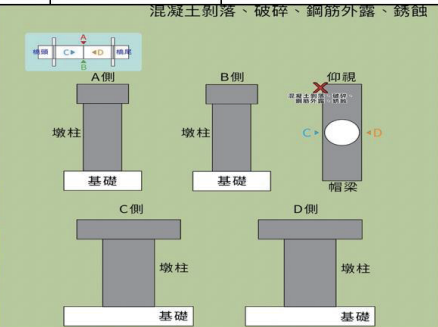
本研究開發之 AI-IBBIS 系統所記錄的影像，可以使用無人機拍攝之原始影像，同時包括無人機飛行路線之 GPS 資料；此外也可從 AI-IBBIS 視窗中所截取之照片，例如正射影像或構件 3D 模型套疊劣化區圖資，此情況則不會包括無人機飛行路線 GPS 資料。檢測時間可以是無人機拍攝之時間或製作 DERU 之時間，執行檢測人員包括無人機操作人員與實際操作 AI-IBBIS 之橋檢專業人員。為將本系統所產生之橋檢報告後續上傳至車行橋梁管理資訊系統，建議將表 3-4 中相關欄位資訊與相關照片或劣化區截圖等，匯出後以 EXCEL 格式儲存，再開發傳輸介面上傳至車行橋梁管理資訊系統資料庫中。

由於本研究採用之橋檢流程會製作真實尺寸之橋梁 3D 模型，採用的是 SketchUp 的 SKP 格式，可以轉成其他 CAD 格式，所記錄的幾何資料為絕對地理坐標 ENH，坐標系統為 TWD97，高程系統為橢球高，亦可轉換成正高。目前車行橋梁管理資訊系統資料庫中也可製作簡略且相似橋梁 3D 模型視意圖，採用的是參數式模型，記錄的幾何資料為一些構件的尺寸，再組合成完整的橋梁模型，但模型尺寸不為實際橋梁大小。而在車行橋梁管理資訊系統中標註劣化區時使用的是構件 3D 模型，於相對位置標註劣化區，由於兩個系統採用之 3D 模型描述方式與資料格式全然不同，因此未來若要整合兩種模型於同一個資料庫中，亦有相當大的困難度。至於其他橋檢報告內容，例如一些欄位名稱、屬性資料與 DERU 等，暫時以 EXCEL 格式儲存，若未來本系統被全面採用，僅須在車行橋梁管理資訊系統 APP 中增加匯入 EXCEL 的功能。

表 3-4 橋梁檢測報告範例

檢測項目		主梁					劣化類型	維修工法	數量	單位	備註
位置	編號	D	E	R	U						
S001(主)	S1G1	1									
S001(主)	S1G2	1									
S001(主)	S1G3	1									
S001(主)	S1G4	2	1	2	2		混凝土剝落、破碎、鋼筋、鋼腱或錨碇外露、銹蝕	鋼筋除鏽及混凝土修復	0.5	平方公尺	7230
S001(主)	S1G5	2	1	2	2		混凝土剝落、破碎、鋼筋、鋼腱或錨碇外露、銹蝕	鋼筋除鏽及混凝土修復	0.5	平方公尺	7231
S001(右側)	S1G6	1									
S001(右側)	S1G7	1									
S002(主)	S2G1	1									
S002(主)	S2G2	2	1	1	1		其他損傷	雜物清除	2	處	6795-96
S002(主)	S2G3	2	1	1	1		其他損傷	雜物清除	1	處	6797
S002(主)	S2G4	2	1	1	1		其他損傷	雜物清除	1	處	6798
S002(主)	S2G5	1									
S002(右側)	S2G6	1									
S002(右側)	S2G7	1									
S003(主)	S3G1	2	1	1	1		混凝土剝落、破碎、鋼筋、鋼腱或錨碇外露、銹蝕	混凝土修補	0.3	立方公尺	6788
S003(主)	S3G2	2	1	1	1		其他損傷	雜物清除	2	處	6761-62
S003(主)	S3G2	2	1	1	1		混凝土剝落、破碎、鋼筋、鋼腱或錨碇外露、銹蝕	鋼筋除鏽及混凝土修復	0.3	平方公尺	6781

檢測項目	位置	編號	D	E	R	U	損壞位置		劣化類型	損壞原因	
橋墩 / 帽梁	P001	P1-1	2	1	1	1	P1-1		混凝土剝落、破碎、鋼筋外露、銹蝕		
建議維修工法							數量	單位	單價	備註	
修補混凝土							0.4	立方公尺	2300	7219	

檢測照片									
拍攝日期									

3.3 建置橋梁 3D 影像模型

圖 3.23 為橋梁 3D 建模之標準作業流程，以及與高解析無人機影像拍攝之航線規劃與 AI-IBBIS 系統之關係圖。橋梁 3D 模型在本研究所建議之橋梁檢測程序中之用途有三：(1)協助無人機拍攝高解析影像時之路線規劃、(2)為校正原始影像製作橋梁表面正射影像，以便應用 AI 劣化偵測技術偵測各式劣化類別，並將偵測成果轉換到三度空間利於套疊在 3D 模型上，協助橋檢專家進行視覺化評等 DERU 值或橋梁結構安全、(3)為將構件 3D 模型轉換成 2D 表面圖，以協助自動判識 AI 偵測得到之裂縫是否為結構裂縫，協助橋檢專家評等 DERU 值。

因此所產製之橋梁 3D 模型必須是在絕對地理坐標系統，以便無人機在橋梁外使用 RTK 進行定位導航時，可以使用相同坐標系統，達到無縫接軌的目地。故在 3D 建模前須先使用 RTK 進行地面控制測量，也因此控制點必須選擇在透空度較高的地方。由於橋梁路面的透空度通常比橋梁下，因此標準作業程序中建議在橋梁路面上找現成之地物特徵點，例如反光標記、路面邊線兩端(圖 3.24)，當作地面控制或檢核點，這些點的分佈要均勻，除橋梁路面兩端與兩側各量一個點之外，若橋梁長度超過 40 公尺，則建議在橋梁路面中間每間隔 20~40 公尺，於道路兩側各量一個點。透過 RTK 測量技術，絕對定位誤差可小於 5 公分，對後續橋梁 3D 模型應用於航線規劃之精確度已經相當足夠。

在無人機拍攝低解析影像部分，建議無人機之相機雲台可以轉動 Pitch 角，從垂直向上(+90 度)到垂直向下(-90 度)的範圍。由於道路上經常有車子經過，基於安全考量不可飛越路面，建議可以飛在橋梁旁邊上方，以傾斜向下(-45 度)與垂直往下(-90 度)方式拍攝路面(含地面控制點)與橋梁下方；以水平(0 度)角度拍攝橋旁護欄與橋墩，以傾斜向上(+30~+60 度)拍攝大梁側邊與帽梁，並以垂直向上(+90 度)拍攝橋面板與大梁下方，也就是以無人機包覆橋梁的方式拍攝整座橋梁。

接著使用具有 SfM 影像式 3D 建模商用軟體，例如 Agisoft Metashape、Pix4D Mapper 等，將影像匯入後進行初步的空三平差與相機自率(Self calibration)。由於此步驟會產生稀疏點雲，也就是影像匹配產生之連結點所計算得到的點雲，這些稀疏點雲可能有錯誤、不可靠或不準確的問題，必須先過濾掉。接著在影像上量測地面控制點，再跑一次空三平差，以便修正無人機影像上 GNSS 坐標之系統性誤差。前面地面測量得到之控制點，有些要設定成檢核點，不加入空三平差計算，而是用來檢核空三平差成果的準確度。除此之外，必須檢核每張照片上的連結點數量(>100)與反投影誤差(<1 像元)，以及地面控制點影像坐標觀測量數量(>4)與反投影誤差(<1 像元)，以評估整個空三平差成果是否符合準確度(地面控制點/檢核點 RMSE<5cm)與可靠度的需求。若符合標準才可以進一步的產製 3D 密集點雲與仿真 3D 模型。

接著將密集點雲匯入 SketchUp 軟體(圖 3.25)，以人工數化橋梁表面之 CAD 模型，並將屬於同一構件之多邊形，選取設定其構件編號，接著即可使用 Blender 軟體進行半自動航線規劃。而當無人機完成高解析影像之拍攝作業後，接下來則是將這些高解析影像與先前拍攝的低解析影像一起使用 Metashape 進行空三平差，解算所有高解析影像的外方位參數，且其坐標系統也會與低解析影像及地面控制點相同。關於物件化橋梁 3D 建模之詳細流程，請參考附件五。

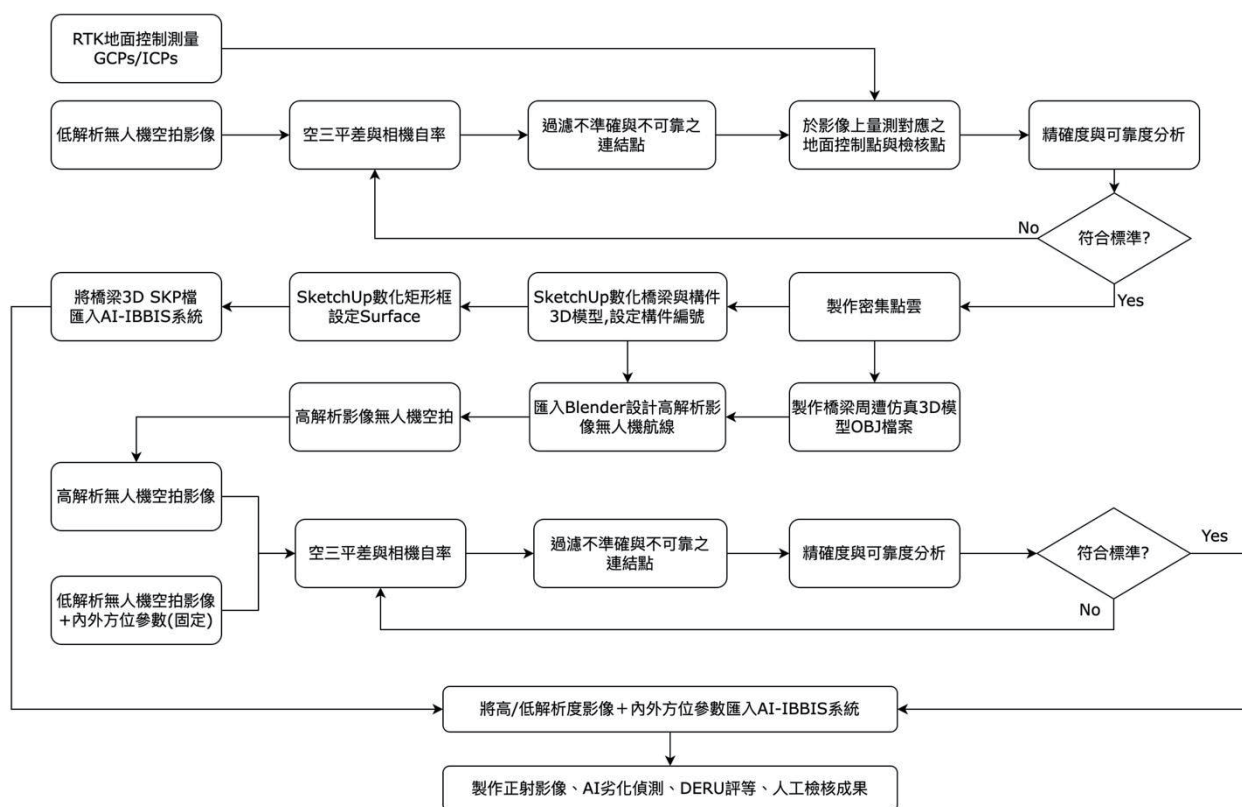


圖 3.23 橋梁 3D 建模標準作業流程

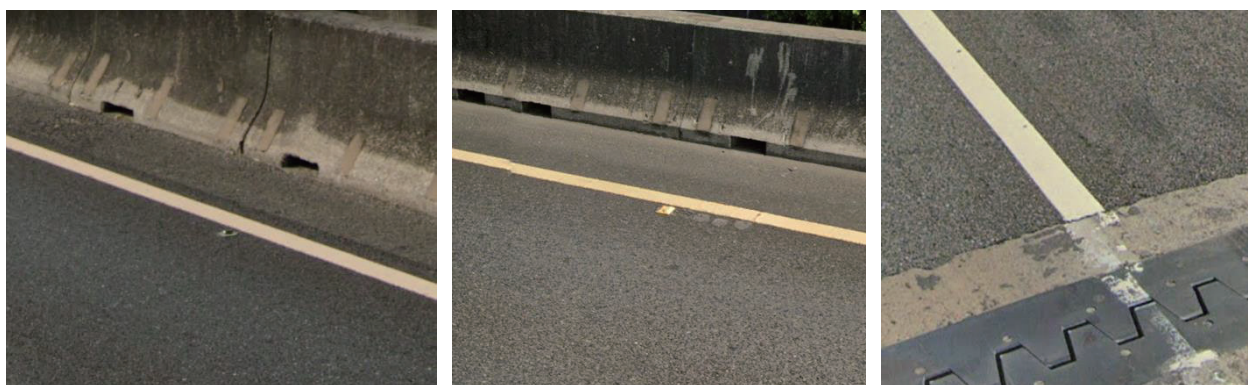


圖 3.24 橋梁路面可當控制/檢核點之地面特徵點

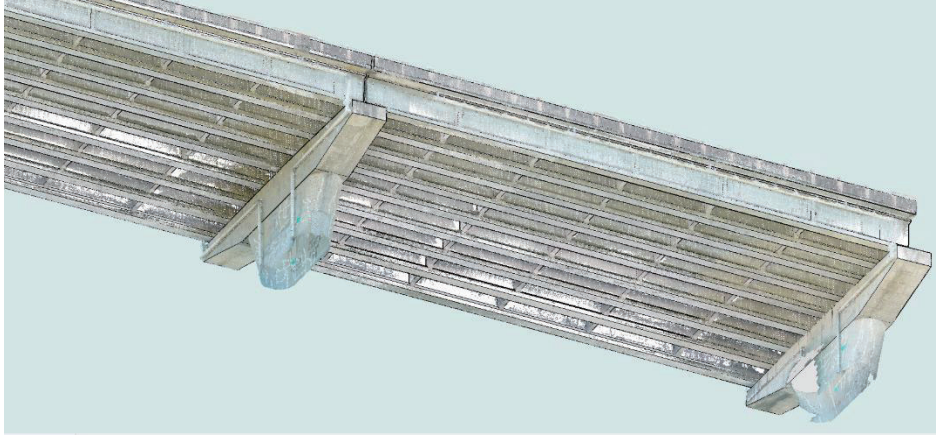


圖 3.25 以 SketchUp 數化物件化橋梁三維模型(含密集點雲)

在製作所有矩形框的高解析正射影像，完成全橋影像之拼接，AI-IBBIS 系統預設其地面取樣間距(GSD)為 0.2 mm，由於使用的矩形框大小約 50cm x 50cm，因此所製作的正射影像大小約 2500 x 2500 畫素。AI-IBBIS 系統會先針對每個矩形框搜尋一張最適合的原始影像來製作正射影像，而為避免傾斜攝影與拍攝距離影響到正射影像所需的空間解析度，本系統可設定相機距離矩形框的距離與傾斜角度如圖 3.26 所示。原則上矩形框必須全部在原始影像之視野範圍內(圖 3.27、圖 3.28)，若 1 張原始影像無法完全涵蓋 1 個矩形框，則須要再找 1 張照片製作正射影像，並互補拼接成完整的影像。此外拍攝距離必須小於所設定的距離門檻，且空間解析度，以及相機觀測方向與平面法向量的夾角也需小於畫面中所設定的門檻值。

另圖 3.26 中左邊第 1 欄為矩形框之編號，第 2 欄為搜尋到之原始影像名稱，空白表示該矩形框找不到合適的照片製作正射影像，藉此可以統計無人機拍攝照片之涵蓋率。若涵蓋率低於委外招標規範的規定，例如 95%，則可以要求無人機公司針對有缺照片的構件進行補拍。



圖 3.26 設定搜尋原始影像之條件



圖 3.27 無人機拍攝之原始影像套疊某一矩形框之示意圖

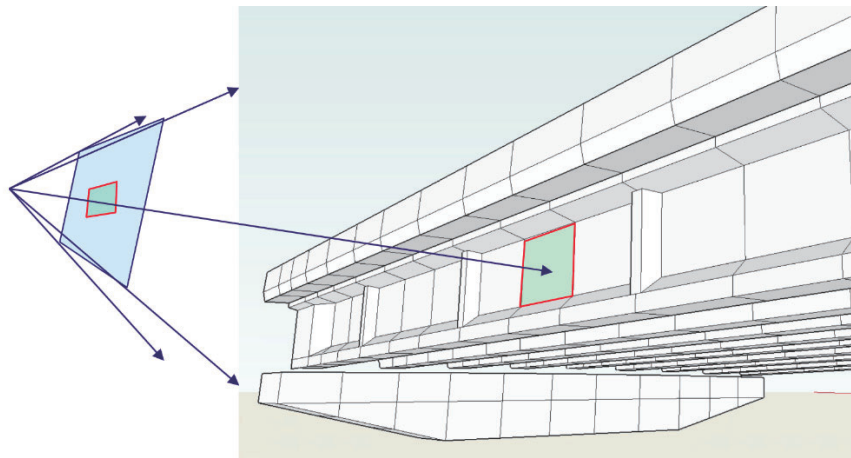


圖 3.28 矩形框與無人機拍攝視野之示意圖

接著 AI-IBBIS 系統即可批次自動產生所有矩形框的正射影像，並敷貼於橋梁 3D 模型上，如圖 3.29 所示；之後即可利用本研究所開發之劣化區偵測語意分割深度學習模型，偵測每一張正射影像上的各式劣化類別，產製劣化區假色圖，敷貼於橋梁 3D 模型上。本系統接著可以將此假色影像圖轉換成向量資料，計算裂縫之寬度與長度，以及計算其他劣化類別的面積等，以便協助 DERU 的自動評等。

由於本研究採用 SketchUp 數化之矩形框，每個框都會產生 1 張正射糾正過後的影像，因此可以推算正射影像上每個畫素之 3D 坐標，因此在正射影像進行 AI 劣化偵測的成果可以轉換成 3D，並與橋梁構件 3D 模型套疊展示，協助 DERU 評等。另外為將 3D 構件分解成 2D 平面圖(如圖 3.7 與圖 3.8 所示)，本研究利用 SketchUP 將每個構件不同面設定成不同的 Surface。因此也可將 AI 裂縫劣化偵測成果，疊合在 2D 平面圖上，協助研判結構與非結構裂縫。



圖 3.29 將正射影像數貼於橋梁 3D 模型之範例

3.4 制定無人機自動規劃飛行路線程序

欲使用無人機在無衛星訊號的橋梁下方進行自動橋梁巡檢，無衛星訊號的定位及自動導航飛行是目前較為困難的使用情境。為解決此困難，本研究前期已提出無人機拍攝橋梁影像標準之建議，並設計一款橋梁巡檢拍攝專用之 Y6 型無人機 TD-Y6B-1200 (圖 3.30)，結合多參數及技術(視覺因子、慣性因子、距離因子、偽距因子、都卜勒因子、鐘時因子)，並提出緊耦合融合定位演算法 GRVINS (Tightly Coupled GNSS- Range - Visual-Inertial System)，可根據不同橋梁構件及橋梁巡檢需求，提出拍攝橋梁單一構件或部分區域之飛航路徑規劃。本研究已於 112 年將 GRVINS 研發成果擴及不同的 UWB 系統，並在橋梁巡檢機上面進行實際測試。

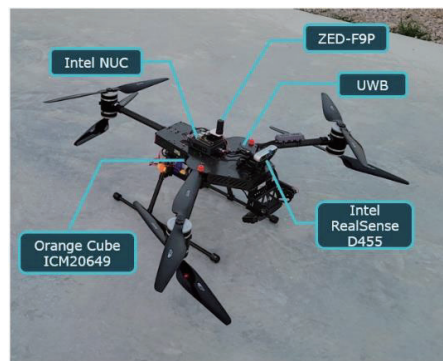


圖 3.30 TD-Y6B-1200 橋梁巡檢無人機

1. 制定橋梁各構件拍攝作業標準作業流程

(1) 以無人機進行橋梁巡檢拍攝之影像標準建議

由於本案 AI 深度學習所擬偵測之橋梁有梁式橋、板橋、箱型梁，而劣化類型有混凝土結構裂縫、混凝土剝落、破碎、鋼筋外露、銹蝕、滲水、白華損傷等，雖然混凝土結構裂縫的空間解析度要求比其他類型高，影像解析度如能達到次釐米等級將會最佳。然鑒於飛行安全、主梁高度不一、且期望本作業流程的門檻能符合更多業者之作業能量，本研究將先確認 AI 影像辨釋需求及無人機飛行安

全來規劃無人機橋檢之作業方式。本研究建議拍攝標準不分構件類型，而是分成高解析影像與低解析影像兩種，如表 3-5 所示。

表 3-5 無人機拍攝橋梁影像標準

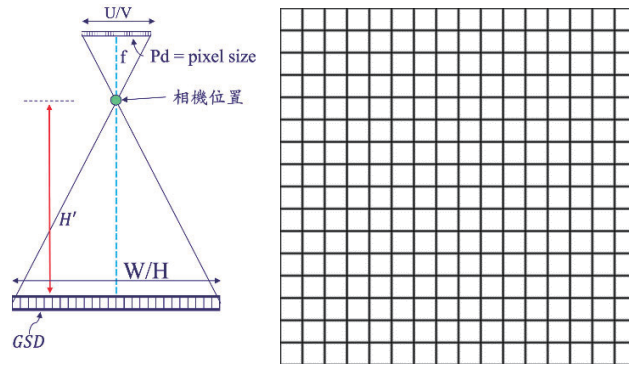
	高解析影像	低解析影像
適用偵測劣化類型	混凝土結構裂縫	混凝土剝落、破碎、鋼筋外露、 銹蝕、滲水、白華損傷
畫素(μm)	3~5 (以減少雜訊)	不限
空間解析度	0.3 mm ~1.0 mm	2 mm ~ 30 mm
亮度	灰階呈常態分佈，平均值接近 128，不可過度集中在暗區或亮區。需進行 ISO、快門速度及光圈測試，必要時須提供補光配備。	
相片尺寸	全片幅 CMOS 感測器，例如 Sony A7R2 以上之數位相機	其他尺寸感測器皆可
焦點定位(各方向，涵蓋構件尺寸)	相對橋梁表面，拍攝之入射角角度不可大於 45 度，以免造成過大的幾何變形，壓縮影像資訊，誤判裂縫寬度	相對橋梁表面，拍攝之入射角角度不可大於 60 度，以免造成過大的幾何變形，影響深度學習判識劣化區的準確度
相片張數	在滿足空間解析度的要求下，原則上橋梁表面每 50cm x 50cm 的範圍要拍攝一張照片，且相鄰照片的重疊率要在 60%~80%之間，以協助空三平差之穩定求解	在滿足空間解析度的要求下，連續拍攝的相鄰照片間重疊率要在 60%~80%之間，以協助空三平差之穩定求解

由於坊間有各種消費型相機廠牌，為降低成本、減輕重量又能符合拍攝之影像品質，建議採用 Sony、Canon、Nikon 等全片幅微單眼相機，且可搭配之鏡頭種類與焦距亦較有彈性。因此就橋梁檢測 3D 建模與 AI 深度學習自動劣化偵測目的而言，並不須要指定特定相機廠牌，僅須要求拍攝後影像之空間解析度與影像品質等。

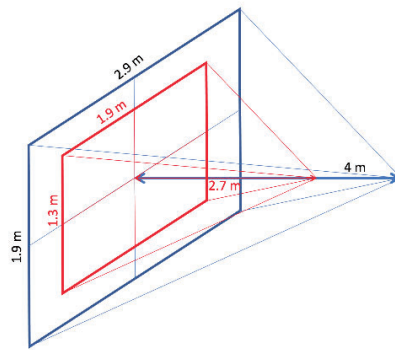
本研究建議以 Sony A7R4 相機搭配焦距(f)為 50 mm 及 15 mm 定焦鏡頭來分別取得高解析影像及低解析影像。由於其 CMOS 感測器大小($U \times V$)為 35.64 mmx 23.76 mm，影像大小為 9504 x 6336 畫素(Pixel)，每個畫素寬度(Pd)為 3.75 μm ，在使用 50 mm 定焦鏡頭時，在距離橋梁表面 2.7~4 公尺處垂直拍照時，所拍攝之影像空間解析度或地面取樣間距(Ground Sampling Distance, GSD)約在 0.2~0.3 mm 間，其空間解析度(GSD)與拍攝範圍($W \times H$)之示意圖如圖 3.31 所示，計算公式及拍攝範圍如下：

$$GSD = \frac{H'}{f} * Pd$$

$$W = \frac{H'}{f} * U, H = \frac{H'}{f} * V$$



(a) (左)地面解析度與照片涵蓋範圍計算示意圖，(右)垂直攝影無透視投影幾何變形



(b) 拍攝距離 2.7 公尺與 4 公尺之拍攝範圍示意圖

圖 3.31 拍攝距離與地面解析度 GSD 計算示意圖

(2) 無人機拍攝方式之建議

針對拍攝方式，若拍照空間無障礙物，將以垂直攝影為優先選擇，可取得較佳的空間解析度(GSD)，減少影像透視投影幾何變形。然而實際作業時，當拍攝對象位在狹小空間內或有障礙物時，例如兩個大梁間的側面或周圍樹木遮擋，且無人機體積又太大或為飛行安全而無法飛入此空間中時，僅能選擇傾斜攝影方式，為控制透視投影幾何變形程度及考量空間解析度，其相機光軸的傾斜角度也是儘量越小越好，最多不要超過 45 度。

使用無人機進行拍攝高解析影像時，為確保相機拍攝穩定性，本研究的無人機設計，是將相機及補光裝置架設於可垂直往上 90 度及往下 10 度拍照之雲台上，雲台可旋轉角度為 100 度，使鏡頭可以拍攝垂直往上、水平及稍微偏下的角度。在橋下進行拍攝時，拍攝原則採取連續且不停移動方式進行，根據照片前後與左右之重疊率皆 60%-80%計算無人機移動速度，此外還要考慮記憶卡寫入的速度為每秒幾張照片，建議儘量使用寫入速度大於 300 MB/s 的記憶卡，以達到每秒或每 2 秒 1 張的拍攝效率。如此一來，若無人機飛行速度小於每秒 60 cm 或

30 cm，在 3.5 公尺以上拍攝距離下，以定時每秒或每 2 秒拍攝 1 張照片，即可滿足 60%以上之重疊率。

2. 航線規劃

(1) 按照橋梁單一構件或部分區域設計航線

本研究提出一套無人機 3D 航線規劃系統，以 Blender 這款軟體進行 3D 航線規劃，可將攝影測量所重建具有精確絕對地理坐標之仿真橋梁 3D 網格模型匯入系統中，再透過此 3D 航線規劃軟體，輸入相關參數及選擇模式後，系統自動生成無人機飛行路徑並可透過各種角度審視，確認路徑與橋梁之相對位置關係以確保飛航安全。

針對單一橋梁構件或部分區域以無人機拍攝高解析影像，本研究同時應用仿真 3D 網格式橋梁模型與物件化橋梁 3D 模型(圖 3.32)匯入上述系統中。由於仿真 3D 網格式橋梁模型可協助判斷橋梁周遭實際環境，而透過物件化橋梁 3D 模型橋，則可在針對特定構件或某些構件設計航線時，利用橋梁表面矩形框的法線向量，以無人機中心為圓點畫出半徑為 3 至 3.5 公尺的球型為無人機與實體物件之安全距離，規劃適合之航線(如表 3-6)，同時亦將盡量以最小的傾斜角度進行拍攝，以減少影像之幾何變形。

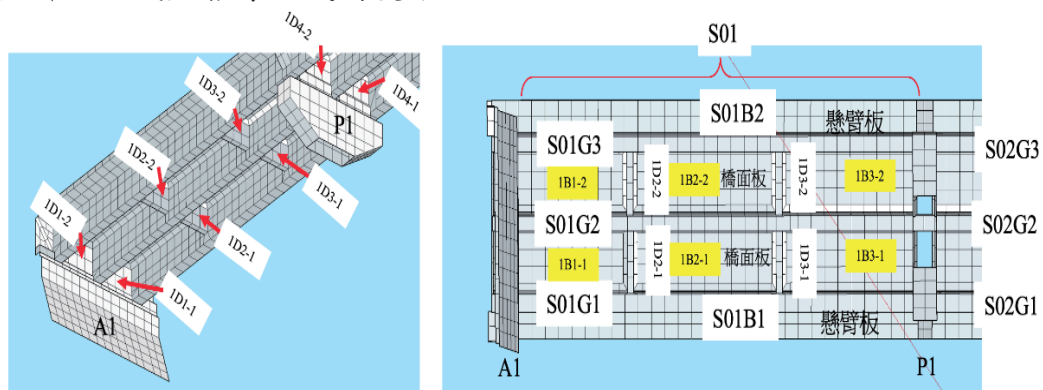


圖 3.32 物件化橋梁 3D 模型範例

表 3-6 設定無人機安全距離

圖例			
說明	以無人機中心半徑 3 至 3.5 公尺的安全距離	以橋梁側面斷面為參考面	以帽梁為參考面

為將照片屬性對應至橋梁實際構件位置，本研究設計之無人機自動路徑規劃流程(圖 3.33)中，以 Blender 軟體手動規劃各個任務點及設定各相關參數，如無人

機 3~3.5 公尺安全距離、飛行速度、不同構件編號起訖點作為任務點、無人機機頭方向等，之後自動生成巡檢路徑(圖 3.34、圖 3.35)，經使用者審視確認航線安全無誤後，無人機將執行自動任務進行飛行及拍照。Blender 物件資訊本身有 7 個欄位(idx 0、idx 1、idx 2、idx 3、idx 4、idx 5、idx 6)(表 3-7)，分別存入拍照編號(Seq)、X 軸數值、Y 軸數值、Z 軸數值(相對高度)、構件編號、航向角、雲台角度等資訊。拍照時會根據是否有拍照(圖 3.36)而將上述自定義相關物件資訊寫入照片 Exif 中，未來在以 AI 模型辨識這些照片時，就可以將這些物件資訊代入標籤中，可以辨別照片屬性對應至橋梁實際構件名稱、位置及無人機 GNSS 等資訊。

• 航線規劃：Blender

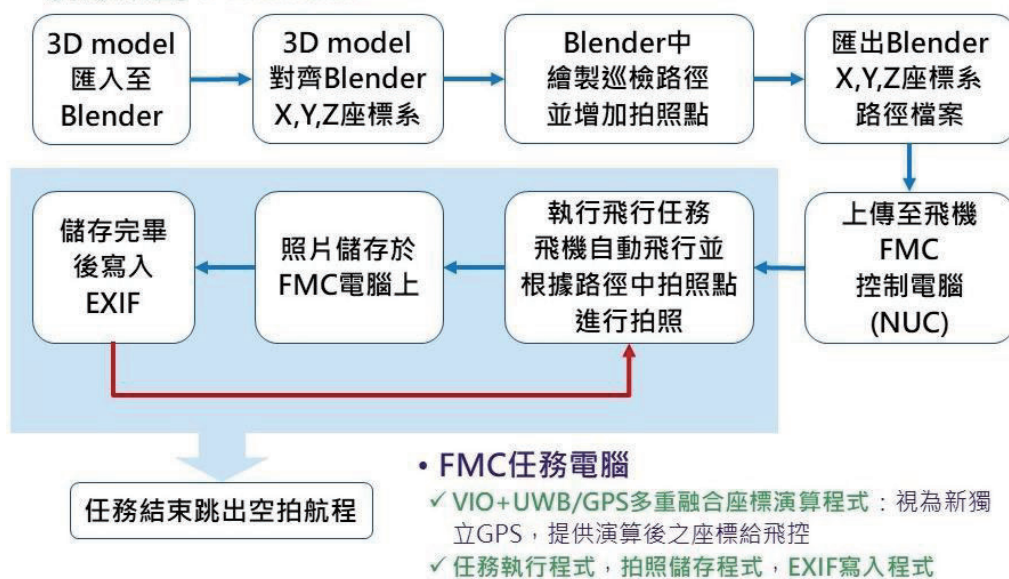


圖 3.33 3D 模型構件編號納入航線規劃

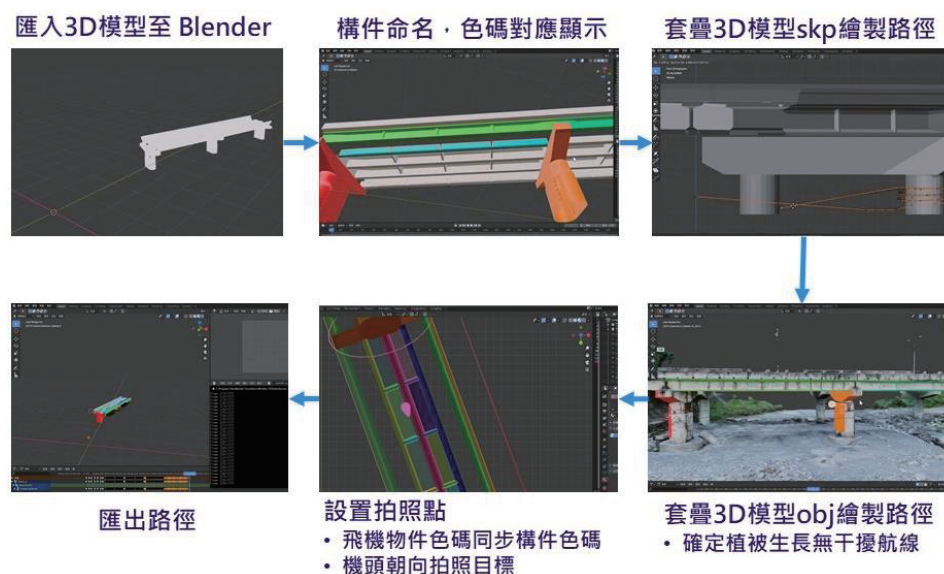


圖 3.34 以 Blender 進行無人機航線規劃之流程

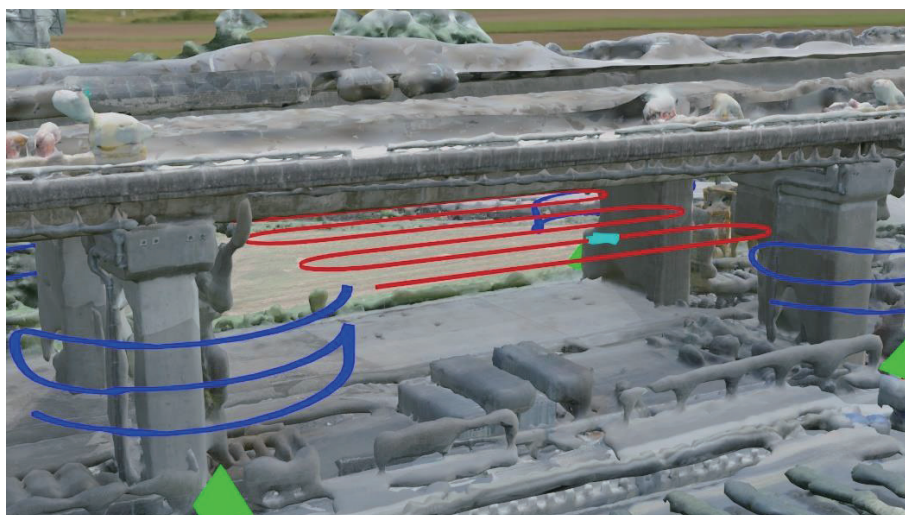


圖 3.35 以 Blender 規劃之無人機航線

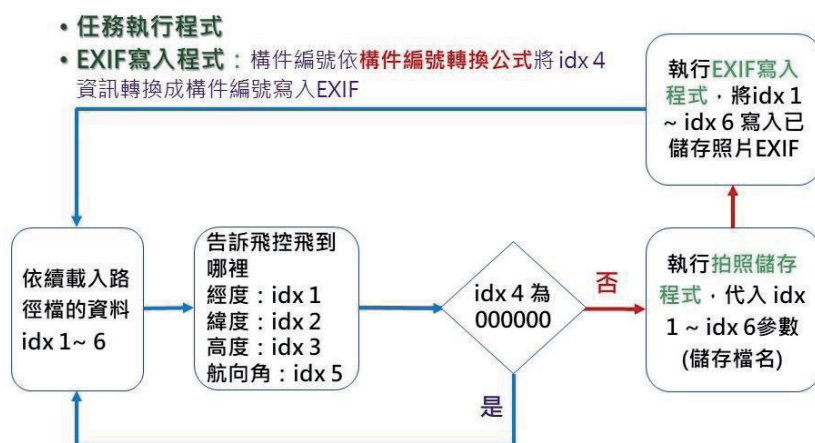


圖 3.36 Blender 之物件資訊寫入判斷

表 3-7 Blender 之物件資訊

idx0	idx1	idx2	idx3	idx4	idx4	idx4	idx5	idx6	實際構件	
Seq	X 值(cm)	y 值(cm)	相對高度(cm)	構件編碼 1	構件編碼 2	構件編碼 3	航向角	雲台角度	構件編號	構件
	70.30971646	1054.668522	625.3626347	2A661F	4966544554	1B6-6	-33	90	1B6-6	橋面板
	114.72013	1049.752045	624.5306015	2A661F	4966544554	1B6-6	-33	90	1B6-6	橋面板
	159.1305375	1044.835567	623.698616	2A661F	4966544554	1B6-6	-33	90	1B6-6	橋面板
	203.5409689	1039.919186	622.8665829	2A661F	4966544554	1B6-6	-33	90	1B6-6	橋面板
	247.9513645	1035.002708	622.0345497	0	0	0	-33	90	NA (無人機轉向)	
	247.9513645	1035.002708	622.0345497	0	0	0	2	90	NA (無人機轉向)	
	247.9513645	1035.002708	622.0345497	0	0	0	38	90	NA (無人機轉向)	
	247.9513645	1035.002708	622.0345497	0	0	0	74	90	NA (無人機轉向)	
	247.9513645	1035.002708	622.0345497	0	0	0	110	90	NA (無人機轉向)	
	247.9513645	1035.002708	622.0345497	1C6500	8348547153	S06G5	146	90	S06G5	主梁
	220.6524372	993.4335709	622.157526	1C6500	8348547153	S06G5	146	90	S06G5	主梁
	193.3535099	951.8644333	622.2805023	1C6500	8348547153	S06G5	146	90	S06G5	主梁
	166.0545588	910.2952957	622.4034309	1C6500	8348547153	S06G5	146	90	S06G5	主梁

依據以上的任務規劃，本研究所設計之 TD-Y6B-1200 橋梁巡檢機之飛行控制與監控(圖 3.37)來控制無人機巡檢作業，本系統將使用 MIT 國產開源 Pixhawk TD-H7CPO 飛控系統作為無人機的自動駕駛系統(Autopilot)，搭載高效能協作電腦(Companion Computer)及相關設備進行橋面下方無 GNSS 訊號之定位導航運算，並透過 4G/5G 通訊模組與地面站及雲端伺服器連線，即時將無人機狀態回傳，並可隨時透過網路進行任務路徑修改或緊急處置等。

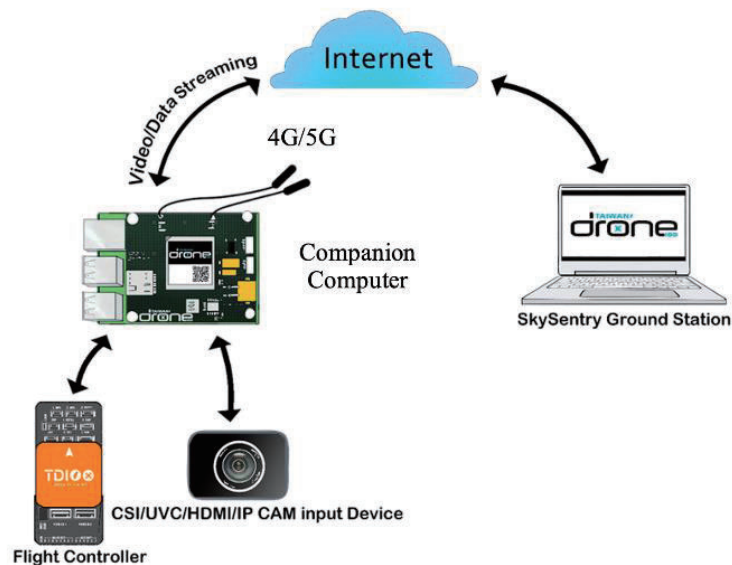


圖 3.37 無人機飛行控制與監控示意圖

(2) 構件編號資訊

橋梁構件資訊是根據構件編碼原則(圖 3.38)來制定，目前規劃將 Blender 的物件資訊欄位 idx 4 保留為構件編號。經過測試及討論，本研究針對構件編號之編碼轉換公式研擬 3 種方案。

- (a) 方案 1 為使用 6 個字元 16 進位的色碼欄位，將以特定轉換公式來解讀其編碼，該 6 個字元可依據構件資料中英對照表之 56 個構件資訊來編寫。
- (b) 方案 2 為使用 10 進位的數字欄位，以 ASC II 進行轉換，ASC II 以 10 進位表示須要 3 個位數才能完整表示所有 95 個字元(數字、基本符號、英文大寫、英文小寫)及指令，在橋梁構件編號中只須要以 2 位數轉換出涵蓋英文大寫字型、數字及各種基本符號就足以命名所有構件編號。
- (c) 方案 3 為在 Blender 物件資訊欄位中另行加入文字字串欄位(表 3-8)，可直觀的直接輸入構件編號，預計應該在文字字串資料欄位輸入足夠之字元來涵蓋所有的構件編號。實際測試中，方案 3 較為順利，因此以方案 3 為最後的使用方式。

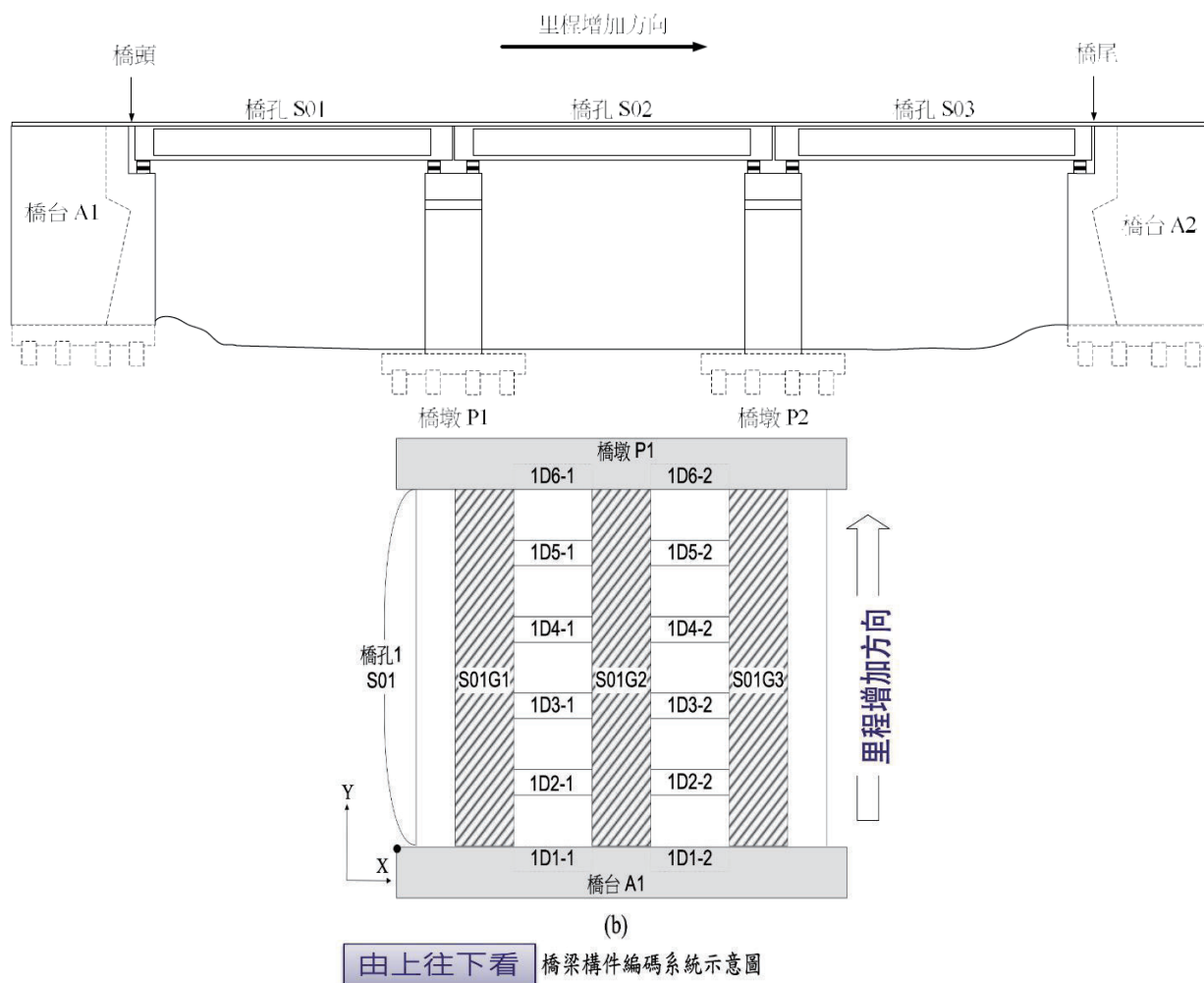


圖 3.38 橋梁構件編碼原則

表 3-8 Blender 中之構件編號轉換(方案 3)

idx0	idx1	idx2	idx3	idx4	idx5	idx6	實際構件	
Seq	X值(cm)	y值(cm)	相對高度(cm)	構件編碼3	航向角	雲台角度	構件編號	構件
55	7169.615936	7677.471924	2529.155922	S06G1	138	90	S06G1	主梁
56	7136.607361	7640.574646	2530.19104	S06G1	138	90	S06G1	主梁
57	7103.598022	7603.677368	2531.226158	S06G1	138	90	S06G1	主梁
58	7070.588684	7566.779327	2532.261467	S06G1	138	90	S06G1	主梁
59	7037.580109	7529.88205	2533.296585	S06G1	138	90	S06G1	主梁
60	7004.571533	7492.984772	2534.331703	S06G1	138	90	S06G1	主梁
61	6971.562195	7456.087494	2535.366821	S06G1	138	90	S06G1	主梁
62	6908.973694	7512.688446	2536.564636	6B6-1	138	90	6B6-1	橋面板
63	6846.385193	7569.288635	2537.76226	6B6-1	138	90	6B6-1	橋面板
64	6783.796692	7625.889587	2538.960075	0	137	90	NA (無人機轉向)	
65	6783.796692	7625.889587	2538.960075	0	101	90		
66	6783.796692	7625.889587	2538.960075	0	66	90		
67	6783.796692	7625.889587	2538.960075	0	29	90		
68	6783.796692	7625.889587	2538.960075	0	-5	90		
69	6783.796692	7625.889587	2538.960075	S06G2	-42	90	S06G2	主梁
70	6816.812134	7662.758636	2537.984657	S06G2	-42	90	S06G2	主梁
71	6849.827576	7699.626923	2537.00943	S06G2	-42	90	S06G2	主梁
72	6882.843018	7736.495972	2536.034012	S06G2	-42	90	S06G2	主梁
73	6915.858459	7773.364258	2535.058784	S06G2	-42	90	S06G2	主梁
74	6948.874664	7810.233307	2534.083366	S06G2	-42	90	S06G2	主梁
75	6981.890106	7847.101593	2533.108139	S06G2	-42	90	S06G2	主梁
76	7014.905548	7883.970642	2532.132721	S06G2	-42	90	S06G2	主梁
77	7047.92099	7920.838928	2531.157494	S06G2	-42	90	S06G2	主梁
78	7080.936432	7957.707977	2530.182076	S06G2	-42	90	S06G2	主梁
79	7113.951874	7994.576263	2529.206848	S06G2	-42	90	S06G2	主梁
80	7146.967316	8031.445313	2528.23143	S06G2	-42	90	S06G2	主梁

3. 開發橋下無 GNSS 訊號之定位導航技術

要使用半自動無人機進行橋梁檢測，準確的狀態估算是當中最基本的問題。橋梁底下 GNSS 訊號不好甚至不存在，且視覺慣性導航(VIO)在長時間運行，會有嚴重的漂移現象，然而在室內外複雜環境下，UWB 測量可能丟失或是受到嚴重干擾，因此本研究提出的解決方式目的是在 GNSS、UWB 訊號大量丟失，甚至完全不可用的複雜室內外環境下，提供全局一致的狀態估計。

要實現這樣一個全面的感測器融合系統，必須解決各個感測器間的數據同步、坐標系轉換、精度不統一、訊號丟失及退化以及易於實際應用等工程問題。由於本研究採用緊耦合的多感測器融合方法和系統設計，該系統充分利用 4 種感測器的優點，能夠無縫對應室內外 GNSS、UWB 丟失或是重新取得的情況。經實驗結果顯示，所提出的方法能夠有效的減少長時間軌跡漂移的現象，並且提供平滑連續的狀態估計。此方法在橋梁巡檢中，看到極大潛力的應用。多技術融合演算定位技術主要技術內容，在前期計畫開始時是規劃為坐標轉換(圖 3.39)、GVINS (Tightly Coupled GNSS-Visual-Inertial System)緊耦合演算法、UWB 鬆耦合融合演算法等 3 部分。計畫執行至今，經過一連串的測試及演算法調整修正，目前已將 UWB 原始資料併入 GRVINS (Tightly Coupled GNSS-Range-Visual-Inertial System)緊耦合演算法中，可提升定位精度及穩定度。

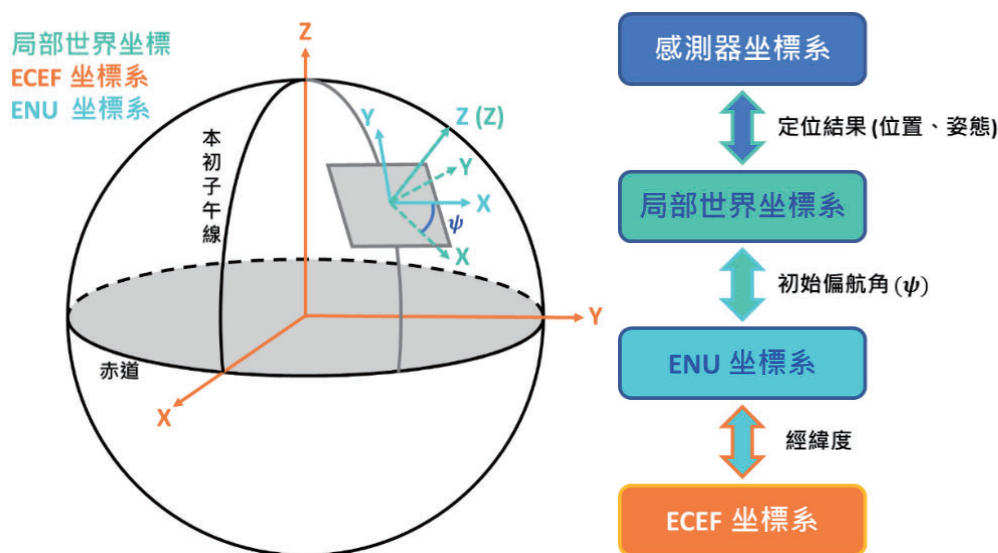


圖 3.39 坐標系統及轉換

(1) 緊耦合融合定位演算法 GRVINS (Tightly Coupled GNSS- Range -Visual-Inertial System)

此技術是基於視覺優化的多技術融合演算定位技術，為融合局部感測器(相機、IMU)及全局感測器(RTK GNSS、UWB)的定位演算法(如圖 3.40 所示)，在無人機能接受到 RTK GNSS 訊號時，緊耦合算法將提供全局無漂移的定位結果；但

當無人機飛往橋梁下方失去 RTK GNSS 訊號時，緊耦合算法會降為僅使用相機(視覺)及 IMU 的 VIO (Visual Inertial Odometry)定位結果，再與 UWB 定位資訊進行融合，仍可準確的估算無人機之位置與姿態提供全局無漂移的定位資訊。

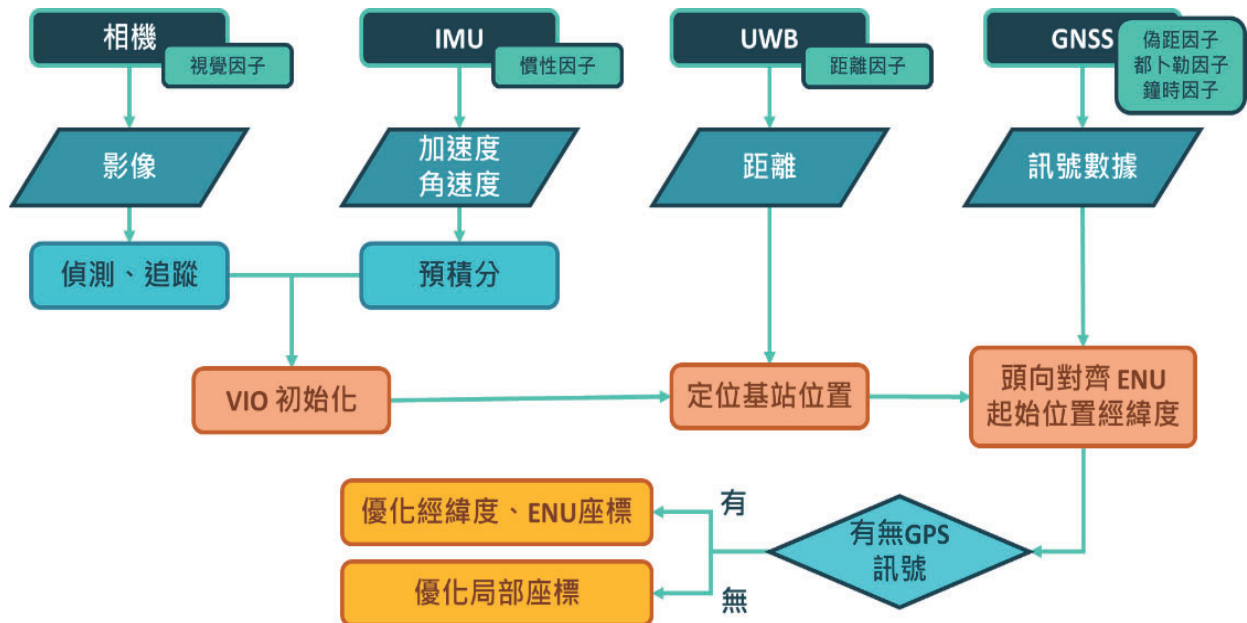


圖 3.40 GRVINS 緊耦合融合定位演算法算法流程圖

本研究開發此項多技術融合演算定位技術之原因為，雖然局部感測器(如相機、IMU 等)在小範圍內可以提供平滑、精確、頻率高的姿態，但誤差會隨著位移的增加而累積。而全局感測器(如 UWB、GNSS 等)在大規模環境可以提供全局無漂移的定位，但是噪聲大、頻率較低，透過局部及全局定位技術之相互修正的融合演算結合兩類感測器的優點，可提供平滑、精確、頻率高、全局無漂移的狀態估算結果，獲得精確度高於單獨使用各定位技術之定位結果，並可解決無衛星訊號環境之定位問題。

感測器融合不僅是一種軟體上的演算法，也相當依賴硬體品質。圖 3.41 為視覺慣性導航(VIO)的硬體架構，其中 CMOS 分為全局快門(Global Shutter)及捲簾快門(Rolling shutter)。本研究使用全局快門，是為避免掉捲簾快門可能會產生的果凍效應；由於演算法假設慣性測量單元(Inertial Measurement Unit, IMU)及相機的資料為時間同步下進行處理的，因此藉由微控制器單元 (Microcontroller Unit, MCU)同時發送觸發信號給 IMU 及相機，相機觸發後透過影像傳輸介面(Camera Serial Interface, CSI) 或高畫質多媒體介面(High Definition Multimedia Interface, HDMI)傳送回計算單元之協作電腦(Companion Computer)，IMU 則是透過序列傳輸介面(Serial Peripheral Interface, SPI)到 MCU 上進行資料同步，而

後再透過通用非同步收發傳輸器(Universal Asynchronous Receiver/Transmitter, UART)傳送到計算單元。

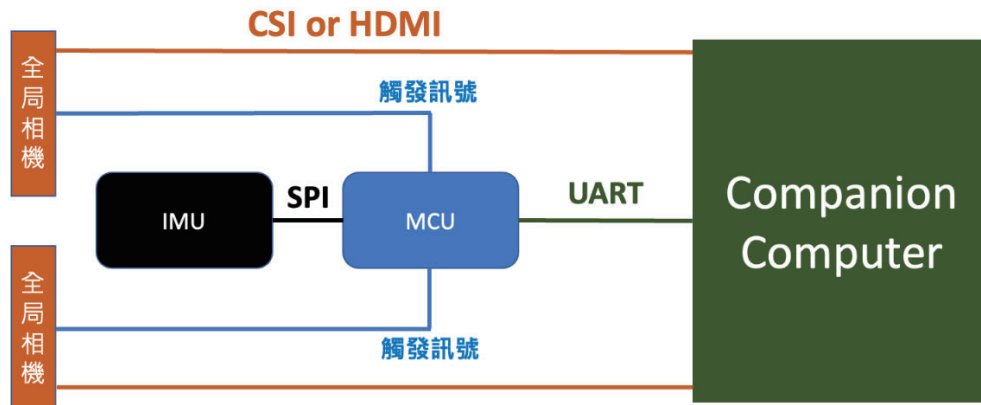


圖 3.41 視覺與 IMU 融合演算定位架構

圖 3.42 為本研究應用場景示意圖，多技術融合演算定位技術的運作模式為於橋梁 1 跨的 4 個端點架設 4 根長竿，其上方以 VBS-RTK 測量得絕對地理坐標，長竿下端裝置 UWB 定位固定站，並將長竿頂端之絕對地理坐標扣除長竿長度後得到 4 個 B 固定站之絕對地理坐標。同時無人機上亦搭載 1 個 UWB 移動站天線，可與 4 個 UWB 固定站即時傳輸計算無人機於橋下之位置，並將其位置與機載的局部感測器進行融合運算，以得到穩定、平滑且高精度定位，進而達成橋下定位導航飛行的目的。此外要環繞拍攝橋墩或於 2 跨之間飛行拍攝，則需 1 次同時佈設 8 組 UWB 固定站，以免遮蔽效應阻擋 UWB 與無人機之通訊，而影響定位精度。

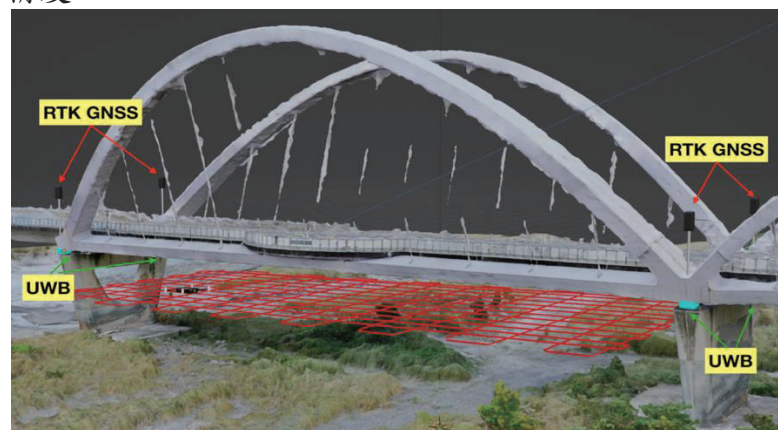


圖 3.42 無人機橋梁巡檢橋面下定位及導航示意圖

在前期研究中，本研究團隊使用 TD-Fusion-450 及 TD-Edu-650 兩款小型無人機針對本研究所開發之演算技術進行測試、驗證及精進，在取得絕對定位精度優於 30 公分的成果後，將整套系統移植到本研究所使用的 Y6 橋檢機 TD-Y6B-1200，經過視覺定位相機校正後，進行初步性能測試及定位精度測試，初步成果已符合計畫所需。

(2) 多元 UWB 整合研發

UWB 定位方式相似於 GNSS 定位原理，透過量測與 4 個已知三維坐標之 UWB 基站(Anchor)之距離後，計算出移動設備(UWB Tag)所在位置(如圖 3.43) (Shule et. al, 2008)^[52]。

圖 3.44 為本研究使用之 iWave iPosition UWB 定位系統，定位範圍(廠商公布數據)為最大 600 公尺，定位精度為 20 公分，適合用來作為無人機室內或無 GNSS 衛星訊號場域之定位與導航設備，透過與視覺慣性導航(VIO)技術的融合演算，可提供更穩定且精度更高之定位資訊，以利無人機於橋面下進行巡檢拍攝。

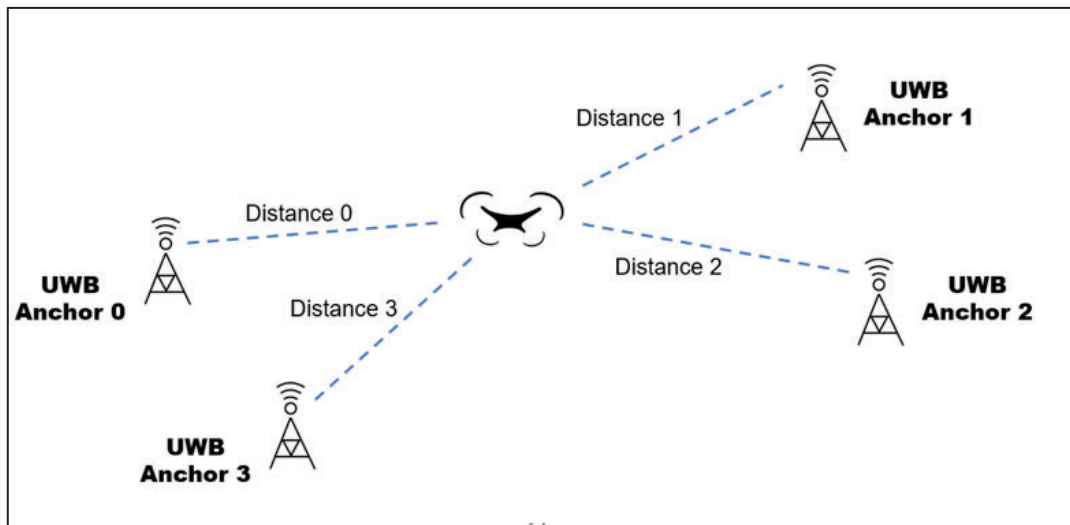


圖 3.43 UWB 定位運作方式



圖 3.44 iWave iPosition UWB

多技術融合演算定位技術主要內容包括坐標轉換(圖 3.45)、GVINS (Tightly Coupled GNSS-Visual-Inertial System)緊耦合演算法、UWB 鬆耦合融合演算法等三部分。計畫執行至今，經過一連串的測試及演算法調整修正，目前已將 UWB 原始資料併入 GRVINS (Tightly Coupled GNSS-Range-Visual-Inertial System)緊耦合演算法中，可提升定位精度及穩定度。

(3) 坐標轉換

由於各定位方法提供的坐標系不同，為將其進行轉換，研究分成 5 個不同的坐標系：

感測器坐標系 (Body Frame)：以感測器所在的位置為原點，並以感測器接收的資料之坐標系為基準。感測器坐標使用設備包括相機、IMU 及 UWB。

局部世界坐標系 (Local World Frame)：以初始位置為原點，當下的頭向作為 X 軸正向，正左方為 Y 軸正向，而 Z 軸為地心的反向。此方式為僅使用局部感測器所計算出的局部定位系統之坐標系。

地心地固坐標系 (Earth-centered, Earth-fixed (ECEF) Frame)：以地心為原點，Z 軸正向指向正北，XY 平面位於赤道上，X 軸正向指向本初子午線，Y 軸正向會使得此坐標系為右手坐標系。本研究中為 GNSS 的原始資料 (Raw Data) 解析出的坐標系。

ENU 坐標系 (ENU Frame)：以初始位置為原點，X、Y、Z 軸正向分別只向東(East)、北(North)、上方(Up)。此坐標系是為轉換局部世界坐標與 ECEF 坐標系。與局部世界坐標間的轉換只須要估算頭向的偏航角(Yaw, ψ)差值，而與 ECEF 坐標可透過經緯度來轉換。

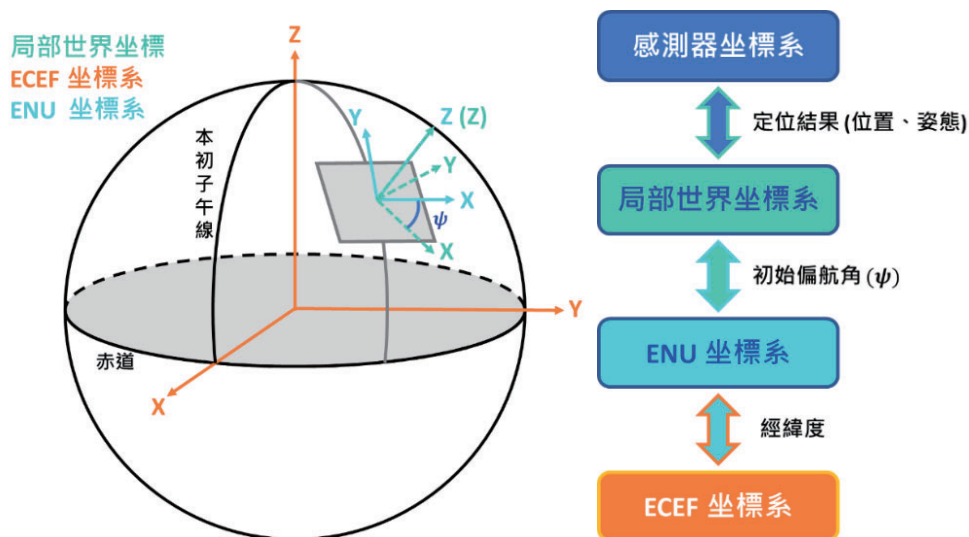


圖 3.45 坐標系統及轉換

(4) GRVINS (Tightly Coupled GNSS- Range -Visual-Inertial System)緊耦合演算法

要使用半自動無人機進行橋梁檢測，準確的狀態估算是當中最基本的問題。橋梁底下 GNSS 訊號不好甚至不存在，且視覺慣性導航(VIO)在長時間運行，會有嚴重的漂移現象，然而在室內外複雜環境下，UWB 測量可能丟失或是受到嚴重

干擾。因此我們所提出的方式目的，是在 GNSS、UWB 訊號大量丟失，甚至完全不可用的複雜室內外環境下，提供全局一致的狀態估計。

要實現這樣一個全面的感測器融合系統，必須解決各個感測器間的數據同步、坐標系轉換、精度不統一、訊號丟失及退化，以及易於實際應用等工程問題。由於本研究採用緊耦合的多感測器融合方法和系統設計，該系統充分利用 4 種感測器的優點(圖 3.46)，能夠無縫對應室內外 GNSS、UWB 丟失或是重新取得的情況。且實驗結果表明，所提出的方法能夠有效的減少長時間軌跡漂移的現象，並且提供平滑連續的狀態估計。此方法在橋梁巡檢中，看到極大潛力的應用。

將系統狀態定義為給定所有觀測值時的最大化後驗狀態(Maximum A Posterior, MAP)。假設所有測量都互相獨立，每次測量的噪聲都是零平均高斯分布，MAP 問題可轉化為最小化的問題：

$$X^* = \arg \max_X \prod_{t=0}^n \prod_{k \in S} p(z_t^k | X) = \arg \min_X \left\{ \|r_p - H_p X\|^2 + \sum_{i=1}^n \|r(z_i, X)\|_{P_i}^2 \right\}$$

其中 X^* 包含局部世界坐標下的位置(P)、速度(V)、姿態(Q)、特徵點的深度資訊、坐標轉換之偏航角(ψ)，而 r_p 為先驗的因子殘差函數。以下為式子中所使用的各類因子的殘差函數：

慣性因子(Inertial Factor)：此因子測量結果包含 IMU 零偏、有噪聲的線性加速度和角速度。

$$r_B(\tilde{z}_{b_{t_{k+1}}}, X) = \begin{bmatrix} \delta \alpha_{b_{k+1}}^{b_k} \\ \delta \beta_{b_{k+1}}^{b_k} \\ \delta \theta_{b_{k+1}}^{b_k} \\ \delta b_a \\ \delta b_g \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_w^{b_k} \left(p_{b_{t_{k+1}}}^w - p_{b_{t_k}}^w + \frac{1}{2} g^w \Delta t_k^2 - v_{b_k}^w \Delta t_k \right) - \hat{\alpha}_{b_{k+1}}^{b_k} \\ R_w^{b_k} (v_{b_{k+1}}^w + g^w \Delta t_k - v_{b_k}^w) - \hat{\beta}_{b_{k+1}}^{b_k} \\ 2 \left[q_{b_k}^{w^{-1}} \otimes q_{b_{k+1}}^w \otimes (\hat{\gamma}_{b_{k+1}}^{b_k})^{-1} \right]_{xyz} \\ b_{a_{b_{k+1}}} - b_{a_{b_k}} \\ b_{w_{b_{k+1}}} - b_{w_{b_k}} \end{bmatrix}$$

視覺因子(Visual Factor)：此因子為測量從圖像中提取稀疏特徵後，對其進行 LK 光流追蹤後的投影殘差。

$$r_C(\tilde{z}_l, X) = \tilde{P}_l^{c_j} - \pi_c(\hat{x}_l^{c_j})$$

偽距因子(Code Pseudorange Factor)：此因子為轉換至局部坐標後接收衛星訊號時的原始測量接收機與衛星的距離，由於鐘時偏差及大氣干擾訊號導致的測量誤差。

$$r_P(\tilde{z}_{r_k}^{s_j}, X) = \|R_z(\omega_E t_f) p_s^{e'} - p_{r_k}^E\| + c(\zeta_{s_j}^T \delta t_k - \Delta t^{s_j}) + T_{r_k}^{s_j} + I_{r_k}^{s_j} - \tilde{p}_{r_k}^{s_j}$$

都卜勒因子(Doppler Factor)：此因子為計算接收衛星訊號時，由於接收器的移動速度導致訊號的偏差。

$$r_D(\tilde{z}_{r_k}^{s_j}, X) = \frac{1}{\lambda} k_{r_k}^{s_j T} (v_{s_j}^E - v_{r_k}^E) + \frac{c}{\lambda} (\delta t_k - \Delta t^{s_j}) + \Delta \tilde{f}_{r_k}^{s_j}$$

鐘時因子(Receiver clock Factors)接收器鐘時偏差。

$$r_\tau(\tilde{z}_{k-1}^k, X) = \delta t_k - \delta t_{k-1} - 1_{4 \times 1} \delta t_{k-1} \tau_{k-1}^k$$

距離因子(Range Factors)：基站與接收器的距離。

$$r_R(\tilde{z}_{b_{t_k}}^{anc}, X) = \|p_{anc}^w - p_{b_{t_k}}^w\| - \tilde{R}_{b_{t_k}}^{anc}$$

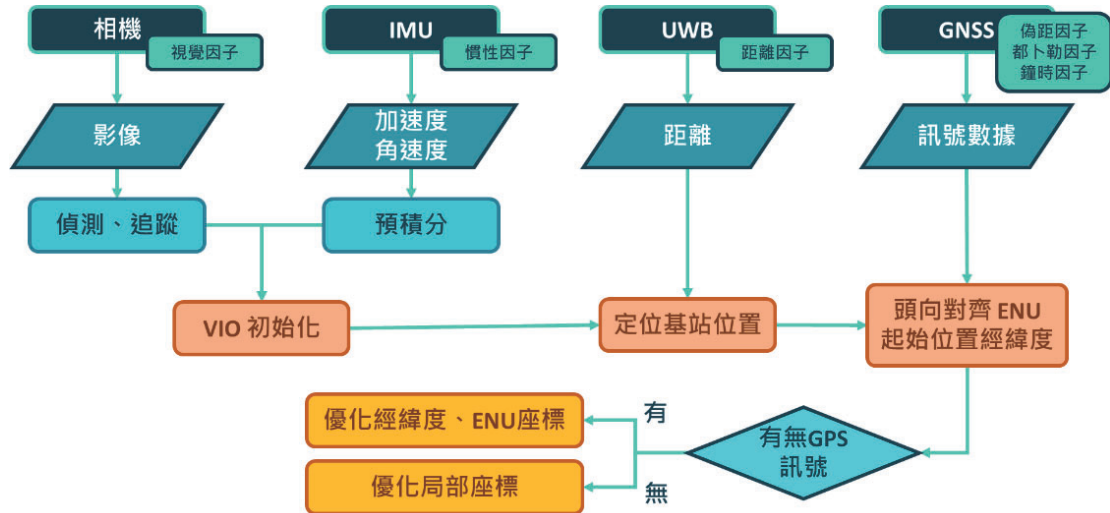


圖 3.46 GRVINS 演算法流程圖

3.5 成果驗證

本研究選定國道 3 號頭前溪河川橋當作測試區，同時當作成果觀摩會會場，由無人機自動化拍攝高解析影像後，再製作正射影像，並以所開發之 AI 技術進行劣化辨識，最後將檢測結果儲存成 Excel 檔案。驗證方式則為與高公局所提供之橋梁定期檢測資料進行比對，詳細內容參考 4.5 節。

3.6 後續改善建議

本研究已初步提出後續無人機搭配 AI 影像辨識應用於橋梁檢測之精進及提升建議，詳細內容參考 5 章。

3.7 召開成果觀摩會

本研究為推廣應用，爰辦 1 場次無人機搭配 AI 影像辨識應用於橋梁檢測成果觀摩會，並邀集對象包括橋梁維管機關(例如公路總局、高公局、各縣市政府等)及各產官學界，以利擴大研究成效，詳細內容參考 4.5 節。

3.8 其他技術推廣工作

此外本研究成果包括：(1)協助修訂後續橋管機關業務委外招標共通性範例(例如功能規格及資安規定等)。(2)研究/計畫成果投稿運輸計劃季刊、國內外期刊、學術研討會至少 1 篇。

第四章 研究成果說明

4.1 AI 影像缺失辨識模式功能成果說明

1. 深度學習模型劣化區域自動辨識成果精度分析

(1) 前期(111 年)AI 劣化偵測精度分析成果

本研究前期因應不同之橋梁裂化類型，分別訓練一個 Deeplab V3+，一個 DeepLab V3++ 模型與一個 Lawin 模型，最後將所有辨識成果合併成一張劣化辨識影像。為讓此項測試有相同的基準，本項測試使用相同的訓練與驗證資料，原始影像與標註影像如圖 4.1 所示。

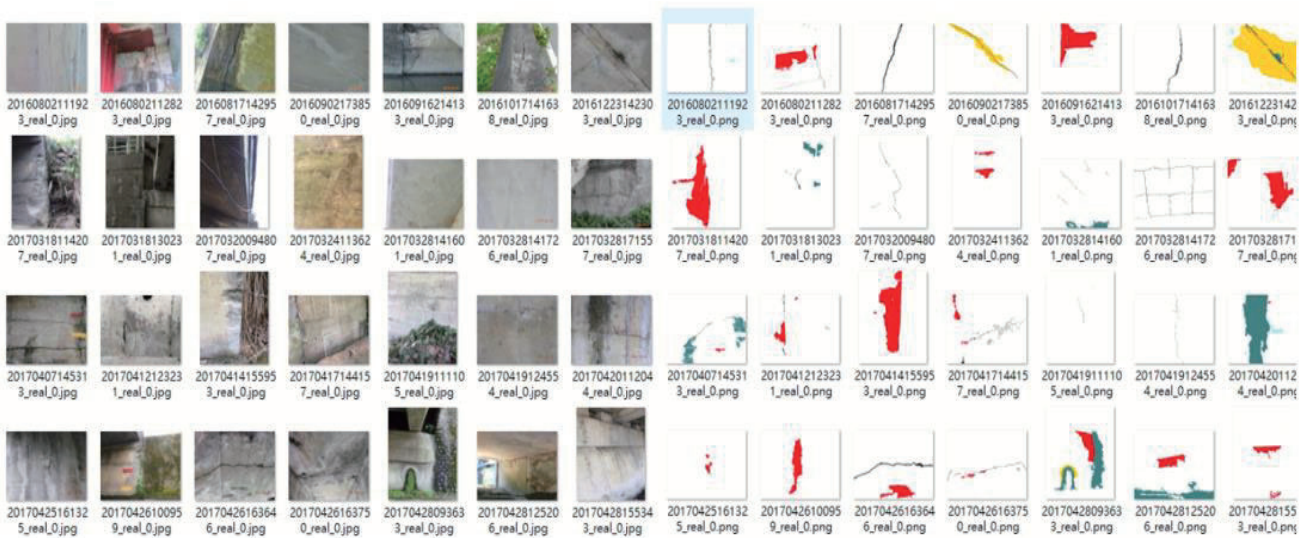


圖 4.1 左:原始影像、右:原始之標註影像

由於須要將資料更改為對應類別的輸入影像，因此將原始之標註資料進行轉換，將彩色標註資料進行顏色取代，非劣化目標(黑色)的顏色一律轉為背景色(白色)。如此影像只存留前景與背景兩類，換言之影像的值只有 0 和 1，之後便可輸入進入模型訓練。完成標註的原始資料集有 4,262 張影像，分別為各個劣化類別處理，在剔除調完全不含該劣化類別的影像並進行隨機裁切後，裂縫、剝落、銹蝕、白華和滲水的資料數分別為 24,080、21,860、18,400、12,150 和 15,620 張，每個劣化的資料集都以 8:2 區分成訓練與驗證之資料集。本研究使用了動量為 0.9 的 SGD 優化器，權重衰減率為 $5e^{-4}$ 、初始學習率設為 10^{-3} ，在訓練超過 50 個 epoch 後，每 10 個 epoch 會再下降 1/10，對每個劣化的模型皆訓練了 90 個 Epoch。圖 4.2 為 3 種劣化辨識神經網路模型測試相同資料之比較，由於 DeepLab V3++ 是基於 DeepLab V3+ 進行改良的模型，此處和 DeepLab V3+ 之預測結果比較，以驗證本研究改良的方法是否比原模型更為精準。

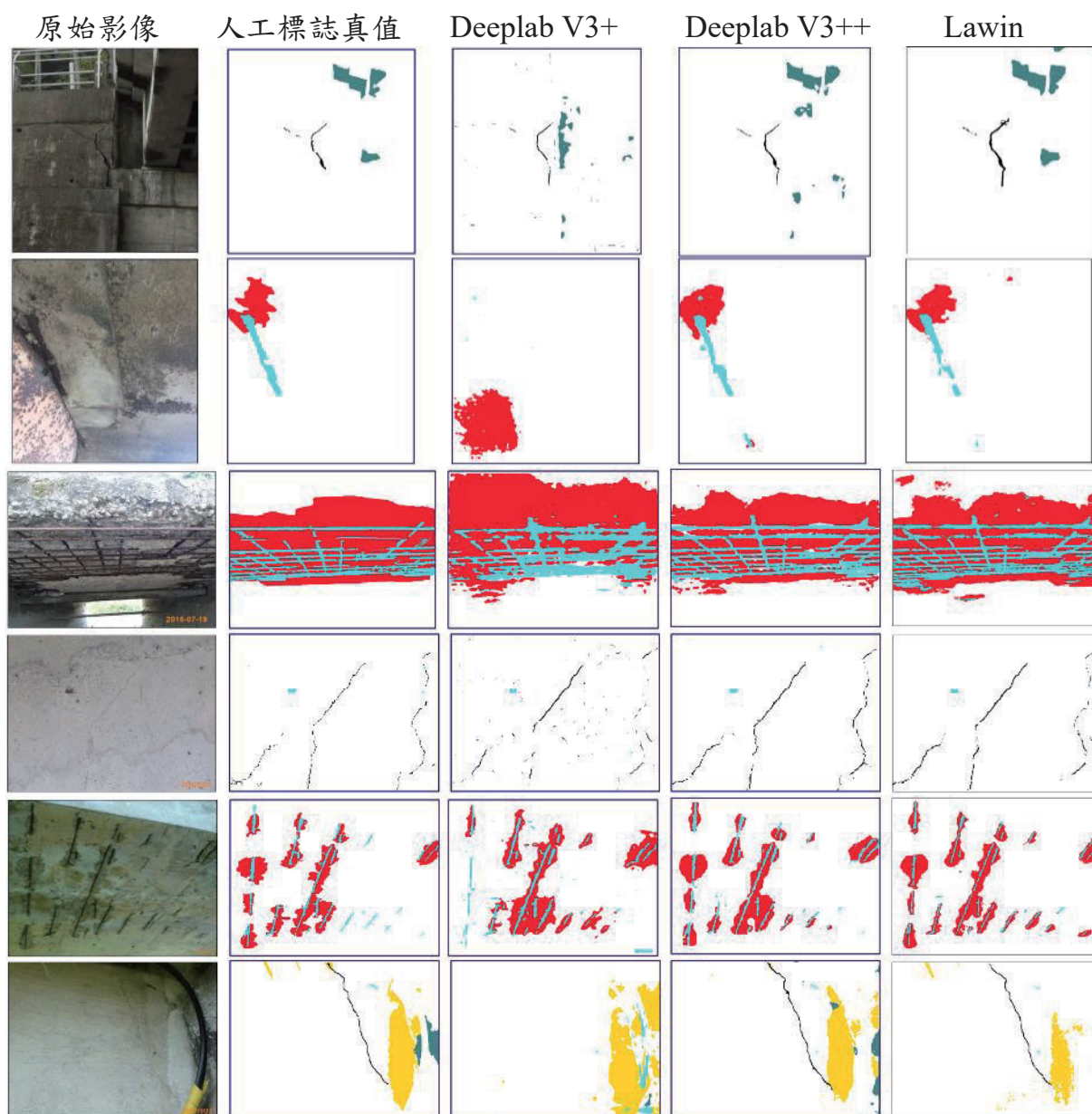


圖 4.2 DeepLab v3+、DeepLab v3++與 Lawin 影像劣化辨識結果比較

表 4-1 為前期 AI 辨識成果各種精度指標之比較，由此可看到各項指標中，本研究使用的 DeepLab v3++較佳，在 MIoU 方面，DeepLab V3++比 DeepLab V3+提升了 9-16%，在漏授誤差(OE)的部分，則降低了 14-32%。證明研究的方法可有效的提升模型辨識能力，且有高比例的劣化都被偵測出來。雖然至目前為止已可達到可觀的辨識成果，但此方法仍有改善的空間，如為求辨識的穩定性而分別對各劣化種類進行模型的訓練；然而影像中同時出現多劣化類別的機率頗高，以使用者的角度，自然是讓模型可一次偵測出所有劣化類別會更方便。此外 DeepLab V3++與 Lawin 之初步比較結果顯示，DeepLab V3++於剝落、鏽蝕、白華、滲水等類別表現優於 Lawin(TIoU 約為 50%至 60%)，而裂縫類別則由 Lawin

表現較佳（TIoU 約為 48%），原因可能為 Lawin 所使用之 Transformer 結構使模型可視範圍增廣，加強大範圍裂縫的辨識。

表 4-1 前期 AI 辨識成果精度指標之比較

劣化類別	裂縫			剝落			鏽蝕			白華			滲水		
指標 (%)	DeepLab	DeepLab	Lawin	DeepLab	DeepLab	Lawin	DeepLab	DeepLab	Lawin	DeepLab	DeepLab	Lawin	DeepLab	DeepLab	Lawin
	V3++	V3+		V3++	V3+		V3++	V3+		V3++	V3+		V3++	V3+	
MIoU	70.43	61.16	74	85.98	69.21	79.9	81.71	64.89	77.6	82.54	69.65	77.5	84.01	72.05	71.8
WIoU	46.53	29.86	48.2	76.76	50.23	62.4	67.23	37.44	55.7	70.55	49.65	56.2	75.51	57.88	50
TIoU	41.22	22.9	48.1	74.71	46.02	61.2	64.01	31.34	55.5	67.89	45.21	55.7	73.62	54.73	47.3
OA	99.63	99.43	99.8	97.45	92.86	98.6	99.42	98.45	99.8	79.34	94.37	99.3	95.16	90.59	96.5
MUA	76.88	66.56	82.2	90.76	76.79	91.2	87.11	70.56	87.4	88.45	76.64	86.4	89.95	81.53	85.3
MPA	81.71	70.94	82.7	93.48	83.22	84.6	90.84	77.39	84	91.1	83.59	84.8	92.07	83.74	78
R	63.64	42.23	65.4	88.7	71.61	69.7	82.04	55.78	68.1	83.89	71.19	69.8	87.61	73.83	57.2
P	53.91	33.35	64.5	82.57	56.29	83.4	74.44	41.7	75	78.07	55.33	73.3	82.18	67.9	73
Kappa	58.19	36.99	64.9	84.13	59.14	75.3	77.76	46.95	71.3	79.45	59.27	71.2	81.93	65.15	62.4
F1	58.38	37.27	64.9	85.53	63.03	76	78.06	47.72	71.4	80.87	62.26	71.5	84.81	70.74	64.2
OE	36.36	57.77	34.6	11.3	28.39	30.3	17.96	44.42	31.9	16.11	28.81	30.2	12.39	26.17	42.8
CE	46.09	66.65	35.5	17.43	43.71	16.6	25.56	58.3	25	21.93	44.67	26.7	17.82	32.1	27

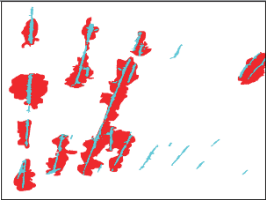
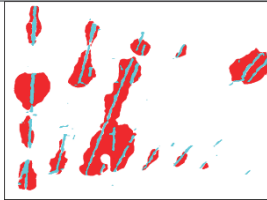
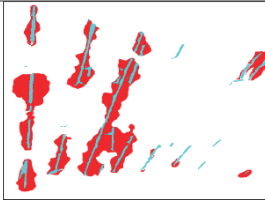
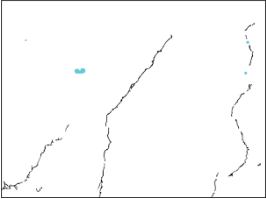
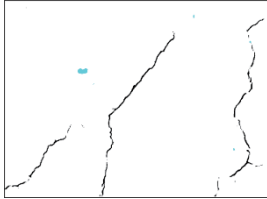
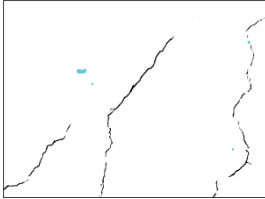
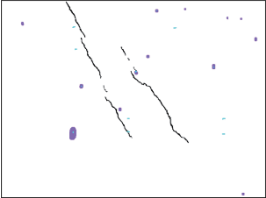
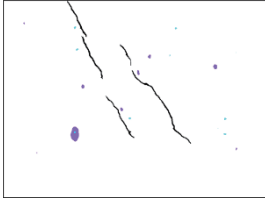
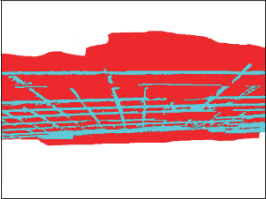
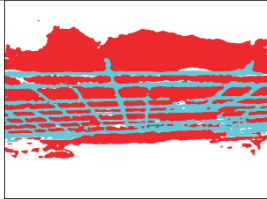
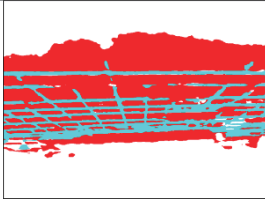
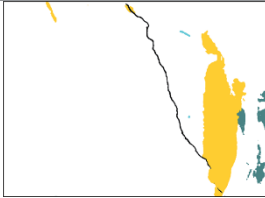
(2) 112 年 AI 劣化偵測精進成果

112 年與 111 年不同的是，除方法上的精進外，資料集也持續的增加，尤其是針對鏽水的標註資料進行擴增，同 1 張影像中若包含其他劣化類別，其標註之資料數量也會跟著提升，整理 2 年使用之資料數量如表 4-2 中影像為透過軟體隨機自動切割成 512x512 大小的訓練用影像張數。擴增資料集後，各劣化模型也重新進行訓練。新模型成果與去年成果之展示與量化指標比較如表 4-3、表 4-5、表 4-6 所示。

表 4-2 兩年度訓練資料數量統計

劣化類別	裂縫	鏽蝕	剝落	白華	滲水	鏽水
111 年訓練 影像數量	24,080	18,400	21,860	12,150	15,620	2,370
112 年訓練 影像數量	24,760	19,540	22,040	18,230	18,590	12,410

表 4-3 Deeplab v3++兩年度劣化偵測成果比較

原始影像	標註影像	DeepLab V3++ (111 年成果)	DeepLab V3++ (112 年成果)
			
			
			
			
			
			

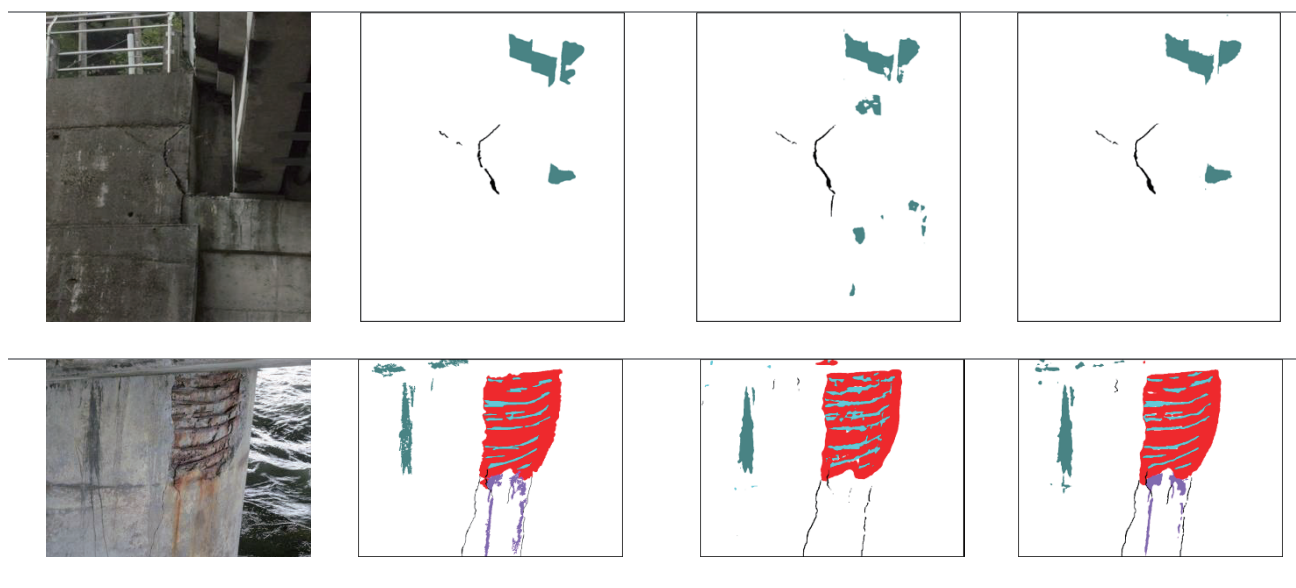


表 4-4 Lawin 兩年度劣化偵測成果比較

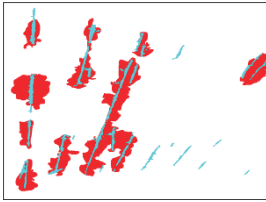
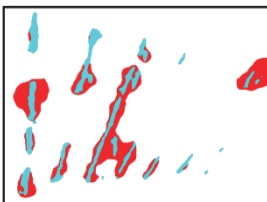
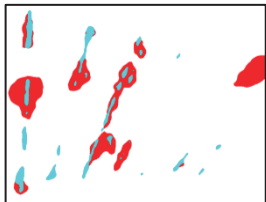
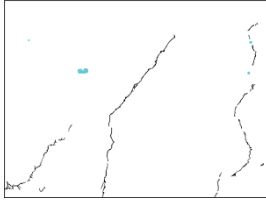
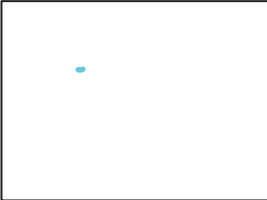
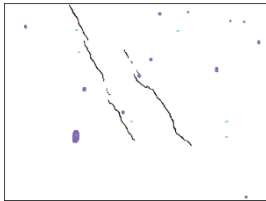
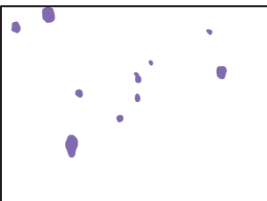
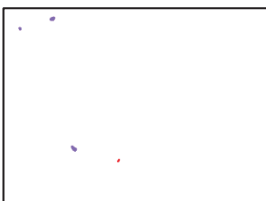
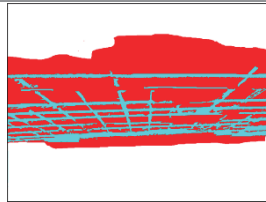
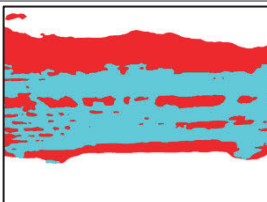
原始影像	標註影像	Lawin (111 年成果)	Lawin (112 年成果)
			
			
			
			



表 4-5 DeepLab V3++其他劣化類別偵測精度比較

	銹蝕		剝落		白華		滲水		銹水	
指標(%)	111 年	112 年	111 年	112 年	111 年	112 年	111 年	112 年	111 年	112 年
IoU (TIoU)	57.77	71.69	71.60	77.17	56.05	64.25	64.17	71.38		65.88
WIoU	58.15	71.96	73.77	79.23	58.37	66.34	68.63	75.45		66.55
R	72.19	84.34	84.43	86.20	76.45	74.97	78.15	82.24		79.11
P	74.32	82.70	82.50	88.05	67.75	81.80	78.20	84.39		79.75
F1	73.23	83.51	83.45	87.11	71.84	78.24	78.18	83.30		79.43
OE	27.81	15.66	15.57	13.80	23.55	25.03	21.85	17.76		20.89
CE	25.68	17.30	17.50	11.95	32.24	18.20	21.80	15.61		20.25

表 4-6 Lawin 其他劣化類別偵測精度比較

	銹蝕		剝落		白華		滲水		銹水	
指標(%)	111 年	112 年	111 年	112 年	111 年	112 年	111 年	112 年	111 年	112 年
IoU (TIoU)	46.60	31.72	54.79	47.09	47.09	41.49	47.09	46.22	21.63	20.54
WIoU	76.85	70.48	75.72	78.00	78.00	83.57	78.00	77.85	94.82	94.75
R	62.35	45.22	64.07	60.52	60.52	54.18	60.52	56.92	34.21	66.14
P	64.84	51.52	79.10	67.97	67.97	63.93	67.97	71.08	37.03	22.96
F1	63.57	48.17	70.80	64.02	64.02	58.65	64.02	63.22	35.56	34.09
OE	52.68	56.28	67.97	58.06	58.06	59.99	58.06	65.04	53.08	13.24
CE	35.16	48.48	20.90	32.03	32.03	36.07	32.03	28.92	62.97	77.04

在 112 年的成果中，劣化類型新增銹水，讓模型的辨識成果更能符合橋檢規範的需求。在 Deeplab v3++的裂縫模型精度比較表可以看到，今年的成果比前期更好，各項精度指標皆有顯著的提升。IoU 提升了 7%，而在 OE 與 CE 則是分別降低了 1.76%及 13.49%，證明模型更有效的掌握影像中裂縫的位置，使整體的準確度皆有所提升。而在 Lawin 的裂縫模型精度比較表中也可以看到，今年的成果比去年更好，各項精度指標皆有顯著的提升。IoU 提升了 4%，而在 OE 與 CE 則是分別降低了 3.27%及 2.36%，也證明模型更有效的掌握影像中裂縫的位置，使整體的準確度皆有所提升。Deeplab v3++在其他劣化的成果也有所提升，

且今年除了準確度的上升、辨識的劣化類型更全面之外，程式也進行了修改。對於一張大小約 4000×5000 像素的影像而言，完成劣化辨識的時間平均少於10秒鐘，大幅提升了模型辨識劣化的效率，使本研究研發的方法更符合實務面需求。對於 Lawin 模型而言，新的劣化資料更新並未顯著提升其整體性能，反而呈現下降的趨勢。這可能表示新資料的特性與 Lawin 模型的訓練方式不太相容，或者新資料中的一些特定劣化類型對於 Lawin 模型的表現造成了不利影響。

(3) 112 年 AI 裂縫偵測精進成果

112 年度計畫包含修改人工標註之訓練資料以增加模型訓練成效，模型架構仍採用原本使用的 Mix Transformer(MiT)骨架及 Lawin Transformer 解碼模型，而模型前後設有捷徑，以增強資訊的傳播，如圖 3.11 所示。

資料集更新之內容包含改正先前人工標記之錯誤以及裂縫寬度一致化，訓練用的影像則無更動。此處以「舊模型」(即以舊資料訓練過之模型，圖 4.3)作為出發點(原始影像數量為 4,264 張)，再以更新後之資料(原始影像數量為 42,64 張+正射影像 1600 張)進行模型訓練與精度驗證。圖 4.4 中可看出，此過程中裂縫之交併比(IoU)從約 36%(舊模型)提升至 42%(新模型)，精確度有顯著的提升。



圖 4.3 新資料訓練過程示意圖

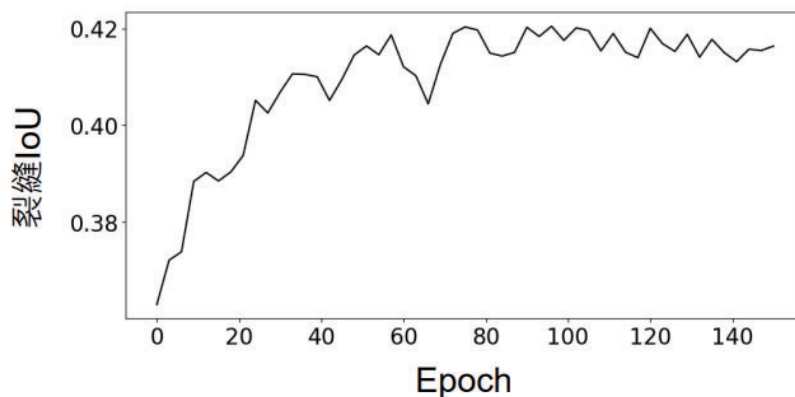


圖 4.4 新資料訓練過程中裂縫交併比有顯著改善

新模型之裂縫偵測效果如圖 4.5 所示，如圖中可見新模型有肉眼可注意到的改善，例如舊模型有深色直線型線段被判斷成裂縫之情形(第 1、4 列)，而在新模型偵測後則沒有被誤判。在第 2、3 列中，亦可發現新模型能找出一些對於舊模

型偵測較困難的裂縫。由此可斷定，更新資料並增加標註的正確性和一致性的確有助於模型訓練，使其能達到較高的精確度。表 4-7 與表 4-8 分別為新舊模型之各式精度指標與整體精度指標，可以看出本年度在 AI 裂縫偵測上的精確度有全面的提升。

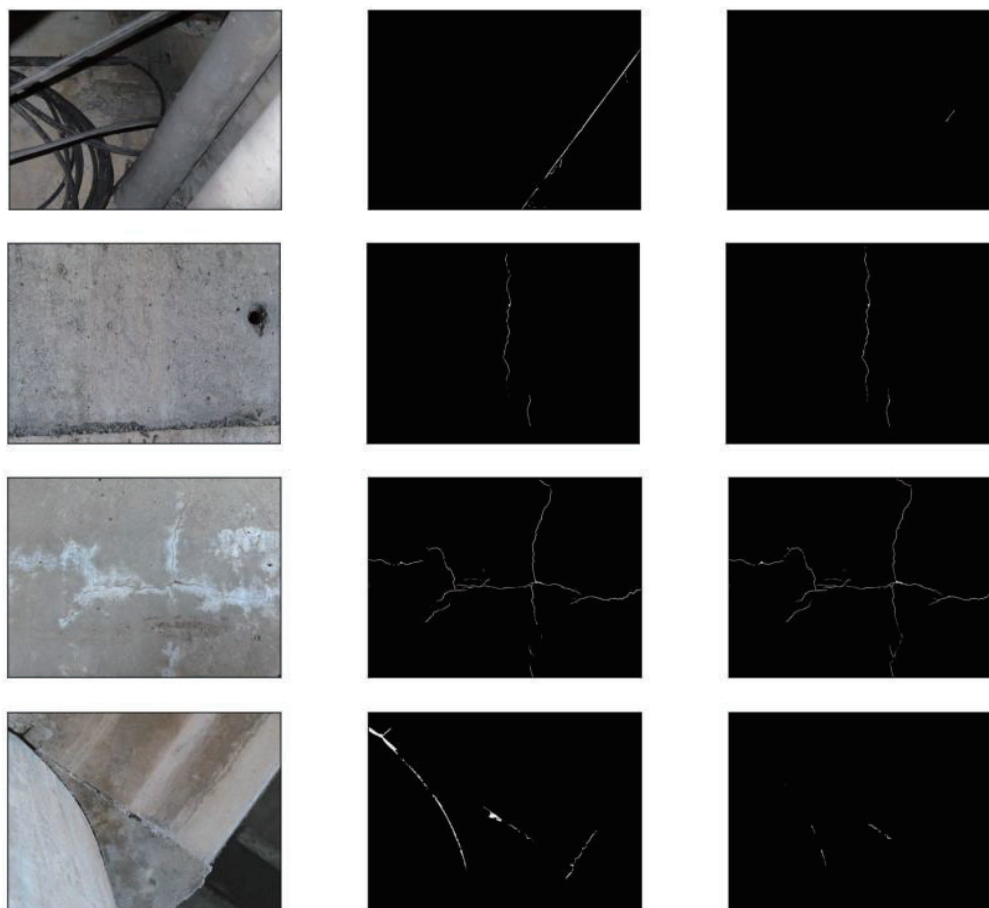


圖 4.5 新舊模型之偵測結果比較。

備註:左、中、右分別為原始影像、舊模型偵測結果、新模型偵測結果。

表 4-7 新舊模型偵測裂縫各項精度指標之比較

精度指標	裂縫		背景	
	舊模型 (%)	新模型 (%)	舊模型 (%)	新模型 (%)
Precision	51.29	61.61	99.88	99.89
Recall	55.39	56.97	99.86	99.91
F1	53.26	59.20	99.87	99.90
IoU	36.30	42.05	99.75	99.80
誤授	48.71	38.39	0.12	0.11
漏授	44.61	43.03	0.14	0.09

表 4-8 整體精度指標

精度指標	舊模型(%)	新模型(%)
總體精確度	99.75	99.80
Kappa	53.13	59.10

本研究的 6 項辨識目標中，裂縫是相對極端的一個類別，非常細小且更不易辨識。為更好的觀察模型對裂縫的辨識成果與改進方向，本研究將裂縫與其他 5 種劣化類別分開展示與量化數據，以便進一步的分析，量化數據比較如表 4-9。

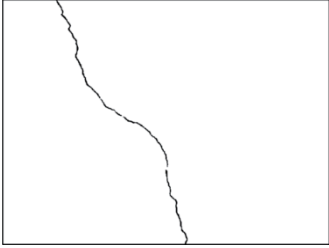
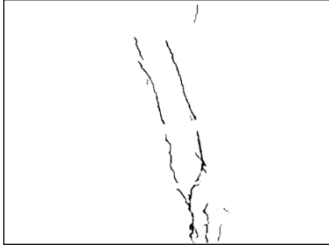
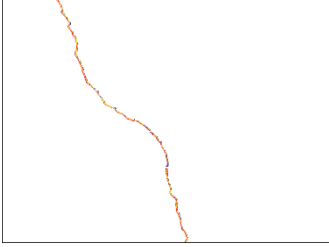
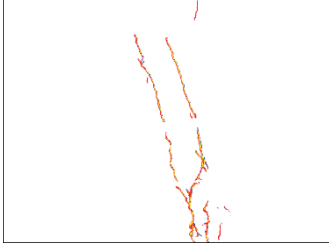
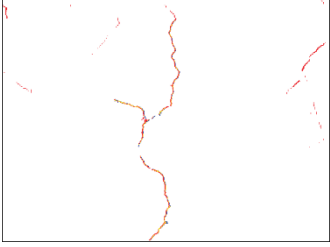
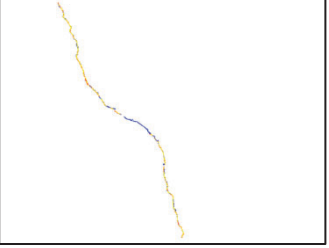
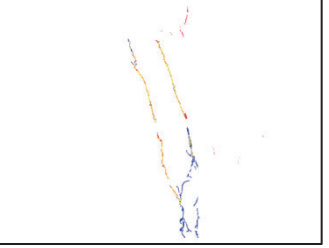
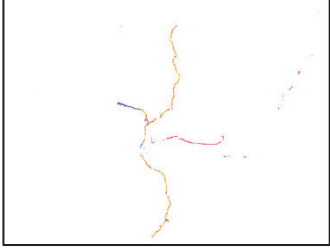
表 4-9 DeepLab V3++與 Lawin 裂縫偵測精度比較

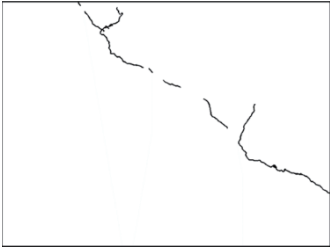
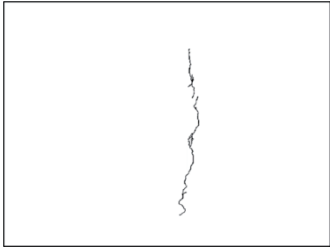
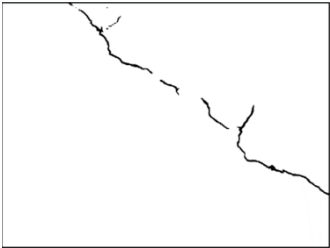
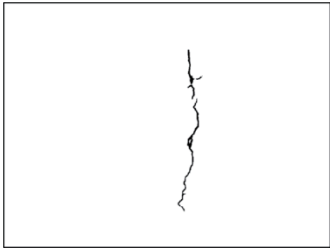
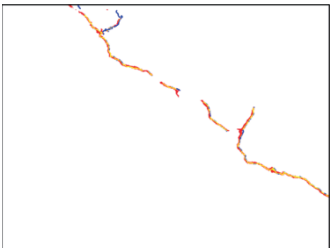
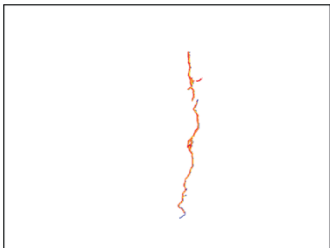
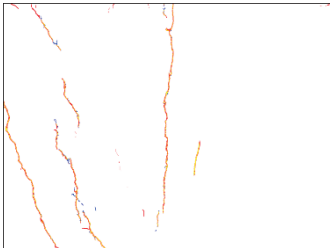
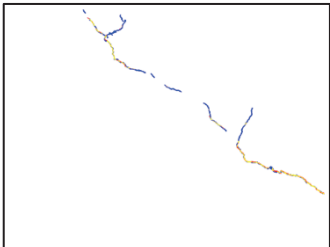
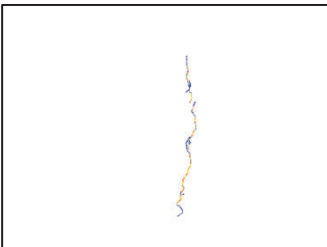
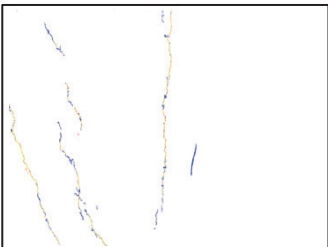
指標(%)	DeepLab V3++		Lawin	
	111 年成果	112 年成果	111 年成果	112 年成果
IoU (TIoU)	41.22	49.24	42.57	46.70
WIoU	46.53	49.74	67.73	70.05
MIoU	70.43	74.56	71.18	73.26
OA	99.63	99.88	99.80	99.82
MUA	76.88	83.26	80.49	81.68
MPA	81.71	82.67	79.15	81.90
R	63.64	65.40	58.40	63.89
P	53.91	66.59	61.09	63.45
Kappa	58.19	65.93	59.61	63.57
F1	58.39	65.99	59.71	63.67
OE	36.36	34.60	52.79	49.52
CE	46.09	33.41	38.91	36.55

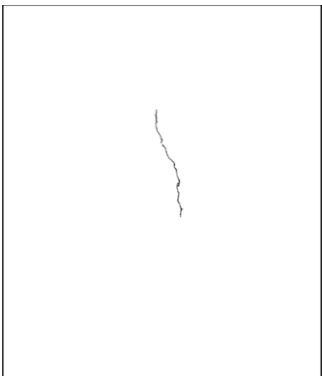
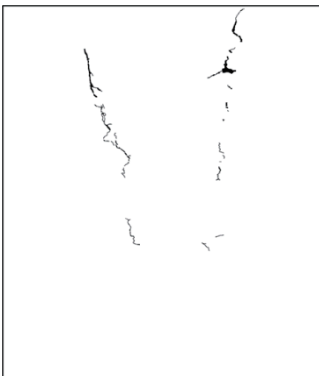
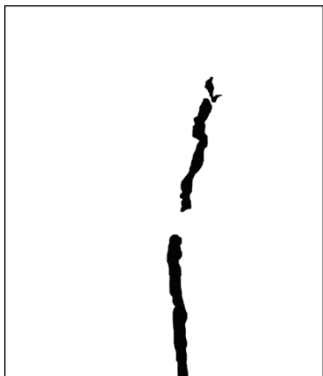
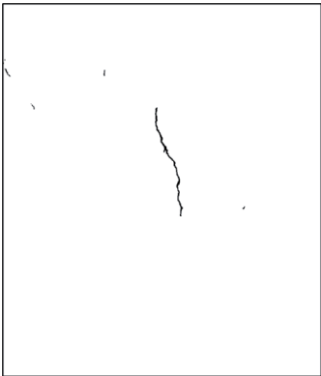
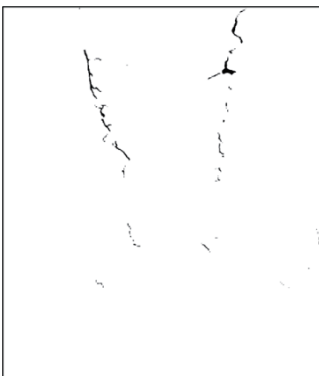
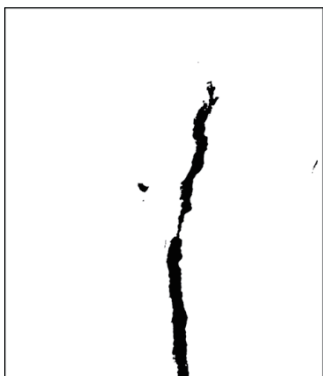
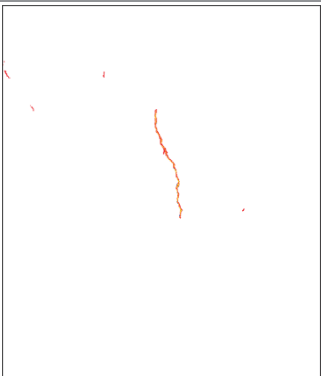
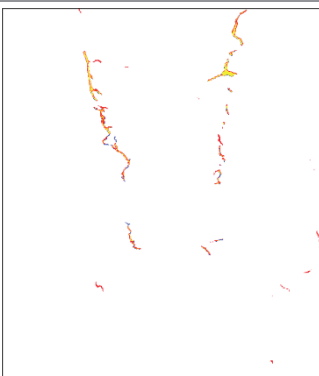
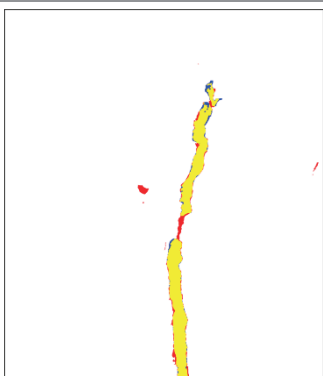
從表 4-9 可以發現裂縫相較於其他劣化類別，各項精度指標數值較低，主要原因是裂縫本身非常細小，整體面積也比較小。因此只要辨識成果與標註資料有些微的差異，就會造成精度數值很劇烈的浮動。例如實際寬度 1 個像素，若偵測成果是 2 個畫素寬，就會造成 50%的誤判誤差 CE (Commission Error)。

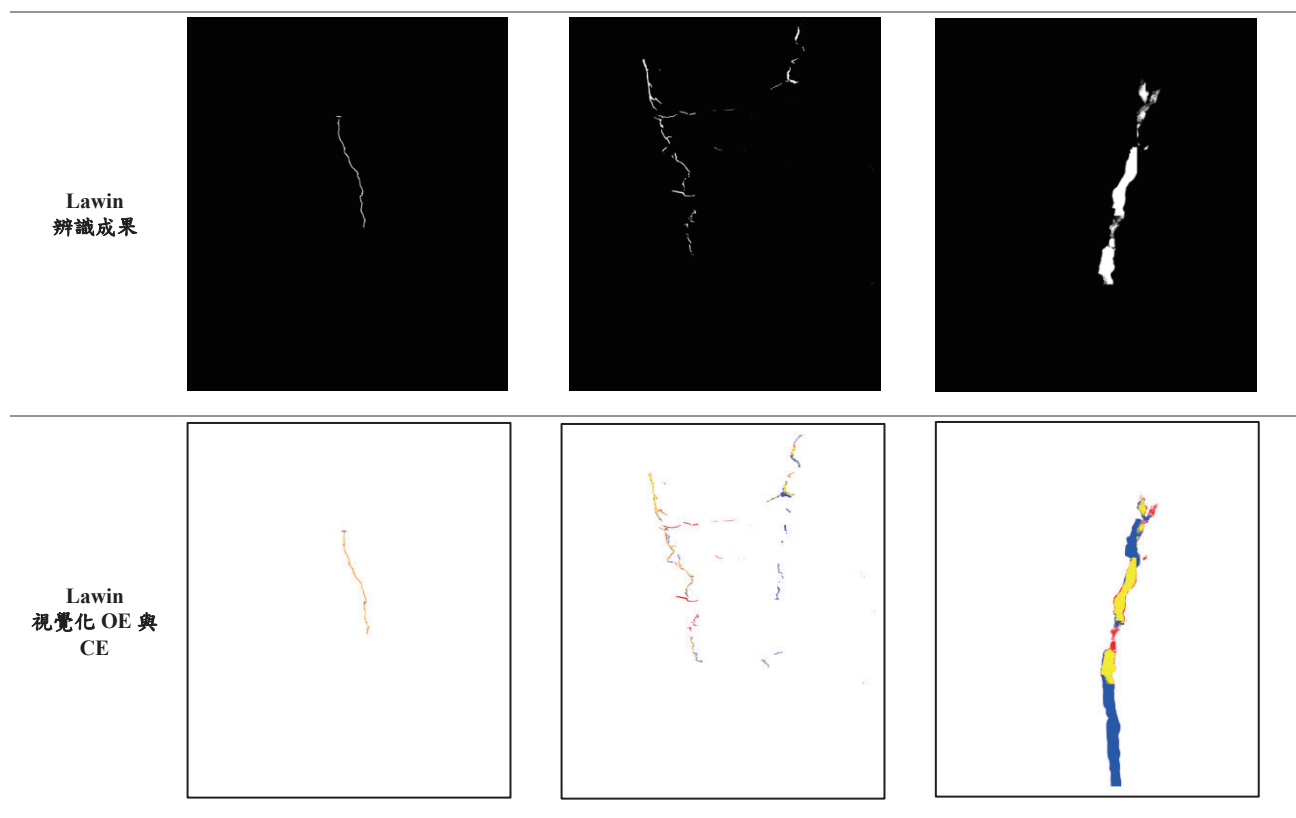
以下展示幾個案例，將偵測成果與標註資料套疊，如表 4-10 所示，並用黃色代表被正確偵測的裂縫像素，紅色代表誤判，藍色則代表漏判。由這些案例可以發現 Lawin 偵測到的裂縫寬度已經很接近實際寬度，但 OE 仍接近 50%，CE 也有 36.55%。反之 Deeplab V3++的套疊成果，紅色區域較多，也就是裂縫寬度較寬，但也因此 OE 數值比較低僅約 34.6%，雖然偵測成果較寬，但整體統計後的 CE 也未增加太多，僅 33.41%。Deeplab V3++的 CE 與 OE 數值，經大量資料統計後卻都比 Lawin 小。

表 4-10 Lawin 裂縫偵測成果比較案例分析

	案例 1	案例 2	案例 3
原始影像			
標註影像			
DeepLab V3++ 辨識成果			
DeepLab V3++ 視覺化 OE 與 CE			
Lawin 辨識成果			
Lawin 視覺化 OE 與 CE			

	案例 4	案例 5	案例 6
原始影像			
標註影像			
DeepLab V3++ 辨識成果			
DeepLab V3++ 視覺化 OE 與 CE			
Lawin 辨識成果			
Lawin 視覺化 OE 與 CE			

	案例 7	案例 8	案例 6
原始影像			
標註影像			
DeepLab V3++ 辨識成果			
DeepLab V3++ 視覺化 OE 與 CE			



比較後發現，DeepLab V3++的成果可較完整的保留裂縫，是裂縫的位置皆有成功偵測出來，但辨識的裂縫寬度較大，增加誤判的誤差。而 Lawin 的成果寬度與原始裂縫非常接近誤判的誤差較小，但是可能會出現裂縫斷裂或是漏判沒偵測到，增加漏判的誤差。對於 DeepLab V3++ 的優勢，我們可看到其在裂縫偵測方面表現出色，成功標定了裂縫的位置，可較完整的保留裂縫；然而裂縫的辨識寬度相對較大，可能導致對於裂縫細節的過度捕捉。相對於 DeepLab V3++，Lawin 在裂縫寬度方面表現更接近原始裂縫，保持了較高的精確度。然而 Lawin 偶爾可能會出現裂縫斷裂或偵測不到的情況。針對 DeepLab V3++與 Lawin 模型的成果，可能會須要引入影像的後處理技術來優化。

(4) 條件隨機場 CRF(Conditional Random Field)

本研究使用條件隨機場(CRF)，對於 Lawin AI 模型(不含裂縫)偵測後輸出的劣化類別影像做後處理以抑制雜訊，以便後續轉換成向量資料後可以減少資料量，並優化視覺效果。圖 4.6 為針對橋梁影像進行 AI 劣化偵測後與應用 CRF 再進行後處理後之比較。由圖中可以觀察到，CRF 能將零碎的邊緣圓滑化，例如圖中第 2 個案例。而原始 AI 偵測後之銹蝕形狀較為零碎，但經 CRF 處理後濾除了許多雜訊。再者對於小區域的誤判情形，如圖中第 3 個案例有 1 條誤判的滲水，經過 CRF 後處理後已經被移除。由此案例亦可推斷，此演算法不適合應用於裂縫類別，因為細小的裂縫將會被 CRF 濾除掉，但可應用於其他劣化類別。

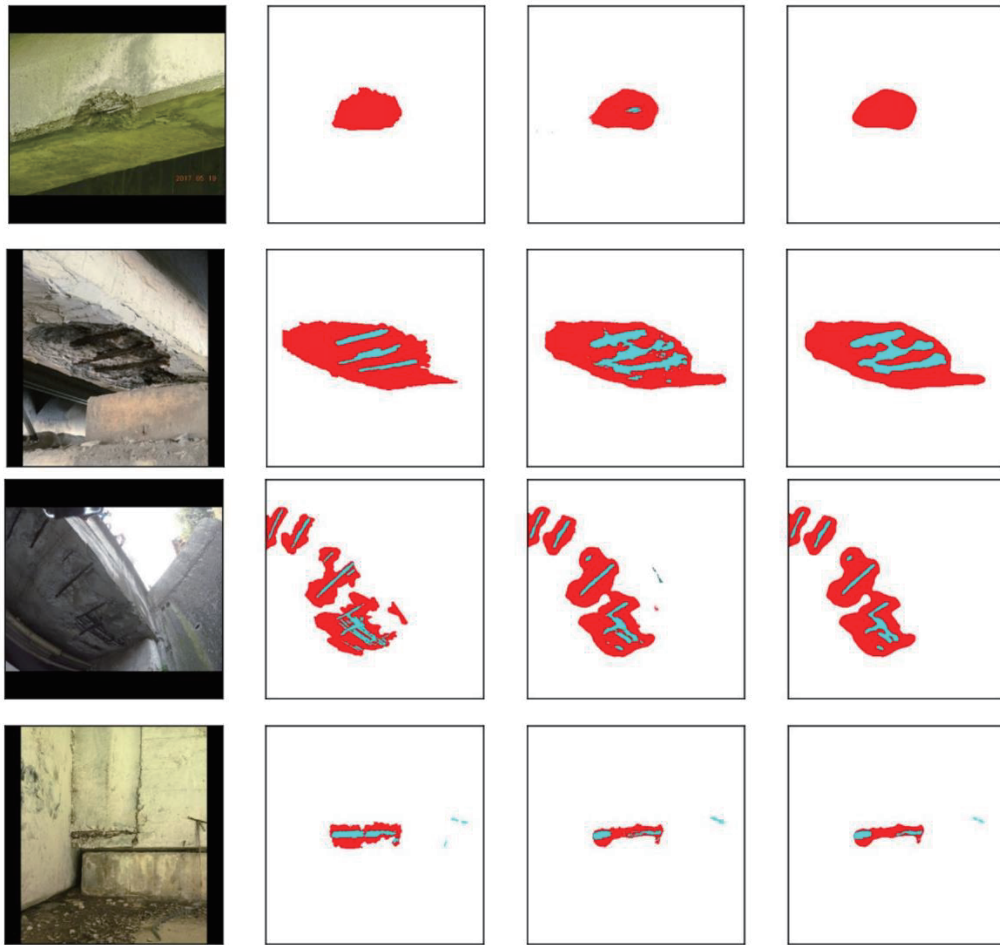


圖 4.6 CRF 後處理效果展示

備註:由左至右分別為原始影像、人工標註、AI 偵測成果、CRF 後處理成果

2. 結構裂縫之判釋

(1) K-Means + 霍夫變換

由於霍夫變換對大範圍影像較缺乏效率，且容易受原點位置影響，此處先對橋梁構件上之裂縫做分群，再對每群計算霍夫變換，K-Means 則為分群所用的演算法。圖 4.7 模擬橋梁大梁側面 2D 平面圖上裂縫分布的情形，顏色代表 K-Means 自動分群結果，使用 K-Means 時必須設定群的數量，在此本研究使用 Silhouette Score 量化一特定分群方式的優劣，以決定分群數量。

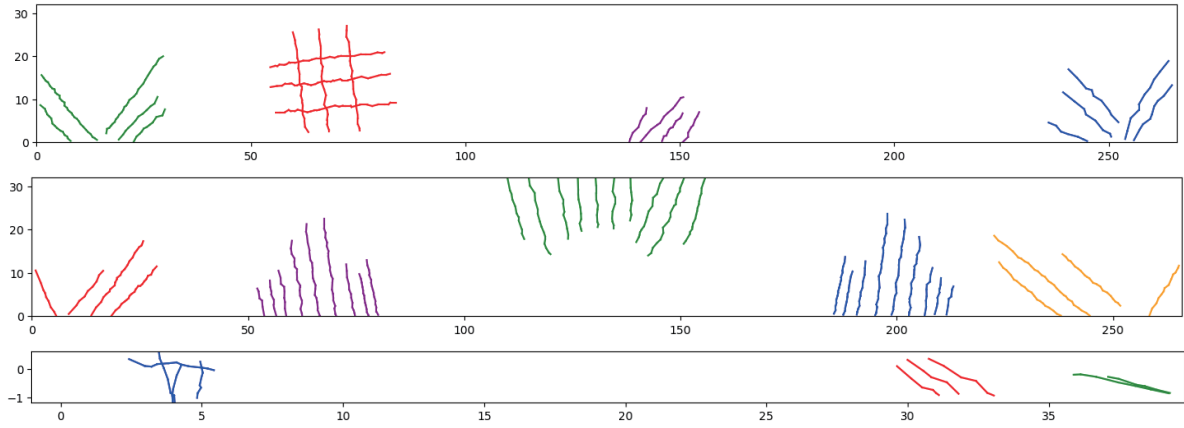


圖 4.7 K-Means 分群裂縫結果(不同顏色不同群)

本研究開發之霍夫變換為針對向量資料，比以點陣圖為資料的霍夫變換較有效率且省記憶體。以圖 4.7 最下圖為案例進行分析比較，圖中共偵測到 3 群裂縫，經過霍夫變換與計算裂縫主軸方向後，結果如圖 4.8 所示，其中上、中、下 3 個裂縫模擬圖中圖黑點分別為 3 群裂縫的幾何中心，裂縫模擬圖左下方為局部霍夫變換、右下方為計算裂縫方向之結果。

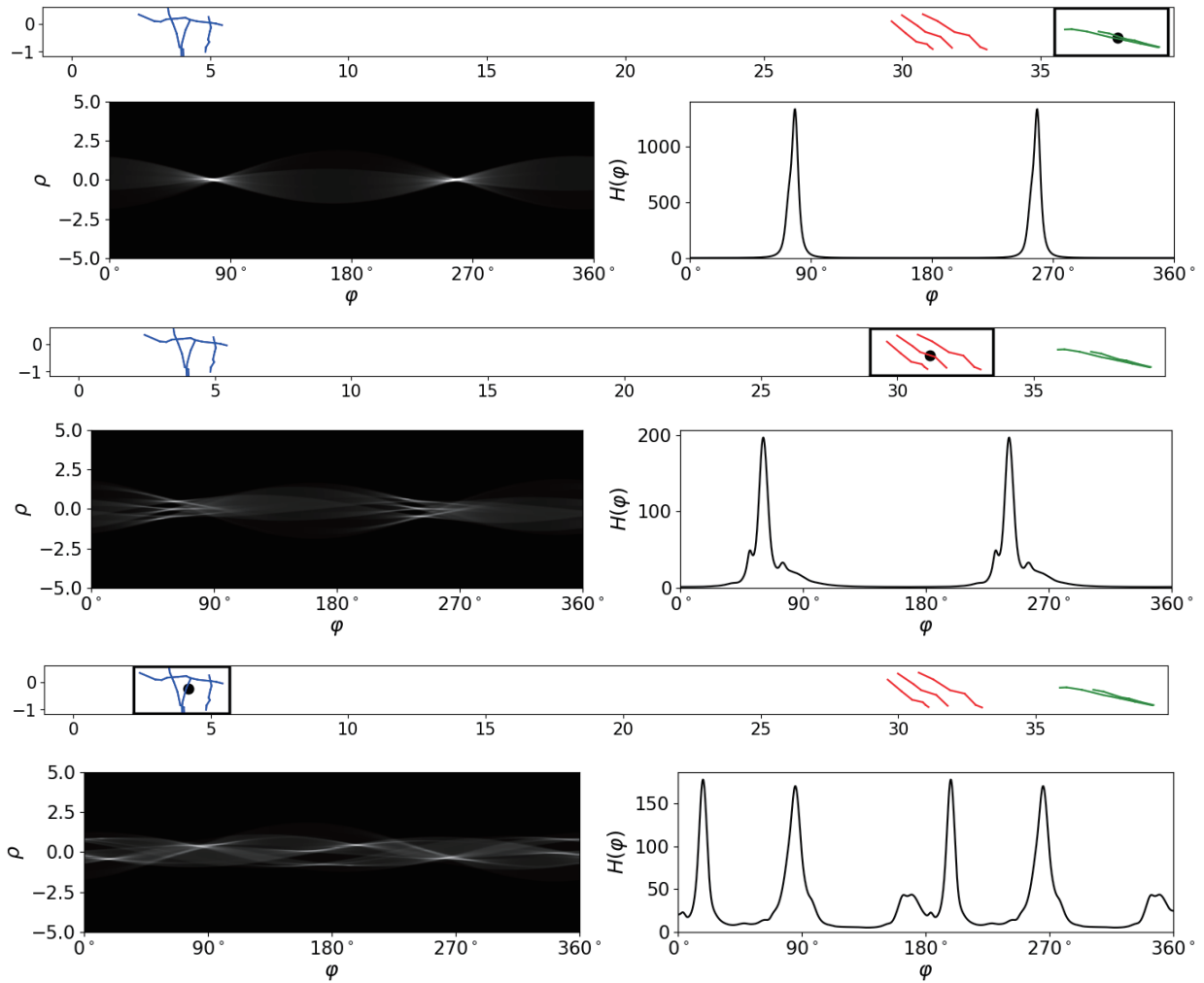


圖 4.8 模擬裂縫、局部霍夫變換與裂縫方向偵測結果

在分群後為判斷各群中裂縫走向之趨勢，會以各裂縫群之幾何中心為原點做霍夫變換，此作法能減少霍夫變換所需計算的範圍，且更加快速。為偵測裂縫主軸方向，令霍夫變換後所得之分布為 $h(\rho, \varphi)$ ，可透過觀察 $H(\varphi) \equiv \int d\rho h(\rho, \varphi)^2$ 之峰值判斷裂縫走向。經過上述分析，這 3 群裂縫，各自的主軸方向分別為：1)綠色群裂縫：主軸方向約 80 度。2)紅色群裂縫：主軸方向約 70 度。3)藍色群裂縫：主軸方向有 2 個，分別為約 15 度與 88 度。圖 4.8 上、中、下 3 個裂縫模擬圖中圖黑點分別為 3 群裂縫的幾何中心。裂縫模擬圖左下方為局部霍夫變換、右下方為計算裂縫方向之結果。

(2) 逐條裂縫判識

前述方法雖能判斷出局域性裂縫走向的趨勢，但其可用性依賴於分群的好壞，對於分布較複雜或是雜訊較多的裂縫可能無法有效的分群，或會造成分群錯誤的情況。因此本研究嘗試另一種方法判斷裂縫走向，稱為「逐條裂縫判識」。為達此目的，首先判斷哪些裂縫線段屬於同 1 條裂縫，接著透過深度優先搜尋 (DFS: Depth-First Search) 演算法將所有線段以條為單位歸類，測試後效果如圖 4.9 所示。如此各條裂縫大致上能夠被分開，但仍有例外情況，例如圖中上方藍色裂縫有不同方向，被判識成同 1 條裂縫的情況，主要是這個演算法的假設是裂縫沒有分叉的情形，因此這個方法仍有不適用的問題；假設裂縫分條成果，最後計算各條裂縫之方向，計算結果如圖 4.10 所示。逐條裂縫判識方法雖較前述霍夫變換較快速，並且不用先將裂縫以 K-Means 分群，但容易忽略掉分叉裂縫細節方向的分布，只以平均方向取代，因此這 2 種方法各有優劣，本研究後續將針對模擬裂縫資料完整測試後，再選擇適用性較高的方法。

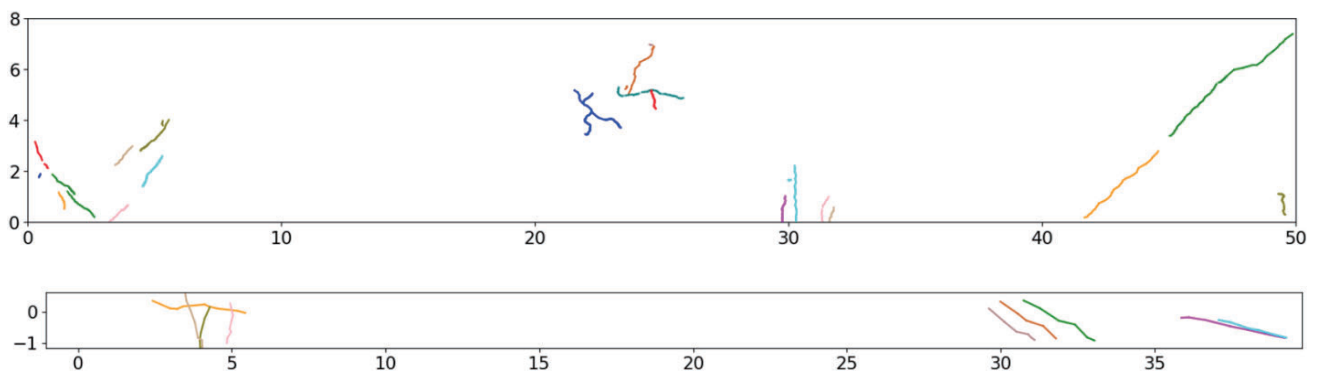


圖 4.9 連續線段判識成果

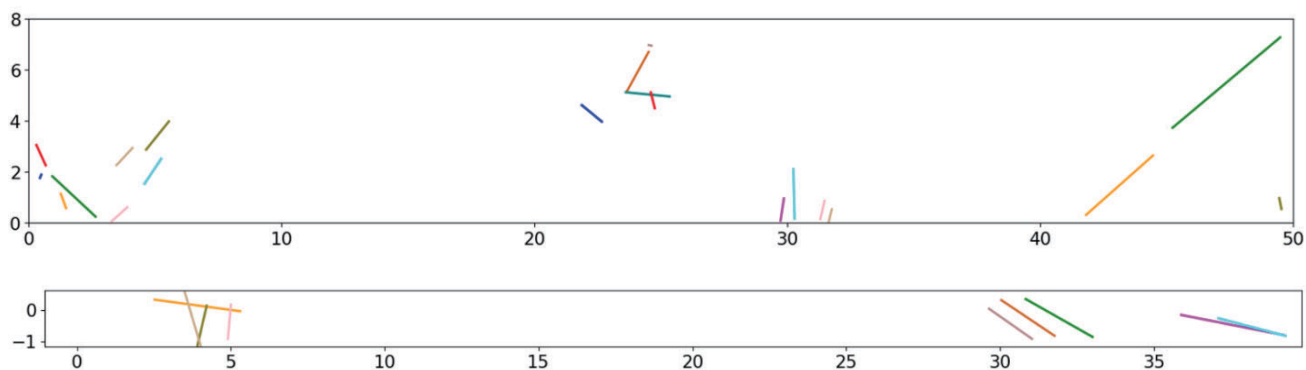


圖 4.10 線段方向計算成果

(3) 結構與非結構裂縫之模擬成果

本研究利用 GIS 軟體與根據 105 年 2 月 6 日發生於高雄美濃芮氏規模 6.6 的地震，造成歸仁區 86 線 24 號橋(大梁形式為箱型梁長 40 公尺)所造成的橋梁損壞狀況，所模擬之各式裂縫案例(圖 4.11~圖 4.18)，包括結構與非結構裂縫，供後續自動辨識結構或非結構裂縫。

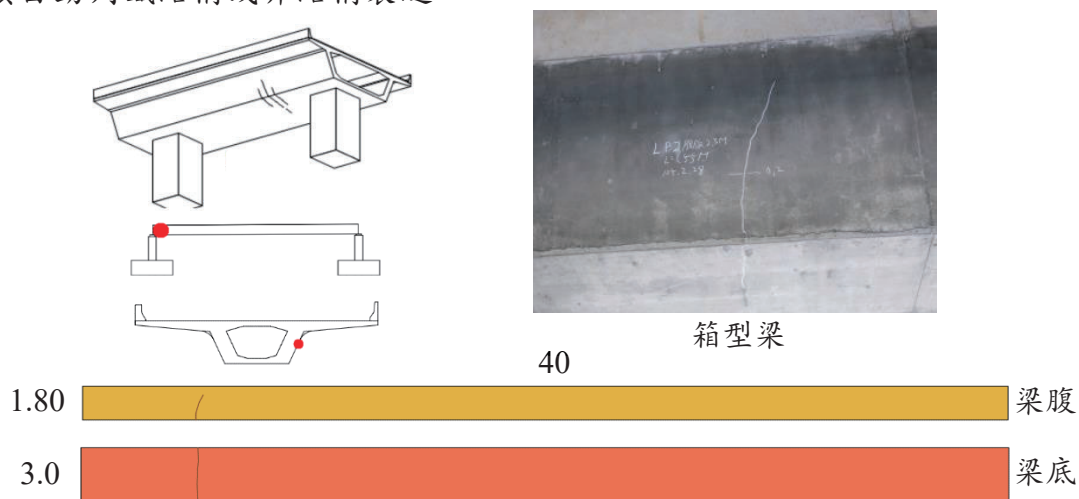


圖 4.11 主梁梁底橫向及梁側之垂直裂縫

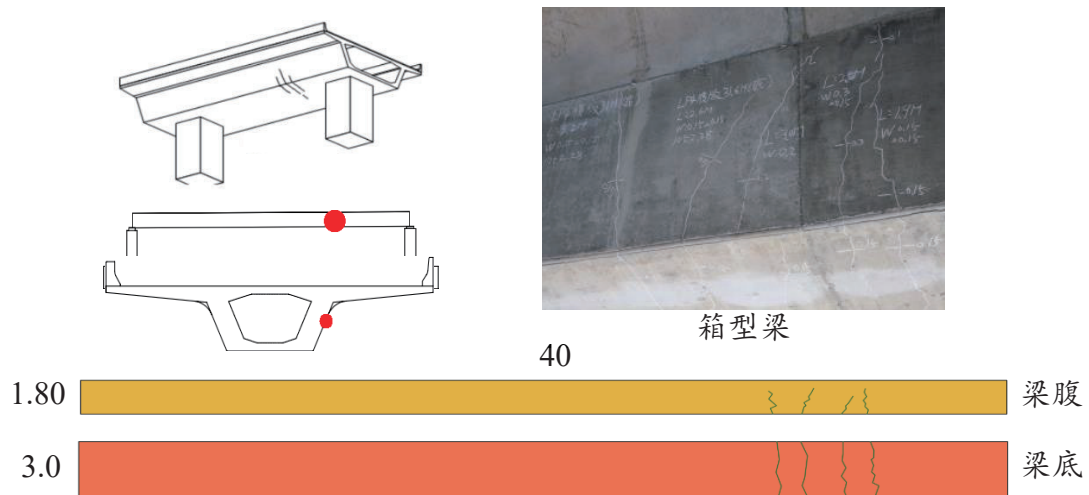


圖 4.12 主梁梁底橫向及梁側之垂直裂縫

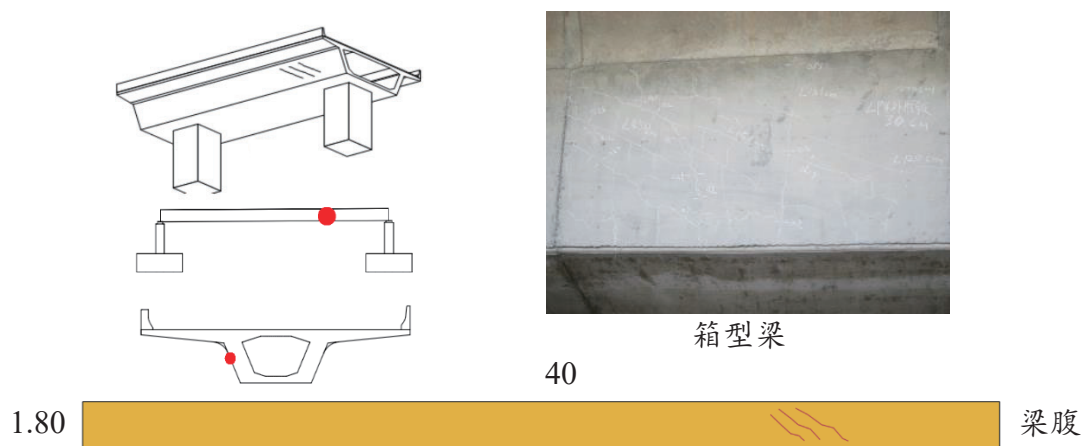


圖 4.13 支承附近之腹板斜向裂縫

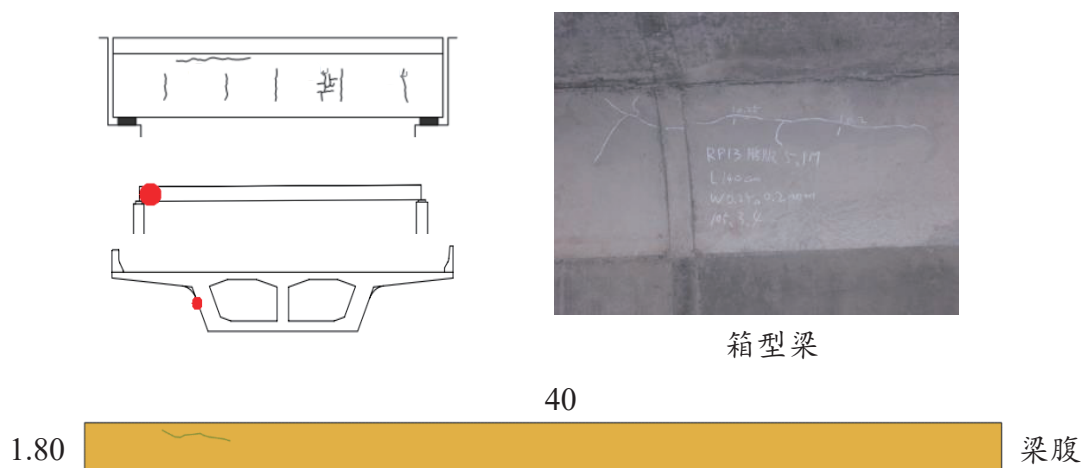
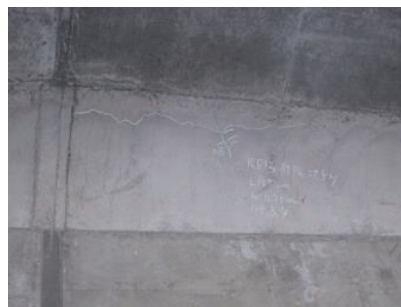
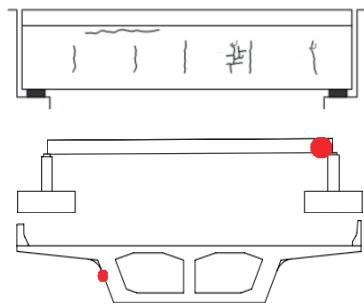


圖 4.14 上翼板與腹板接合處附近之水平裂縫



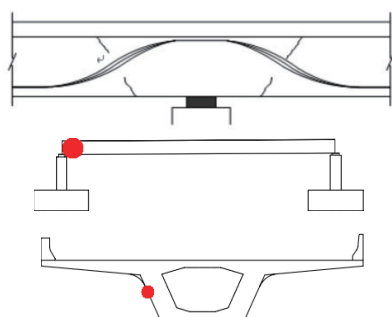
箱型梁

40

1.80



梁



箱型梁

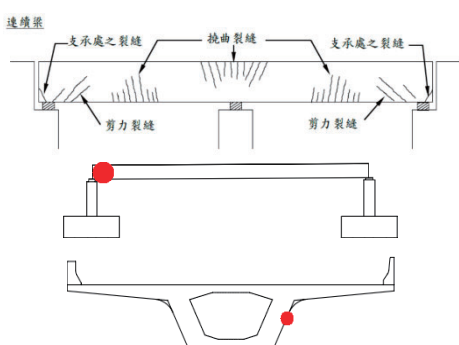
40

1.80



梁腹

圖 4.15 PC 連續梁中間墩頂兩側之反曲位置裂縫



箱型梁

40

1.80



梁腹

圖 4.16 支承處附近之剪力裂縫

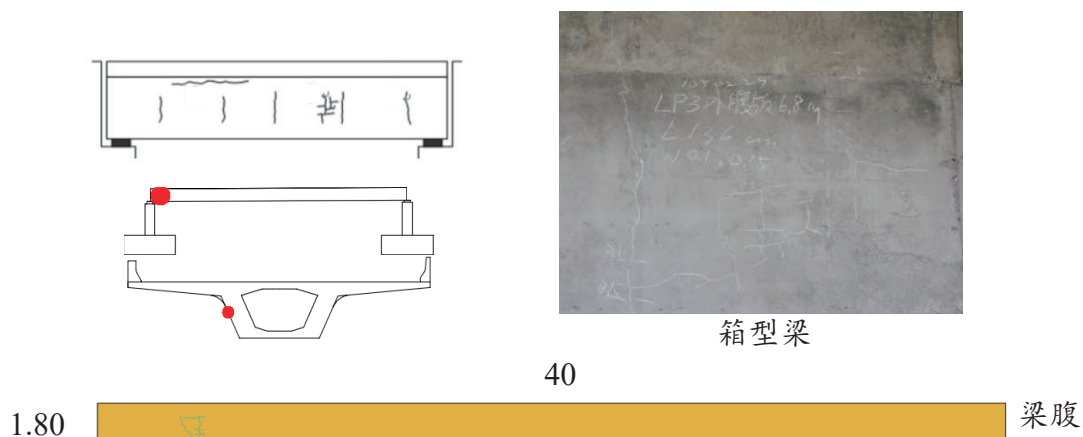


圖 4.17 網狀裂縫(1)

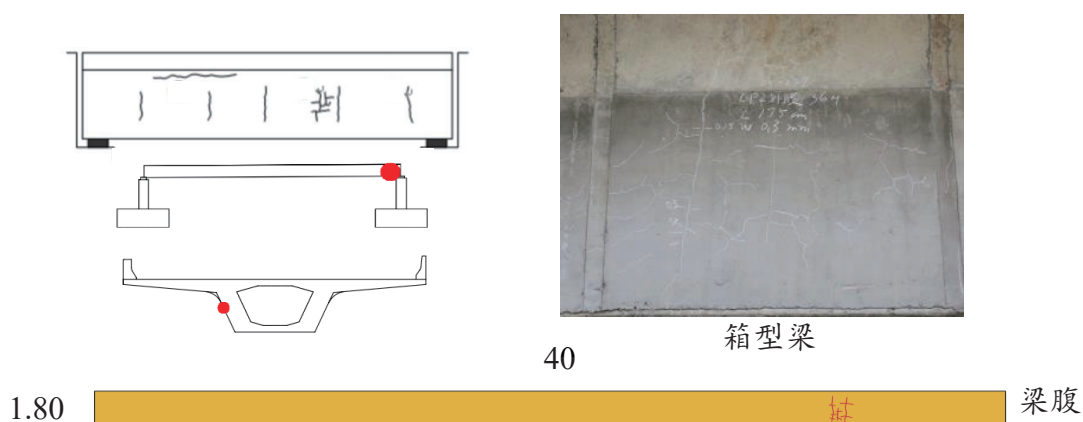


圖 4.18 網狀裂縫(2)

(4) 結構與非結構裂縫之判釋成果

對於結構與非結構裂縫之判釋，本研究目前以判斷橋梁構件上局域性裂縫走向之趨勢為主，此資訊配合構件受力位置與構件 2D 平面圖，推斷出給定區域是否發生結構裂縫。在此測試 2 種演算法以進行裂縫方向判斷：1) K-Means + 霍夫變換與 2) 逐條裂縫辨識，另 PCA 主成份分析法，經過評估後認為不太可行，爰不納入分析，以下分析討論兩者之測試成果及其優缺點。

本研究使用霍夫變換來進行裂縫的角度辨識，依照以下條件來進行判斷，1) 裂縫角度判定：是否為斜向裂縫，即為 45 度、135 度、225 度和 315 度之裂縫，容許誤差為 ± 25 度，2) 裂縫連接性判定：是否與構件下部邊緣有連接，且鄰近面上有相連之裂縫，與鄰近面是否相鄰之判定，可容許誤差為 1 cm。此外，本研究還將關注裂縫對構件整體的影響範圍，具體而言是計算裂縫群體占整體構件的比例，並計算 DERU 指標中的 E 值。本次研究將呈現 4 種不同的 E 值計算方法和相關成果，以供後續分析觀察使用。4 種不同之 E 值計算方法分別為：

(a) 第一種方法(E1): 鄰近裂縫 X-Y 最大面積 / 構件之面積

(b) 第二種方法(E2): 全部裂縫總長度*10cm / 構件之面積

(c)第三種方法(E3): 全部裂縫總長度*20cm / 構件之面積

(d)第四種方法(E4): 全部裂縫總長度*30cm / 構件之面積

透過這些計算方法的比較，可提供對於裂縫影響範圍的評估，並為未來相關研究和工程應用提供參考。以下案例(表 4-11~表 4-21)測試成果中，判釋為結構裂縫者以紅色顯示，而藍色則是非結構裂縫。

表 4-11 台 86 線 24 號橋裂縫圖(1)

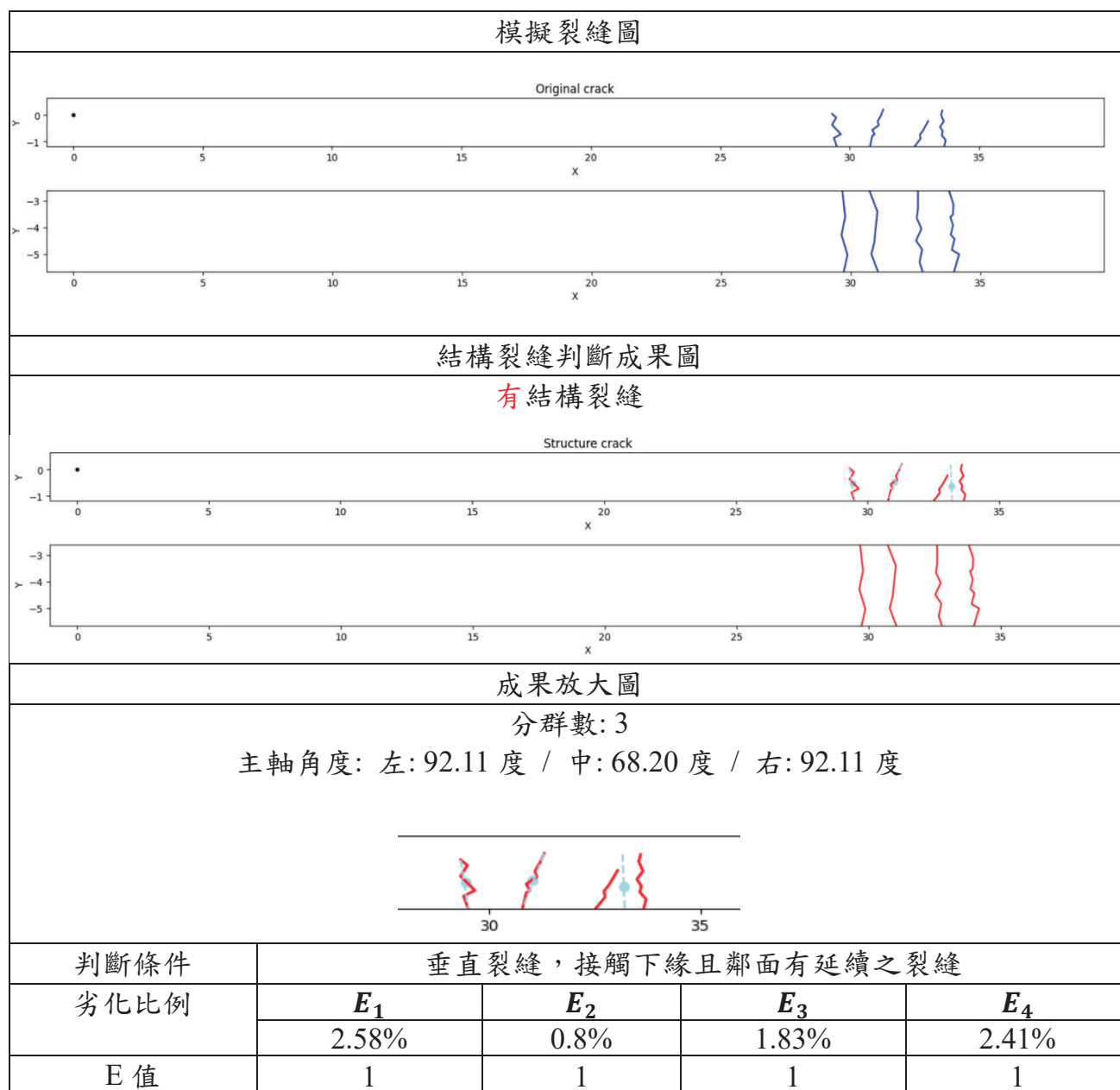


表 4-12 台 86 線 24 號橋裂縫圖(2)

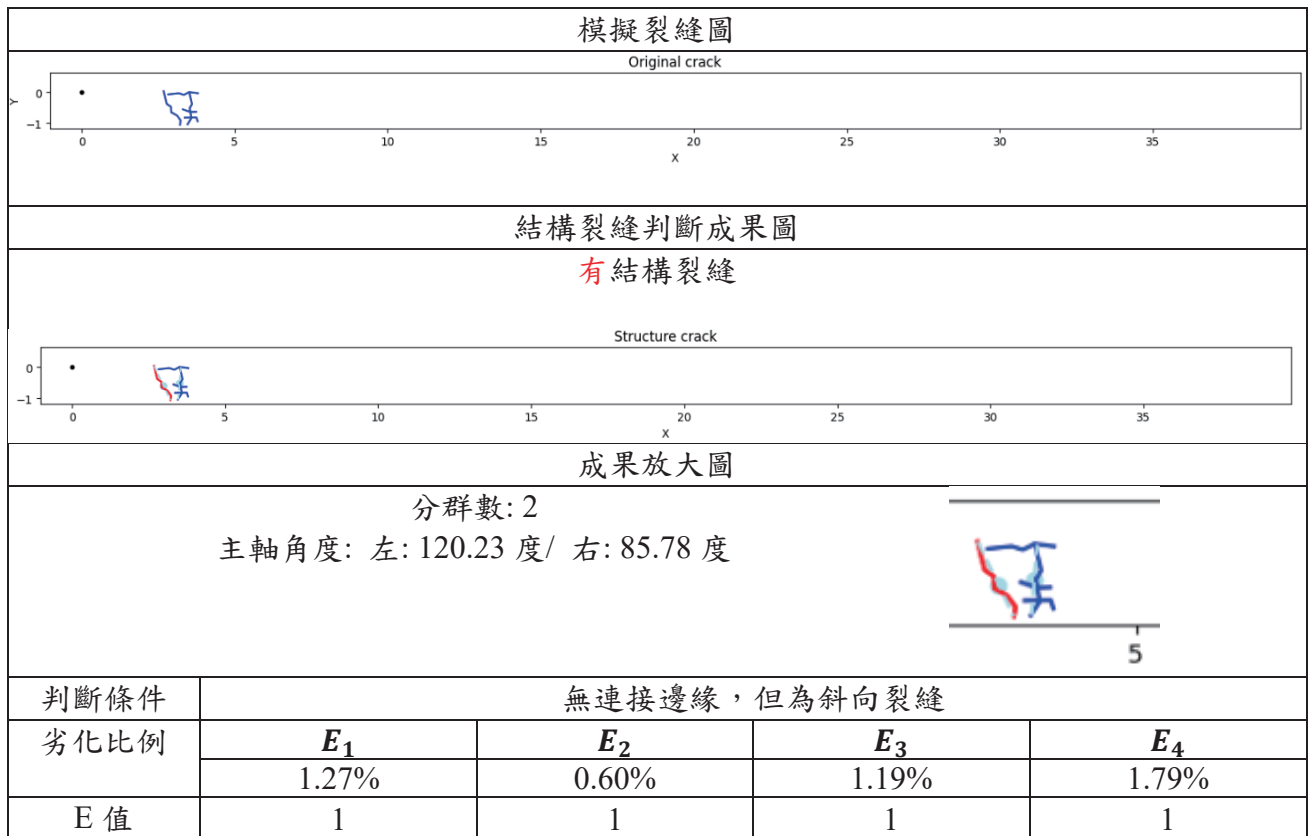


表 4-13 台 86 線 24 號橋裂縫圖(3)

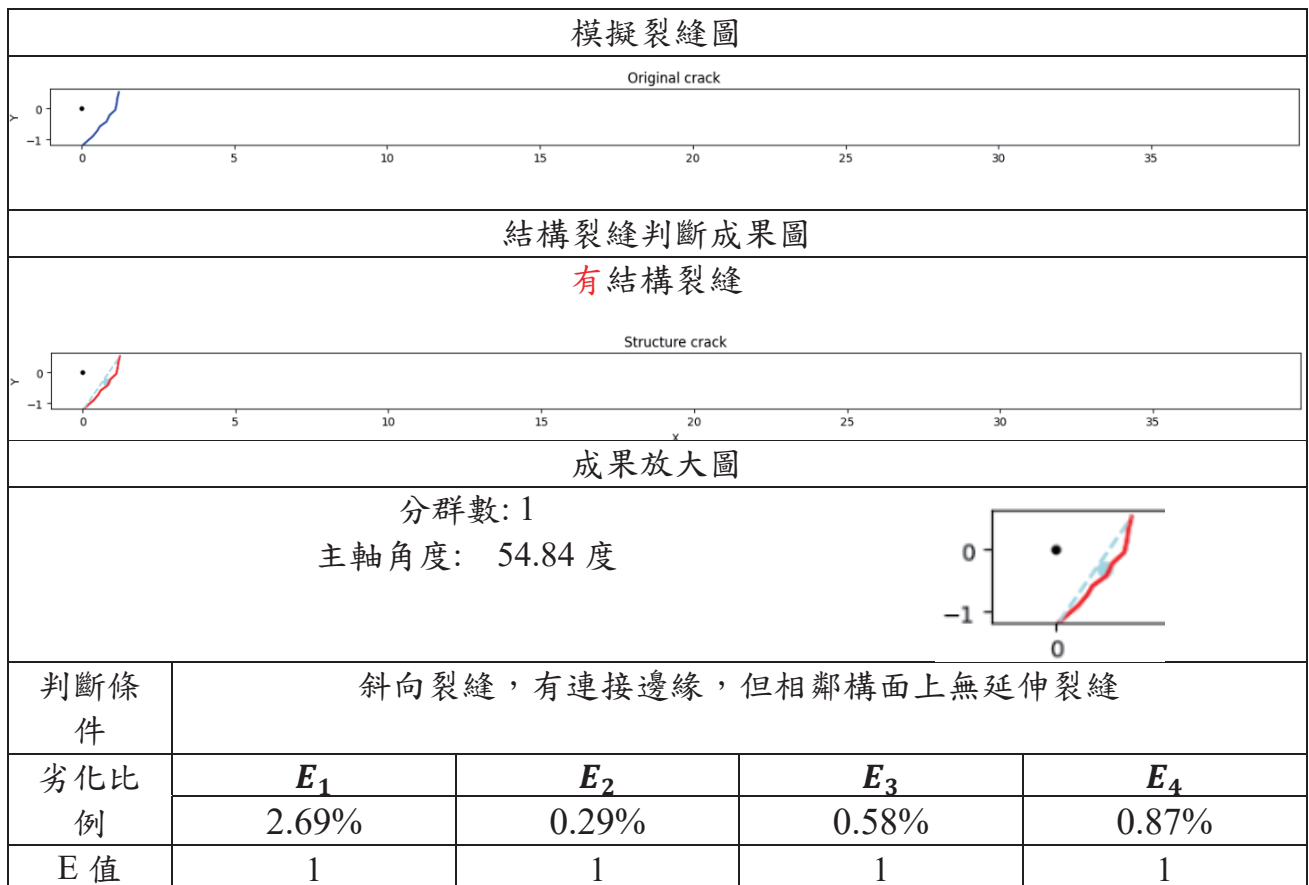


表 4-14 台 86 線 24 號橋裂縫圖(4)

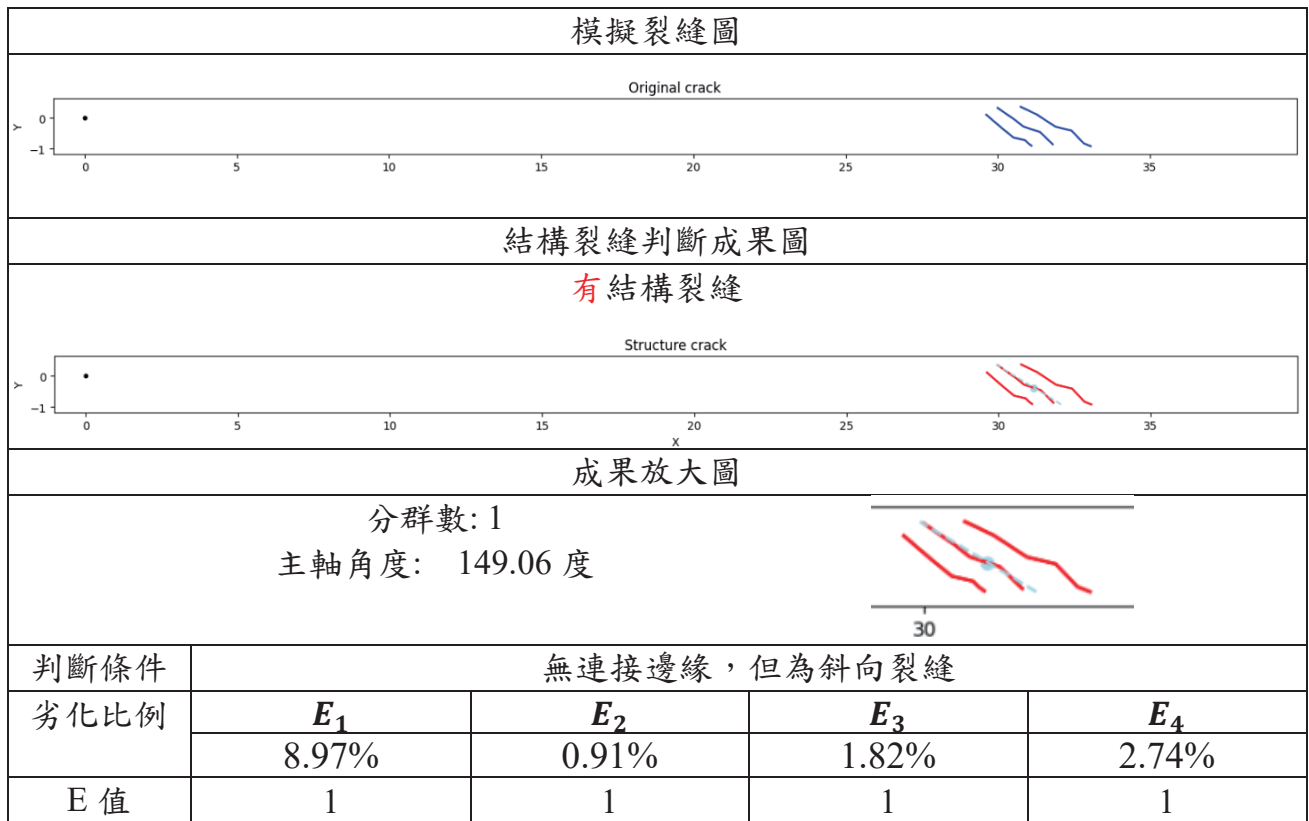


表 4-15 台 86 線 24 號橋裂縫圖(5)

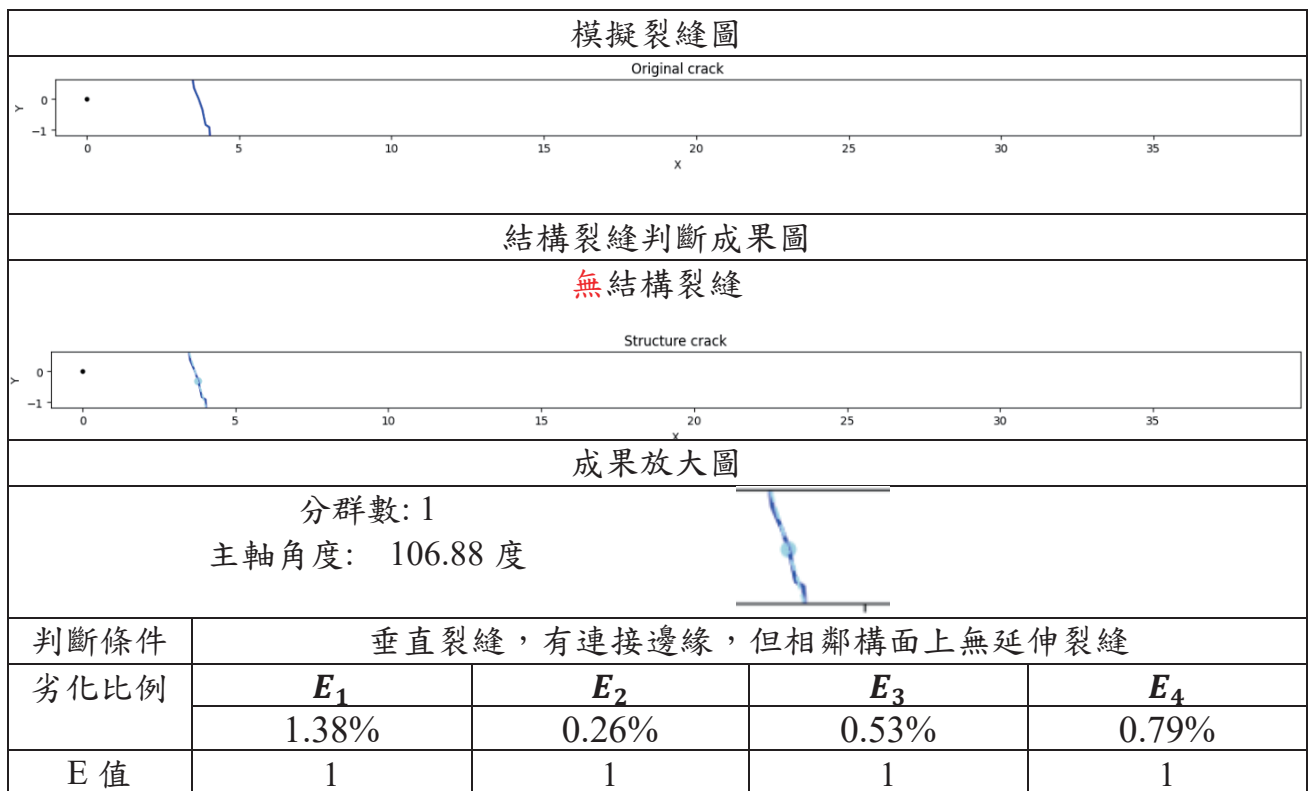


表 4-16 台 86 線 24 號橋裂縫圖(6)

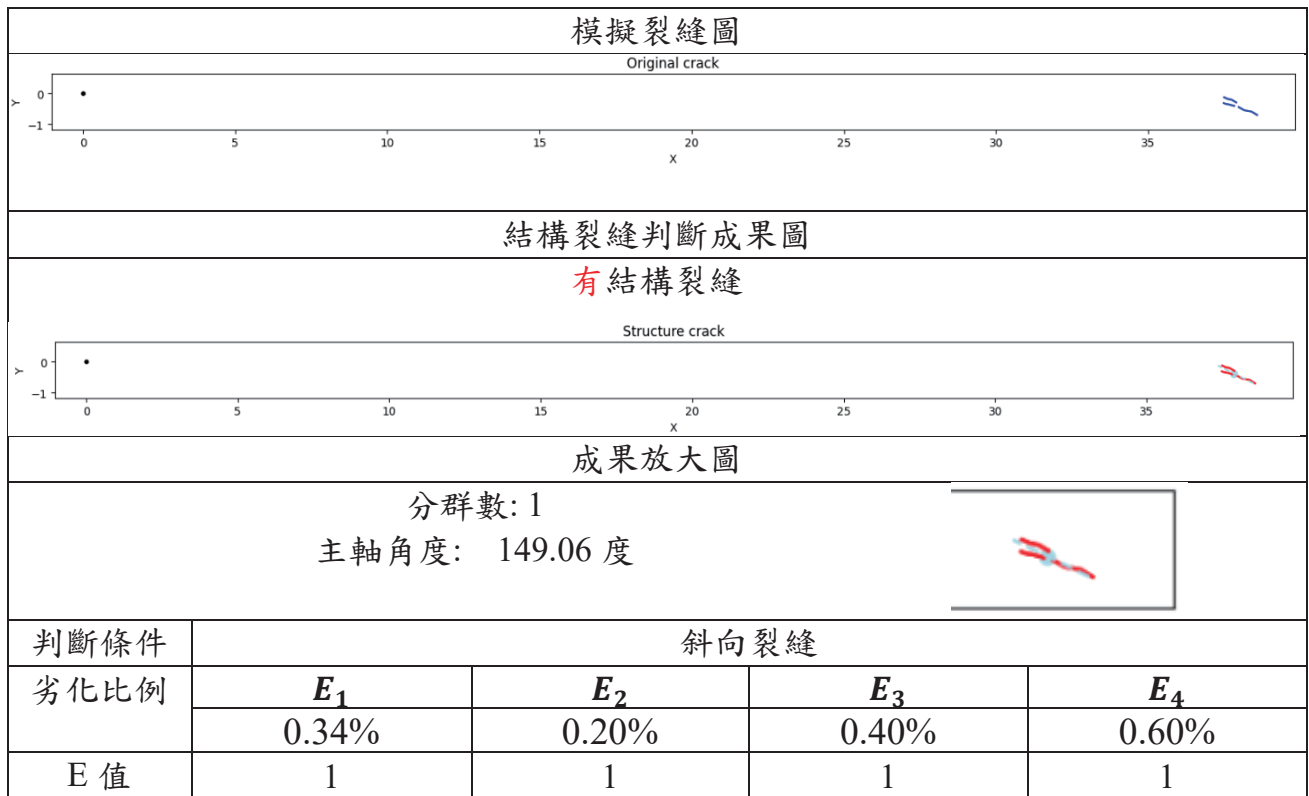


表 4-17 台 86 線 24 號橋裂縫圖(7)

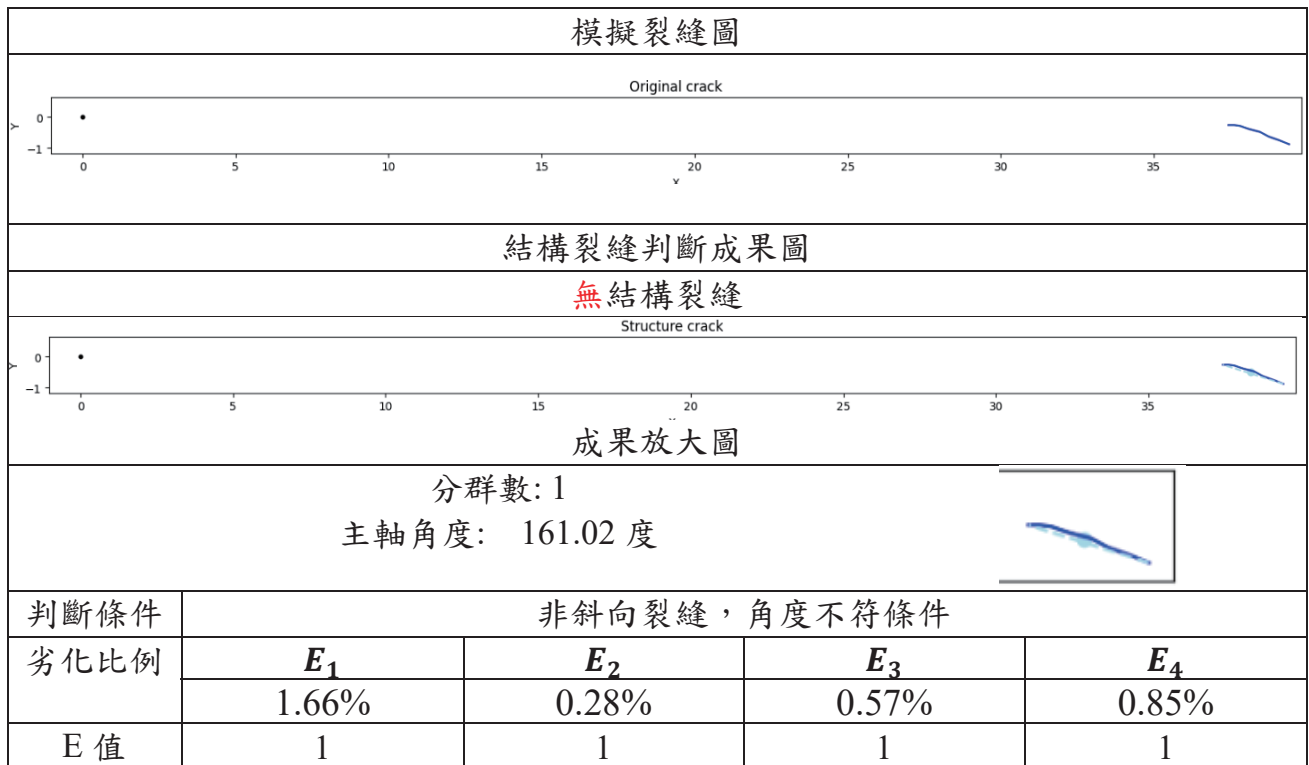


表 4-18 台 86 線 24 號橋裂縫圖(8)

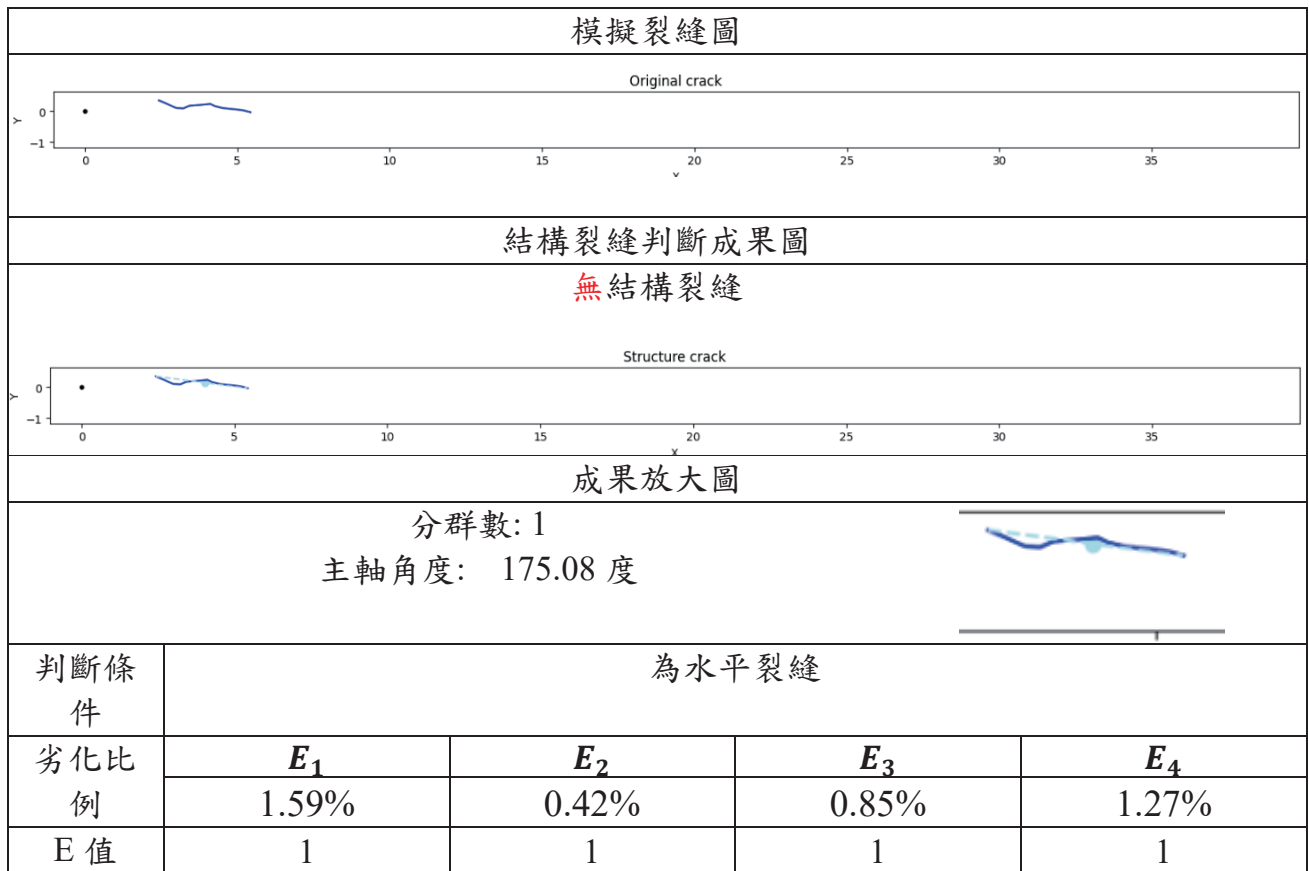


表 4-19 台 86 線 24 號橋裂縫圖(9)

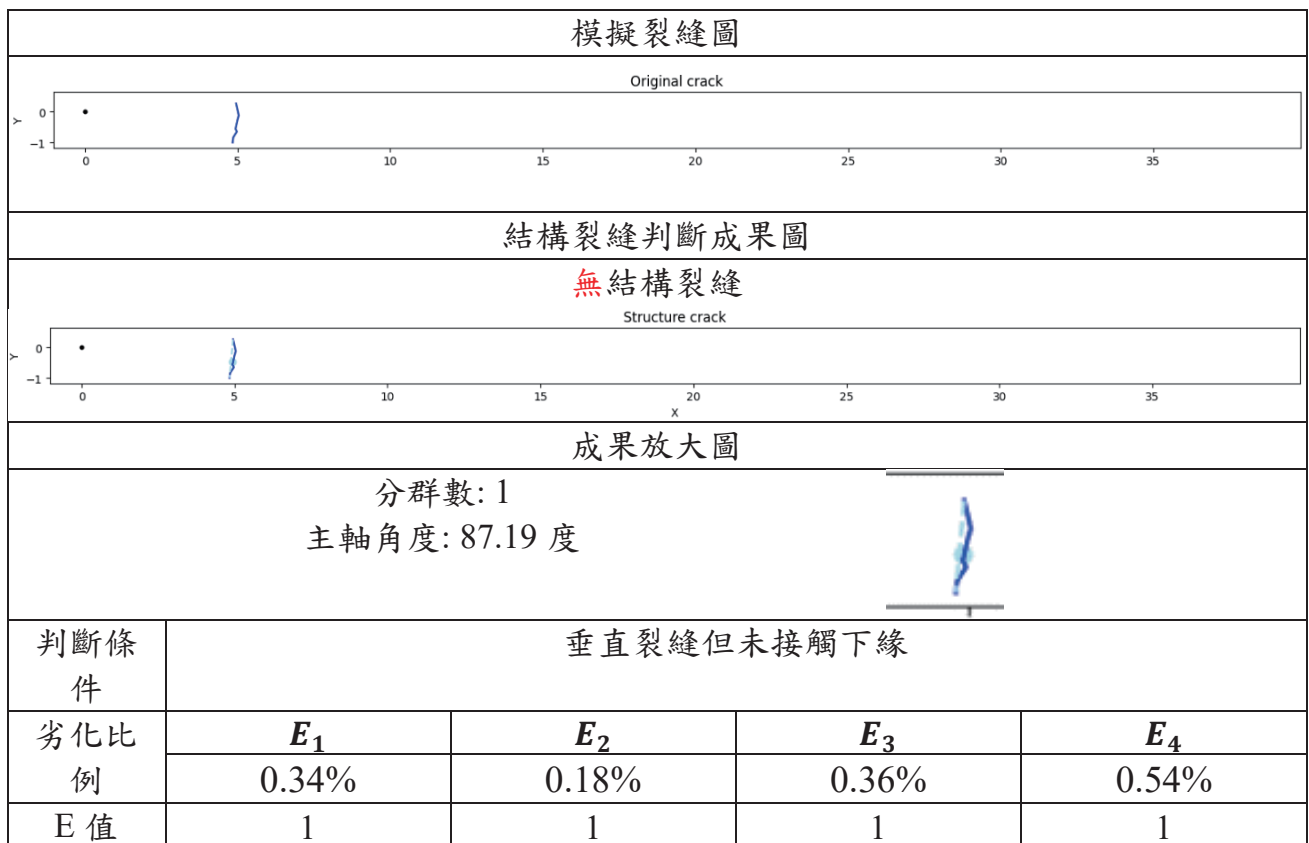


表 4-20 台 86 線 24 號橋裂縫圖(10)

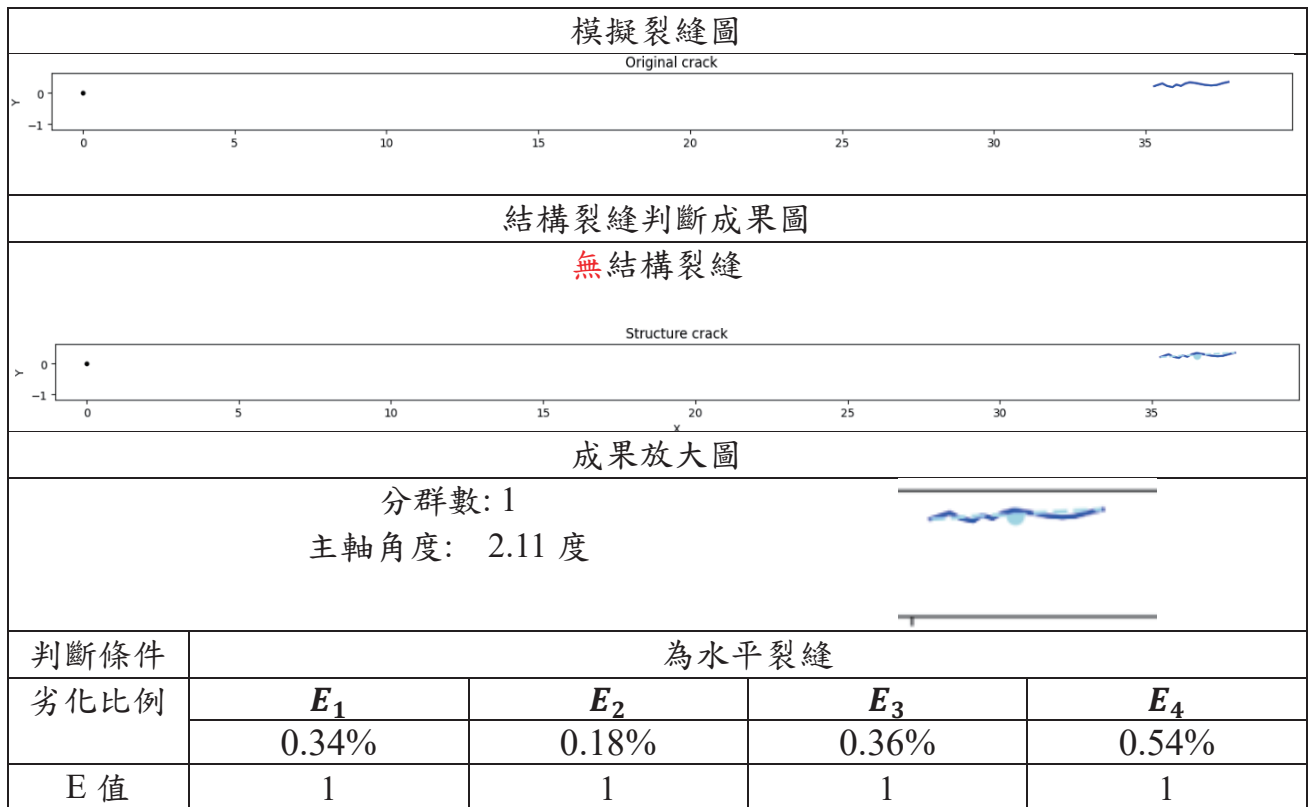
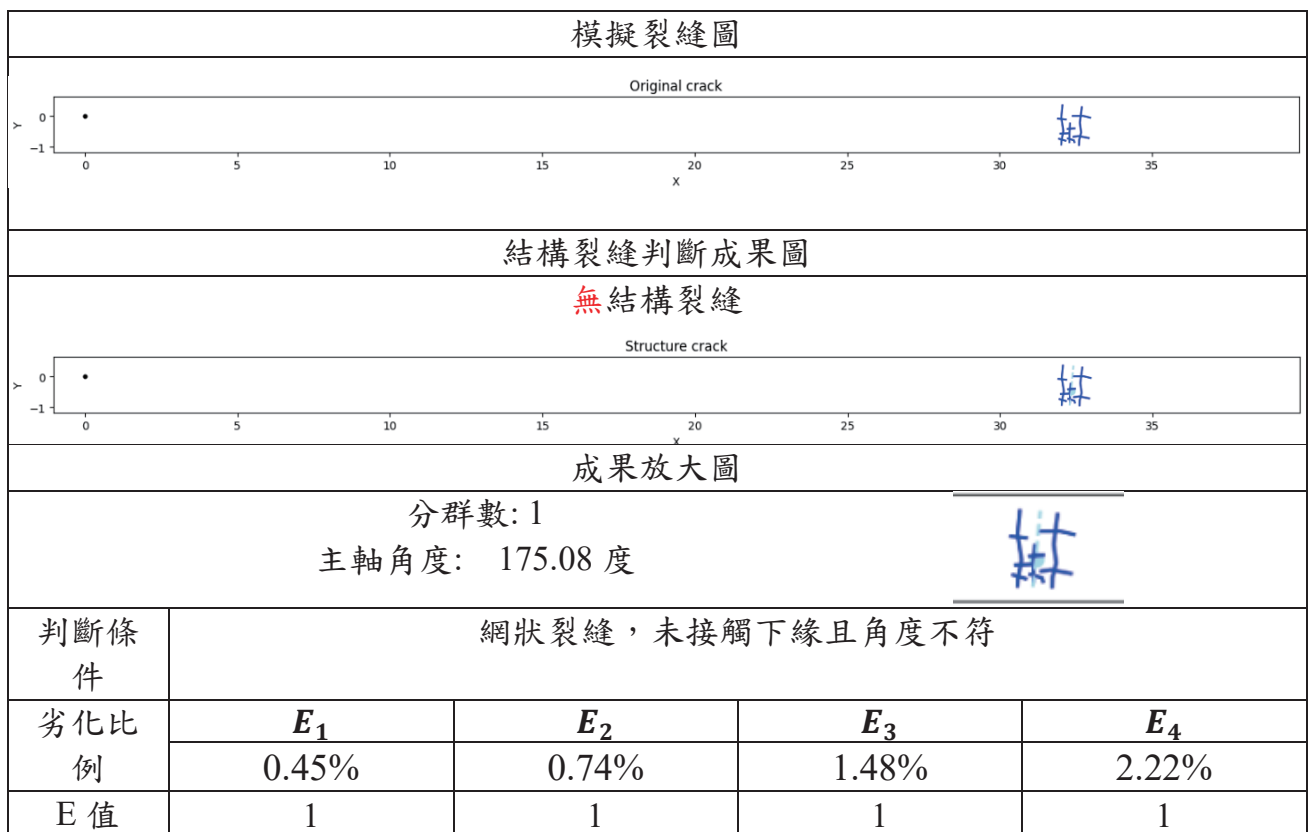


表 4-21 台 86 線 24 號橋裂縫圖(11)



由上述各種結構裂縫辨識的例子，所推出之方法在不同位置和型態的結構裂縫辨識上表現良好。不論裂縫的位置如何，或是其形態如何複雜，都能正確且有效地找出結構裂縫。除此之外，亦可以有效的辨識網狀裂縫，若是使用傳統的角度計算方法，或是前期提出的逐條裂縫分析法皆無法有效的辨識出網狀裂縫之走勢。相較於傳統的角度計算方法或逐條裂縫分析法，霍夫變換的優勢在於其對於多方向網狀裂縫的有效辨識。

霍夫變換利用霍夫空間中的霍夫值大小作為判斷角度的方法，使其能夠清晰辨識出整體主軸方向，這對於複雜的群體裂縫辨識至關重要。此外向量式霍夫變換相較於傳統像元式霍夫變換具有更高的效率，並且對於群體裂縫的辨識速率也明顯優於逐條裂縫分析法。

因此由上述實驗成果證明，使用霍夫變換於結構裂縫辨識上，具有非常好的效果，如下：1) 多方向網狀裂縫的辨識上優於傳統方法，能夠清晰地辨識出主軸方向，提高對複雜群體裂縫的辨識能力。2) 向量式霍夫變換的採用使得整體辨識過程更加高效，相對於傳統方法和逐條裂縫分析法，具有更快的辨識速率。3) 霍夫變換不僅對於結構裂縫的位置和型態有較好的適應性，還能成功辨識網狀裂縫，使其在實際應用中更具廣泛適用性。整體而言本研究所提出的基於霍夫變換的結構裂縫辨識方法在多方向網狀裂縫的辨識上表現卓越，並具有高效率 and 全面性能，為結構裂縫檢測提供了一種可行的解決方案。

不過，此方法於實際應用上仍有待改進之處，由於本研究為使用模擬構件面所承力後產生之裂縫，因此整體資料皆很完整且無顯著變形，而且各種構件的設計不同，必須參考竣工圖或設計圖，瞭解鋼筋的分布與大梁是否連續等問題，因此結構裂縫的判釋仍留給橋梁結構專家去判斷，此外根據專家會議的結論(附件 3)，不管是否為結構裂縫都須要建立 DERU 紀錄，因此在下節所開發之 APP 將不再判斷是否為結構裂縫。

3. 擴充 AI 影像缺失辨識模式功能開發人機操作介面

本項工作主要是開發一軟體可處理無人機拍攝之大量橋梁影像，包括製作橋檢報告，此軟體暫時命名為 AI-IBBIS，詳細操作手冊請參考附件 6，主要功能如下：

(1) 建立專案

- a. 匯入相機內外方位參數(可以採用多種相機/鏡頭、高/低解析度影像、多個不同時期)。
- b. 匯入橋梁 SketchUp 3D 模型矩形框(2mx2m or 50cm x 50cm)。

(2) 全自動

- a. 批次搜尋矩形框對應之原始影像，並製作正射影像。
- b. 批次 AI 劣化偵測(裂縫與其他)、轉換成向量檔。
- c. 批次按照構件與 AI 劣化偵測成果，評等 DERU 值。

(3) 檢測結果

- a. 展示全橋或構件 3D 模型/2D 構件分解圖，同時套疊正射影像或 AI 劣化類別(向量/影像檔)。
- b. 可人工新增 DERU、檢核與編輯自動評等之 DERU、輸出橋檢報告。

(4) 此 APP 中包含幾個資訊表清單，簡述其功能如下：

a. 原始影像資訊表(圖 4.20)

- ◆ 此資訊表可逐一檢視原始影像，瞭解每張影像的檔名、所對應的相機內方位參數、影像大小等。
- ◆ 目前保留一些欄位，來年若有延續計畫，可增加 AI 影像品質檢驗功能，包括偵測模糊區塊，在製作正射影像時可協助避開模糊區與避免使用影像品質不佳之影像，提升 AI 劣化偵測之準確度。此功能未來亦可當作無人機廠商交付資料之驗收依據。

b. 矩形框與對應原始影像資訊表(圖 4.21)

- ◆ 此資訊表可設定 1 個矩形框搜尋 1 張原始影像，並製作正射影像時的相對幾何條件，例如空間解析度、拍攝視角與距離等。
- ◆ 同時可以批次搜尋每個矩形框所對應之正射影像，並批次產生所有矩形框之正射影像。

c. 矩形框與正射影像資訊表(圖 4.22)

- ◆ 此資訊表顯示每個矩形框產生的正射影像檔名。
- ◆ 在功能列中的“影像處理”，可以批次自動針對每張正射影像進行 AI 劣化偵測。
- ◆ 接著，將 AI 劣化偵測成果從影像格式轉換成向量格式，以便統計裂縫寬度與長度，以及其他劣化類別的面積。

d. 構件與劣化統計資訊表(圖 4.23)

- ◆ 此資訊表中的百分比數字，表示構件中所有矩形框有多少個有產生正射影像，可用來評估無人機拍攝影像之完整度或覆蓋度，因此亦可用來驗收無人機廠商交付資料之完整度。
- ◆ 此資訊表可以按照構件編號或百分比排序後，點一個構件，展示其 3D 模型或 2D 表面圖，可以套疊原始正射影像或 AI 劣化類別圖，例如圖 4.24 所示展示大梁之 3D 模型與 3 個面的 2D 分解圖，若放大展示如圖 4.25 則可看到裂縫。
- ◆ 目前各種劣化類別所使用之色碼已經前期審查委員意見修正過，但考量未來以向量資料展現時，會根據不同裂縫寬度給不同色碼，因此並

未與委員之建議完全相同。本研究 AI-IBBIS 系統所使用之色碼表與委員建議之色碼表比較如圖 4.19 所示。

劣化類別	背景	裂縫	剝落 破碎	鋼筋外 露、鏽 蝕	銹水	滲水	白華
原色碼							
委員 建議色碼							
AI-IBBIS 目前色碼							

裂縫
<=0.3mm

裂縫
>0.3mm
<=0.6mm

裂縫
>0.6mm

洋紅

橙色

紅色

綠色

紫色

棕色

青色

黃色

黑色

藍色

棕色

靛青色

綠色

洋紅

橙色

紫色

紅色

黃色

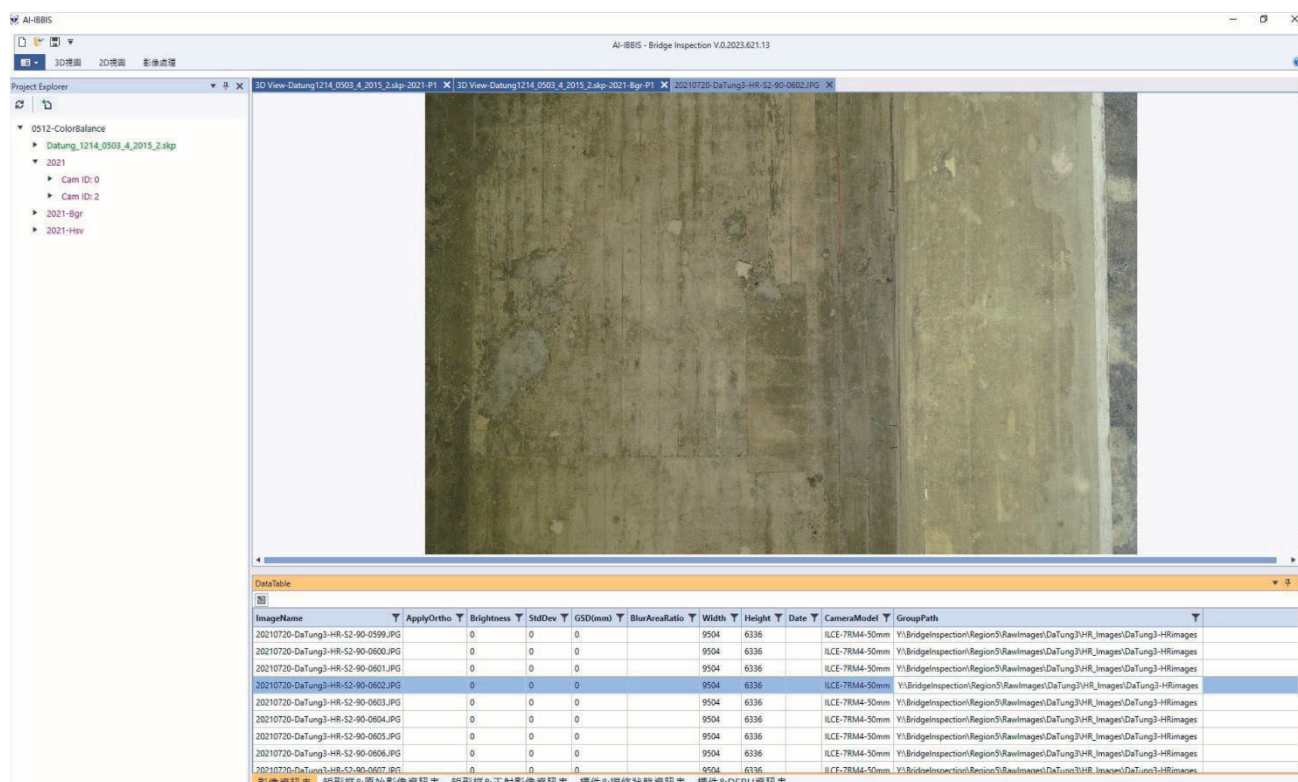
白色

圖 4.19 劣化類別色碼表

- e. 在此資訊表中可以人工增加一筆之 DERU 紀錄，放入”構件與 DERU 資訊表中”。

(5) 構件與 DERU 資訊表(圖 4.26)

- a. 可自動批次產出 DERU(不管所偵測到之裂縫是否為結構裂縫)，但表上有些欄位仍需由橋檢人工填寫，並確認 DERU 值之合理性。
- b. 本資訊表會自動儲存匯出所有欄位，並以 EXCEL 檔案格式儲存，以便未來可以上傳到車行橋梁管理資訊系統，亦可透過 Office 軟體製作橋檢報告。



The screenshot displays the AI-IBBIS Bridge Inspection V.0.2023.621.13 software. The main window shows a 3D view of a bridge structure. Below the 3D view, there is a 'Data Table' with the following columns: ImageName, ApplyOrtho, Brightness, StdDev, GSD(mm), BlurAreaRatio, Width, Height, Date, CameraModel, and GroupPath. The table contains multiple rows of data, including image names, brightness values, standard deviation values, GSD values, blur area ratios, width, height, date, camera model, and group path. The table is sorted by ImageName in ascending order.

圖 4.20 原始影像資訊表

AI-IBIS

AI-IBIS - Bridge Inspection V0.2023.621.13

Project Explorer

- 0512-ColorBalance
 - Datung_1214_0503_4_2015_2.slp
 - 2021
 - Cam ID: 0
 - Camera Name: ILCE-7RM4-50mm
 - Width: 9504
 - Height: 6336
 - Pixel Size: 0.003787980064919591
 - C: 52.364601135253906
 - Xp: 0.13680000603199005
 - Yp: -0.008700000122189522
 - K1: 9.540150131215341E-06
 - K2: -1.0535200267725031E-08
 - K3: 9.932749935048779E-12
 - P1: -8.177669769793283E-06
 - P2: 4.54387090956217E-06
 - P3: 0
 - B1: -0.00038079600199125707
 - B2: -6.8337799348228145E-06
 - Cam ID: 2
 - 2021-Bgr
 - Cam ID: 1
 - Cam ID: 3
 - 2021-Hsv
 - Cam ID: 4
 - Cam ID: 5

DataTable

Index	2021	2021-Bgr	2021-Hsv
2D2-3	80%	80%	80%
2D1-2	100%	100%	100%
S02B2	100%	100%	100%
S02G3	94.46%	94.46%	94.46%
2D1-1	100%	100%	100%
S02B1	100%	100%	100%
S02G2	96.26%	96.26%	96.26%
PC1	97.37%	97.37%	97.37%
2D1-3	100%	100%	100%
S01B1	100%	100%	100%
S01G3	97.42%	97.42%	97.42%
S02G1	96.94%	96.94%	96.94%
S01B1	66.67%	66.67%	66.67%
S02B2	61.9%	61.9%	61.9%
2D2-2	90%	90%	90%
2D1-4	100%	100%	100%
P1	93.08%	92.82%	93.08%
S01G1	98.41%	98.41%	98.41%
1B2-1	100%	100%	100%
S02B1	66.67%	66.67%	66.67%
2B1-1	100%	100%	100%
2D2-1	66.67%	66.67%	66.67%
2B2-1	100%	100%	100%
2D2-4	100%	100%	100%
1D2-3	100%	100%	100%
1D2-4	100%	100%	100%
A2	100%	100%	100%
2B1-2	100%	100%	100%
1B1-2	100%	100%	100%
S01B2	100%	100%	100%
1D3-1	100%	100%	100%
A1	97.19%	97.19%	97.19%
1D1-1	50%	50%	50%
1D3-4	100%	100%	100%
1D1-2	100%	100%	100%
2B2-2	100%	100%	100%
1B2-2	100%	100%	100%

DataTable

Index	2021	2021-Bgr	2021-Hsv
S01G2	97.42%	97.42%	97.42%
S02B1	100%	100%	100%
S02B2	100%	100%	100%
S02B3	100%	100%	100%
S02B4	100%	100%	100%
S02G1	96.94%	96.94%	96.94%
S02G2	96.26%	96.26%	96.26%
S02G3	94.46%	94.46%	94.46%

影像資訊表 矩形框&原始影像資訊表 矩形框&正射影像資訊表 構件&編修狀態資訊表 構件&DERU資訊表

圖 4.23 構件與劣化統計資訊表

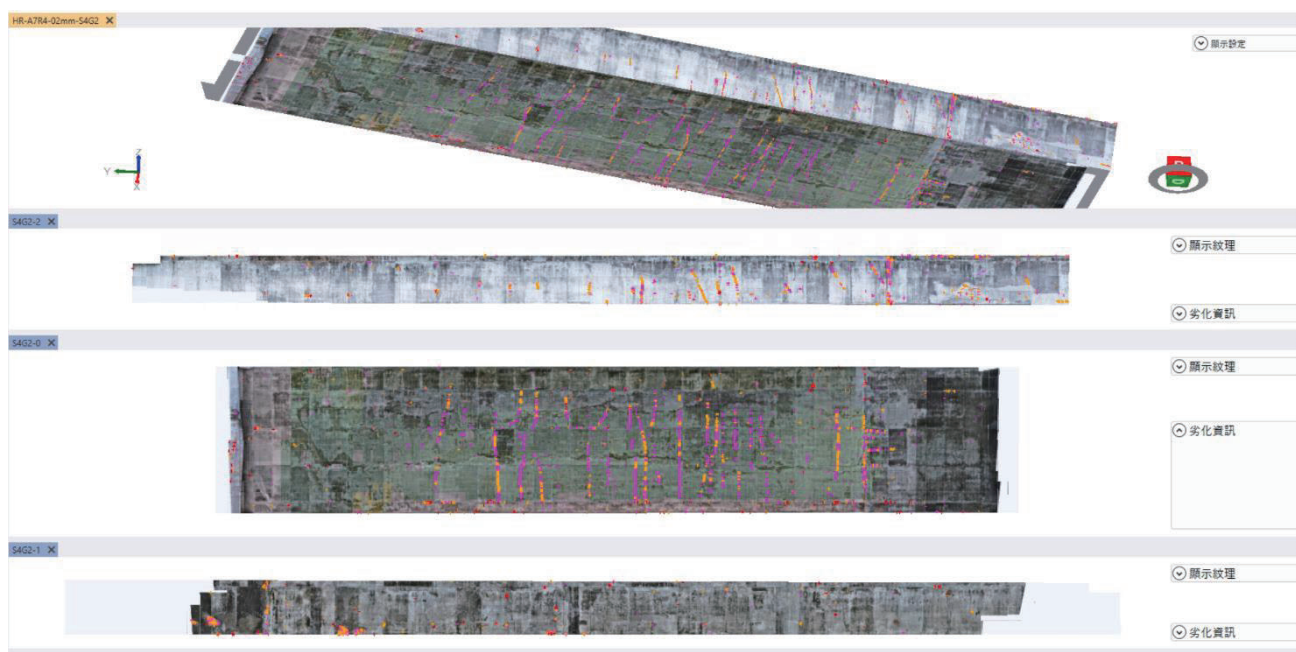


圖 4.24 構件 3D 模型與2D 分解圖

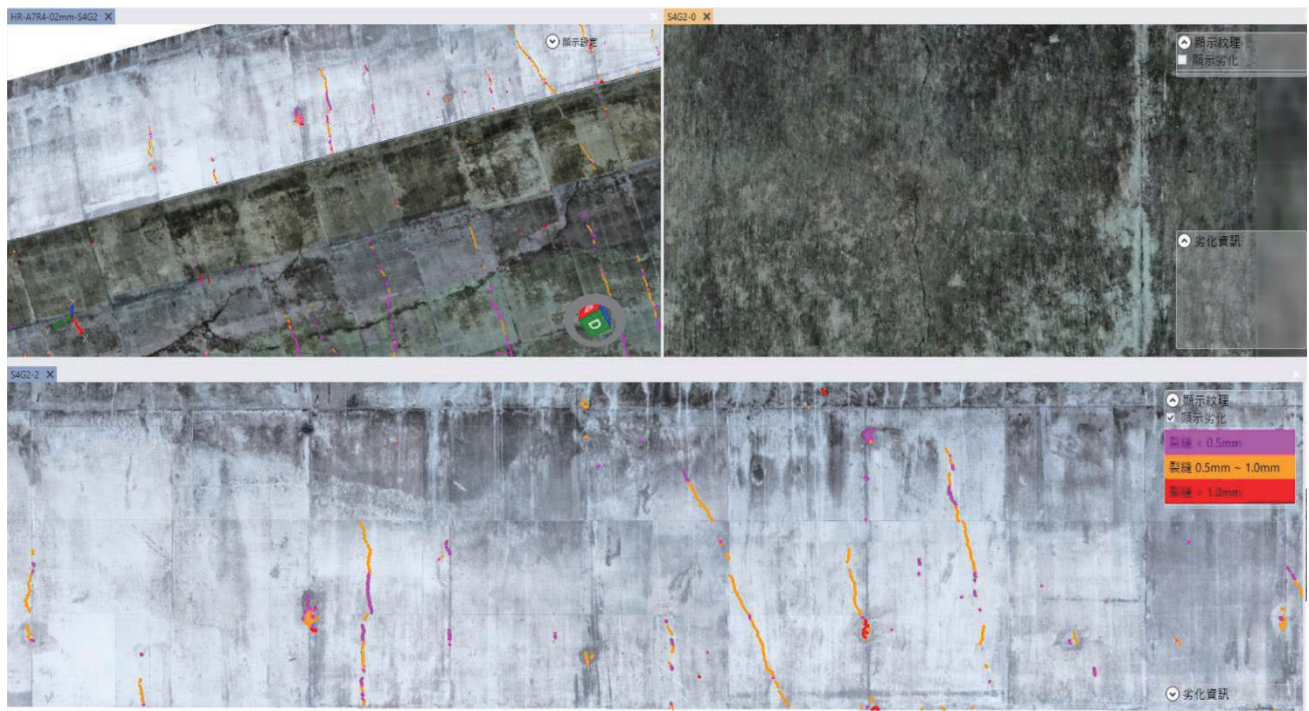


圖 4.25 放大之大梁 3D 模型與2D 分解圖裂縫

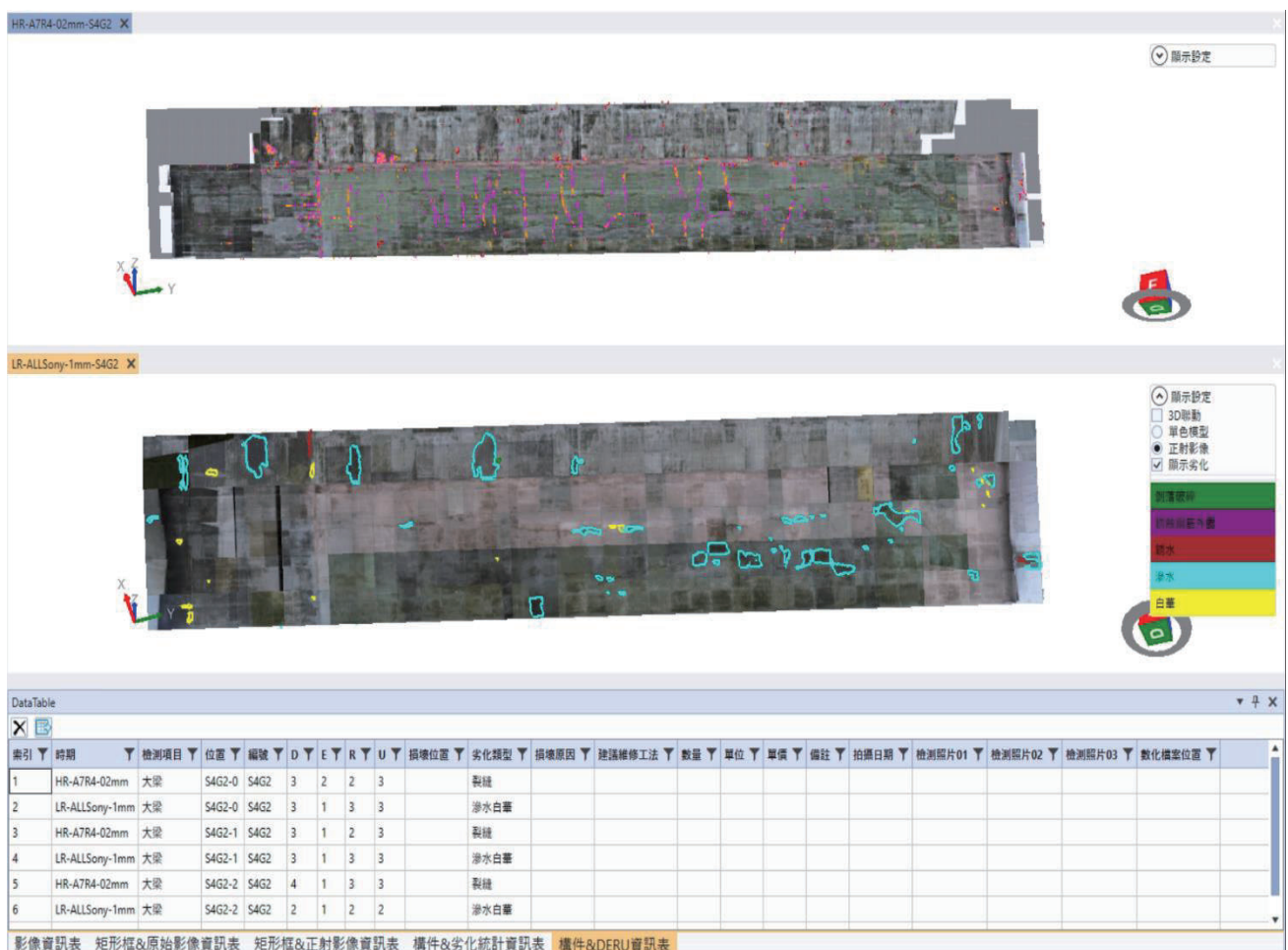


圖 4.26 構件與 DERU 資訊表

4.2 建立橋梁 3D 影像模型成果

本研究最終決定以國道 3 號頭前溪河川橋當作橋梁測試區，在此說明 3D 建模之進度與成果。

1. 地面控制測量

本研究測試區在頭前溪河川橋，橋梁檢測範圍在 P3~P4 之間，但 3D 建模的範圍從 P2~P5 共 3 跨範圍，總長度為 140 公尺，圖 4.27 為橋梁路面上地面控制/檢核點的分佈，選點原則如章節 3.3 所述，在道路兩旁距離 20~40 公尺測量 1 個控制/檢核點，其分佈範圍必須超過測試區，總共 180 公尺。本研究於 7 月 21 日在高速公路局的交通維持與管制下於路面找一些反光標，進行 RTK 控制點與檢核點之測量(圖 4.28)。

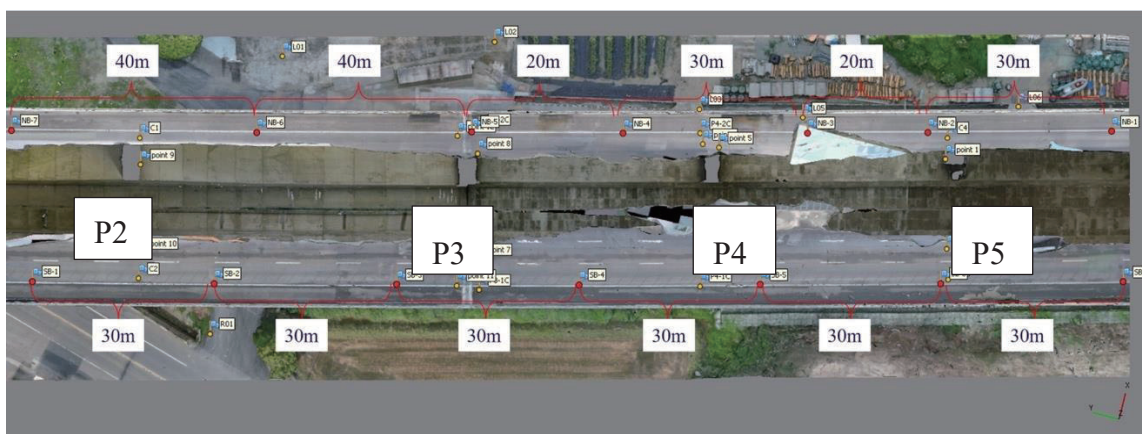


圖 4.27 測試區地面控制/檢核點之分佈

由於本研究所選擇之測試區橋下空間寬廣，旁邊有善主公廟且有道路通過，人員可以抵達橋下，因此同時被選做本研究之成果觀摩會會場。此外本研究額外在橋下佈置一些地面控制/檢核點，如圖 4.29 所示為黑底白色圓型標或現有航測標。另在 1 跨 4 個角落各需 1 個 UWB 基站(圖 4.30)，其坐標也需額外測量。然而大部分的點是座落在橋下透空度差，RTK 測量之 GDOP 值差，有些雖然可以增加測量時間進行 RTK 測量，但有些點則無法使用 RTK 測量，故本研究額外使用 Trimble SET530R 全站儀進行複合導線測量(圖 4.31)與 RTK 控制點聯測得到這些點之絕對地理坐標。

在導線測量與 UWB 站之測量工作部分，並非標準作業程序之步驟。UWB 站之測量，未來應該是由橋梁旁向下延伸一根竿子或一條線，上面頂端為 RTK，最下方為 UWB 感測器(圖 4.32)，將 RTK 測量得到之坐標，扣除竿子或線的高度，即可得到 UWB 站之絕對地理坐標。此外為配合不同高度的護欄或隔音牆，UWB 支架還需有向上與水平延伸的功能，本研究目前尚在研發相關技術之中，且此設備

之製作牽涉相當多的機械設計與製作，包括額外經費、時間與人力，因此本年度計畫並未將 UWB 支架之設計製作列入工作項目中，而改以在地面上架設長竿方式架設 UWB 站。



圖 4.28 路面進行 RTK 測量控制/檢核點



圖 4.29 橋下附近進行 RTK 測量控制/檢核點

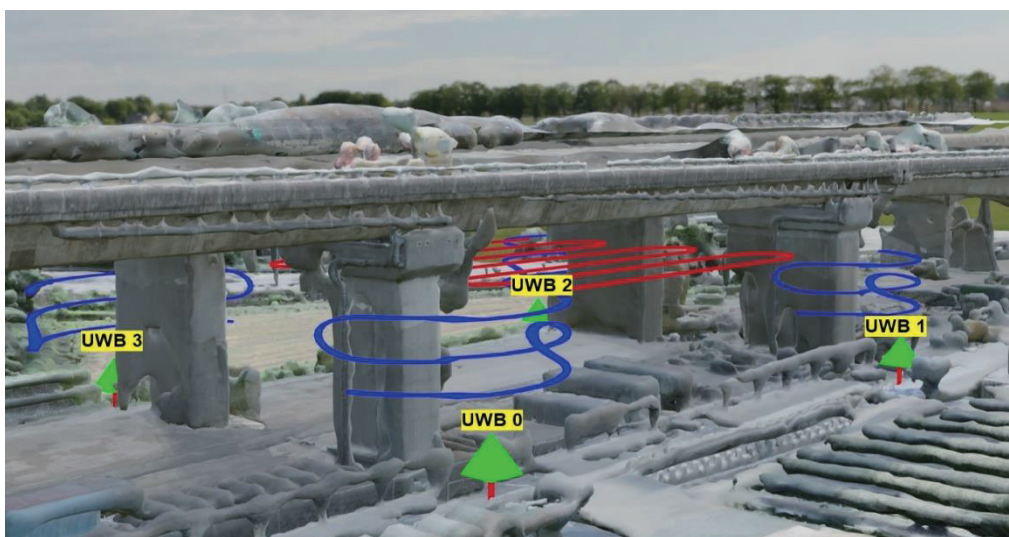


圖 4.30 UWB 架站位置示意圖



圖 4.31 導線測量作業

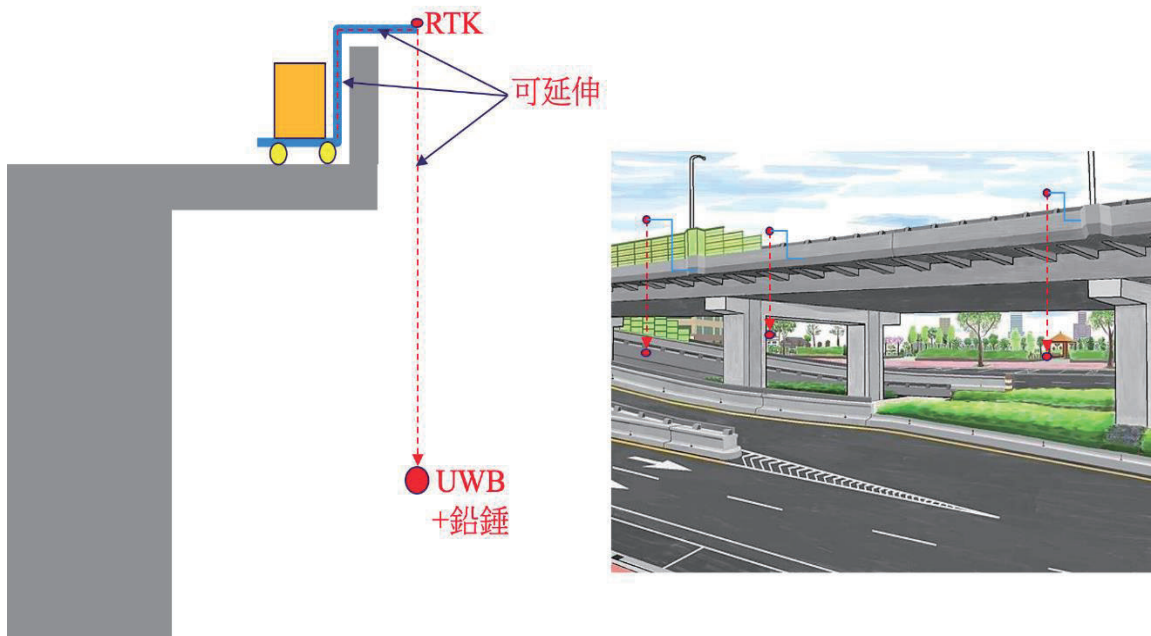


圖 4.32 橋梁旁 UWB 架設方式與 RTK 測量概念

2. 地面光達掃描

本研究使用 Riegl vz-400 地面光達掃描儀(圖 4.33)，掃描橋梁表面製作 3D 點雲。由於本研究所選擇之測試橋梁結構為箱型梁，表面幾何結構相對於 PCI 梁橋梁較為簡單，遮蔽現象較少，因此掃描 3 跨僅需 9 個站。這 9 個站的點雲有各自的坐標系統，因此還需經過合併與套合在同 1 個局部坐標系統，成果圖 4.34 如所示。在地面光達掃描部分並非標準作業程序之步驟，由於地面光達的掃描必須人員與光達設備可以抵達橋下，而大部分的橋梁下方皆為河流行水區無法抵達。此外若橋梁結構較為複雜，例如 PCI 梁橋梁，梁與梁之間的空間狹小，極容易造成遮蔽現象，因此若要完整掃描整座橋梁，須要掃描更多站，作業成本會大增且資料量

會極大，因此不易使用。本研究進行地面光達掃描之目的，僅是為了與攝影測量透過密集影像匹配產製的點雲比較，探討兩者之差異與效率，供業務單位參考。



圖 4.33 地面光達掃描情況

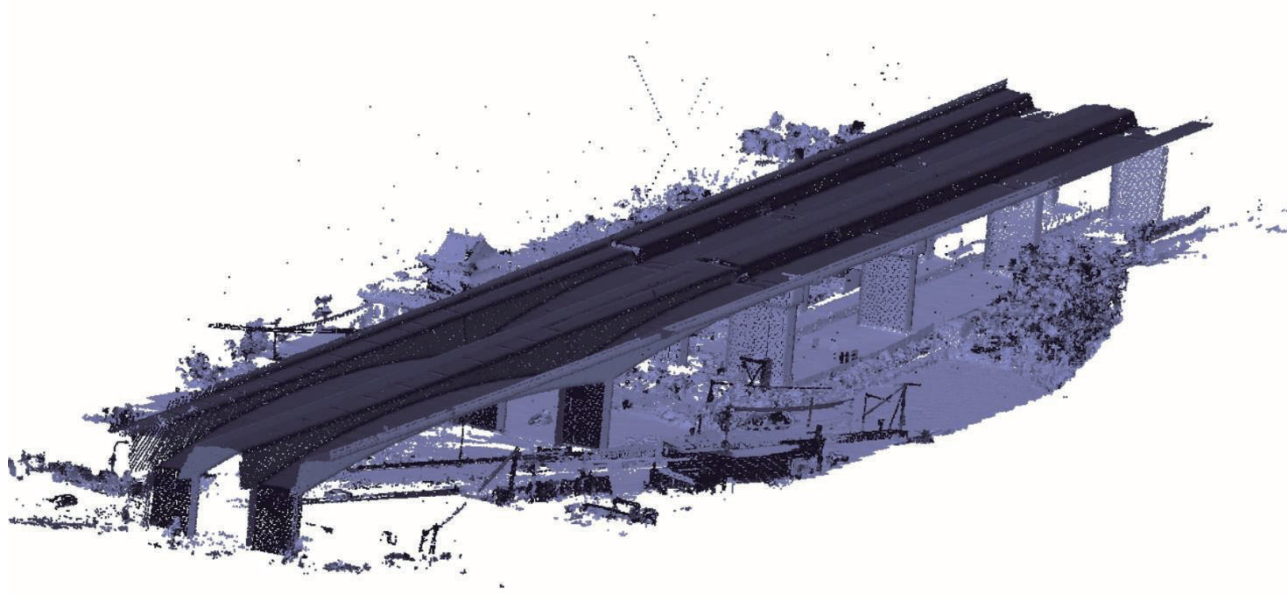


圖 4.34 地面光達掃描成果(原始點雲)

3. 地面攝影測量

本研究測試區因為橋梁下人員可以抵達，因此除採用無人機空拍橋梁進行 3D 建模外，本研究額外以 Sony A7R2 相機搭載 24mm 鏡頭，於橋下 4 處往上拍攝橋梁各部分，共拍攝 1,269 張照片，最後與無人機空拍影像一起利用圖 3.23 之流程產製橋梁表面 3D 點雲。圖 4.35 中粉紅色部分為空三平差後，地面攝影照片之分布，可見都是在橋梁下方，距離約 12 公尺，空間解析度平均約 2.2 mm。

本項工作亦非標準作業程序之步驟，因為大部分的橋梁下方皆為河流行水區人員

不易抵達於四處拍照。而本研究多做此項工作，僅是為與空拍機產製之成果比較，包括作業成本之比較，供業務單位參考。



圖 4.35 地面攝影照片之分布(粉紅色)

4. 無人機空拍低解析影像

本研究於 2023 年 6 月 20 日與 30 日以無人機進行低解析影像之拍攝，分別拍攝 959+148 張照片，無人機廠牌型號為 Autel Robotics EVO II Pro 6K，FOV 64 度，影像大小 5472x3658，像素大小 $2.4\mu\text{m}$ ，焦距 10.57 mm，拍攝過程全程人工操作，且有第 2 人在旁協助觀察無人機與四周障礙物之距離以策安全，影像之空間解析度平均約 2.6 mm。其中 6 月 30 日的補拍目標為橋上路邊線的反光標誌，由圖 4.37 無人機影像與路面點雲之分布可知，無人機並未飛上路面，透過傾斜攝影仍可拍攝道路邊緣之反光標誌。

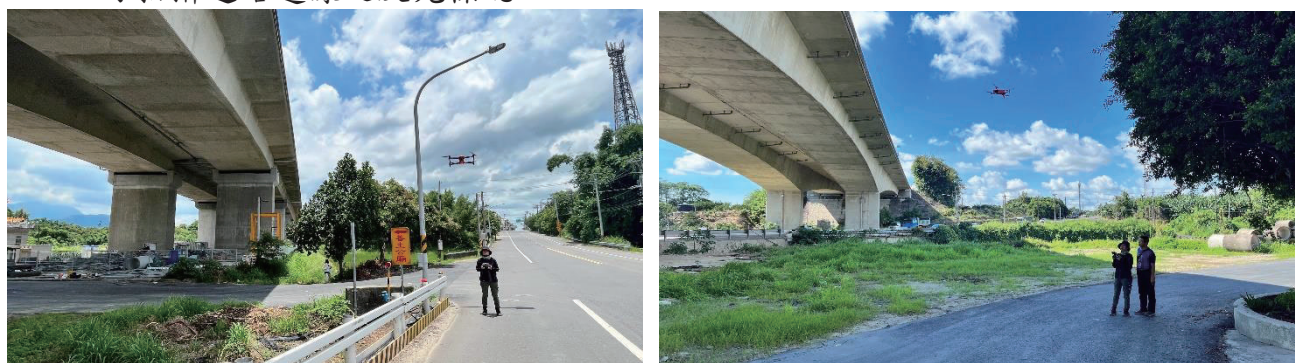


圖 4.36 無人機空拍橋梁低解析影像之狀況



圖 4.37 無人機影像之分布(粉紅色部位)

5. 3D 點雲成果比較

圖 4.38 所示為 9 個地面光達掃描站之合併套合成果，圖 4.39 為利用 Sony A7R2 相機於地面拍攝影像所製作之密點雲，圖 4.40 則為利用 Autel XT705 無人機拍攝之影像所製作之密點雲，3 者中非橋梁點雲已經以人工刪除，且後兩者可靠度不佳之密點雲也已經過濾掉。最後各自的點雲數量分別為：地面光達只有 45,620,008 點、Sony A7R2 則有 322,568,776 點、Autel XT705 則為 81,471,057 點。雖然 3 組資料在橋梁兩端與橋墩邊緣的範圍有些許不同，但整體而言地面攝影採用 Sony A7R2 相機，因其影像總畫素有 42MP，因此產製之密點雲數量與密度都比另外 2 種點雲大很多。但因為拍攝視角的限制，部分區域無法獲得點雲，例如帽梁上方的大梁側面。整體而言，採用無人機拍攝之影像，可獲得覆蓋度最高的點雲。

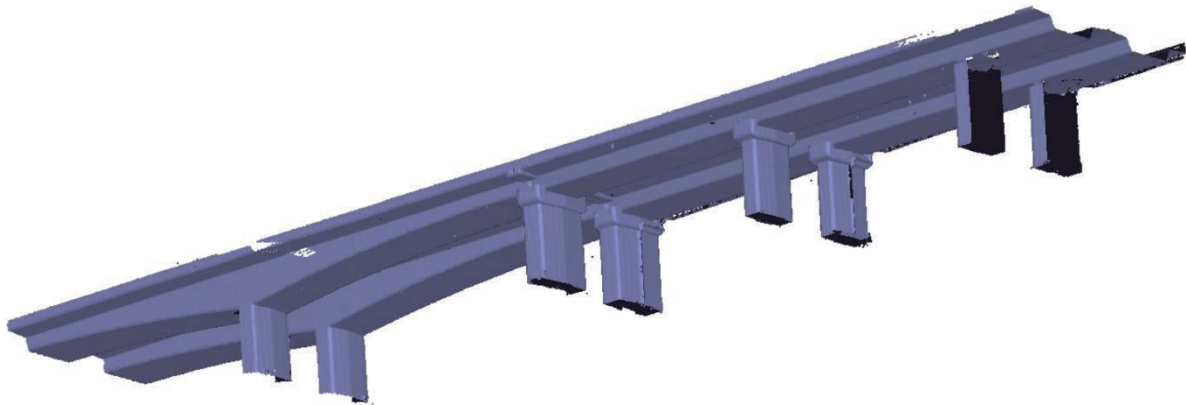


圖 4.38 地面光達掃描成果(刪除非橋梁點雲)



圖 4.39 Sony A7R2 地面拍攝影像所製作之密點雲



圖 4.40 Autel XT705 無人機拍攝影像所製作之密點雲

6. 製作物件化 3D 橋梁模型

附件 5 為製作物件化橋梁 3D 模型之詳細程序，圖 4.41 為本研究測試區國道 3 號頭前溪河川橋第 4 跨與前後橋墩之物件化 3D 模型建製成果，除繪製 50cm 與 2m 矩形框各 1 個之外，還有設定構件編號與每個構件的 Surface，以便製作構件之 2D 分解圖。

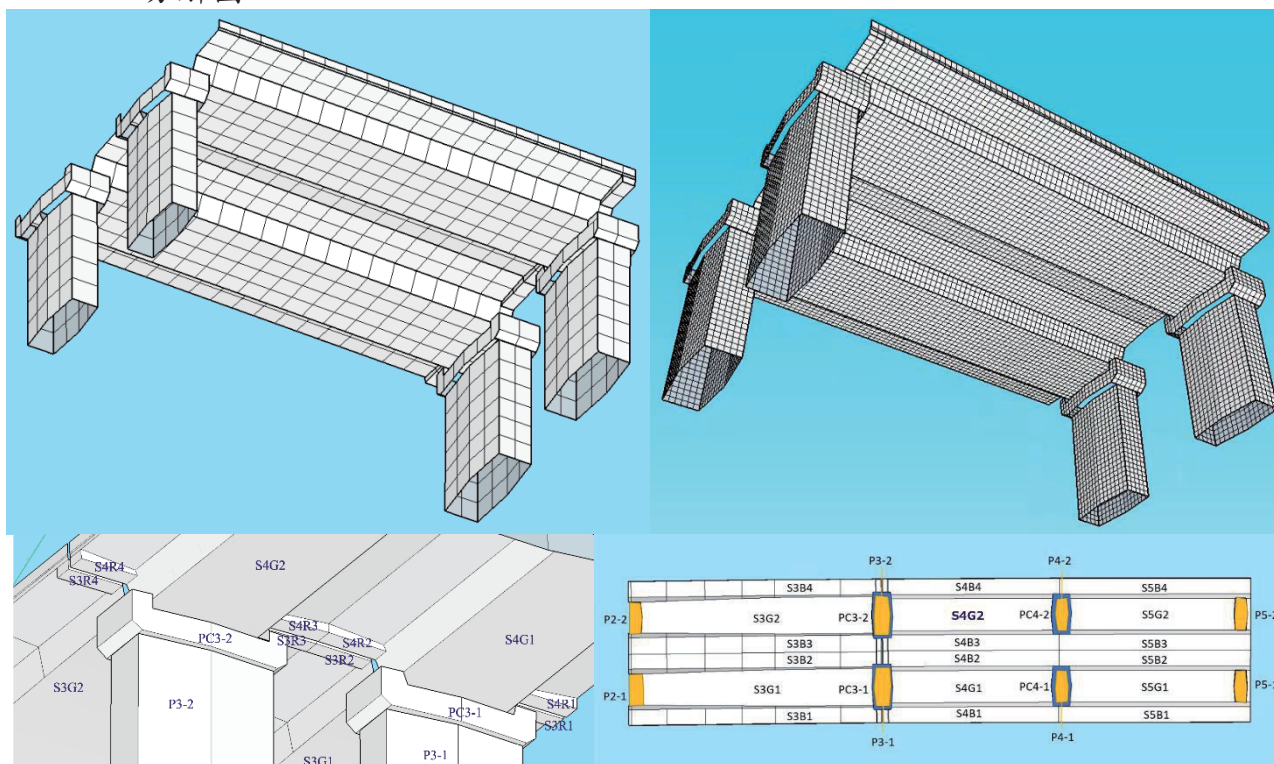


圖 4.41 國道 3 號頭前溪河川橋物件化橋梁 3D 模型成果

4.3 無人機自動規劃飛行路線成果說明

1. 無人機設計與製作

目前市面上尚無現成可完全符合需求之商用橋梁巡檢無人機，因此本研究規劃設計之橋梁檢測專用無人機，考慮到酬載能力、能源效率以及各種拍攝方向之巡檢需求等，以 Y6（三軸六槳）多旋翼構型設計軸距 1200 mm 的多旋翼無人機，命名為 TD-Y6B-1200(圖 4.42~圖 4.44、表 4-22)，最大酬載能力為 5 kg，最大起飛重量小於 15 kg 之 Y6 多旋翼無人機，抗風能力至少達到 5 級。此無人機之飛行控制與監控系統使用 MIT 國產開源 Pixhawk TD-H7CPO 飛控系統作為無人機的自動駕駛系統(Autopilot)，搭載高效能協作電腦(Companion Computer) (如 Intel NUC)及相關視覺導航設備如圖 4.43(如 Intel® RealSense™ 深度相機 D455, iWave UWB 定位系統，高精度 RTK Module)進行橋面下方無 GNSS 訊號之定位視覺導航運算，並透過多重通訊技術支援 3 種通訊方式 Wi-Fi/RFD900x / 4G LTE 4G 通訊模組與地面站電腦連線，將無人機狀態(如視覺定位資訊，飛機電池電量，飛機飛行高度資訊)回傳，供現場地面站人員掌握即時資訊。

Y6 多旋翼的特殊構形可以將高解析度全片幅相機 SONY $\alpha 7R IV$ 相機掛載於機身前緣，搭配自行研發的相機雲台來控制相機拍攝前方及上方等方位的橋梁構件，相機搭載 50 mm 定焦鏡頭(Voigtlander 50mm F1.2 ASPH VE)拍攝高解析影像，如裂縫等細小劣化類別。



圖 4.42 TD-Y6B-1200 橋梁巡檢無人機各重要零件分布示意圖

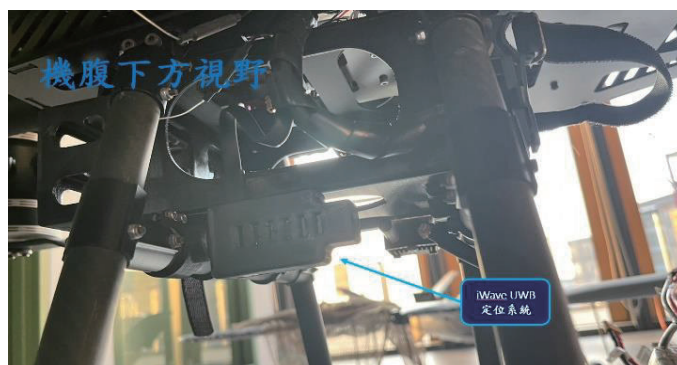


圖 4.43 iWave UWB 置於機腹下方位置

表 4-22 TD-Y6B-1200 規格

型號	Y6B-1200
類型	Y6 構型
軸距	1200 mm
總高度	390 mm
飛行時間	約 15 分鐘
收摺長寬(含槳)	1325 x 420 mm
展開長寬(含槳)	1236 x 1197 mm
電池	22000 mAh x 2
動力系統	MN705-S KV125 CFProp 28*9.2 ALPHA 80A 12S
通信系統	4G LTE + Wi-Fi + RFD900x
總重量	12.4 kg



圖 4.44 TD-Y6B-1200 尺寸示意圖

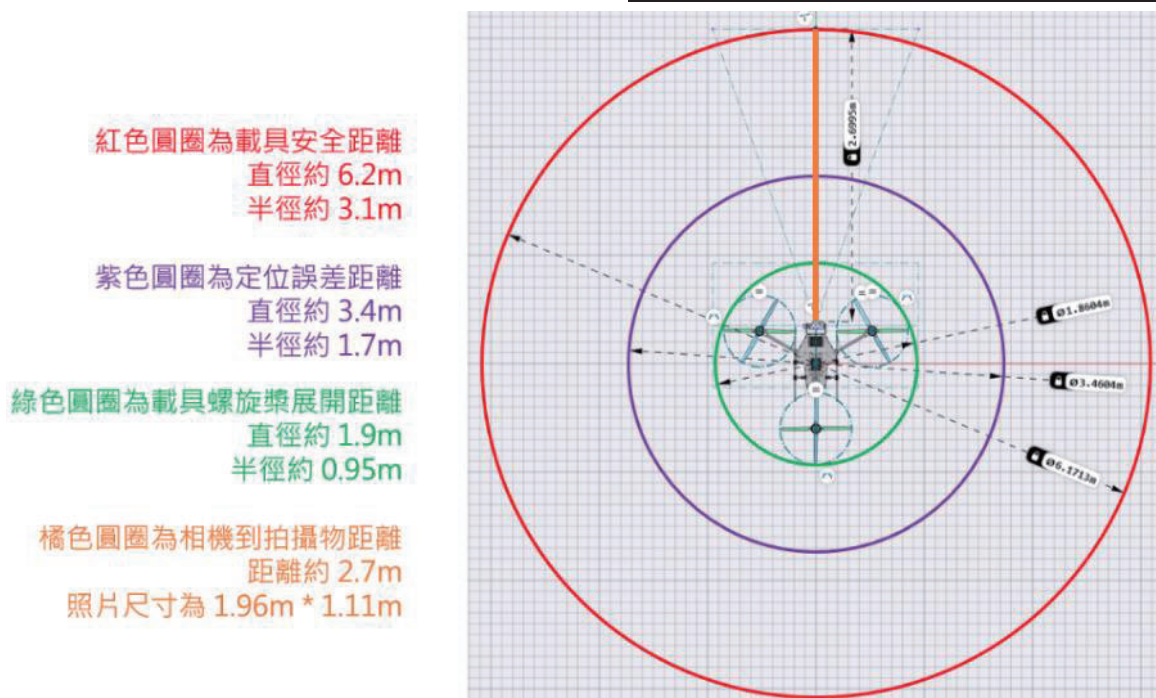


圖 4.45 TD-Y6B-1200 安全距離範圍示意

圖 4.45 為設定無人機安全距離示意圖，其中無人機軸距 1200 mm，以無人機中心畫出半徑為 3.1 m 的圓，實體物都要在安全距離外；另表 4-23 為所搭載之相機與鏡頭規格，圖 4.46 與圖 4.47 為相機與鏡頭之外觀。

表 4-23 SONY α 7R IV 相機及 50 mm 鏡頭相關規格

SONY α 7R IV 相機	Voigtlander 50mm F1.2 ASPH VE
	
6100 萬像素(9,504x6,336) 錄影 4K 30p (3,840x2,160) 35mm 全片福(35.7x23.8mm) Exmor R CMOS 感光元件 快門 1/8000-30s，10 fps ISO 100-32,000 W128.9*H95.4*D77.5 mm 機身內建 5 軸影像穩定系統 防震動機械設計、4D Focus 雙記憶卡插槽，支援 UHS-II JPEG、RAW 0-40 ° C，665 g	光圈 1.2-22 鏡頭結構 6 組 8 片 視角 47.5° 最小焦距 0.45 m 鏡頭直徑 70.1 mm，長 58.8mm 濾鏡直徑 58 mm 重量 434 g 手動對焦，Exif 支援 5 軸圖像穩定



圖 4.46 SONY α 7R IV 相機



圖 4.47 Voigtlander 50mm F1.2 鏡頭

2. 開發橋下無 GNSS 訊號之定位導航技術

(1) GRVINS 緊耦合融合演算法測試

本研究已於前期完成 GRVINS 演算法開發，並進行多項實驗證明其穩定度、適用性範圍與定位精度等，皆可符合本研究橋梁檢測之需求，詳細測試內容與成果請參考前期計畫報告。

(2) 台大 iWave UWB 測試

本研究 112 年計畫改用 iWave UWB(圖 4.48)，在此先與前期使用的 Nooploop 與 Pozxy 比較，以瞭解 iWave UWB 之性能、定位精度與穩定性。

a. 產地：臺灣大學電機系毛紹剛教授與工研院合作開發之 UWB

b. 誤差：官網表示 $< 20\text{ cm}$

c. 範圍：官網表示約 600 m

d. 官網：<https://www.iWavenology.com/product/position>

首先測試基站與移動站之距離限制，在此測試 $20\text{ m} \times 50\text{ m}$ (圖 4.49)與 $40\text{ m} \times 100\text{ m}$ (圖 4.51)兩種情境。實驗中佈置 4 個固定基站 A1~A4，以 A1 當作原點(0,0,0)，使用自動偵測距離功能測得 A2, A3, A4 之 3 個基站的坐標(表 4-24 至表 4-26)。表中因 4 個基站在同一水平面故 Z 值皆為 0，並由表中標準偏差可見其內部定位精度很高誤差都在 1 公分以內。此外若以移動站測量 4 個基站之坐標做靜態測量，經過 250 次測量後與前面測量得到之坐標比較，得到平面坐標誤差在 10 公分以內，但高程誤差比較大將近標準偏差在 25 公分以內，未來不能直接使用，必須跟其他感測器一起融合修正。最後圖 4.50 與圖 4.52 所示為移動站在 4 個基站間交叉或隨意移動後的平面軌跡，由此軌跡位置的跳動情況可以觀察到 iWave UWB 平面定位的穩定性高，可符合未來應用需求。

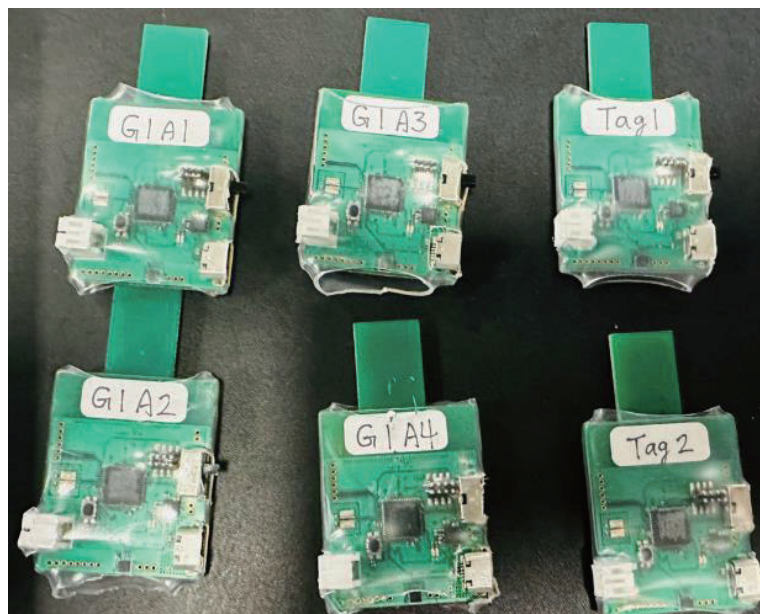


圖 4.48 iWave UWB 硬體

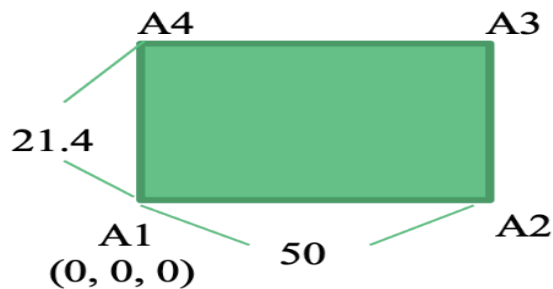


圖 4.49 使用自動偵測距離功能測量 4 個端點坐標 (50*20 m 場域)

表 4-24 使用自動偵測距離功能測量 (50*20 m 場域)

端點	A2			A3			A4		
坐標	X	Y	Z	X	Y	Z	X	Y	Z
最小值	50.05	0.00	0.00	50.12	21.28	0.00	0.10	21.43	0.00
中間值	50.09	0.00	0.00	50.15	21.29	0.00	0.13	21.45	0.00
最大值	50.12	0.00	0.00	50.18	21.30	0.00	0.16	21.48	0.00
平均值	50.08	0.00	0.00	50.15	21.29	0.00	0.13	21.45	0.00
平均差	0.01	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.01	0.01	0.00
標準差	0.02	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.01	0.01	0.00

備註:單位為 m

表 4-25 取 4 個點做靜態量測 250 次其相關數據(50*20 m 場域)

靜態量測	X=0, Y=10.5			X=20, Y=10.5			X=30, Y=10.5		
坐標	X	Y	Z	X	Y	Z	X	Y	Z
最小值	0.09	10.64	0.82	20.06	10.70	2.16	30.05	10.58	1.58
中間值	0.12	10.73	1.47	20.08	10.75	2.37	30.07	10.90	1.88
最大值	0.16	10.81	1.98	20.12	10.81	2.64	30.10	10.96	3.12
平均值	0.12	10.73	1.45	20.09	10.75	2.38	30.07	10.88	1.94
平均差	0.01	0.02	0.15	0.01	0.02	0.08	0.01	0.04	0.15
標準差	0.01	0.03	0.19	0.01	0.02	0.09	0.01	0.06	0.24

備註:單位為 m

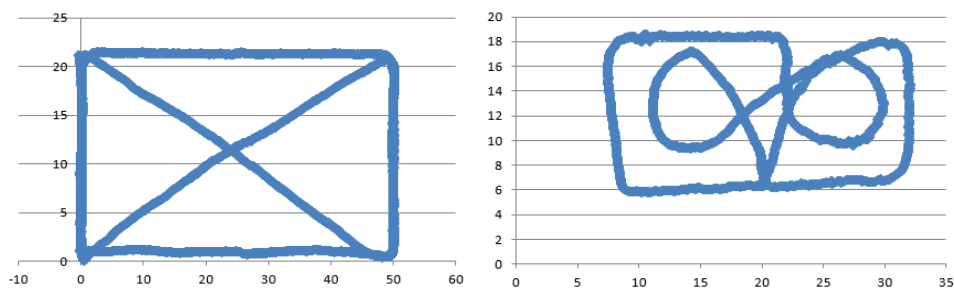


圖 4.50 場域內動態量測結果(50*20 m)

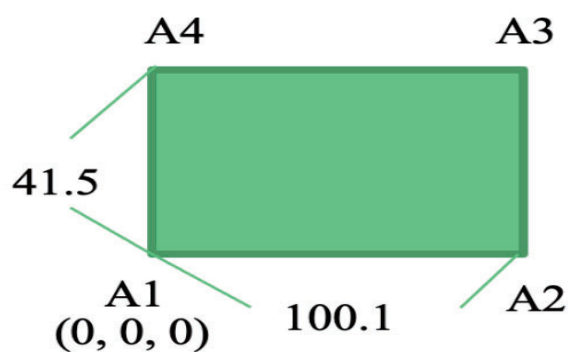


圖 4.51 使用自動偵測距離功能測量 4 個端點(100*40 m 場域)

表 4-26 使用自動偵測距離功能測量(100*40 m 場域)

端點	A2			A3			A4		
坐標	X	Y	Z	X	Y	Z	X	Y	Z
最小值	100.06	0.00	0.00	100.27	41.47	0.00	-0.06	40.03	0.00
中間值	100.10	0.00	0.00	100.31	41.49	0.00	-0.02	40.06	0.00
最大值	100.14	0.00	0.00	100.36	41.52	0.00	0.01	40.08	0.00
平均值	100.10	0.00	0.00	100.31	41.49	0.00	-0.02	40.06	0.00
平均差	0.02	0.00	0.00	0.01	0.01	0.00	0.01	0.01	0.00
標準差	0.02	0.00	0.00	0.02	0.01	0.00	0.01	0.01	0.00

備註:單位為 m

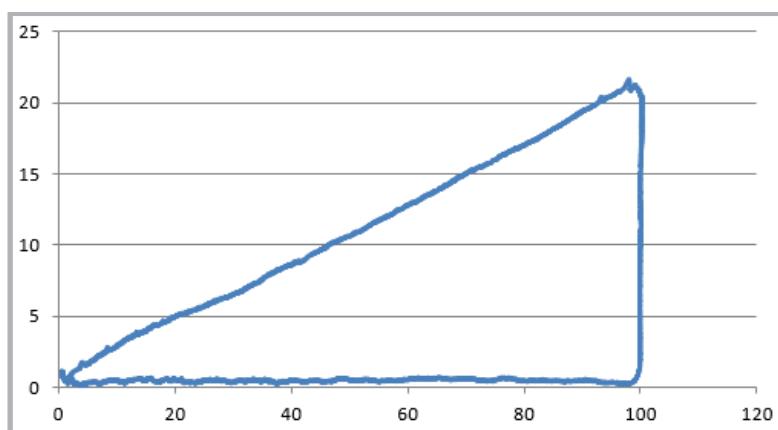


圖 4.52 在 100*40 m 場域內動態量測結果

(3) 3 種 UWB 之測試比較

本研究比較 3 種 UWB 的訊號穩定度與相對定位精度，實驗環境設置如圖 4.53 與圖 4.54 所示，雖然測試日期有差異，但測試情境相似，都是將 4 個 UWB 基站放在一個大桌子四周如圖 4.55 所示，範圍大小約 7.2m x 4.2m，而移動站之 UWB 則是放在大桌子上面，在 2.3m x 3.1m(桌子大小)的矩形框上移動(圖 4.56)。



圖 4.53 Nooploop 及 Pozyx 測試環境

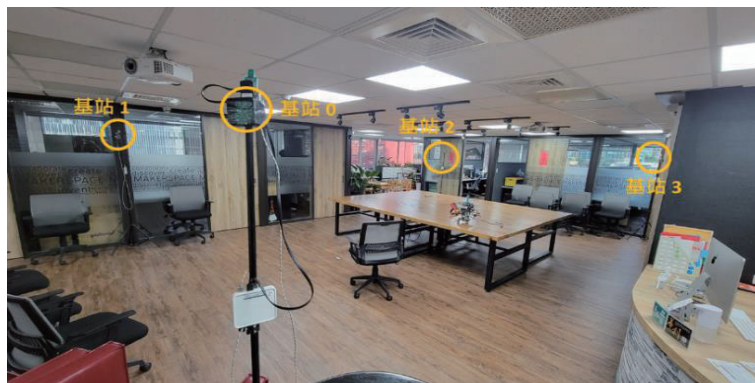


圖 4.54 iWave 測試環境

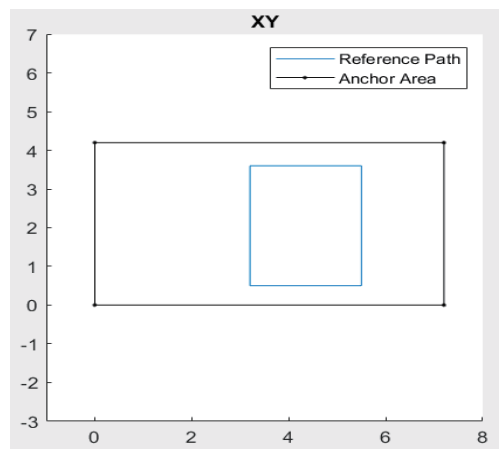


圖 4.55 基站位置約為 7.2 m x 4.2 m 之矩形

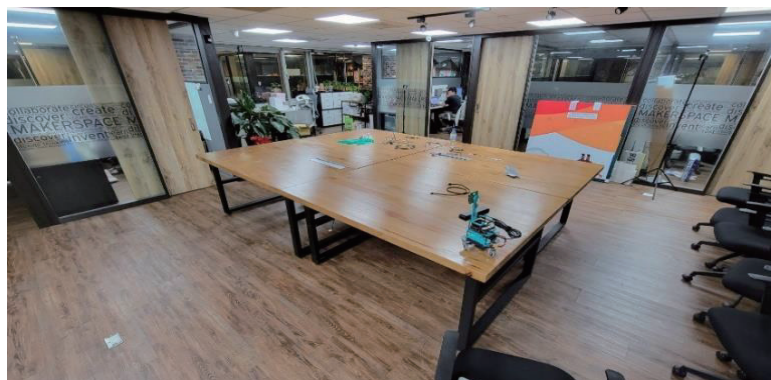


圖 4.56 測試桌子約為 2.3 m x 3.1 m 之矩形

a.Nooploop 測試結果

圖 4.57 為 Nooploop UWB 之測試成果，圖左為基站與移動站之軌跡，圖右上為移動站與 4 個基站之距離-時間變化圖，而此 UWB 提供了 2 種 RSSI 訊號，圖右中為每一個時刻 2 種 RSSI 訊號強度值之差異，值域在 0~6 之間表示訊號穩定，提供了數據穩定度之參考，可納入定位演算法中提供演算法判斷 UWB 數據是否可以使用。此 UWB 之數據頻率可達 50 Hz，但本研究僅使用 25 Hz。此外圖右下為高程之時間變化圖，顯示原始資料之高程定位誤差較大。

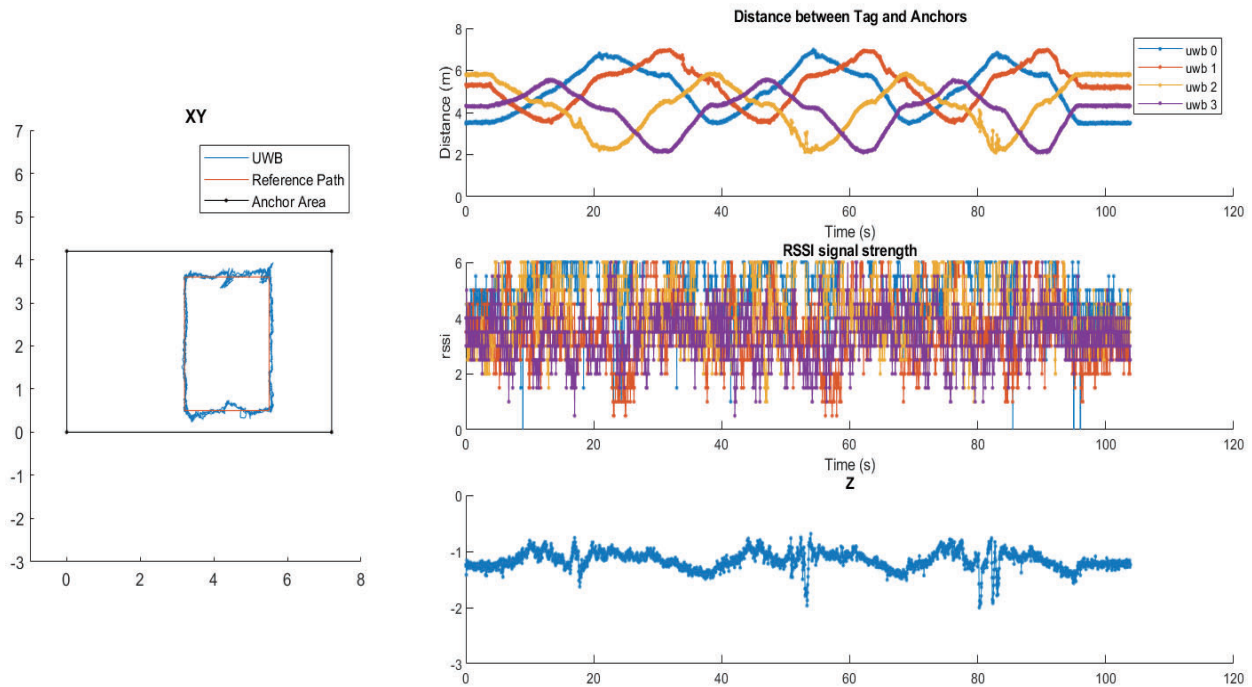


圖 4.57 Nooploop 相關測試結果

b.Pozyx 測試結果

圖 4.58 為 Pozyx UWB 之測試成果，圖左同樣為基站與移動站之軌跡，與 Nooploop 成果比較後可見其雜訊較多，此現象由圖右上之移動站與 4 個基站之距離-時間變化圖，亦可看到一些突波與雜訊。此 UWB 僅提供一種 RSSI 訊號，如圖右中所示為每一個時刻之 RSSI 訊號強度圖，經評估後此資訊無法使用，且數據頻率僅 13 Hz，故此 UWB 之 RSSI 訊號無法提供數據穩定度之參考。圖右下為高程之時間變化圖，顯示原始資料之高程定位誤差較大。

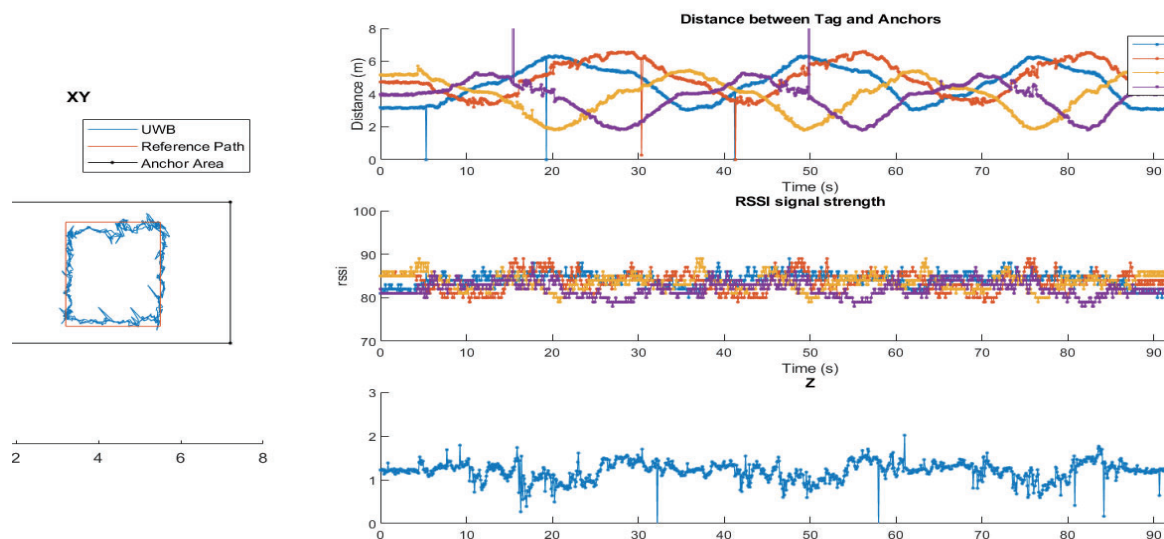


圖 4.58 Pozyx 相關測試結果

c.iWave 測試初步結果

圖 4.59 為 iWave UWB 之測試成果，圖左為基站與移動站之軌跡，其中綠色軌跡為採用 GRVINS 演算法後之成果，與 Nooploop 成果比較後可見其雜訊不大，同樣由圖右上為移動站與 4 個基站之距離-時間變化圖，亦可見其測量成果之穩定性。本研究使用台大毛老師提供 UWB，訊號強度值如圖右中為每一個時刻之 RSSI 訊號強度圖，其數據頻率可達 25 Hz，經評估後此 RSSI 訊號可提供數據穩定度之參考，可納入定位演算法中協助判斷 UWB 之數據是否可以使用。此外圖右下為高程之時間變化圖，顯示原始資料之高程定位誤差較大，但其中綠色曲線則顯示較穩定合理的定位成果(其中綠色曲線有高程變化，是因為移動站在中間過程有提高約 40 公分)。

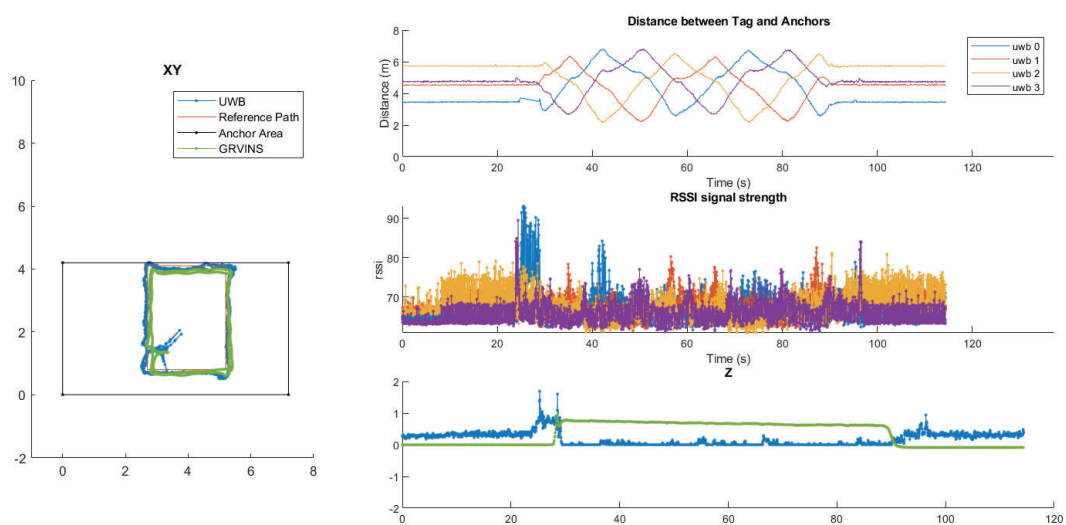


圖 4.59 iWave 相關測試結果

d. 同步測試

在此將 iWave 及 Nooploop UWB 同時安裝在移動平台上並開啟，兩個感測器之位置設置如圖 4.60。測試結果如圖 4.61 所示，兩者之距離-時間曲線幾乎相同，因此可以確認兩者之穩定性與性能相似，本研究後續將 iWave UWB 與無人機進行整合，並測試其定位導航之絕對定位精度。

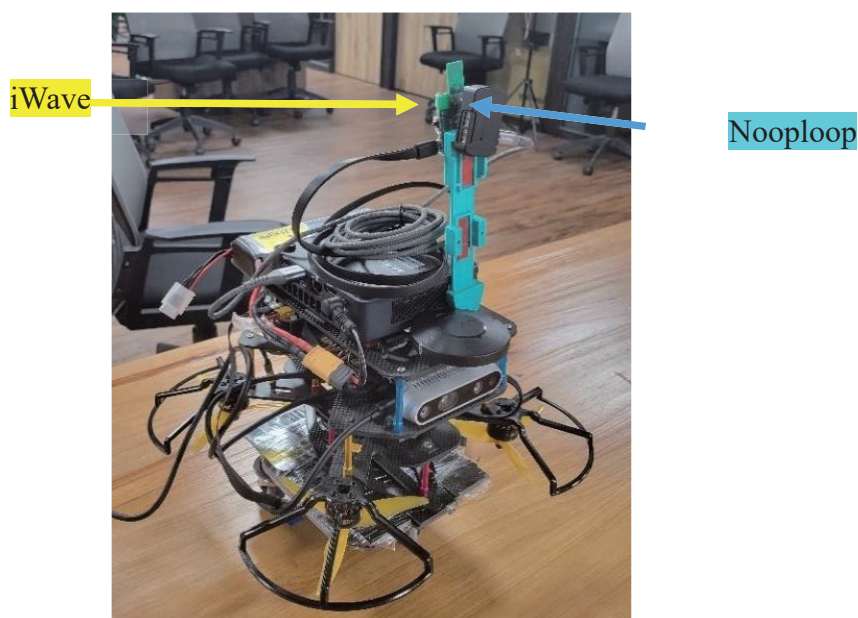


圖 4.60 iWave 及 Nooploop UWB 之安裝方式

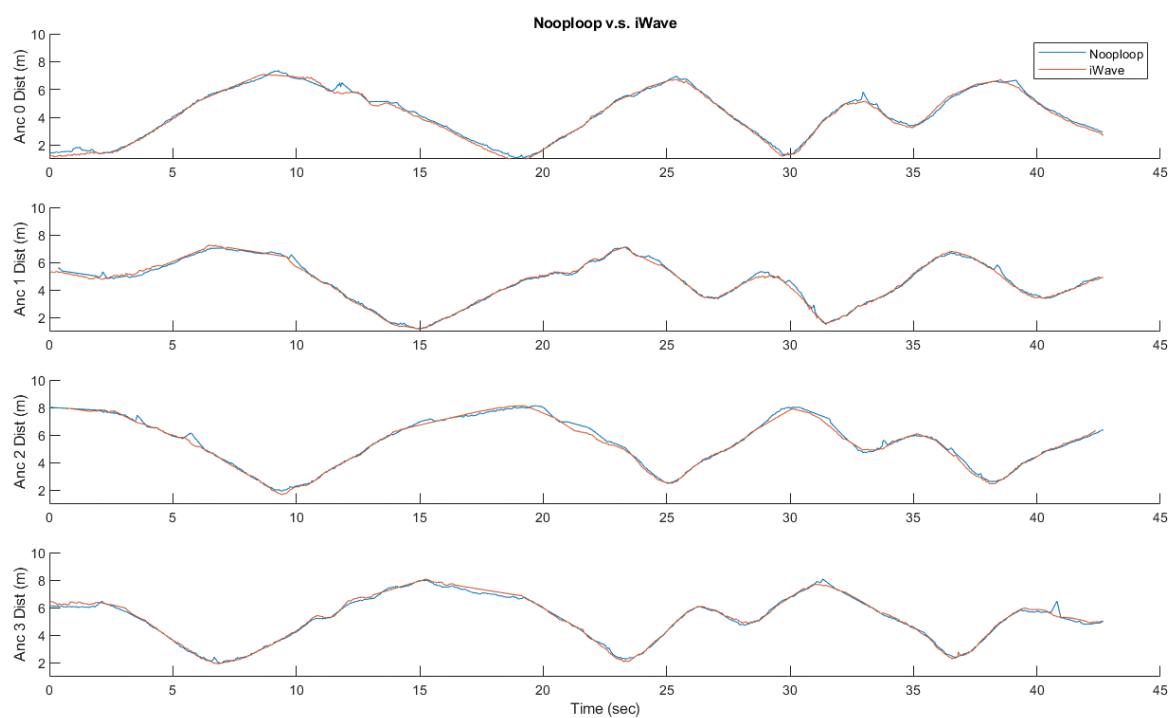


圖 4.61 訊號同步測試成果

(4) iWave UWB 橋梁測區現場收訊測試

為安全起見，本研究於測試區國道 3 號頭前溪河川橋(善主公廟旁)現場架設 4 根 UWB 基站，工程師手持 iWave UWB 及電腦(圖 4.62)，模擬飛機運行路徑收集資訊，以評估現場之訊號品質，確保後續測試之安全。

從圖 4.63 及圖 4.64 收集的資料來看，iWave UWB 的數據在此環境(頭前溪河川橋)是穩定的，設備與 4 根 UWB 基站的距離數據並無異常跳動，而 RSSI 的訊號強度數值並沒有太多超過 80 的數值，因此測試結論為於頭前溪河川橋(善主公廟旁)的橋梁環境測試 iWave UWB 訊號是相當穩定。



圖 4.62 現場測試 iWave UWB 訊號狀況

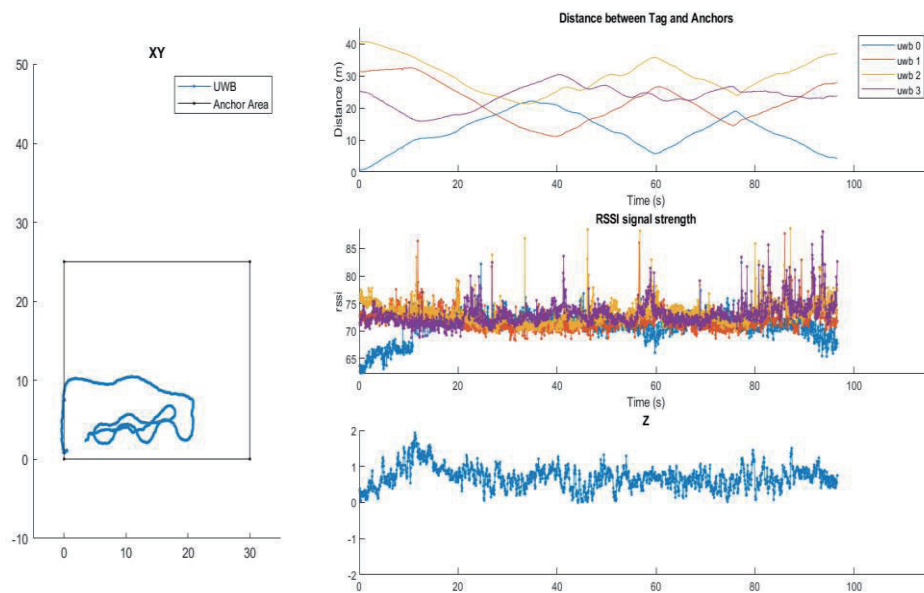


圖 4.63 iWave UWB 測試結果(頭前溪河川橋南下路段)

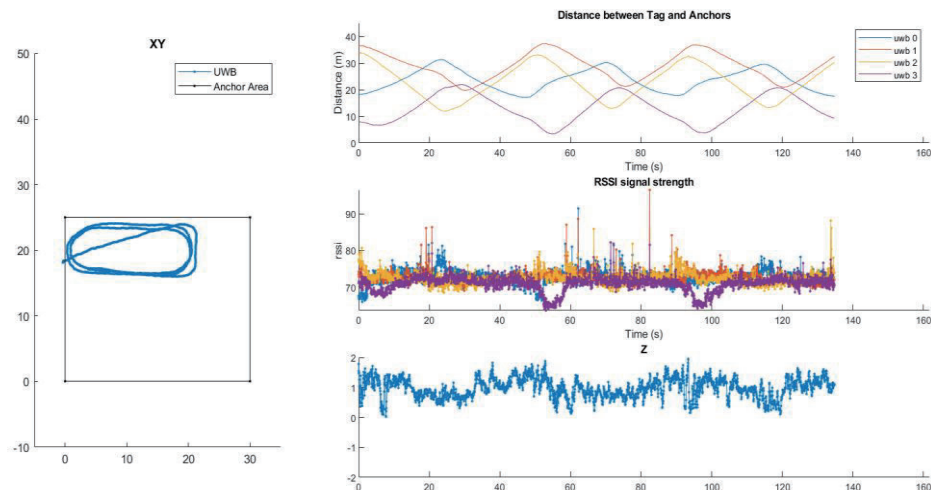


圖 4.64 iWave UWB 測試結果(頭前溪河川橋北上路段)

(5) iWave UWB 之 3 基站置於同一側之實測

由於未來若在道路兩側垂掛架設 UWB 站，則須要 2 倍的交維人力。因此本項測試目的是模擬未來落地應用時僅在道路一側垂掛 3 個 UWB，僅須要 1 組交維人力，此時 UWB 之訊號與定位精度是否足夠。測試地點在嘉義亞創中心網球場(圖 4.65)，控制方式為飛手控制無人機飛行。絕對定位誤差測試時，以 RTK Float 數值當作真實值，3 個基站距離分別為 0(m)、22(m)、46(m)，測試結果如圖 4.66。



圖 4.65 使用 3 個基站置於同一側之測試環境

UWB 實試數據用比例(%)結果如下，顯示訊號品質足夠使用。

- UWB 0： 98.34%
- UWB 2： 99.52%
- UWB 3： 89.82%

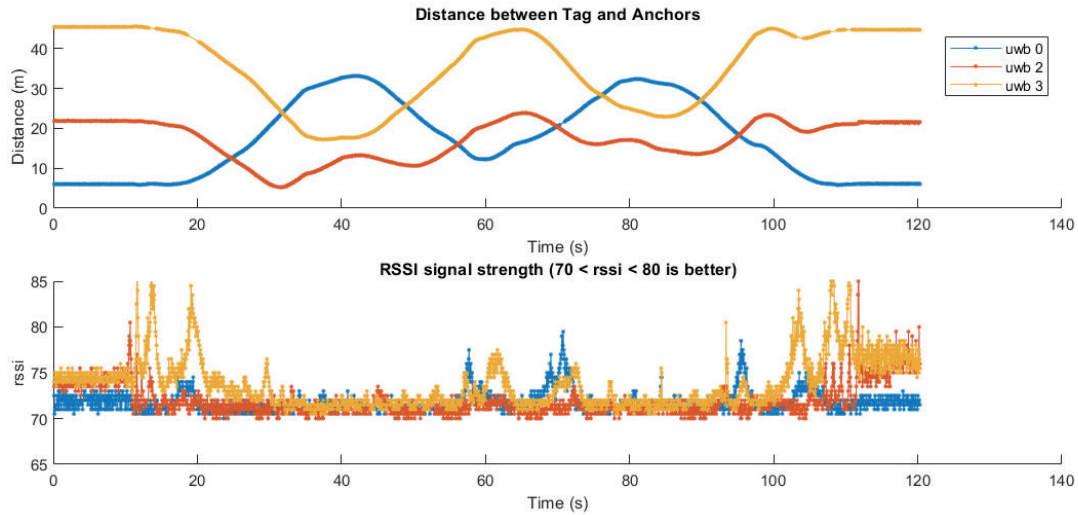


圖 4.66 使用 3 個基站置於同一側之實測數據

本研究利用多種組合下進行測試，測試結果顯示在橋梁、球場等空曠區域，若只使用視覺及 IMU 是容易累積誤差的，即使將 3 組 UWB 架設於同一側，運用本團隊所開發之 GRVINS 演算法是可以得到穩定與準確的定位結果(圖 4.67~圖 72)。

a. 視覺 + IMU vs. RTK Float 測試

誤差 (平均數；標準差) (m)： X： 1.0323； 0.9374

Y： -0.1526； 0.1989

Z： -0.0595； 0.1086

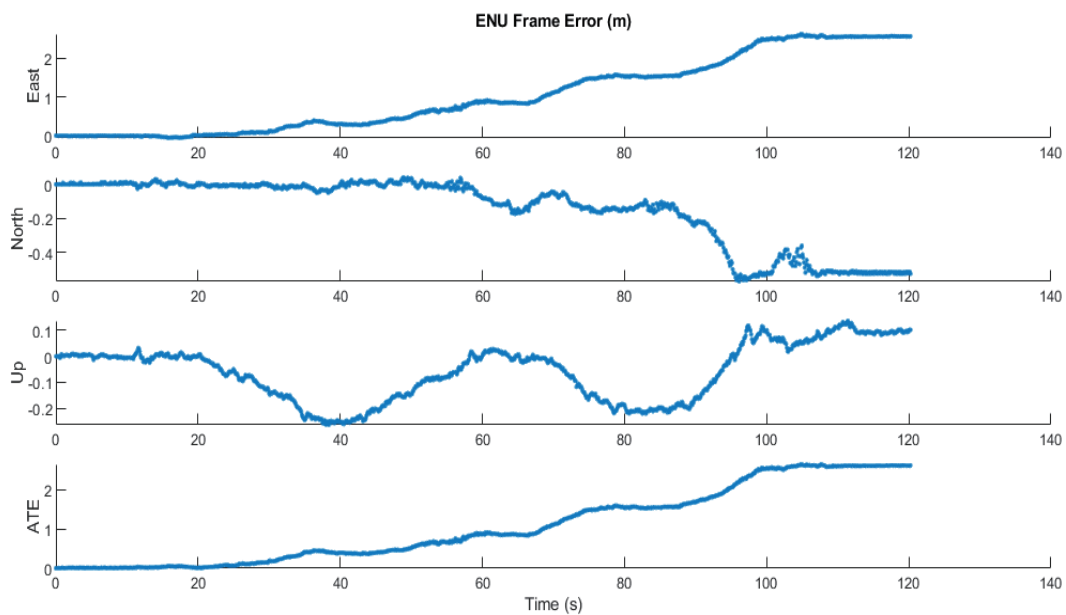


圖 4.67 視覺+IMU 與 RTK Float 的比較誤差

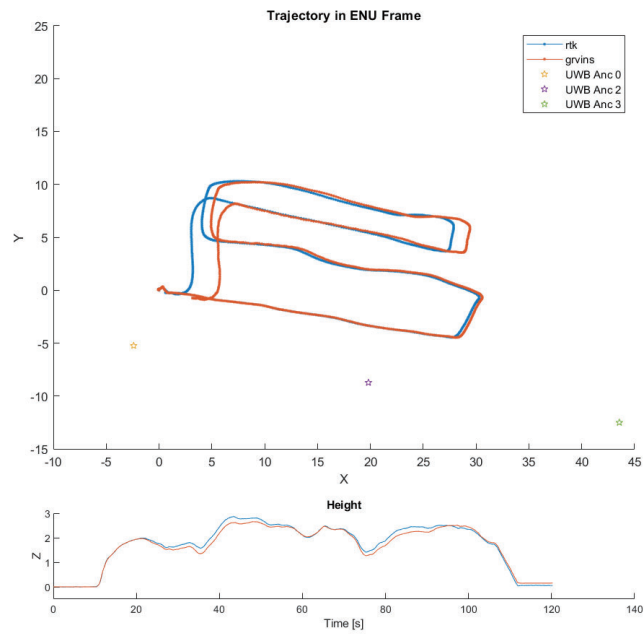


圖 4.68 視覺+IMU 與 RTK Float 的路徑比較

b. 視覺 + IMU + UWB vs. RTK Float

誤差 (平均數；標準差)(m)： X： 0.1075； 0.0778

Y： 0.0345； 0.1409

Z： -0.0253； 0.1119

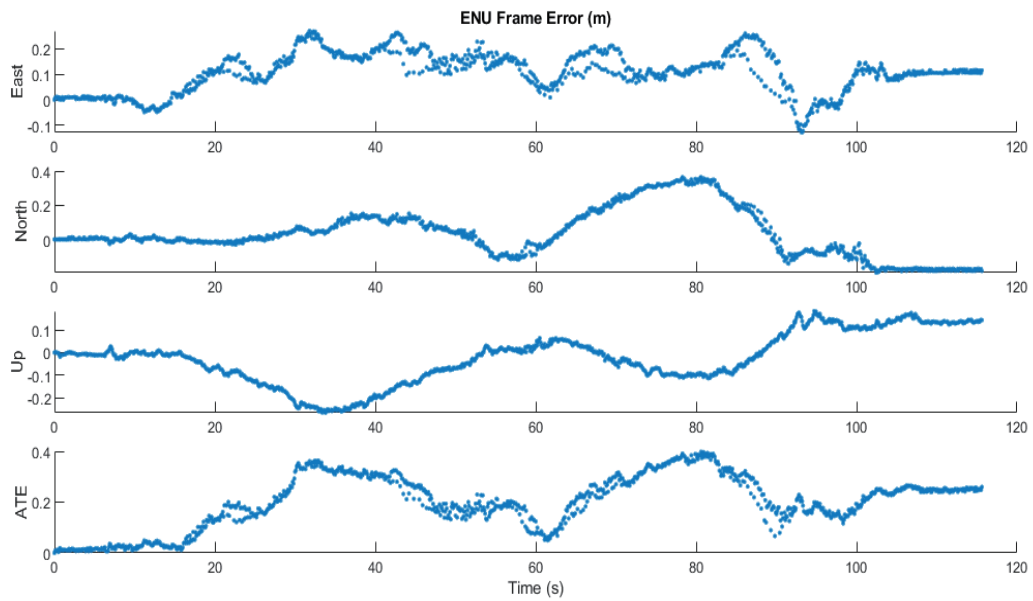


圖 4.69 視覺+IMU+UWB 與 RTK Float 的比較誤差

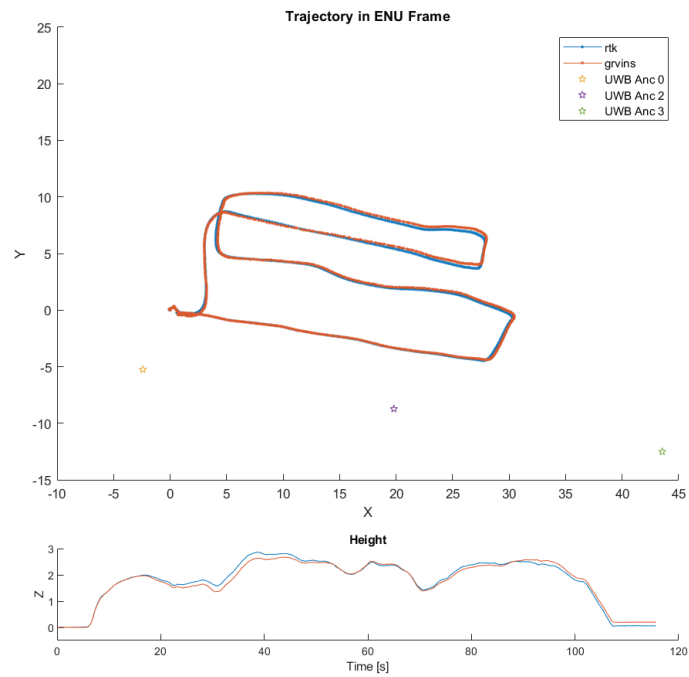


圖 4.70 視覺+IMU+UWB 與 RTK Float 的路徑比較

c. 視覺 + IMU + UWB + GPS vs. RTK Float

誤差 (平均數; 標準差) (m): X: 0.0891; 0.1215
Y: -0.0054; 0.1601
Z: -0.0538; 0.1140

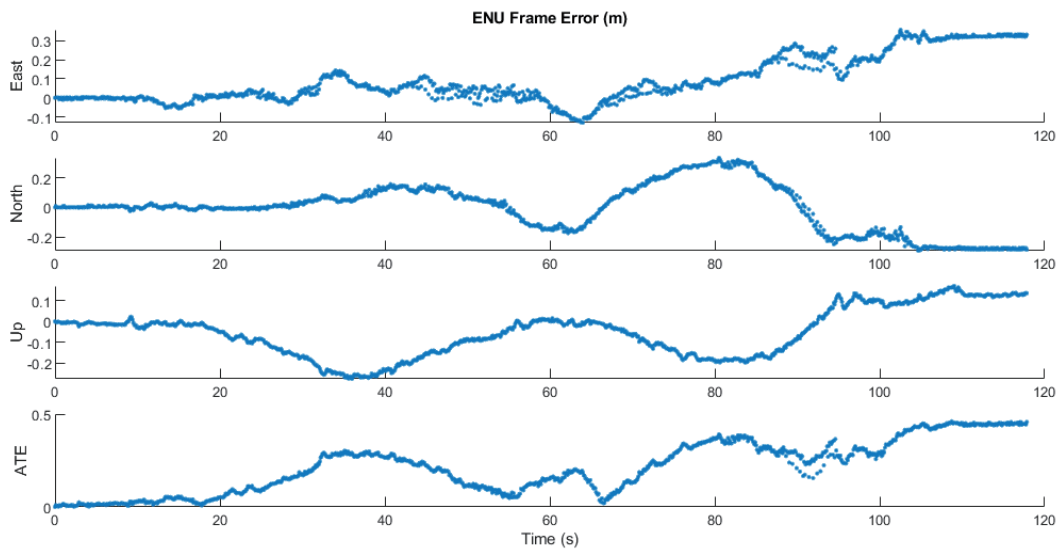


圖 4.71 視覺+IMU+UWB+GPS 與 RTK Float 的比較誤差

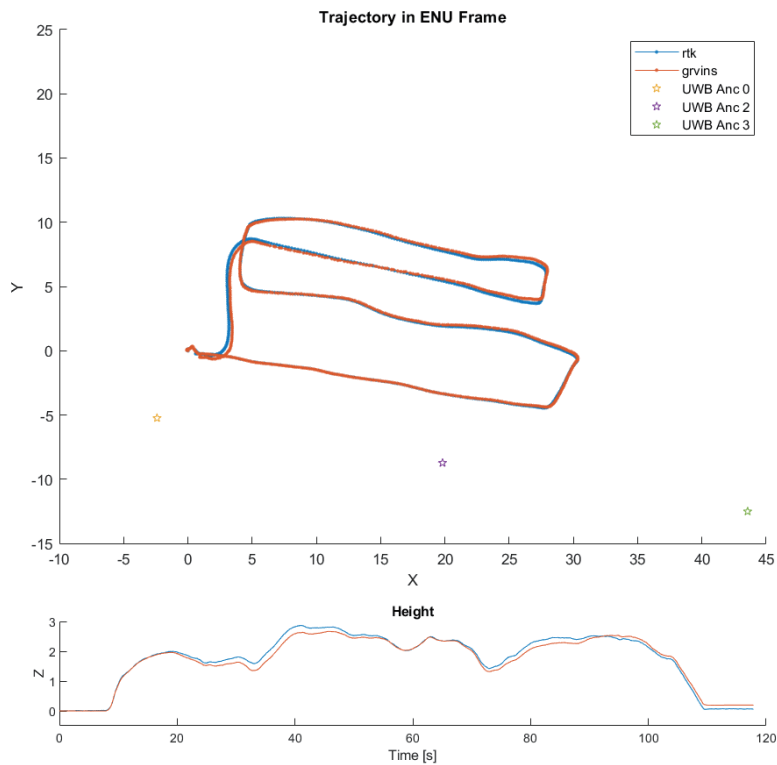


圖 4.72 視覺+IMU+UWB+GPS 與 RTK Float 的路徑比較

(6) iWave UWB 基站架設方式

由於本測試區人員可以抵達橋梁下方(圖 4.73)，考量時程及安全因素下，本研究先以三角架固定 UWB(圖 4.74)，須注意此方式並非落地應用之標準作業方法，未來落地應用建議另外製作移動式垂掛裝置，如圖 4.32 示意圖所示。



圖 4.73 iWave UWB 基站現場分布

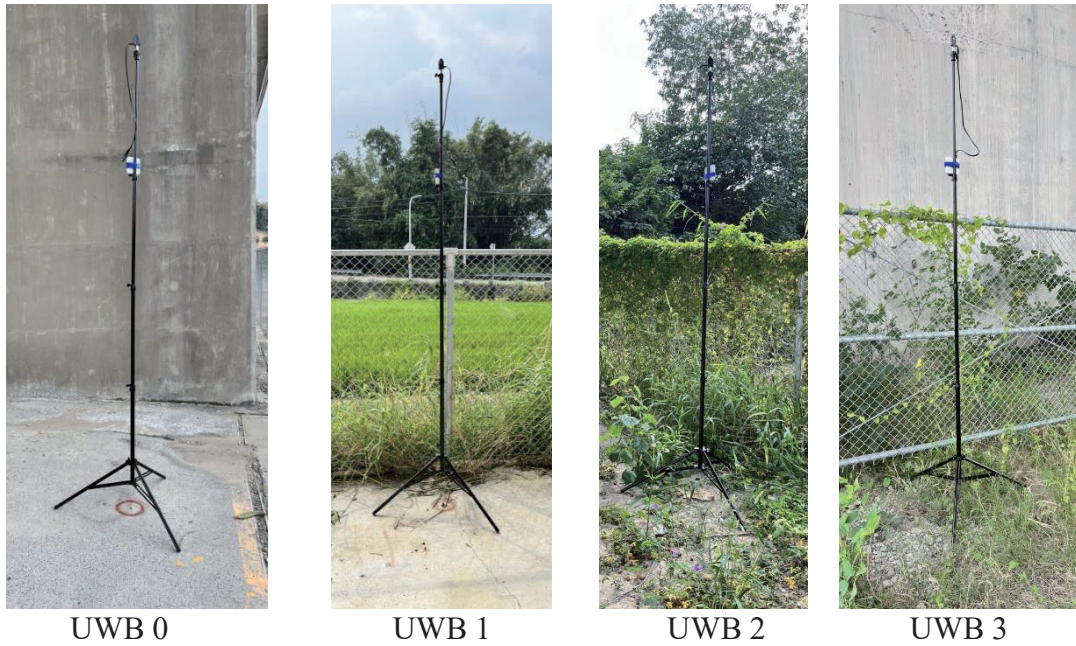


圖 4.74 以三腳架固定 UWB

3. 高解析影像拍攝成果

本研究利用前述技術建立國道 3 號頭前溪河川橋(含南向與北向兩座橋)P2~P5 之間的 3D 模型，但針對高解析影像的拍攝與成果驗證，則是以第 4 跨為案例測試區域，此橋梁為箱型梁結構，橋面板離地高約 15 公尺，大梁底部離地高約 13 公尺，人員抵達橋下進行目視檢測，但若未使用望遠鏡仔細觀察，將無法觀察到細微裂縫。

國道 3 號頭前溪河川橋為箱型梁橋，以編號 P3 及 P4 兩個橋墩間的 S4 跨為拍攝高解析度區域，其中整座大梁共拆解 7 個不同路徑任務進行高解析度拍攝，以下說明幾個架次的拍攝過程與紀錄(圖 4.75、圖 4.76):

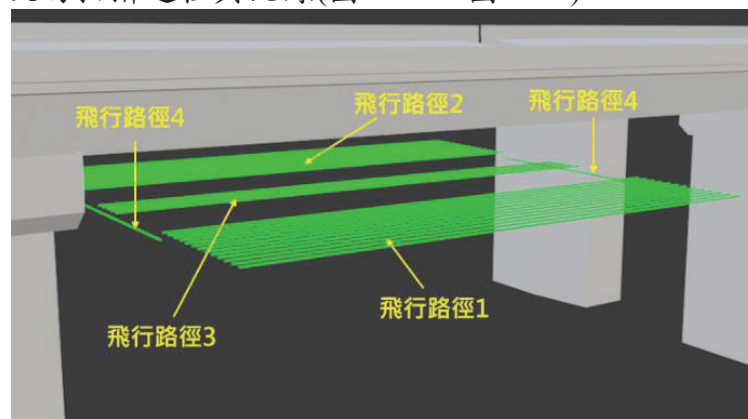


圖 4.75 飛行路徑說明 (1)

(1)飛行路徑 1：北向大梁(S4G1)

(2)飛行路徑 2：南向大梁(S4G2)

(3)飛行路徑 3：中間橋面板(S4G1、 S4G2、 S4B2、S4B3)

(4)飛行路徑 4：中間橋面板 (S4B2、S4B3) 近橋墩兩端

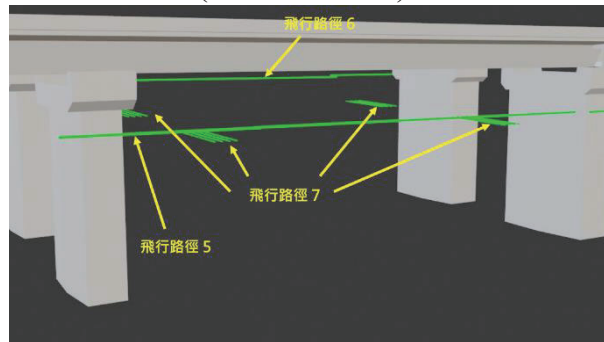


圖 4.76 飛行路徑說明 (2)

(5)飛行路徑 5：北向橋面板(S3B1、S4B1、S5B1、S3G1、S4G1、S5G1)

(6)飛行路徑 6：南向橋面板(S3B4、S4B4、S5B4、S3G2、S4G2、S5G2)

(7)飛行路徑 7：橋墩內帽梁(P3-1、P3-2、PC3-1、PC3-2、P4-1、P4-2、PC4-1、PC4-2)

各飛行路徑詳細說明如下：

(1)拍攝構件:飛行路徑 1-北向大梁(S4G1)

a.飛機頭向：345°

b.路徑長:331.5m (25.5*13)(以兩趟飛完)

c.雲台角度：85°

d.飛行路徑及狀況如圖 4.77~圖 4.79

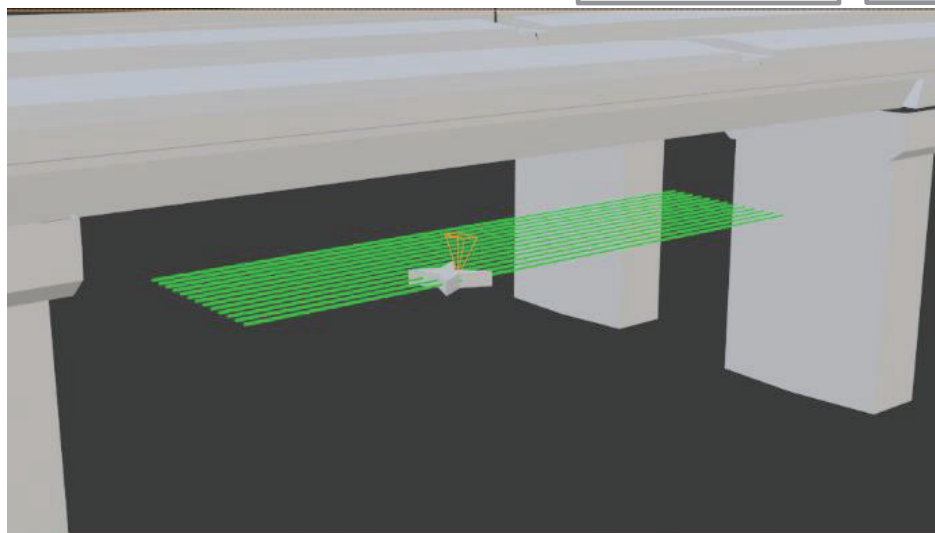
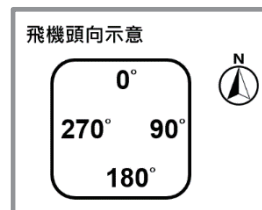


圖 4.77 北向大梁(S4G1)路線規劃示意圖

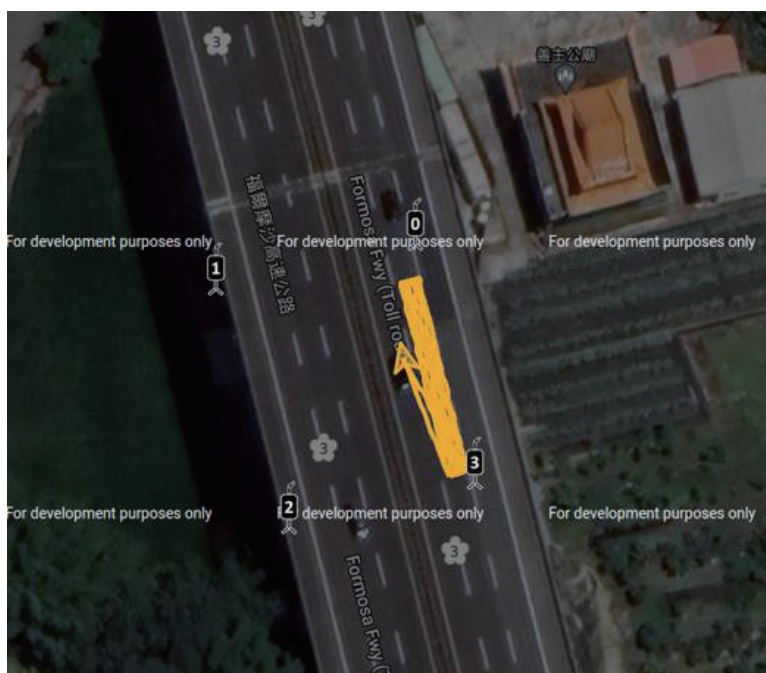


圖 4.78 北向大梁(S4G1)GRVINS 路線及 iWave UWB 基站

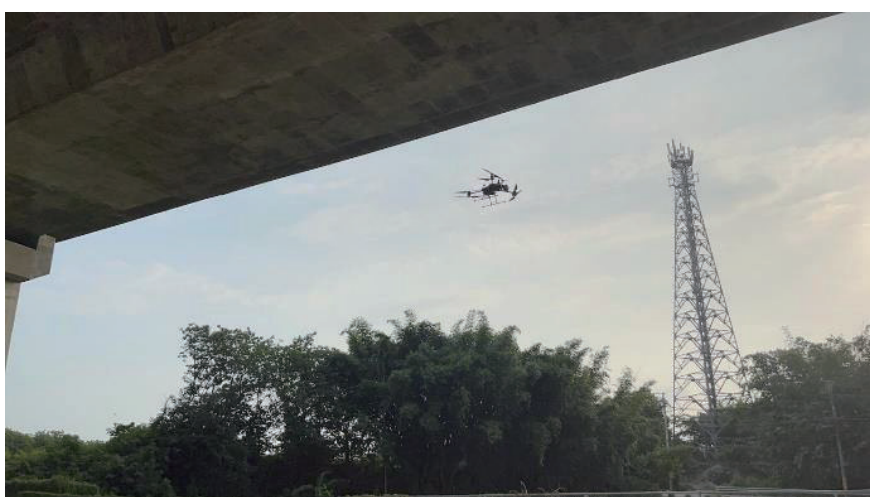
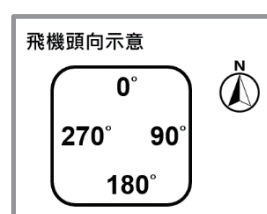


圖 4.79 北向大梁(S4G1)拍攝作業照片

(2) 拍攝構件:飛行路徑 2-南向大梁(S4G2)

- a. 飛機頭向:345°
- b. 路徑長:331.5 m (25.5*13)(以兩趟飛完)
- c. 雲台角度:85°
- d. 飛行路徑及狀況如圖 4.80~圖 4.82



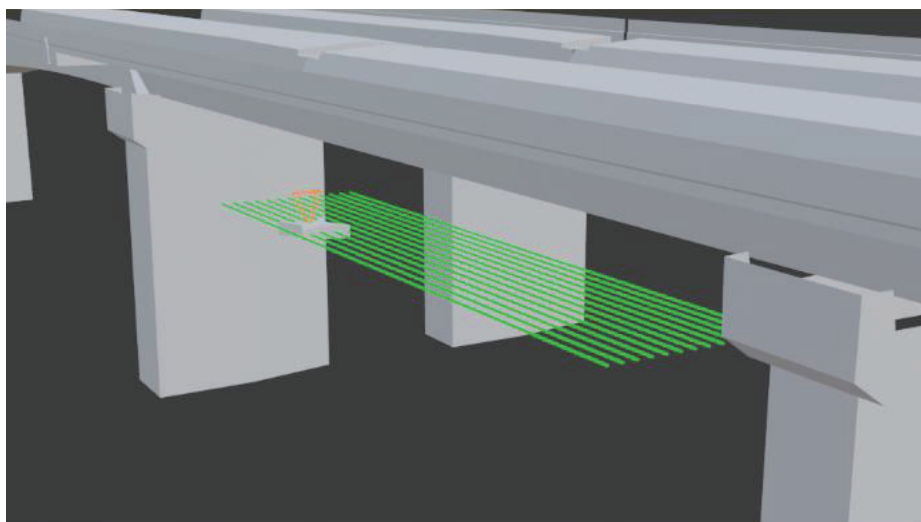


圖 4.80 南向大梁(S4G2)路線規劃示意圖

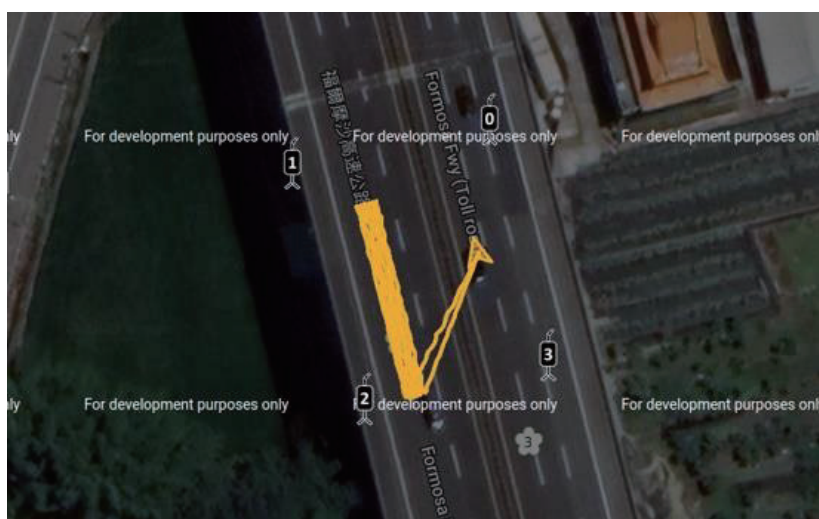


圖 4.81 南向大梁(S4G2) GRVINS 路線及 iWave UWB 基站



圖 4.82 南向大梁(S4G2)拍攝作業照片

(3).1 拍攝構件:飛行路徑 3-中間橋面板及大梁側邊 (1) (S4G1 & S4B2)

a.飛機頭向 : 77°

b.路徑長 : 153m (25.5*6)

c.雲台角度 : $45^\circ \sim 81^\circ$ (step by 9°)
、 85°

d.飛行路徑及狀況如圖 4.83~圖 4.85

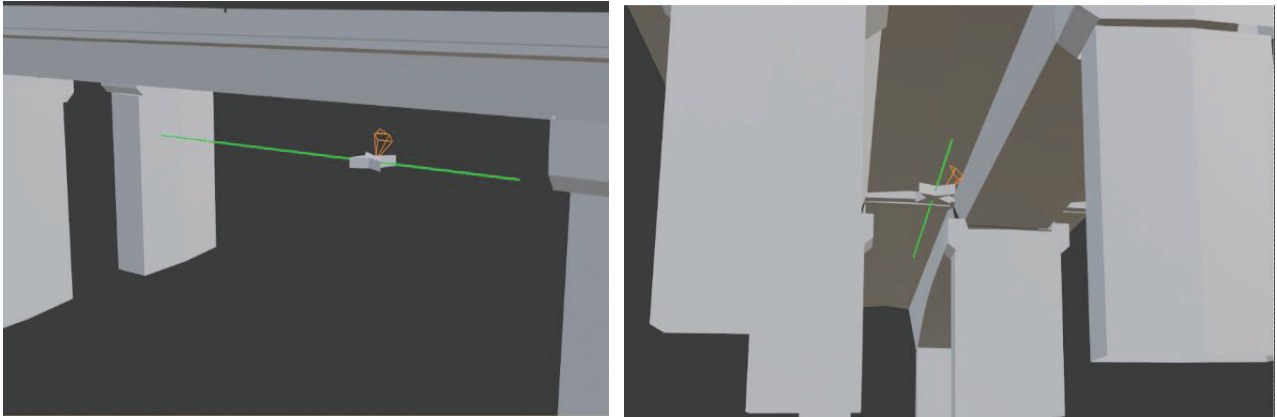
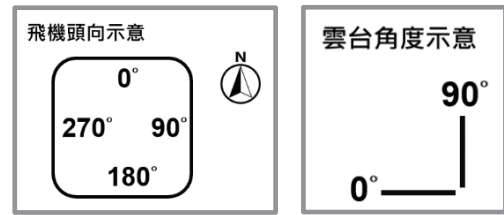


圖 4.83 中間橋面板及大梁側邊(1)(S4G1&S4B2)路線規劃示意圖



圖 4.84 中間橋面板及大梁側邊(1)(S4G & S4B2)GRVINS 路線及 iWave UWB 基站



圖 4.85 中間橋面板及大梁側邊(1)(S4G1&S4B2) 拍攝作業照片

(3).2 拍攝構件:飛行路徑 3-中間橋面板及大梁側邊 (2) (S4G2 & S4B3)

- a. 飛機頭向 : 260°
- b. 路徑長 : 153 m (25.5×6)
- c. 雲台角度 : $45^{\circ} \sim 81^{\circ}$ (step by 9°)、 85°
- d. 飛行路徑及狀況如圖 4.86~圖 4.88

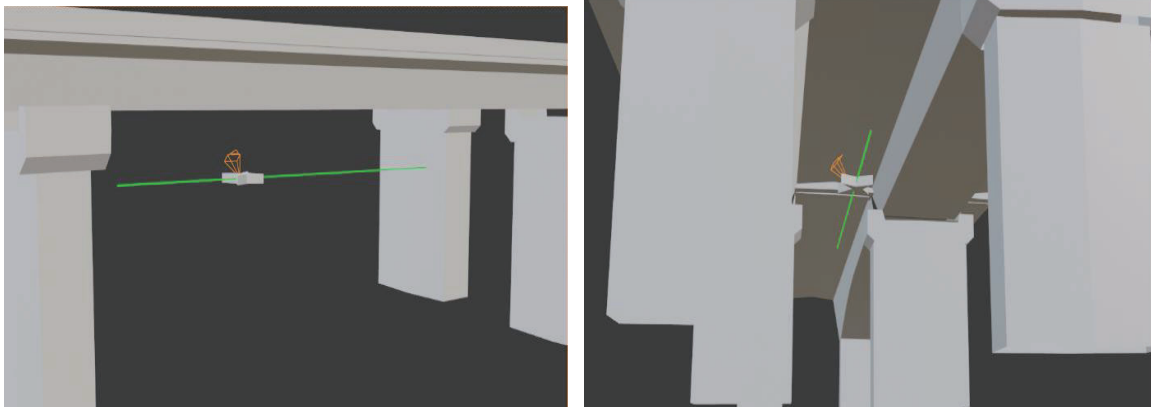
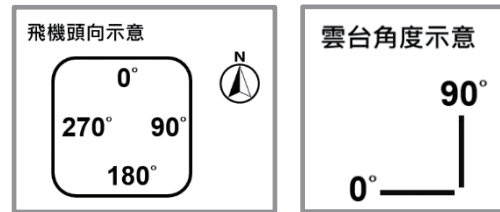


圖 4.86 中間橋面板及大梁側邊(2)(S4G2&S4B3)路線規劃示意圖



圖 4.87 中間橋面板及大梁側邊(2)(S4G2&S4B3)GRVINS 路線及 iWave UWB 基站

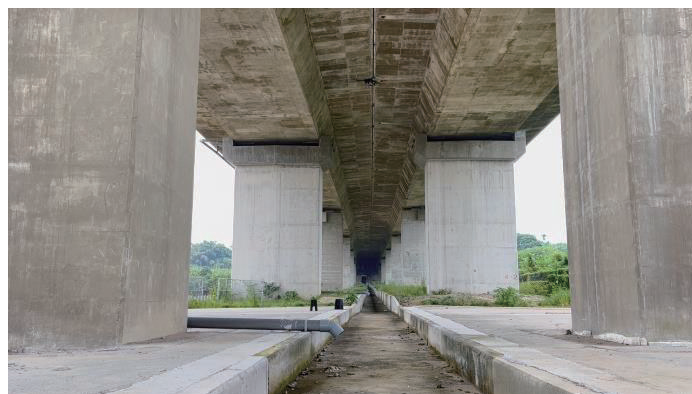


圖 4.88 中間橋面板及大梁側邊(2)(S4G & S4B3) 拍攝作業照片

(4).1 拍攝構件:飛行路徑 4-中間橋面板邊緣(1) (S4B2 & S4B3)

- a.飛機頭向 : 345°
- b.路徑長 : 60m (10*6)
- c.雲台角度 : $45^{\circ} \sim 81^{\circ}$ (step by 9°)、 85°
- d.飛行路徑及狀況如圖 4.89~圖 4.91

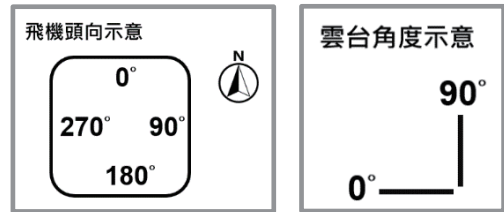


圖 4.89 中間橋面板邊緣(1)(S4B2&S4B3)路線規劃示意圖



圖 4.90 中間橋面板邊緣(1)(S4B2&S4B3) GRVINS 路線及 iWave UWB 基站



圖 4.91 中間橋面板邊緣(1)(S4B2&S4B3)拍攝作業照片

(4).2 拍攝構件:飛行路徑 4 -中間橋面板邊緣(2) (S4B2 & S4B3)

- a.飛機頭向 : 166°
- b.路徑長 : 60m (10*6)
- c.雲台角度 : $45^{\circ}\sim 81^{\circ}$ (step by 9°)、 85°
- d.飛行路徑及狀況如圖 4.92~圖 4.94

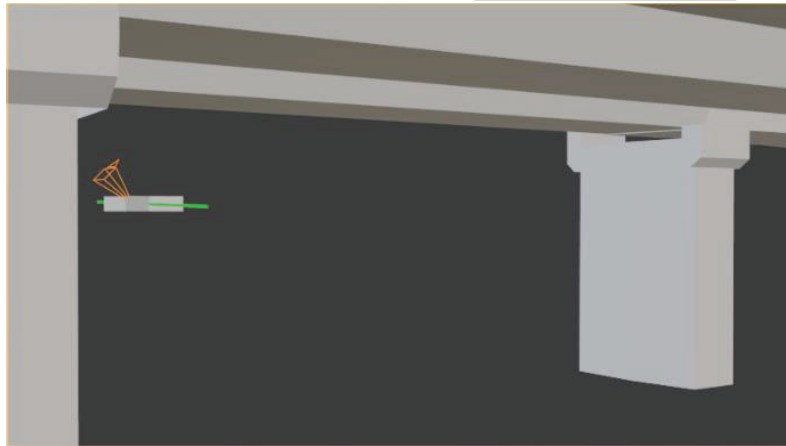
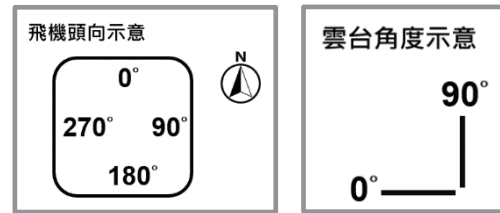


圖 4.92 中間橋面板邊緣(2)(S4B2&S4B3)路線規劃示意圖

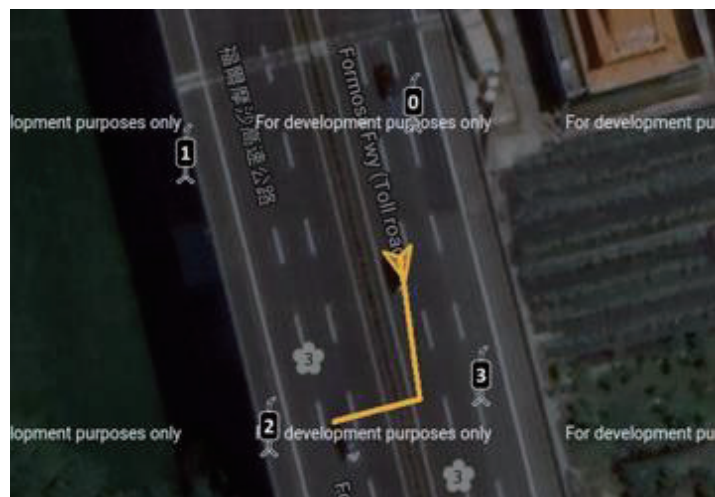


圖 4.93 中間橋面板邊緣(2) (S4B2&S4B3) GRVINS 路線及 iWave UWB 基站



圖 4.94 中間橋面板邊緣(2)(S4B2 & S4B3)拍攝作業照片

(5) 拍攝構件:飛行路徑 5-北向橋面板(S4G1&S4B1)

- a. 飛機頭向 : 260°
- b. 路徑長 : 287.8 m ($47.4*5+25.4*2$) (以 3 趟飛完)
- c. 雲台角度 : $36^{\circ} \sim 72^{\circ}$ (step by 9°)、 75° 、 80°
- d. 飛行路徑及狀況如圖 4.95~圖 4.96

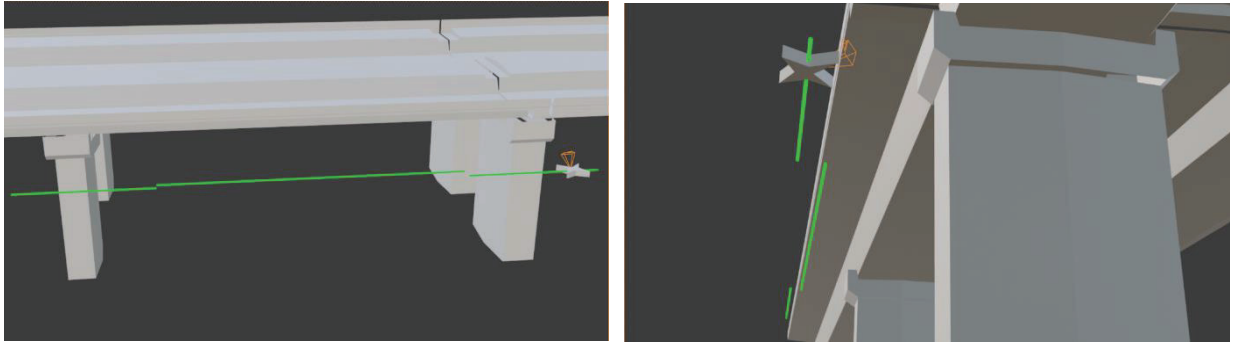
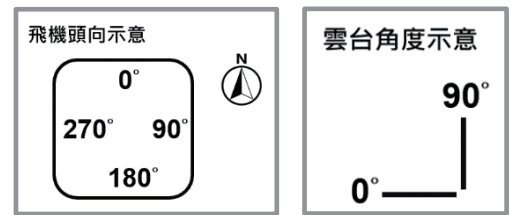


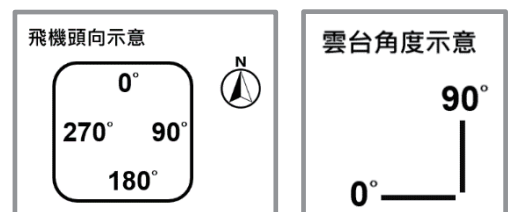
圖 4.95 北向橋面板(S4G1&S4B1)路線規劃示意圖



圖 4.96 北向橋面板(S4G1&S4B1)拍攝作業照片

(6) 拍攝構件:飛行路徑 6-南向橋面板(S4G2&S4B4)

- a. 飛機頭向 : 77°
- b. 路徑長 : 287.8m ($47.4*5+25.4*2$) (以三趟飛完)
- c. 雲台角度 : $36^{\circ} \sim 72^{\circ}$ (step by 9°)、 75° 、 80°
- d. 飛行路徑及狀況如圖 4.97~圖 4.100



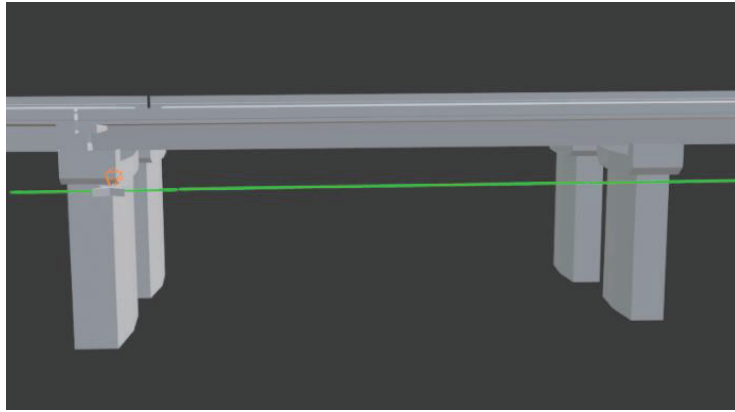


圖 4.97 南向橋面板(S4G2&S4B4)路線規劃示意圖(1)

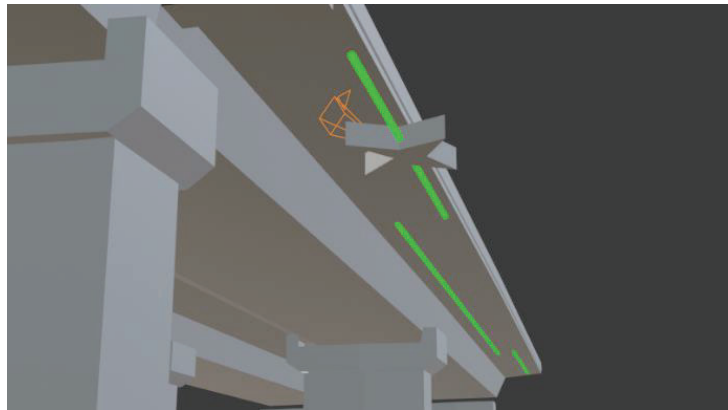


圖 4.98 南向橋面板(S4G2&S4B4)路線規劃示意圖(2)

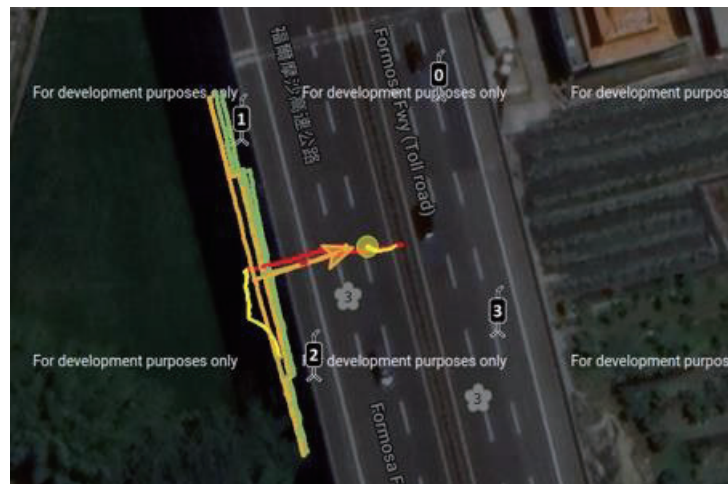


圖 4.99 南向橋面板(S4G2&S4B4) GRVINS 路線及 iWave UWB 基站



圖 4.100 南向橋面板(S4G2&S4B4)拍攝作業照片

(7).1 拍攝構件:飛行路徑 7-帽梁 (1) (P3-1、PC3-1、P3-2、PC3-2)

- a. 飛機頭向：345°
- b. 路徑長：168m ($6*3*2+6*11*2$)
- c. 雲台角度：0°~81° (step by 9°)、85°
- d. 飛行路徑及狀況如圖 4.101~圖 4.105

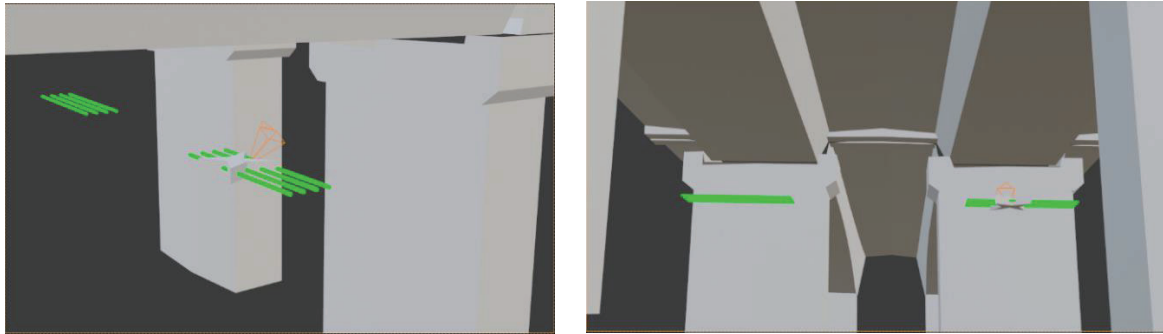
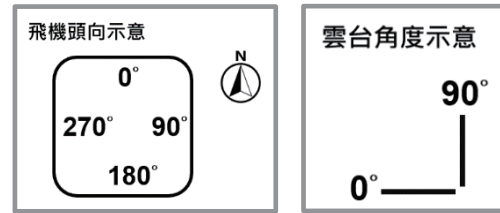


圖 4.101 帽梁(1)(P3-1、PC3-1、P3-2、PC3-2)路線規劃示意圖

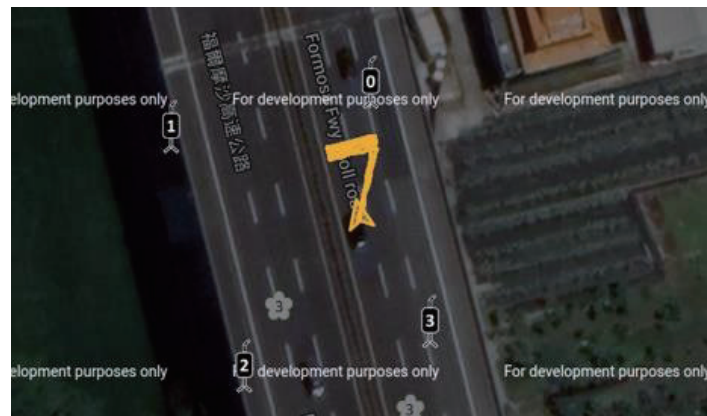


圖 4.102 帽梁(1)(P3-1、PC3-1、P3-2、PC3-2) GRVINS 路線及 iWave UWB 基站(1)



圖 4.103 帽梁(1)(P3-1、PC3-1、P3-2、PC3-2)拍攝作業照片(1)

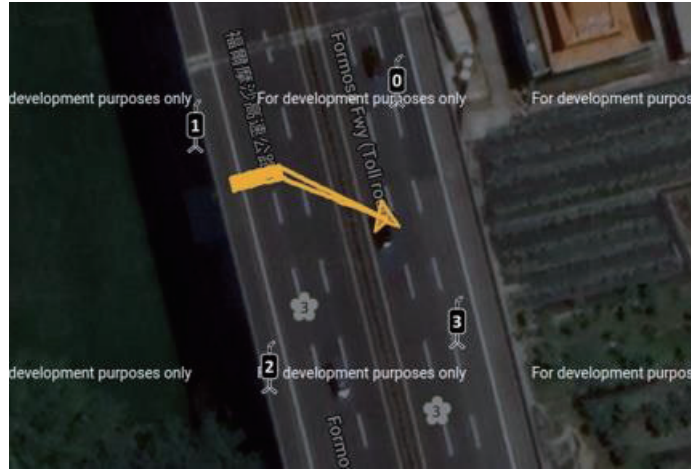


圖 4.104 帽梁(1)(P3-1、PC3-1、P3-2、PC3-2) GRVINS 路線及 iWave UWB 基站(2)



圖 4.105 帽梁(1)(P3-1、PC3-1、P3-2、PC3-2)拍攝作業照片(2)

(7).2 拍攝構件:飛行路徑 7-帽梁 (2) (P4-1、PC4-1、P4-2、PC4-2)

- a. 飛機頭向 : 166°
- b. 路徑長 : 168m ($6 \times 3 \times 2 + 6 \times 11 \times 2$)
- c. 雲台角度 : $0^{\circ} \sim 81^{\circ}$ (step by 9°)、 85°
- d. 飛行路徑及狀況如圖 4.106~圖 4.110

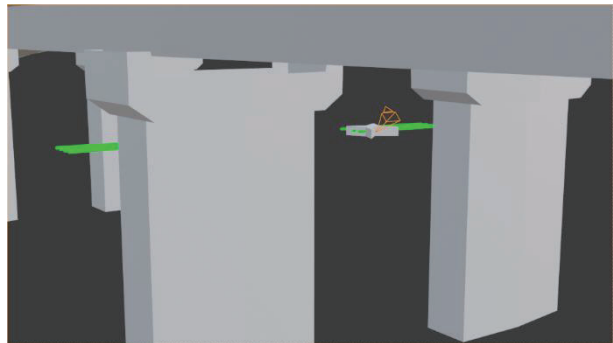
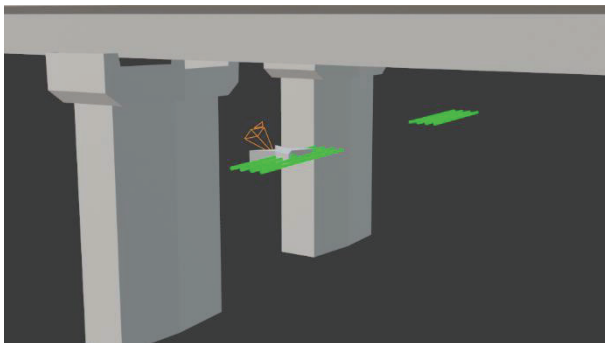
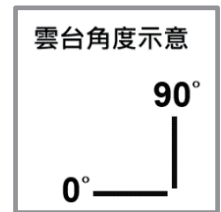
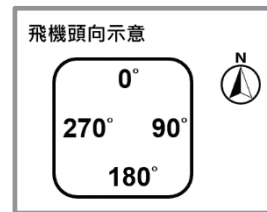


圖 4.106 帽梁(2)(P4-1、PC4-1、P4-2、PC4-2)路線規劃示意圖

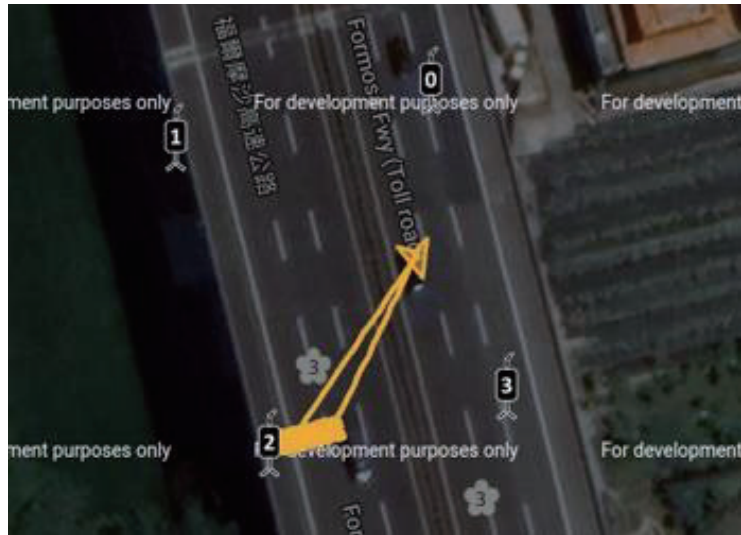


圖 4.107 帽梁(2)(P4-1、PC4-1、P4-2、PC4-2) GRVINS 路線及 iWave UWB 基站(1)



圖 4.108 帽梁(2)(P4-1、PC4-1、P4-2、PC4-2)拍攝作業照片(1)



圖 4.109 帽梁(2) (P4-1、PC4-1、P4-2、PC4-2) GRVINS 路線及 iWave UWB 基站(2)



圖 4.110 帽梁(2)(P4-1、PC4-1、P4-2、PC4-2)實際飛行照片(2)

(8) 拍攝成果檢驗

拍攝照片之影像品質會影響後續 AI 劣化偵測，因此拍攝前本研究會先測光，並檢驗影像灰階分布之直方圖(圖 4.111)，確認沒有過暗或過曝的現象。此外拍攝後之照片要確認其 EXIF 檔頭中是否有紀錄經緯度與橢球高(圖 4.112)，以及是否有紀錄飛機頭向、雲台角度與構件編號(圖 4.113)。



圖 4.111 確認相機光圈快門曝光值

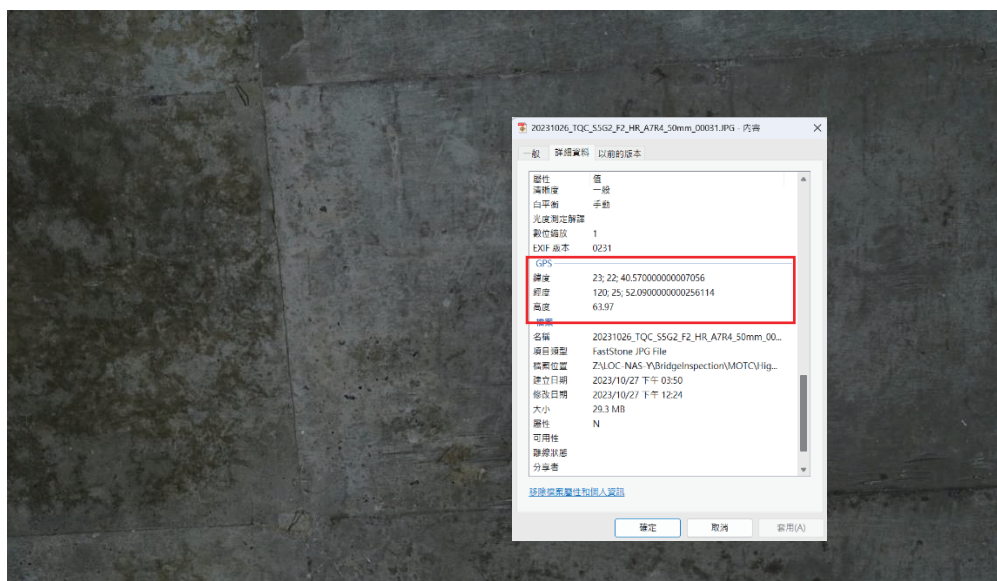


圖 4.112 拍攝照片寫入經緯度及高度等資訊

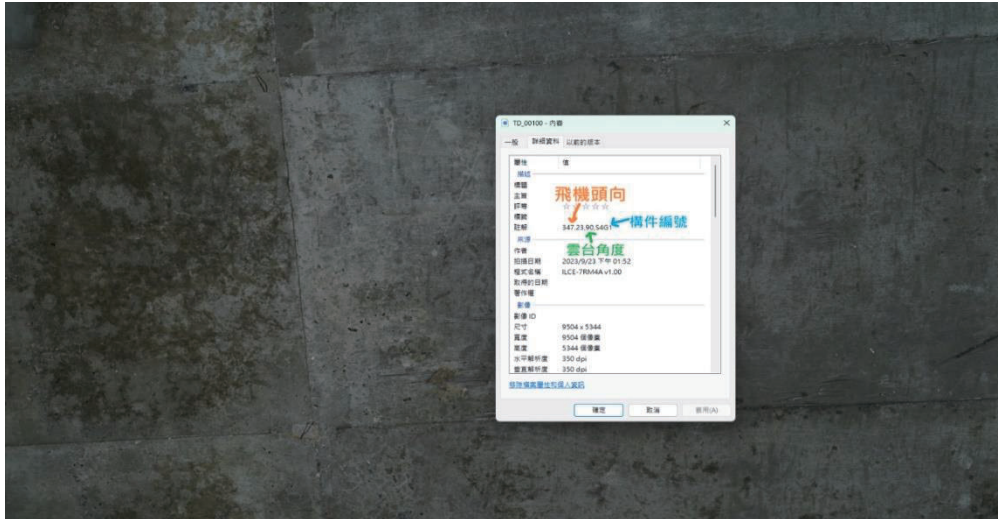


圖 4.113 照片寫入飛機頭向、雲台角度及構件編號等資訊

表 4-27 統計了本研究自 9 月 23 日至 11 月 28 日所拍攝之高解析影像數量、架次與拍攝構件等資訊，其中 9 月 23 日第 1 次拍攝時 EXIF 檔頭中橢球高紀錄方式錯誤，之後立即修正，此外前 3 天的測試並未使用 UWB，因此定位誤差較大，但仍然可以進行 SfM 與空三平差解算。此外表中統計總共飛了 50 多個架次(表 4-27)，此乃因為飛行團隊第 1 次如此近距離拍攝橋梁，而且是採用全自動飛行，為確保安全，並非每個架次都將電池用罄。最後統計所有架次之拍攝時間共約 220 分鐘，共拍攝 10,010 張高解析影像，若適當安排每個架次的航線都拍滿 11 分鐘，則總共須要 20 個架次，未來有機會在 3 天內完成一跨的拍攝工作。

表 4-27 高解析影像拍攝進度與統計

架次	拍攝照片數量	主要拍攝構件	備註
9/23	2	702	S4G1
9/26	1	270	S4G2
9/27	2	486	S4G2
10/17	2	412	S3G1,S4G1,S5G1,S3B1,S4B1,S5B1
10/18	4	647	S4G2,S4G1,S4B3,S4B2
10/20	6	659	S4G2,S4G1,P3,P4,PC3,PC4
10/24	3	450	S4G2,S4G1,S4B3,S4B2
10/25	6	1086	S4G2,S4G1,S4B2,PC3-1,PC4-2
10/26	4	998	S5G2,S4G2,S4B5,S4B3,S4B2,S3G2
11/14	2	420	P4-1,P4-2
11/15	7	1396	P3-1,P3-2,P4-1,P4-2,PC3-1,PC3-2,PC4-1,PC4-2,S3G1,S3G2,S5G1,S5G2
11/23	5	1108	P3-1,P3-2,P4-1,P4-2,PC4-1,PC4-2,S5G2
11/27	1	232	P3-2,PC3-2,S4G2

11/28	6	1144	P3-2,P4-2,PC3-2,PC4-2,S3B1,S4B1,S4G2	使用 UWB
小計	51	10,010		

本研究以半自動方式按照所制定之橋梁各構件拍攝作業標準進行航線規劃，再根據此航線設計以所設計之 Y6B1200 無人機自動飛行與拍攝高解析影像(以偵測裂縫為目的)，這些高解析影像與前面之 3D 建模所使用之低解析影像一起進行 SfM 空三平差解算(含地面控制點)與相機率定，最後可獲得每張照片精確之拍攝位置與姿態(外方位參數)，所有照片之分布如圖 4.114 藍色所示。

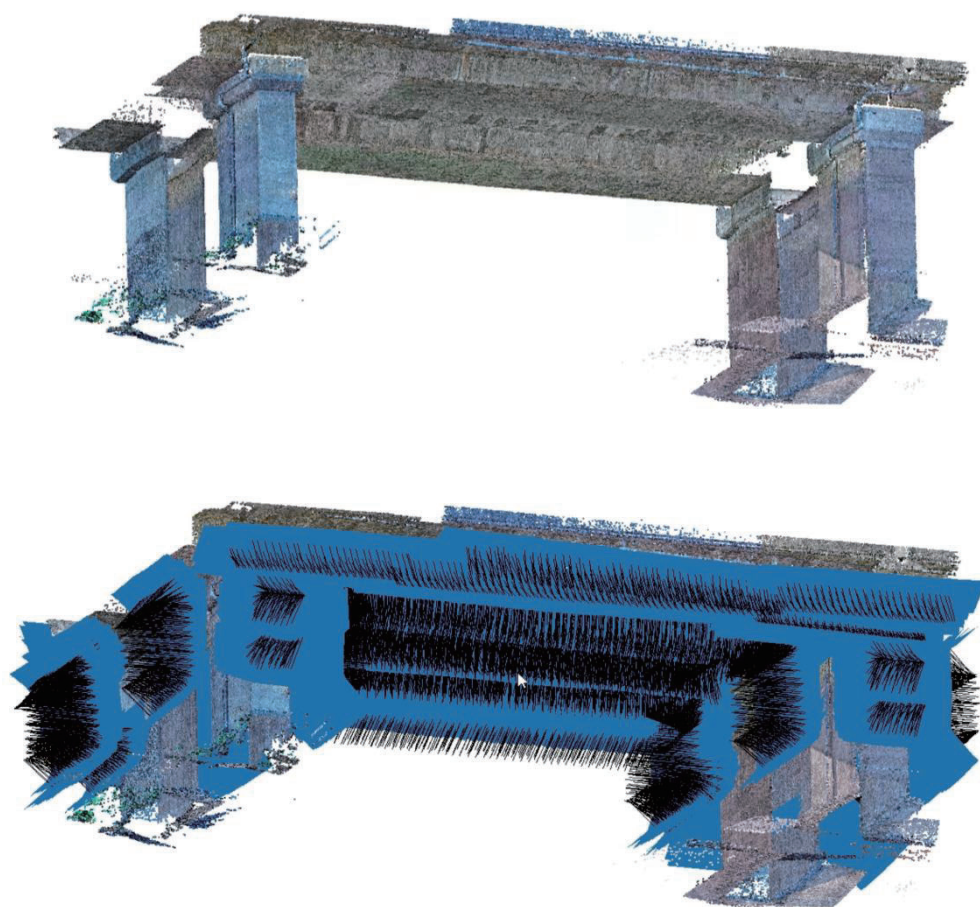


圖 4.114 3D 點雲(上圖)，藍色為高解析影像之分布(下圖)

(9) 絕對定位精度分析

以下為部分飛行路徑之絕對定位誤差分析，下列圖中藍色線為 GRVINS 的定位結果，而橘色為 SfM 的定位結果。SfM 是使用 Sony 相機所拍出的影像，與先前製作 3D 模型用的影像一起進行空三平差(含地面控制點)後所得出的高精度定位結果，因此可視為真實值 (Ground Truth) 用以分析 GRVINS 的絕對定位誤差。以下針對部分路徑進行絕對定位誤差分析如圖 4.115~圖 4.124，結果顯示符合預期需求。

a. 飛行路徑 1(9/26)

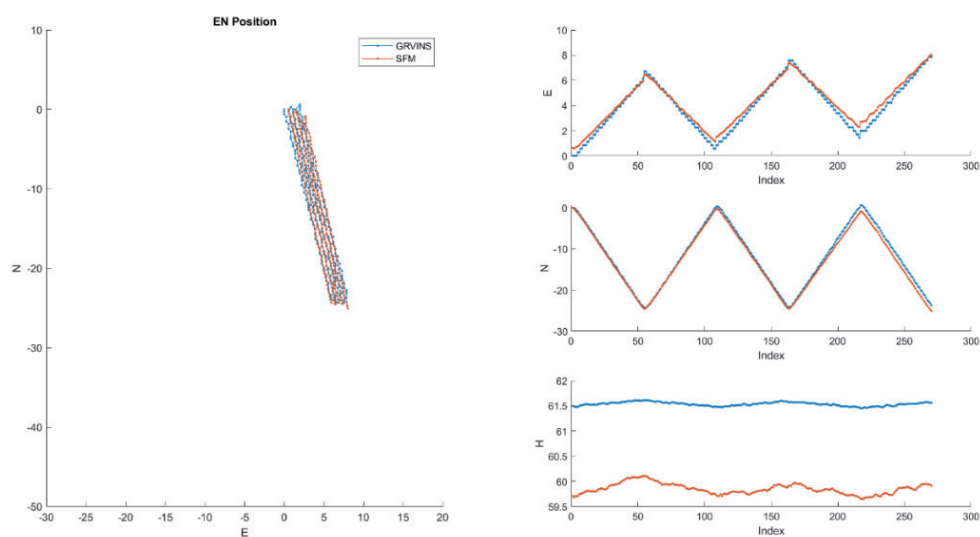


圖 4.115 飛行路 1(9/26)之 GRVINS 與 SfM 的定位成果比較

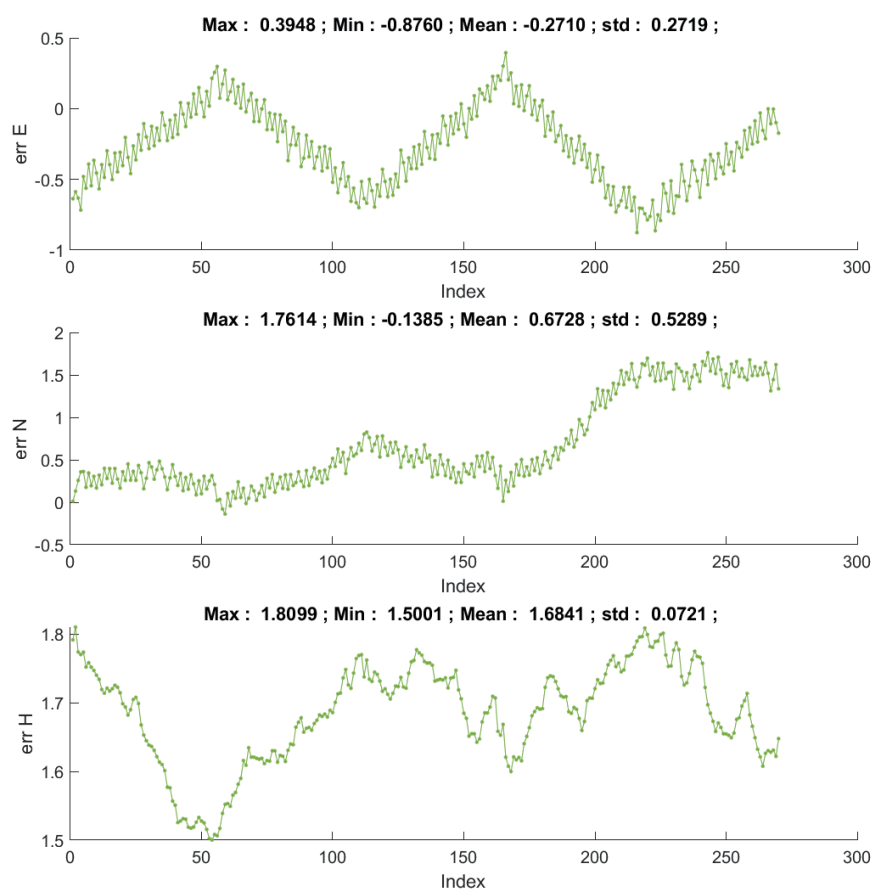


圖 4.116 飛行路徑 1 GRVINS 與 SfM 定位誤差圖

b. 飛行路徑 1(9/27)

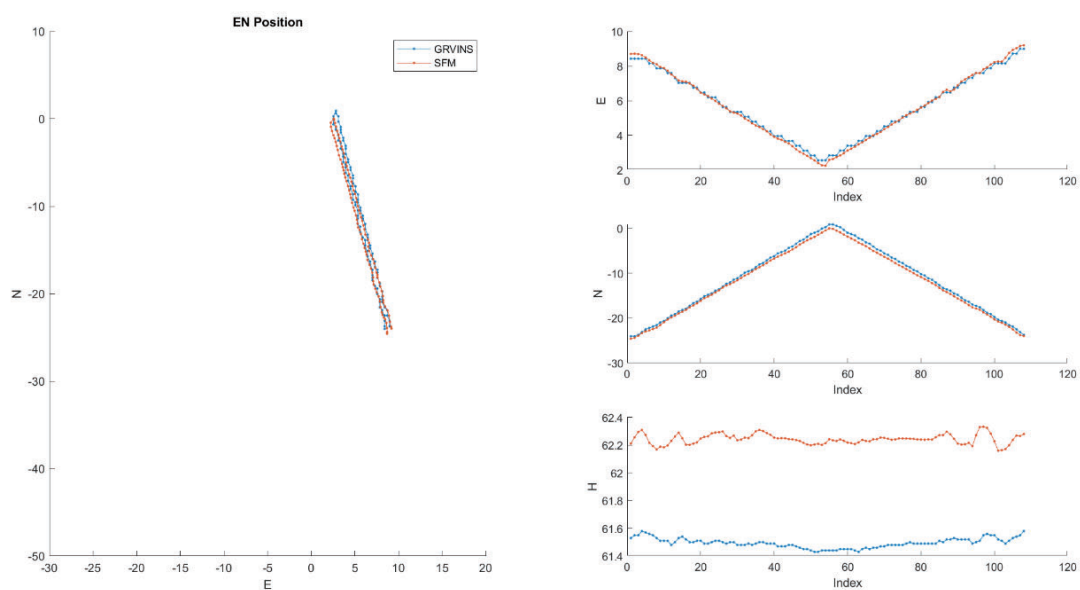


圖 4.117 飛行路徑 1(9/27) GRVINS 與 SfM 的定位路徑比較

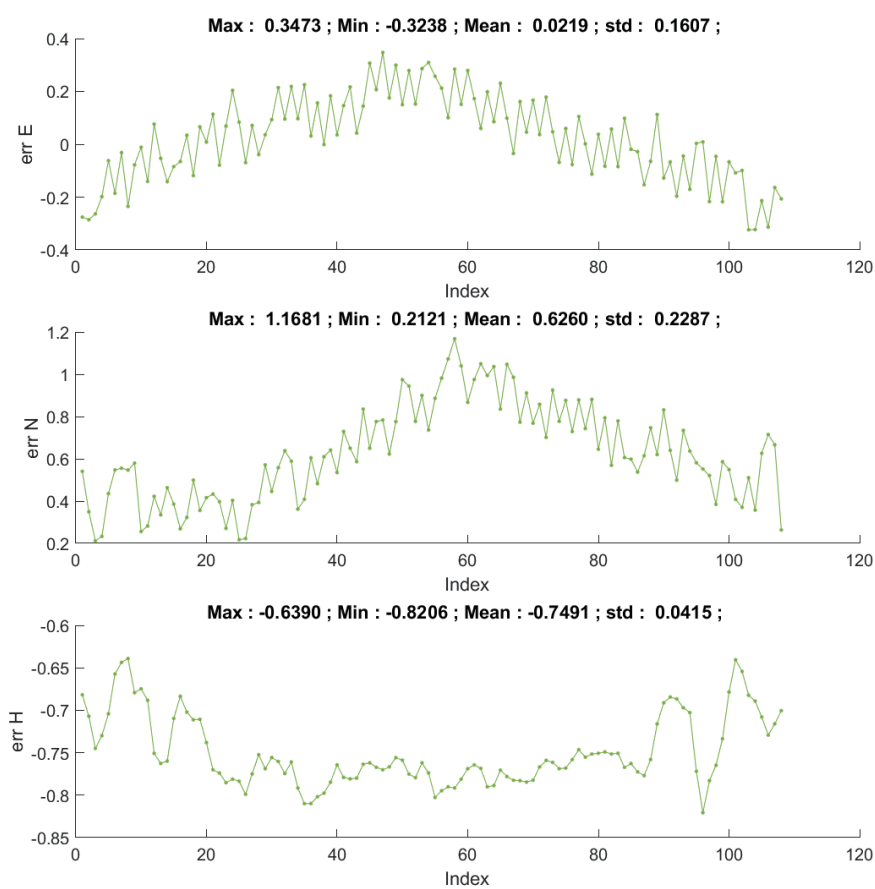


圖 4.118 飛行路徑 1(9/27) GRVINS 與 SfM 比較的誤差圖

c. 飛行路徑 2(9/27)

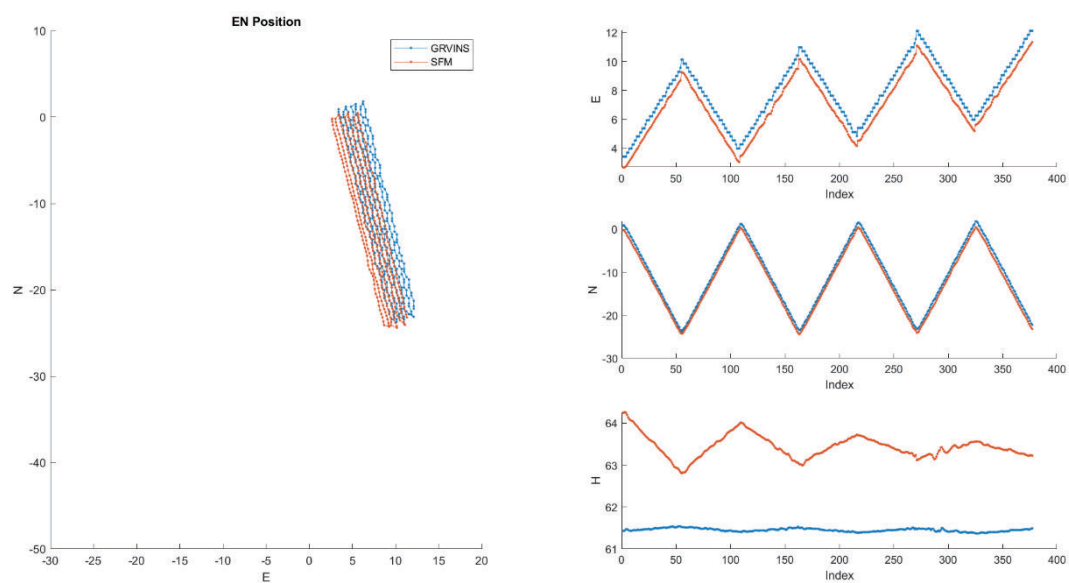


圖 4.119 飛行路徑 2 (9/27) GRVINS 與 SfM 的定位路徑比較

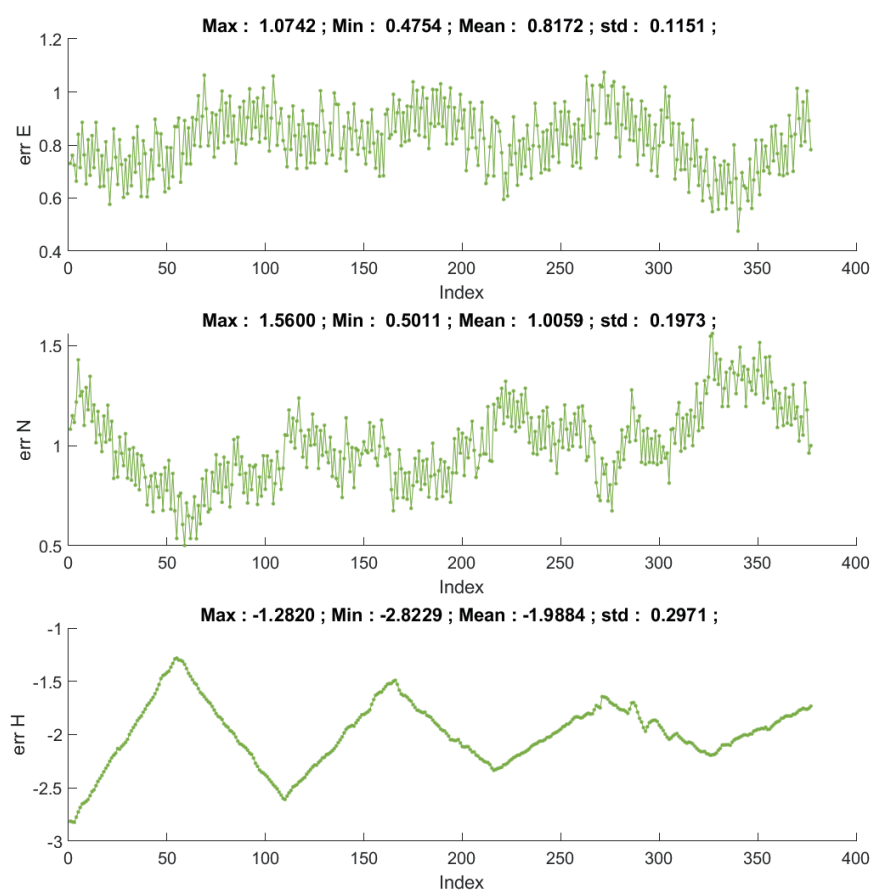


圖 4.120 飛行路徑 2(9/27) GRVINS 與 SfM 比較的誤差圖

d. 飛行路徑 6(10/17)

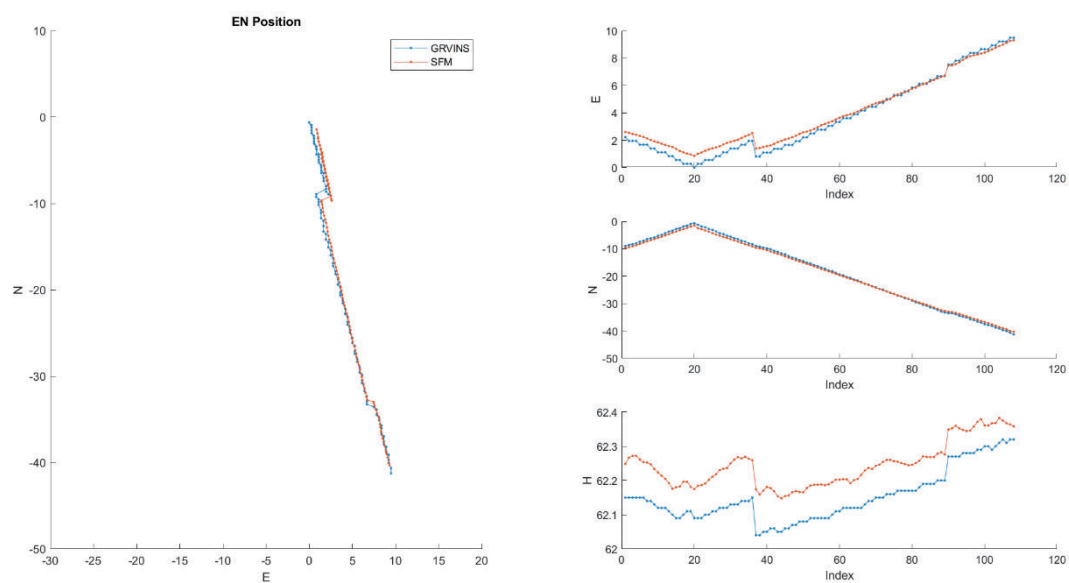


圖 4.121 飛行路徑 6(10/17) GRVINS 與 SfM 的定位路徑比較

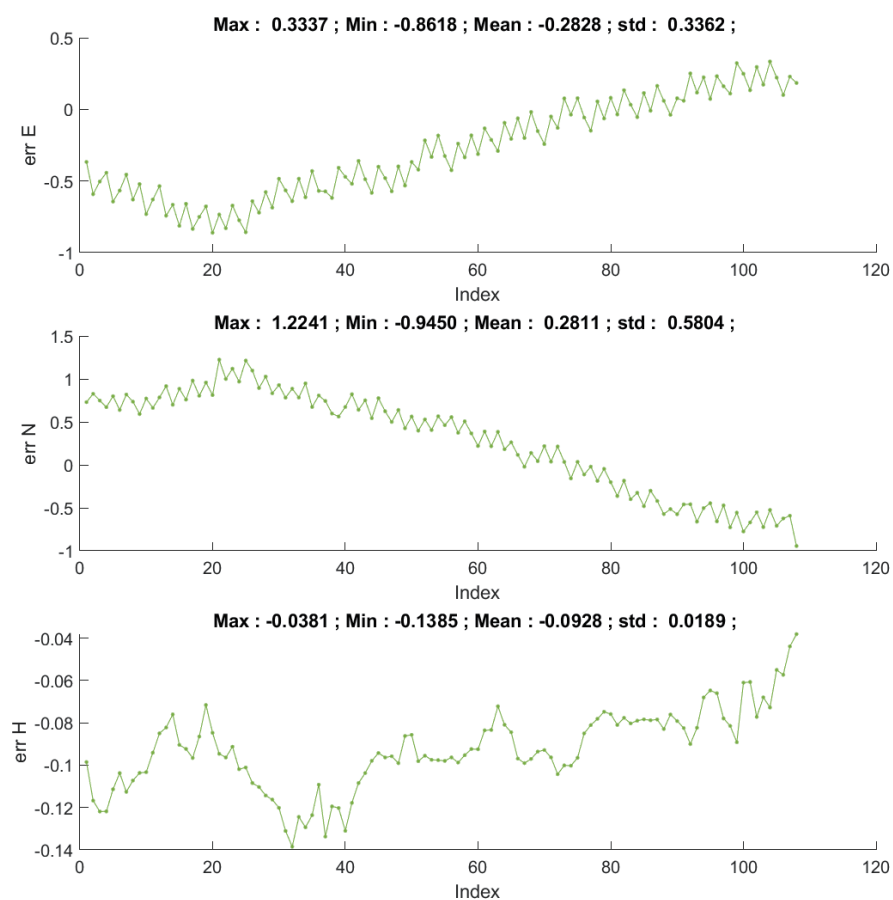


圖 4.122 飛行路徑 6(10/17) GRVINS 與 SfM 比較的誤差圖

e. 飛行路徑 7(10/17)

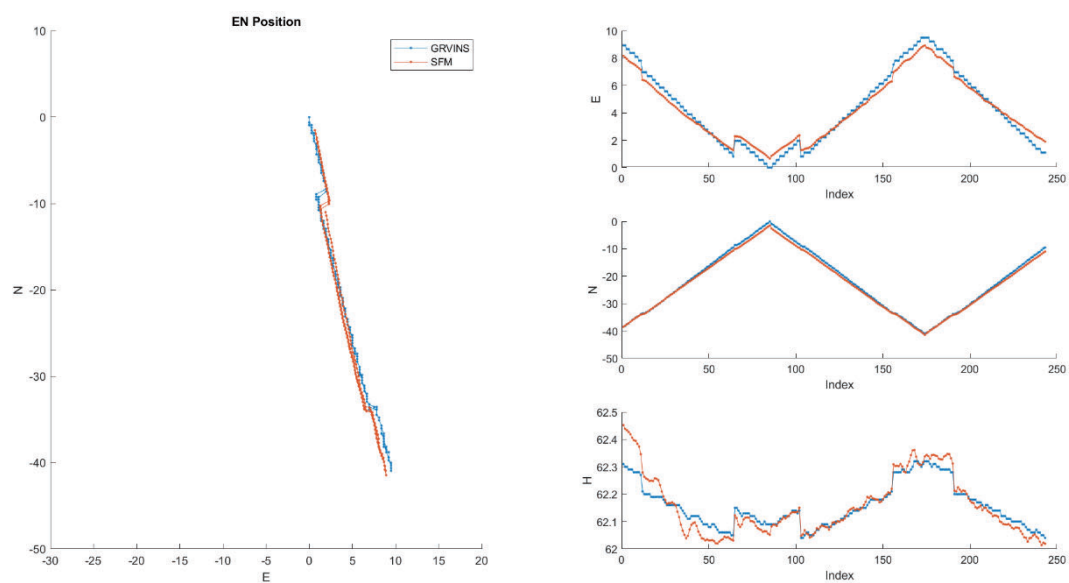


圖 4.123 飛行路徑 7(10/17)GRVINS 與 SfM 的定位路徑比較

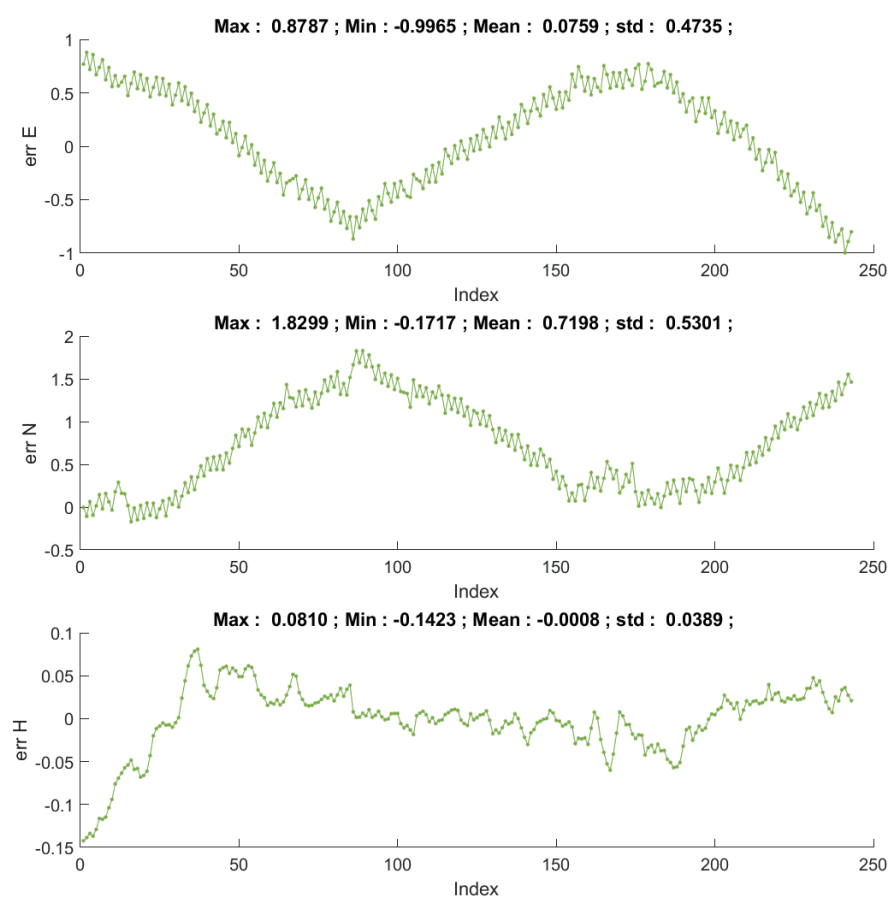


圖 4.124 飛行路徑 7(10/17) GRVINS 與 SfM 比較的誤差圖

4. GRVINS 於橋梁下實際航拍之絕對定位誤差分析結果如下：

- (1) 因為橋梁下的初始座標及頭向為手動設定的，可能會產生系統性的偏差：
 - a. P3 及 PC3 以及北邊的橋墩拍攝路徑為比較合理的結果。
 - b. 兩大梁中間的飛行路徑明顯是因為頭像的偏移產生的誤差。
 - c. 北向橋梁外的拍攝有放置位置及頭向的問題。
 - d. P4 及 PC4 以及南邊的橋墩拍攝路徑有放置位置及頭向的問題。
- (2) 高度誤差：
 - a. 高度沒有頭向的問題，可做為參考，大部分高度誤差皆在 10 cm 以內。
- (3) 綜合誤差：
 - a. 整體評估絕對定位誤差約在 20 cm 。

4.4 實際橋梁成果驗證結果

此處展示之 AI 劣化偵測成果，裂縫部分是使用 Deeplab V3++，原因是 Lawin 的偵測成果寬度較正確，但也造成較多的漏判；而 Deeplab V3++ 偵測到的裂縫，比較少漏判，但裂縫寬度會比較寬。另外非裂縫部分的其他劣化類別，則是使用 Lawin + CRF，主要原因是 Deeplab V3++ 偵測到相當多的成果，尤其是橋面有許多黑色髒污區塊，被誤判為滲水類別，而且許多較亮的混凝土區塊，也容易被誤判為白華。而且目前 Lawin 偵測成果有經過 CRF 後處理(Deeplab V3++ 尚未使用 CRF)，產生的資料量相對少很多，多邊形邊界也比較平滑，3D 渲染的效率較高且視覺效果也比較不凌亂。

1. 高公局橋檢報告

高速公路局之橋檢報告將頭前溪河川橋分成 2 座橋，並以南向橋與北向橋區分。從圖 4.125 與圖 4.126 橋檢報告可以發現兩座橋的主梁都是空白的(非結構裂縫)，表示沒有發現任何劣化現象，但橋墩、橫隔梁與橋面板則有各種劣化現象如備註欄所示。

橋梁定期檢測表											
橋梁名稱	頭前溪河川橋-北向					橋梁編號	BR3005505				
管理機關	交通部高速公路局	工程分局	高公局南區養護工程分局	工務段	白河工務段	竣工年月	89 年 10 月				
所在縣市	臺南市	所在鄉區	白河區	參考地標	鎮前溪						
道路等級	國道	路線	國道 3 號	里程標號	307 K+930.1M ~ 308K+410.1M						
橋梁總長	480M	橋梁淨寬	15.15M	總橋孔數	10	結構型式	梁式橋				
檢測日期	2022-08-09	檢測單位	台灣整合防災工程技術顧問有限公司	檢測員	簡泰傑, 張軒輔, 王峻廷, 王峻廷	單位主管	簡志瑞				
檢測與意見	本橋梁經目視檢測狀況尚可，檢測結果建議如下：1. P1 排水設施洩水管破損，A2 橋墩樑端檢核，為避免橋下滲水及影響行車安全，建議 1 年內修復完成。2. P6、P7 橋墩混凝土結構裂縫，P3、A2 橋墩伸縮縫間隙異常，經觀察不影響行車安全，建議持續觀察。3. 本橋梁耐震補強施工中。										
檢測項目		主梁									
位置	編號	D	E	R	U	劣化類型	維修工法	數量	單位	備註	
S001	S1G1	1									
S002	S2G1	2	1	2	2	混凝土剝落、破碎、鋼筋、鋼縫或鋼筋外露、銹蝕	鋼筋除鏽及混凝土修復	0.025	平方公尺	S2G1 主梁中間右側近端混凝土剝落約0.05m*0.05m	
S002	S2G1	2	1	1	1	其他損傷	混凝土裂縫修補	1	公尺	S2G1 主梁左側近端混凝土裂縫 1m(w=0.5mm)	
S003	S3G1	1									
S004	S4G1	1									

檢測項目		橋墩墩體/帽梁								
位置	編號	D	E	R	U	劣化類型	維修工法	數量	單位	備註
P003	P3-1	1								
P004	P4-1	2	1	1	1	其他損傷	裂縫觀察	1	式	P4 橋墩左右側、背側混凝土剝落 2m(w=0.3mm)

檢測項目		橫隔梁								
位置	上/下層	D	E	R	U	劣化類型	維修工法	數量	單位	備註
S001		3	1	2	2	支承座、支承端部損傷	裂縫觀察	1	式	1D1-1 托梁右側近端混凝土剝落 2m(w=0.4mm)
S002		0								
S003		1								
S004		2	1	2	2	混凝土剝落、破碎、鋼筋外露、銹蝕	鋼筋除鏽及混凝土修復	1	處	S4 橋梁右側近端混凝土剝落約 0.3m*0.1m
S004		2	1	2	2	滲水、白華	滲水白華處理	0.08	平方公尺	S4 橋梁右側近端滲水白華 0.4m*0.2m

檢測項目		橋面板								
位置	上/下層	D	E	R	U	劣化類型	維修工法	數量	單位	備註
S001		3	1	2	2	混凝土結構裂縫	裂縫觀察	1	式	S1 兩側翼板左側近端混凝土裂縫 6m(w=0.3mm)
S002		2	1	1	2	滲水、白華	滲水白華處理	0.08	平方公尺	S2 橋面板左側近端滲水白華 0.4m*0.2m
S003		1								
S004		2	1	2	2	滲水、白華	滲水白華處理	0.24	平方公尺	S4 橋面板右側近端滲水白華 0.8m*0.3m

圖 4.125 北向橋橋檢報告

橋梁定期檢測表

橋梁名稱	頭前溪河川橋-南向				橋梁編號	BR3005505				
管理機關	交通部高速公路局	工程分局	高公局南區養護工程分局			工務段	白河工務段	竣工年月	89 年 10 月	
所在縣市	臺南市		所在鄉區	白河區		參考地標	頭前溪			
道路等級	國道		路線	國道 3 號		里程橋號	307 K+930.1M ~ 308 K+410.1M			
橋梁總長	480M		橋梁淨寬	15.15M		總橋孔數	10		結構型式	梁式橋
檢測日期	2022-08-09		檢測單位	台灣整合防災工程技術顧問有限公司		檢測員	駱泰傑,張耕輔,王峻坡,王峻坡		單位主管	鞠志理
檢測員意見	本橋梁經目視檢測狀況尚可。檢測結果建議如下： 1. A2 橋護欄樣性缺漏。S2G1 主梁近端鋼筋外露。為避免鋼筋外露處持續擴大，影響結構安全，建議 1 年內修復完成。 2.A1 引道路堤車道裂縫。P1、P5、P6、P7、P8、P9 橋墩混凝土結構裂縫。A1、A2 橋梁伸縮縫間隙異常。A2 橋梁伸縮縫高低差。P3 橋梁伸縮縫無收縮混凝土裂縫。經觀察不影響行車安全，建議持續觀察。 3.本橋梁耐震補強施工中。									

檢測項目		主梁									
位置	編號	D	E	R	U	劣化類型	維修工法	數量	單位	備註	
S001	S1G1	2	1	1	1	混凝土剝落、破碎、鋼筋、鋼錠或鋼錠外露、銹蝕	混凝土修補	1	處	S1G1 主梁 1/2 近端右側混凝土剝落 0.2m*0.1m	
S002	S2G1	3	1	3	3	混凝土剝落、破碎、鋼筋、鋼錠或鋼錠外露、銹蝕	鋼筋除鏽及混凝土修復	1	處	S2G1 主梁近端鋼筋外露 0.2m*0.4m	
S003	S3G1	1									
S004	S4G1	1									

檢測項目	橋墩墩體/帽梁									
位置	編號	D	E	R	U	劣化類型	維修工法	數量	單位	備註
P003	P3-2		0							
P004	P4-2	3	1	2	2	混凝土結構裂縫	裂縫觀察	1	式	P4 墩柱混凝土裂縫 2m(w=0.4mm)*9 道

檢測項目	橋隔梁									
位置	上/下層	D	E	R	U	劣化類型	維修工法	數量	單位	備註
S001		2	1	1	1	混凝土剝落、破碎、鋼筋外露、銹蝕	混凝土修補	0.5	平方公尺	1D1-1 左側托梁混凝土剝落 1m*0.5m
S002		0								
S003		2	1	1	2	滲水、白華	滲水白華處理	0.3	平方公尺	S3 右側托梁滲水、白華 0.3m*1m
S004		2	1	1	2	滲水、白華	滲水白華處理	0.3	平方公尺	S4 右側托梁滲水、白華 0.3m*1m

檢測項目	橋面板									
位置	上/下層	D	E	R	U	劣化類型	維修工法	數量	單位	備註
S001		3	1	2	2	混凝土結構裂縫	裂縫觀察	1	式	S1 左側翼板混凝土裂縫 6m(w=0.3mm)
S002		2	1	2	2	滲水、白華	滲水白華處理	0.05	平方公尺	S2 右側翼板遠端滲水、白華 0.1m*0.5m
S003		2	1	1	2	滲水、白華	滲水白華處理	1.8	平方公尺	S3 左側翼板滲水、白華 0.3m*3m*2 處
S004		2	1	1	2	滲水、白華	滲水白華處理	3.6	平方公尺	S4 左側翼板滲水、白華 0.3m*3m*4 處

圖 4.126 南向橋橋檢報告

2. AI-裂縫偵測成果與人工數化成果比較

在此以 Metashape 商用軟體針對 S4G1 與 S4G2 兩個大梁底部，分別製作空間解析度 0.2mm 的正射影像，由於大梁底部長寬為 35m x 7m，因此所製作之正射影像之大小為 182,250 x 10500，接著利用 QGIS 軟體進行人眼辨識裂縫同時數化成 GIS 圖檔。同時利用本研究開發之軟體 AI-IBBIS 系統製作同一面相同空間解析度之正射影像，並套疊本研究開發之 Deeplab V3++ 裂縫辨識技術所偵測之裂縫成果，以便進行視覺化比較，結果如圖 4.127 與圖 4.128 所示。

分析比較此 2 案例可以發現幾個問題：(1)當原始影像空間解析度足夠且影像清晰的情況下，人眼辨識成果與 AI 辨識成果相當接近，尤其是 S4G2 案例，兩者之一致度相當高。(2)然而當原始影像空間解析度不太足夠或影像有點模糊的情況時，因人眼辨識裂縫的能力較強，若影像品質下降不要太嚴重，都還有機會可以辨識出裂縫。可見 AI 辨識技術相對的須要有比較高品質的影像，才能成功的辨識出裂縫。(3)比較背景之正射影像，可以發現 AI-IBBIS 所製作之正射影像與商用軟體的成果幾乎一樣，主要差別在於 Metashape 有進行色彩平衡處理，因此比較不會有色塊現象，也就是相鄰正射影像之灰階不連續問題。

(1)S4G1

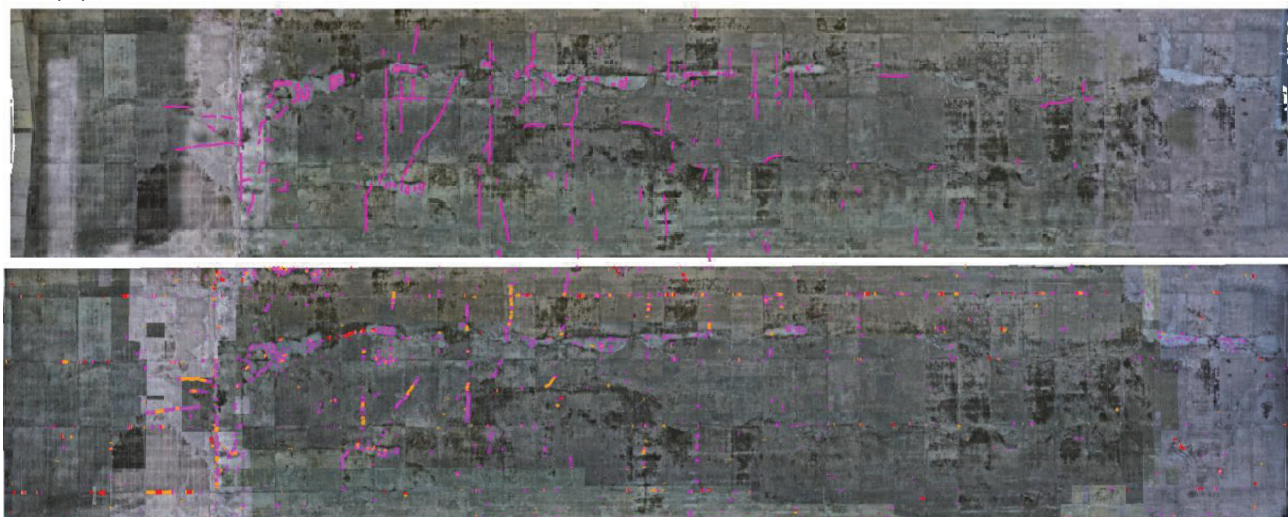


圖 4.127 S4G1 梁底裂縫比較成果

備註:(上圖)人工數化之裂縫分布，(下圖)AI-IBBIS 系統偵測之裂縫

(2)S4G2

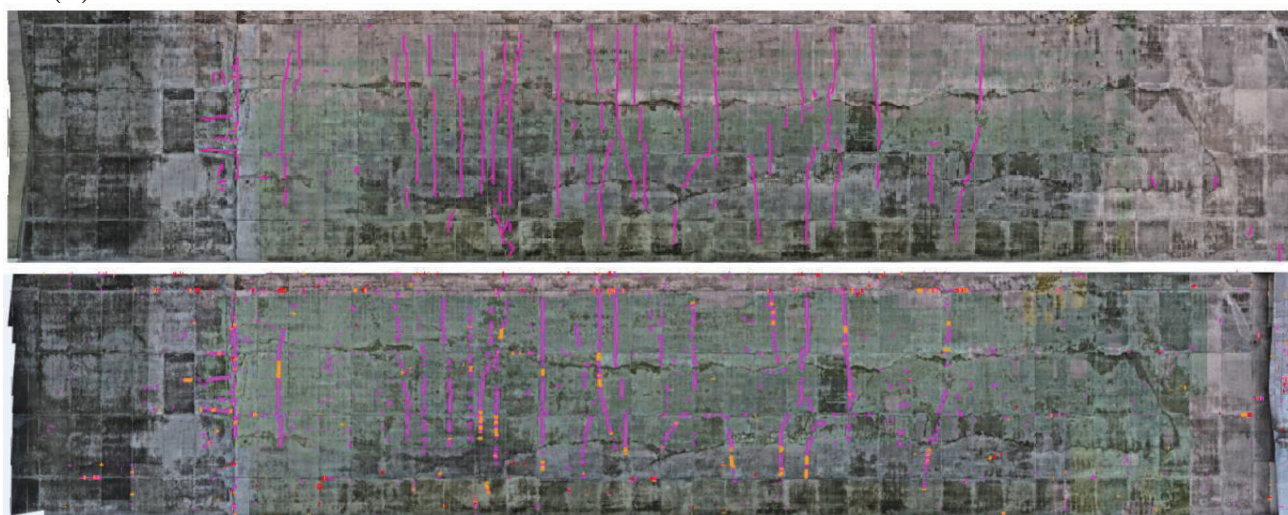


圖 4.128 S4G2 梁底裂縫比較成果

備註:(上圖)人工數化之裂縫分布，(下圖)AI-IBBIS 系統偵測之裂縫

3. 展示全橋高/低解析度仿真橋梁模型，套疊裂縫與其他劣化類別

圖 4.129 展示 2 個全橋 3D 模型，分別敷貼高解析與低解析正射影像(以 Autel UAV 與 Sony A7R2+24mm 鏡頭拍攝之低解析影像所製作)，並各自套疊裂縫與其他劣化類別 Lawin 偵測成果，透過 3D 連動可以同時瀏覽 2 個 3D 模型，在 Zoom In/Out 後可以進行比較，由於 2 個模型之座標系統相同，因此可達到多時期劣化區視覺變異分析的目的。

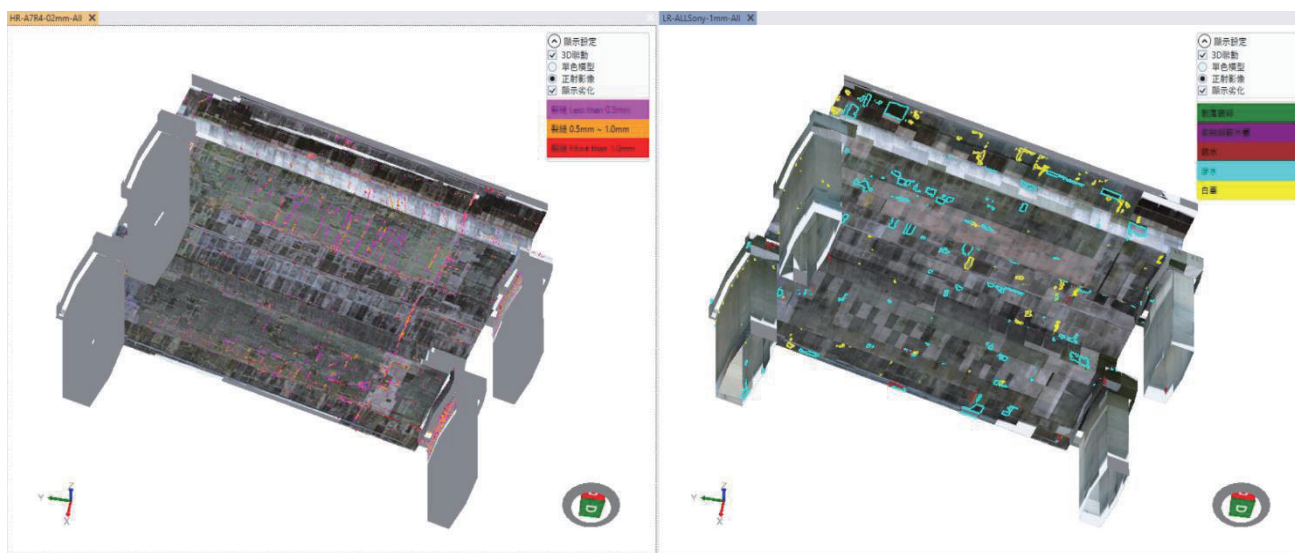


圖 4.129 全橋 3D 模型敷貼正射影像套疊

4. 展示大梁(S4G2)構件 3D 模型、套疊高解析正射影像與 AI 偵測裂縫向量
成果如圖 4.130 所示，其中不同裂縫寬度以不同顏色呈現。

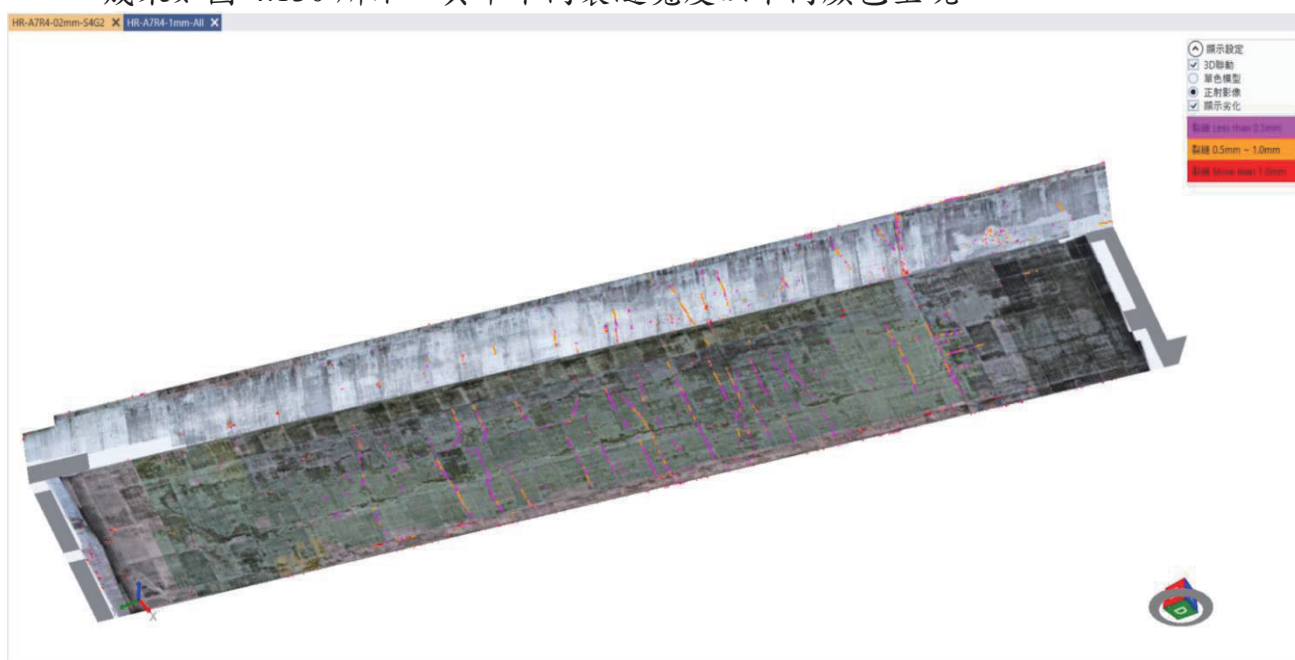


圖 4.130 S4G2 構件 3D 模型套疊裂縫成果

5. 展示大梁(S4G2)構件 2D 分解圖、套疊低解析正射影像、套疊 AI 偵測其他劣化類別之向量

在構件 2D 分解圖中某一個面正射影像上套疊裂縫(圖 4.131)，可用滑鼠點選某裂縫，查詢其寬度與長度，若是其他劣化類別(圖 4.132)，則可查詢劣化類別、長寬與面積、同時可以人工新增一筆 DERU。



圖 4.131 展示與查詢裂縫寬度與長度

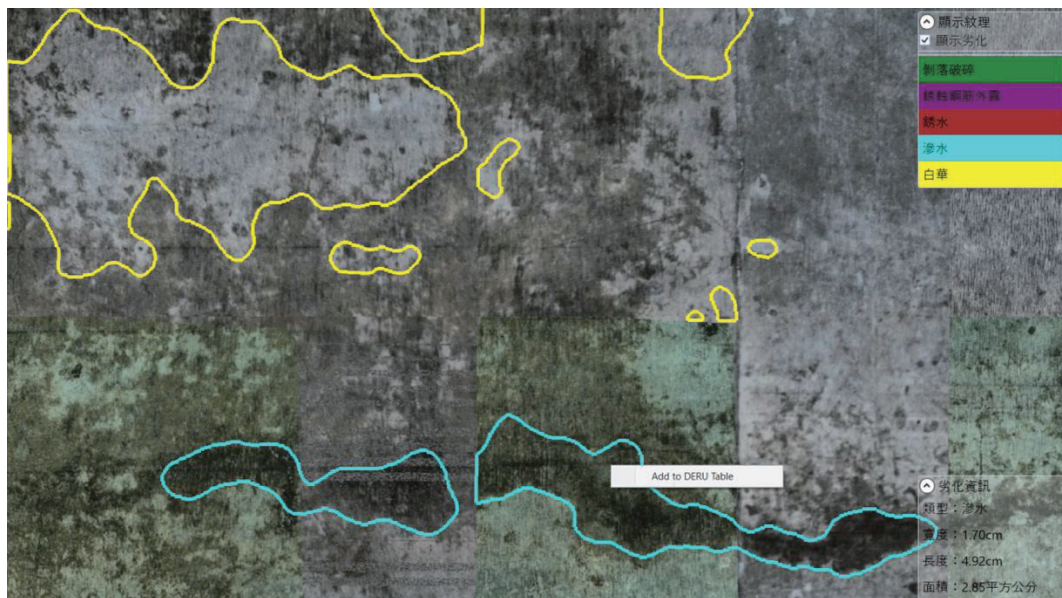


圖 4.132 展示劣化類別尺寸與人工新增一筆 DERU

- 比較相同或不同原始影像來源，製作不同空間解析度正射影像，進行 AI 其他劣化類別偵測之差異。

圖 4.129 所敷貼之高解析與低解析正射影像，其原始影像空間解析度約 0.2~0.3 mm 與 3~4 mm。經觀察，此低解析影像的分布範圍會與高解析影像不一致，會造成 DERU 自動評比資料來源不完整問題。此外 3~4mm 的空間解析度似乎太低，會導致無法成功偵測到混凝土剝落。因此本項測試為利用高空間解析度影像製作 GSD 為 0.5mm 與 1mm 之低空間解析度正射影像，再進行 Lawin 非裂縫之

其他劣化類別偵測，並比較彼此之差異。結果如圖 4.133 所示，兩者的一致相當高，但與圖 4.129 右圖相比卻偵測到了更多的劣化區域。由此實驗可知，AI 劣化偵測模型跟訓練資料之空間解析度有關。

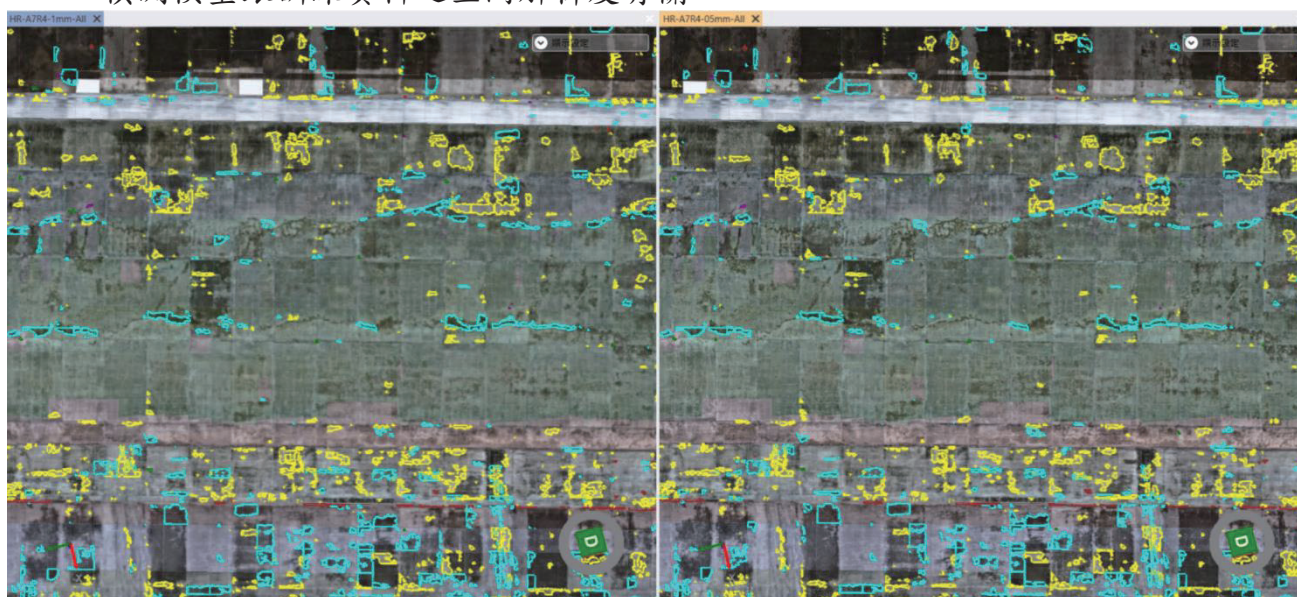


圖 4.133 正射影像偵測其他劣化類別成果

備註:(左圖) GSD 1mm，(右圖)GSD 0.5mm

7. 展示 AI-IBBIS 自動產生 DERU 之成果

本研究可自動化評比每一個構件(面)的 DERU 值，因本測試區橋梁有 20 個構件與將近 60 個面，數量太多且部分沒有裂縫或其他劣化型態，因此在此僅展示 3 個自動評比 DERU 的案例，成果如圖 4.134~圖 4.136 所示。

由這些案例，可發現目前自動評比演算法沒有考慮到空間關係，例如按照規範滲水白華要發生在裂縫附近才算；此外部分橋檢報告所需欄位資訊尚無法自動填寫，例如損壞原因與建議維修工法，甚至是否為結構裂縫仍需考量竣工圖與橋梁結構等專業知識，而且各種構件與幾何結構都不太相同，必須由專業人員判斷。因此自動評比成果仍須要由橋檢專業人員確認，並填寫其他資訊後，才能上傳到橋梁管理系統。

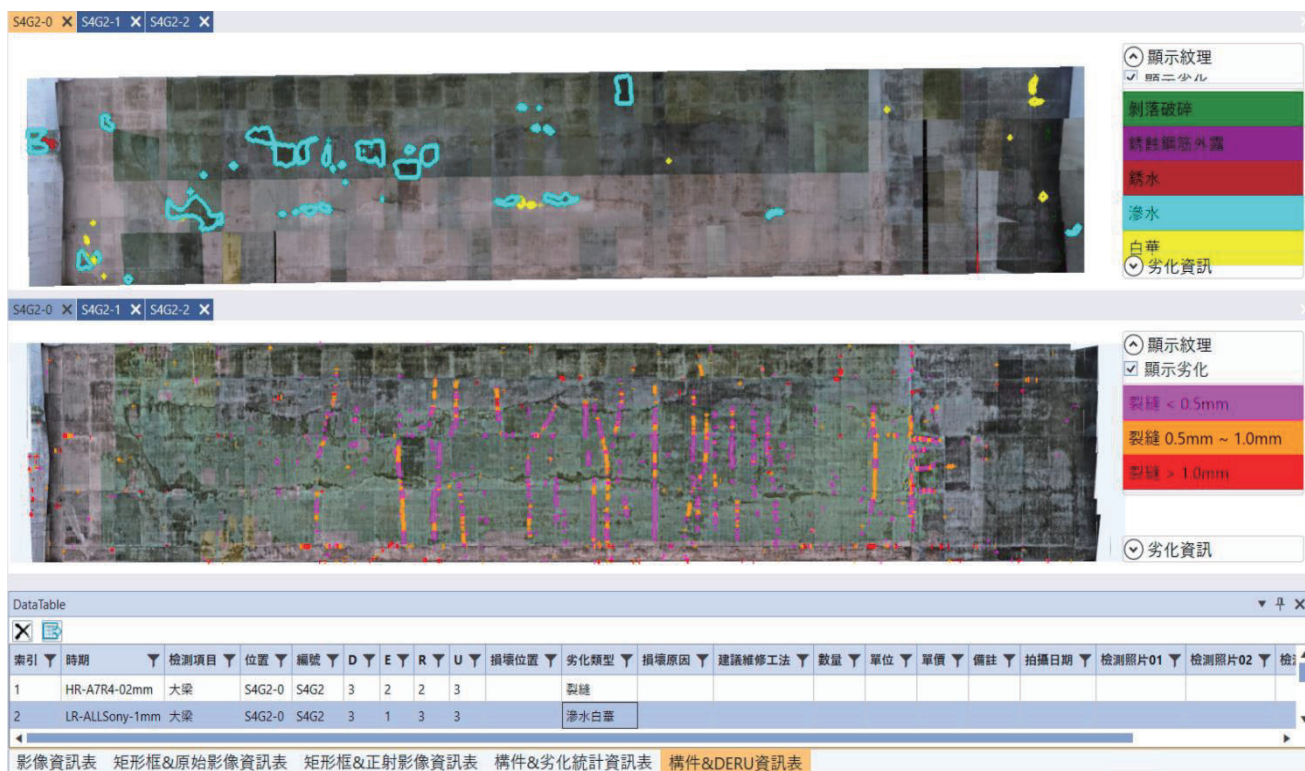


圖 4.134 S4G2-0 DERU 評比成果



圖 4.135 S4G2-1 DERU 評比成果

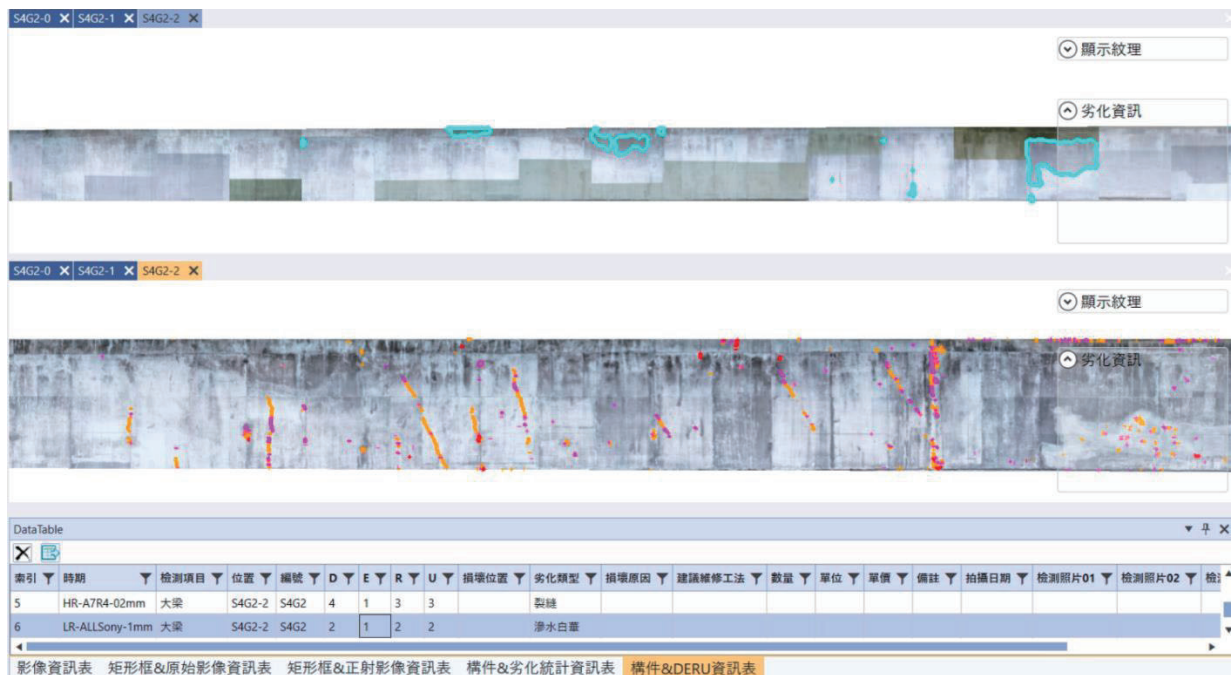


圖 4.136 S4G2-2 DERU 評比成果

8. 展示 AI-IBBIS 匯出 DERU 表格成為 EXCEL 檔案格式當作車行橋梁管理資訊系統之資料交換格式，成果如圖 4.37 所示，除 Excel 格式外，亦可匯出 CSV 或 XML 格式，但因本研究仍屬規劃與測試中，因此輸出內容與資料格式都尚未定案。

編號	常用	插入	版面配置	公式	資料	校閱	檢視	說明	告訴我您想做什麼															
X5																								
A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V	W		
1	索引	高解析時期	低解析時期	檢測項目	位置	編號	D值	B值	R值	U值	損壞位置	劣化類型	損壞原因	建議維修工法	數量	單位	單價	備註	拍攝日期	檢測照片01	檢測照片02	檢測照片03	熱化檔案位置	
2	0	HR-A7R4-02mm-V8	LR-A7R4-1mm	加肋梁	S4R1_0	S4R1	3	1	3	3	滲水、白蟻							ratio:4.67%						
3	1	HR-A7R4-02mm-V8	LR-A7R4-1mm	加肋梁	S4R1_1	S4R1	3	1	3	3	滲水、白蟻							ratio:5.62%						
4	2	HR-A7R4-02mm-V8	LR-A7R4-1mm	大梁	S4G1_0	S4G1	3	1	2	3	混凝土裂縫							width:0.11mm ratio:0.31%						
5	3	HR-A7R4-02mm-V8	LR-A7R4-1mm	大梁	S4G1_0	S4G1	3	1	3	3	滲水、白蟻							ratio:4.95%						
6	4	HR-A7R4-02mm-V8	LR-A7R4-1mm	大梁	S4G1_1	S4G1	3	1	2	3	混凝土裂縫							width:0.19mm ratio:0.14%						
7	5	HR-A7R4-02mm-V8	LR-A7R4-1mm	大梁	S4G1_1	S4G1	3	1	3	3	滲水、白蟻							ratio:8.70%						
8	6	HR-A7R4-02mm-V8	LR-A7R4-1mm	大梁	S4G1_2	S4G1	3	1	2	3	混凝土裂縫							width:0.14mm ratio:0.50%						
9	7	HR-A7R4-02mm-V8	LR-A7R4-1mm	大梁	S4G1_2	S4G1	3	1	3	3	滲水、白蟻							ratio:3.87%						
10	8	HR-A7R4-02mm-V8	LR-A7R4-1mm	護欄	S4BR1_0	S4BR1	3	1	2	3	混凝土裂縫							width:0.15mm ratio:0.00%						
11	9	HR-A7R4-02mm-V8	LR-A7R4-1mm	護欄	S4BR1_0	S4BR1	3	1	3	3	滲水、白蟻							ratio:0.09%						
12	10	HR-A7R4-02mm-V8	LR-A7R4-1mm	橋面板	S4B2_0	S4B2	3	1	2	3	混凝土裂縫							width:0.13mm ratio:0.23%						
13	11	HR-A7R4-02mm-V8	LR-A7R4-1mm	橋面板	S4B2_0	S4B2	3	1	3	3	滲水、白蟻							ratio:5.98%						
14	12	HR-A7R4-02mm-V8	LR-A7R4-1mm	帽梁	PC3_0	PC3	3	1	2	3	混凝土裂縫							width:0.15mm ratio:0.22%						
15	13	HR-A7R4-02mm-V8	LR-A7R4-1mm	帽梁	PC3_0	PC3	3	1	3	3	滲水、白蟻							ratio:2.33%						
16	14	HR-A7R4-02mm-V8	LR-A7R4-1mm	帽梁	PC3_1	PC3	3	1	2	3	混凝土裂縫							width:0.31mm ratio:0.07%						
17	15	HR-A7R4-02mm-V8	LR-A7R4-1mm	帽梁	PC3_1	PC3	3	1	3	3	滲水、白蟻							ratio:4.27%						
18	16	HR-A7R4-02mm-V8	LR-A7R4-1mm	帽梁	PC3_2	PC3	3	1	2	3	混凝土裂縫							width:0.06mm ratio:1.17%						
19	17	HR-A7R4-02mm-V8	LR-A7R4-1mm	帽梁	PC3_2	PC3	3	1	3	3	滲水、白蟻							ratio:0.38%						
20	18	HR-A7R4-02mm-V8	LR-A7R4-1mm	橋墩	P4_0	P4	3	1	2	3	混凝土裂縫							width:0.09mm ratio:0.30%						
21	19	HR-A7R4-02mm-V8	LR-A7R4-1mm	橋墩	P4_0	P4	3	1	3	3	滲水、白蟻							ratio:0.43%						
22	20	HR-A7R4-02mm-V8	LR-A7R4-1mm	橋墩	P4_2	P4	3	1	2	3	混凝土裂縫							width:0.05mm ratio:0.15%						
23	21	HR-A7R4-02mm-V8	LR-A7R4-1mm	橋墩	P4_2	P4	3	1	3	3	滲水、白蟻							ratio:0.33%						
24	22	HR-A7R4-02mm-V8	LR-A7R4-1mm	橋墩	P4_3	P4	3	1	2	3	混凝土裂縫							width:0.02mm ratio:0.22%						
25	23	HR-A7R4-02mm-V8	LR-A7R4-1mm	橋墩	P4_3	P4	3	1	3	3	滲水、白蟻							ratio:0.25%						
26	24	HR-A7R4-02mm-V8	LR-A7R4-1mm	帽梁	PC4_0	PC4	3	1	2	3	混凝土裂縫							width:0.14mm ratio:0.06%						
27	25	HR-A7R4-02mm-V8	LR-A7R4-1mm	帽梁	PC4_0	PC4	3	1	3	3	滲水、白蟻							ratio:1.49%						
28	26	HR-A7R4-02mm-V8	LR-A7R4-1mm	帽梁	PC4_1	PC4	3	1	3	3	滲水、白蟻							ratio:0.87%						

圖 4.137 AI-IBBIS 輸出之 Excel 檔案格式

9. 其他裂縫案例

以下說明幾個構件經過 Deeplab V3++偵測裂縫之案例:

- (1) 圖 4.138~圖 4.140 都是橋面構件，有一個經過修補後的區域，其表面混凝土出現乾縮裂縫，因此裂縫長度都很短，且方向比較雜亂。
- (2) 圖 4.141 與圖 4.142 其位置皆坐落在橋墩上緣，其中 P4-1 的裂縫方向較凌亂，背景紋理有些細小水痕，有些會造成誤判，但基本上大部分的裂縫偵測成果都是裂縫。而 P3-2 的裂縫為接近水平直線，原以為是工作縫，但放大觀看卻不是。
- (3) 圖 4.143 為 PC4-1 帽梁，位在橋梁外側，有經過修補，因此這些裂縫都是乾縮裂縫；有些裂縫沒有被偵測到，主要原因是影像模糊所致。
- (4) 本研究以 AI 技術偵測得到之裂縫，與高速公路局所提供之現場目視檢測報告比較後，得知現場僅發現 1 條位在箱涵頂板的裂縫須要維修(如下圖，但不知確切位置，因此無法與本研究偵測成果比較)。而 S4G2 底部本研究偵測得到之裂縫看起來分布均勻，偏向乾縮裂縫，目前高公局已不紀錄且無須維修。

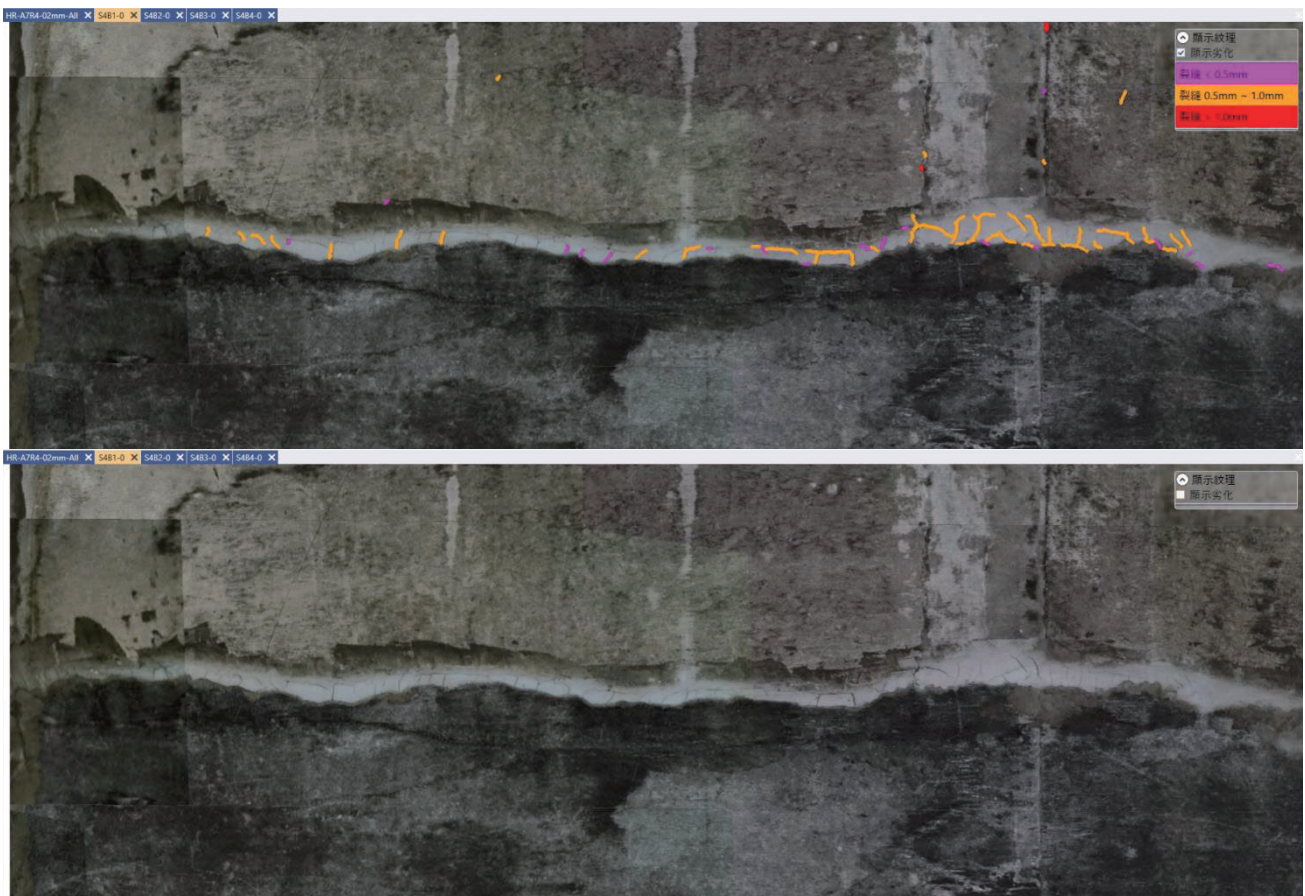


圖 4.138 S4B1 裂縫偵測成果

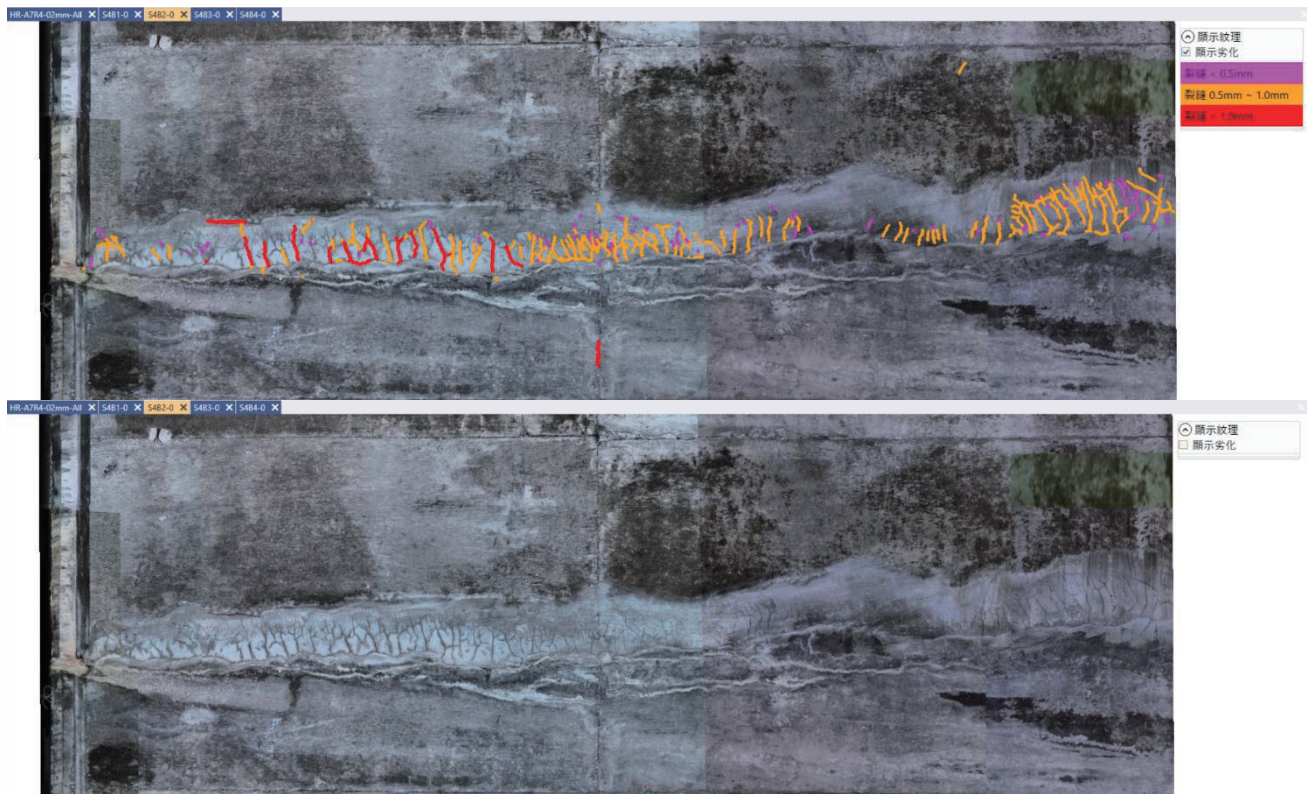


圖 4.139 S4B2 裂縫偵測成果

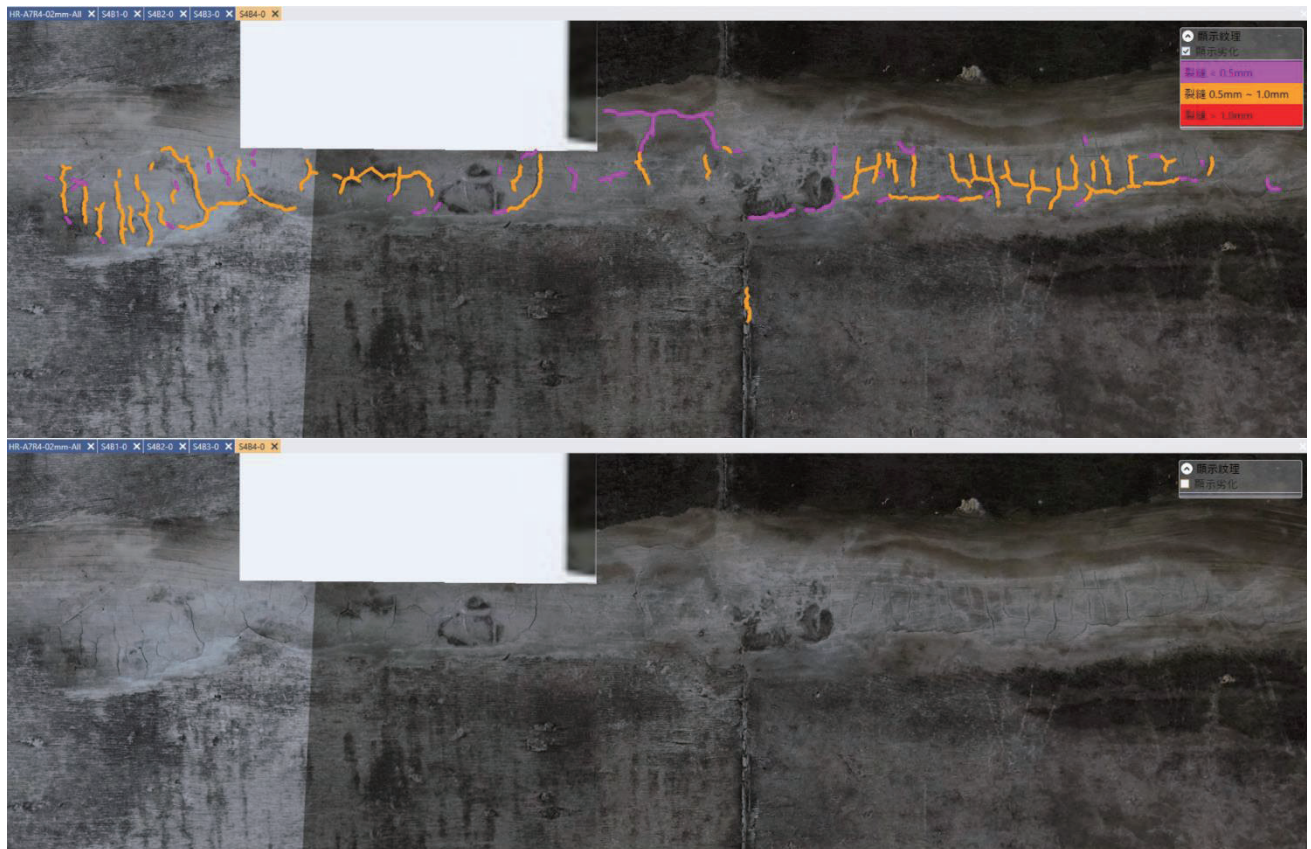


圖 4.140 S4B4 裂縫偵測成果

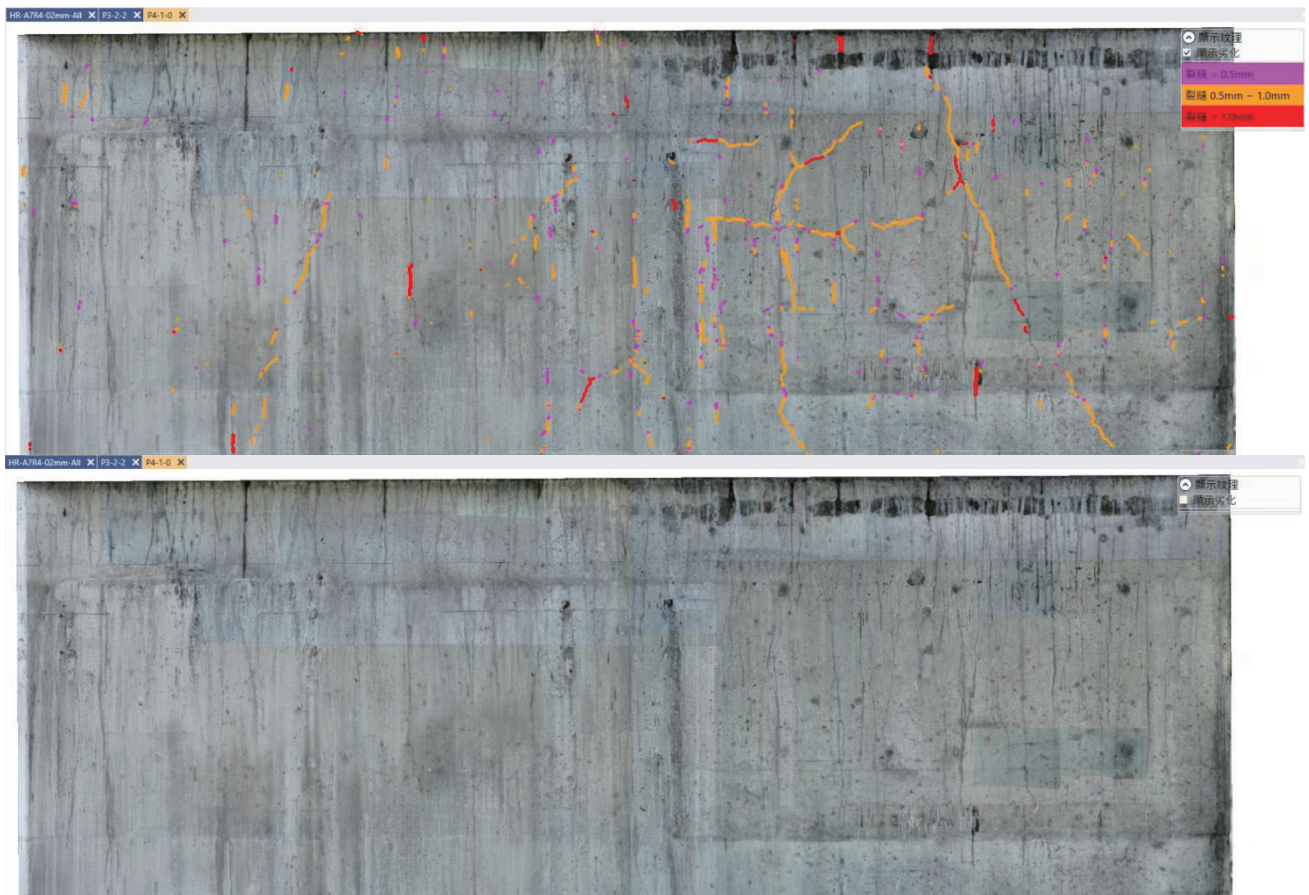


圖 4.141 P4-1 裂縫偵測成果

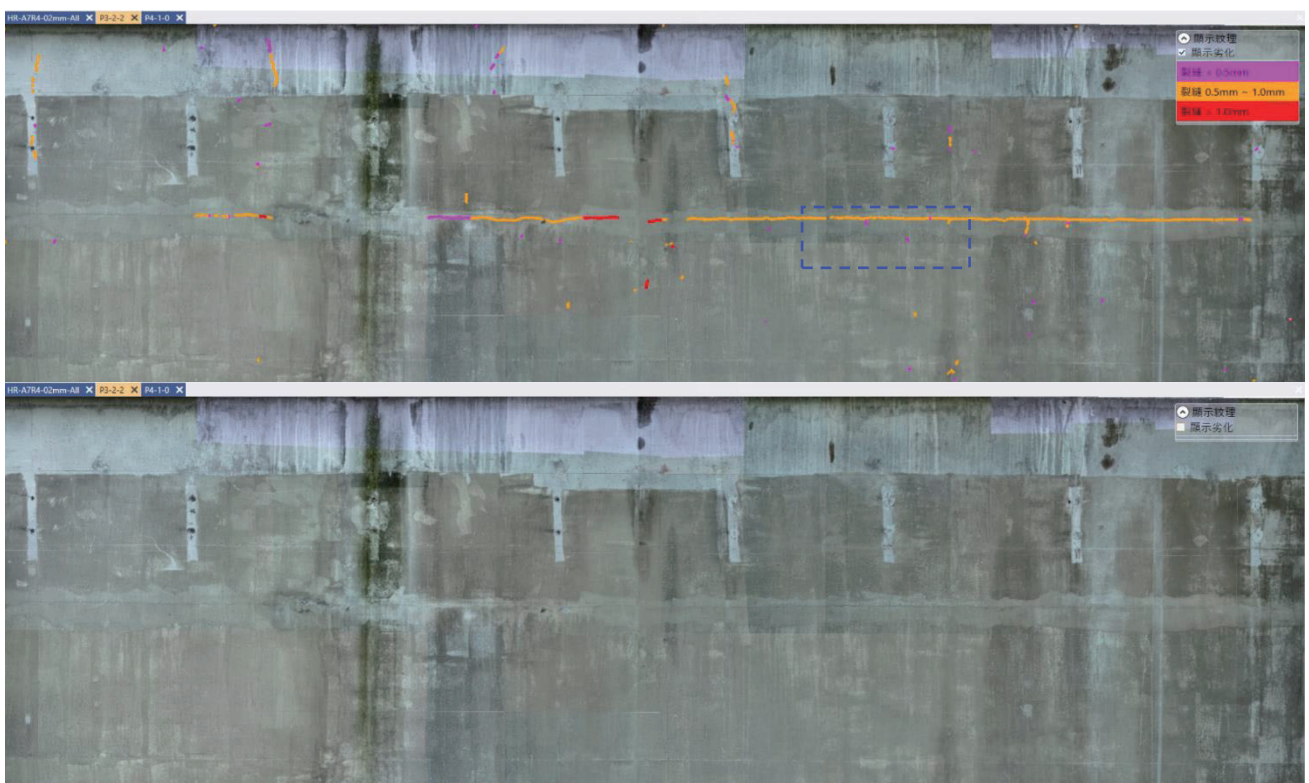


圖 4.142 P3-2 裂縫偵測成果

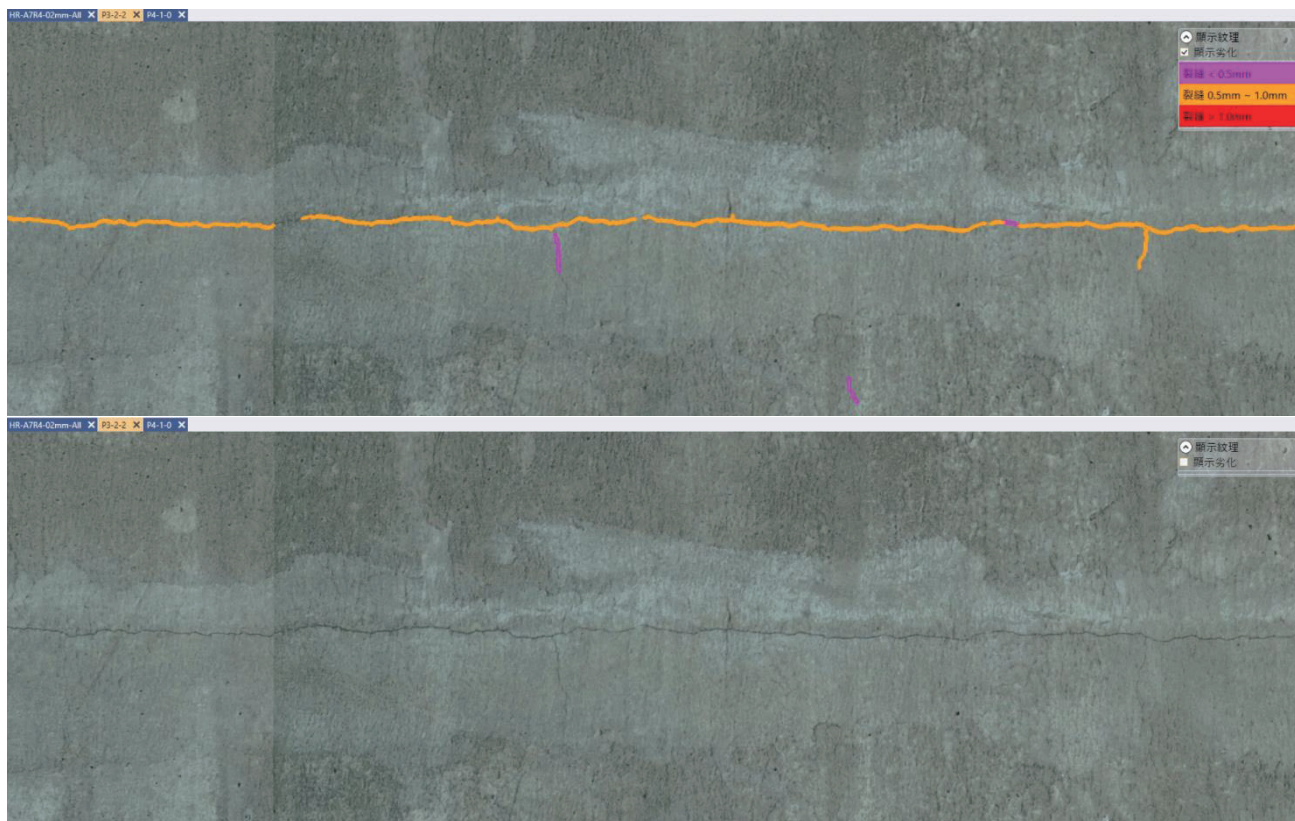


圖 4.143 P3-2 裂縫偵測成果

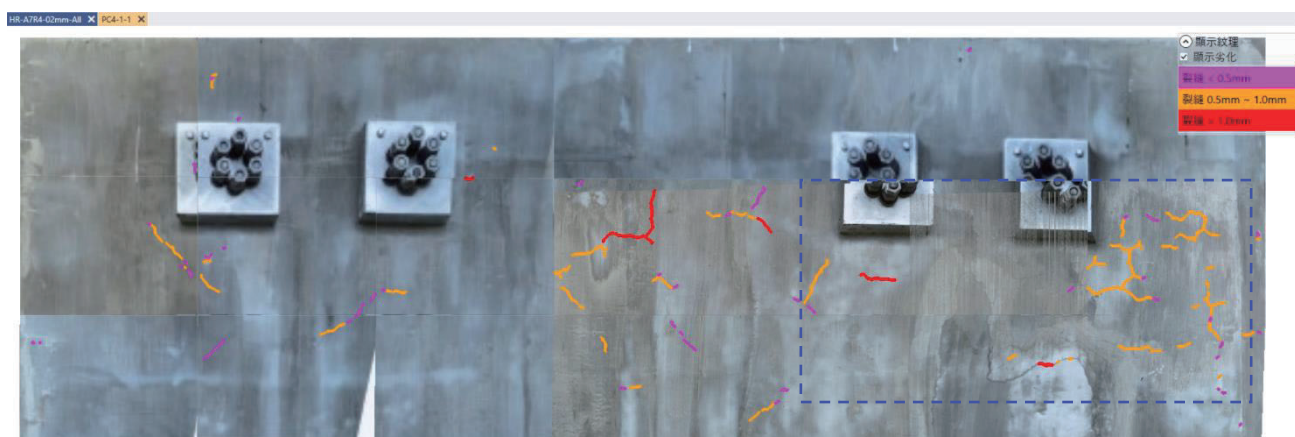
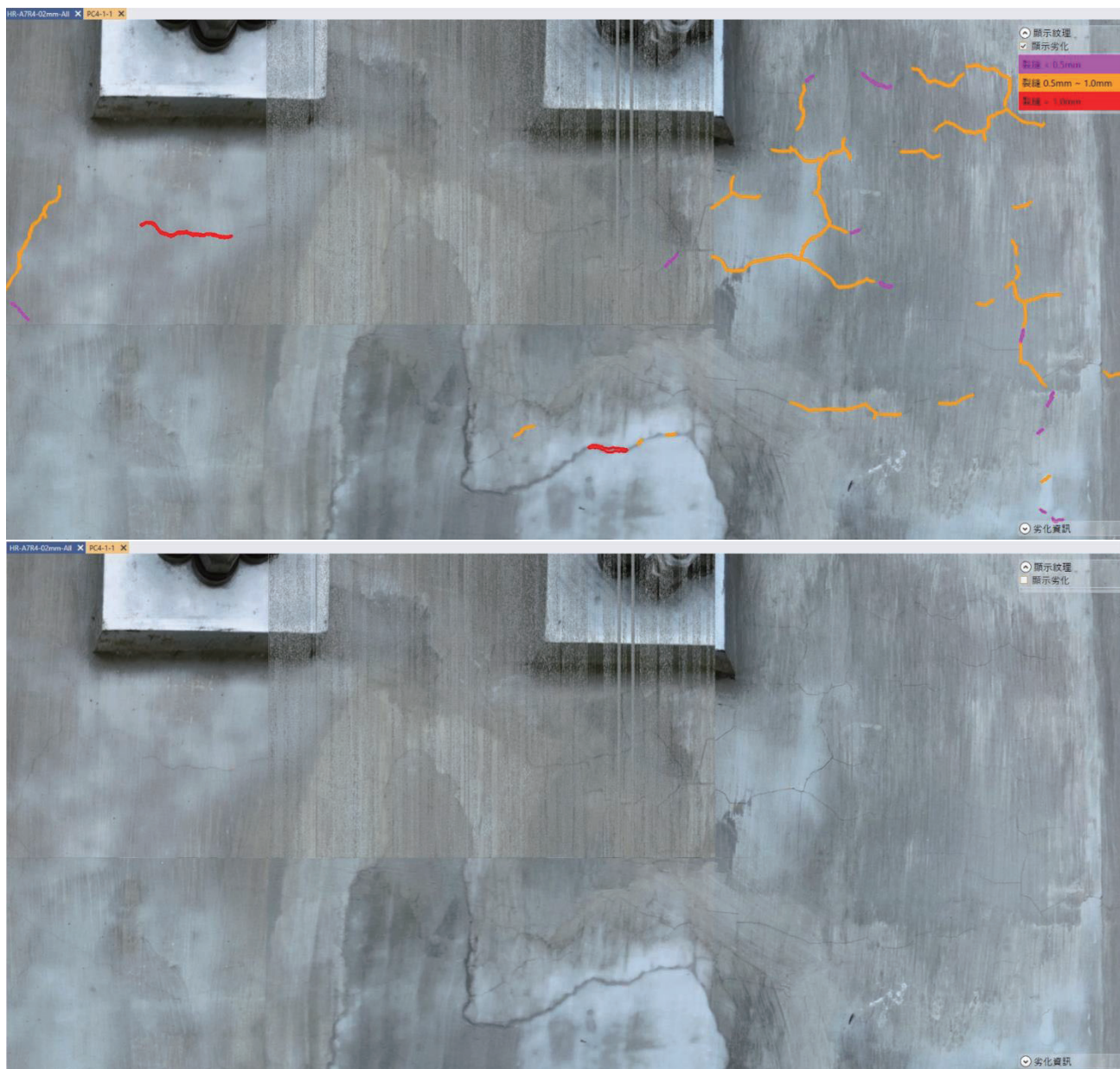


圖 4.144 PC4-1 裂縫偵測成果



圖四.145 PC4-1 裂縫偵測成果

10. 其他劣化類別案例

以下案例測試使用的影像資料來源與圖 4.133(左圖)相同為高解析無人機影像，正射影像 GSD 為 1mm，AI 模型為 Lawin+CRF 後處理。圖 4.146 為鋼筋外露與銹蝕，但左圖左下方接近圓形之區塊應該是髒污，屬於誤判。圖 4.147 為混凝土剝落案例，但是右二圖是因為板模固定處拆除所造成，外觀類似混凝土剝落，並非誤判。圖 4.148 滲水白華與銹水的案例，其中銹水的偵測範圍不完整。滲水部分則大部分是表面髒污所致。

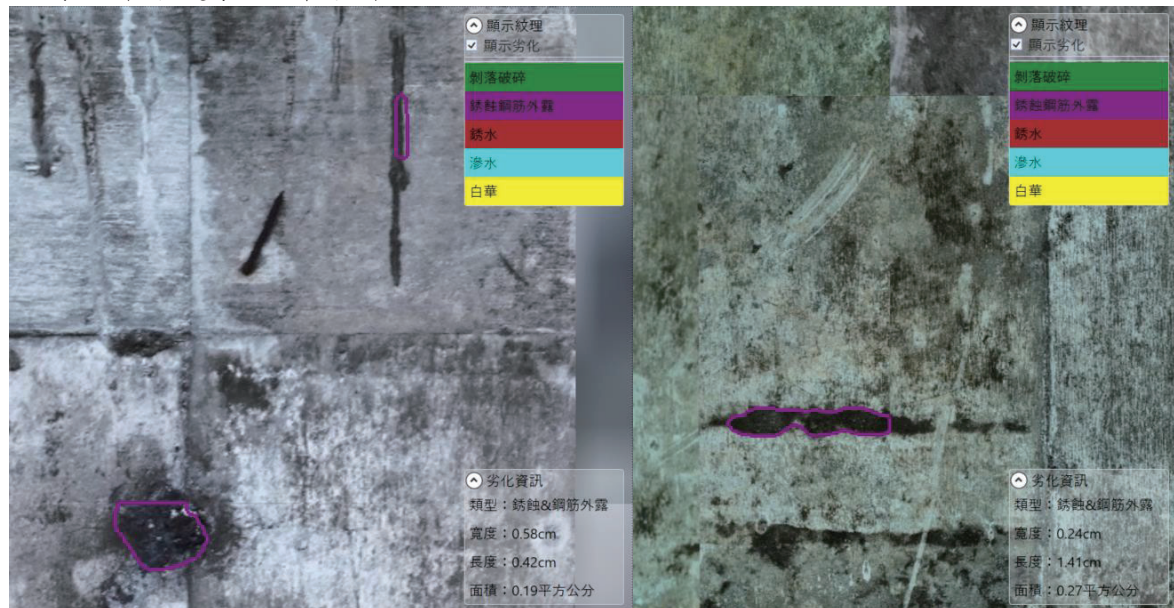


圖 4.146 鋼筋外露與銹蝕偵測案例



圖 4.147 混凝土剝落偵測案例

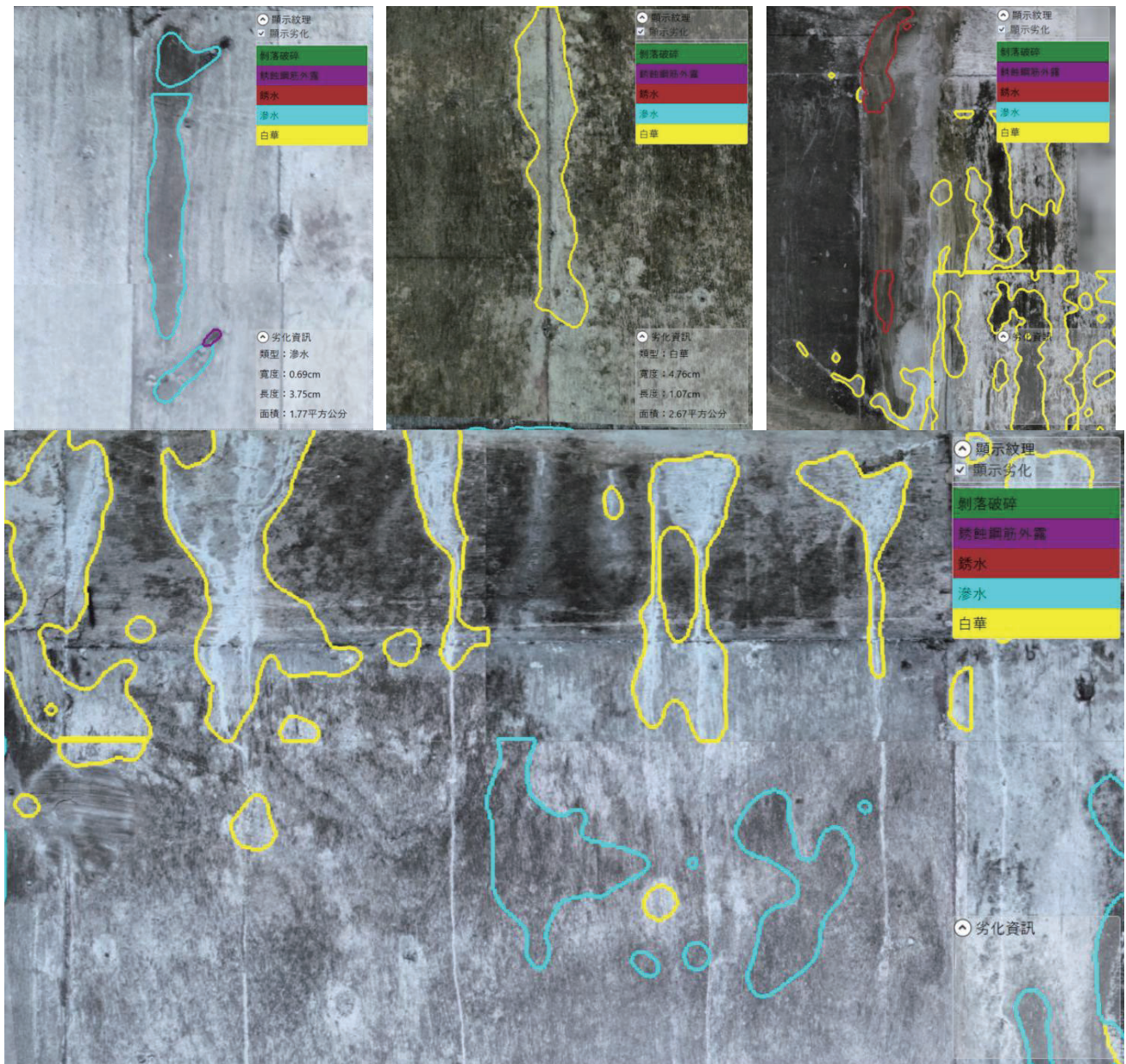


圖 4.148 滲水、白華與銹水偵測案例

4.5 辦理現地成果觀摩會說明

成果觀摩會已於 112 年 11 月 7 日舉辦，針對成果發表場域地點，本研究場勘 8 座位在臺南市與嘉義縣之高速公路橋梁，並實際步行至現場評估無人機起降地點、飛行區域及 UWB 設備架設等位置是否有障礙物遮蔽訊號，或影響無人機飛行安全。此外為考量舉辦成果觀摩會之需求，還需考慮其他因素，包括出席人數、停車空間、簡報場地座位區、臨時廁所位置、會場與高鐵站之距離，以及至會場之路況是否太狹窄、難行或危險等。因此所選擇之測試橋梁並非僅僅評估是否可以無人機進行橋梁檢測而已，若排除舉辦成果觀摩會之需求，本次場勘的 8 座橋梁皆可使用無人機進行橋梁巡檢。

1. 國道測試場域橋梁場勘

本研究分別於 2023 年 3 月 13 日與 4 月 14 日進行了兩天的場勘，共勘查了 8 座橋梁，其中嘉義縣與臺南市分別有 4 座橋，現場照片如圖 4.149～圖 4.156 所示。表 4-28 彙整所有橋梁現場勘查重點之比較，最後本研究建議選擇臺南市白河國道 3 號頭前溪河川橋做為測試區橋梁，以及成果觀摩會會場。因其為箱型梁形式，主梁外表有些許裂縫與白華滲水，由於橋梁高度超過 10 公尺，現場肉眼無法直接判斷，相當適合使用無人機拍攝高解析影像進行檢測，符合本研究之研究目標。



圖 4.149 國道測試場域橋梁場勘-嘉義縣國道 1 號牛稠溪橋



圖 4.150 國道測試場域橋梁場勘-嘉義縣國道 3 號葉子寮溪河川橋



圖 4.151 國道測試場域橋梁場勘-嘉義縣國道 3 號三疊溪河川橋



圖 4.152 國道測試場域橋梁場勘-嘉義縣國道 3 號內埔子水庫一號高架橋



圖 4.153 國道測試場域橋梁場勘-臺南市國道 1 號二仁溪



圖 4.154 國道測試場域橋梁場勘-臺南市國道 3 號深坑子溪



圖 4.155 國道測試場域橋梁場勘-臺南市國道 1 號及 8 號西側交流道



圖 4.156 國道測試場域橋梁場勘-臺南市國道 3 號頭前溪河川橋(緊鄰善主公廟)

表 4-28 所有橋梁場勘之彙整說明

國道/橋名/形式	縣市	鄉鎮	交通(開車)	停車場	飛行展示區域	簡報區域	地形與植被	備註
國道 1 號 二仁溪 (PCI 梁)	臺南市	仁德	距高鐵台南站 5.5 公里，接近橋梁有一段泥土路	距場地約 500m 外有大型停車空間，或者河堤旁有~20 台空間	泥沙地。P2-1(S)及 P2-2(S)到 P1-1(S)及 P1-2(S)間	泥沙地。P2-1(N)及 P2-2(N)到 P1-1(N)及 P1-2(N)間	橋下地形平坦，橋旁有斜坡且有樹木，妨礙飛行。橋下許多植被及矮樹須要砍除	需裝置流動廁所
國道 3 號深坑子溪 (PCI 梁)	臺南市	龍崎	距高鐵台南站 15.6 公里，有一段很長的產業道路	橋下停車空間~20 台	目前施工中預計 2023 年底完工，第二跨，泥沙地，北向車道高差約為 6m	第二跨，泥沙地，南向車道	地形高差大，且有些小樹需砍除	需裝置流動廁所
國道 1 號及 8 號西側交流道 (箱型梁)	臺南市	新市	距高鐵台南站 28 公里，行車時間約 30 分鐘	橋下附近有許多大型空間，但目前施工中預計 2024 年才會完工，目前圍起來無法使用			地形平坦，不須要去除植被	需裝置流動廁所
國道 3 號頭前溪河川橋 (箱型梁)	臺南市	白河	距嘉義高鐵車站 21.2 公里，行車時間約 20 分鐘	橋旁有一間善主公廟，廟前有停車空間~40 台	第 4 跨，橋高約 12m，橋寬約 25m，橋下目前僅剩排水工程，預計今年 5/15 完工	第 3 跨，橋下目前僅剩排水工程，預計今年 5/15 完工	地形平坦，橋下都是水泥地，不需去除植被	善主公廟有廁所
國道 1 號牛稠溪橋 (PCI 梁)	嘉義縣	民雄鄉	距高鐵嘉義站約 14 公里	產業道路，無法停車	橋面寬，可選南北向之一車道	幾乎沒有空間舉辦會議	泥沙地，地形起伏大，許多植被及矮樹需砍除	需裝置流動廁所

國道 3 號葉子寮溪河川橋 (箱型梁)	嘉義縣	大林鎮	距高鐵嘉義站約 32 公里	橋下為產業道路~15 台之停車空間。	橋面寬，可選南北向之一車道	幾乎沒有空間舉辦會議	泥沙地，地形平緩，但許多植被及樹木需砍除	需裝置流動廁所
國道 3 號三疊溪河川橋 (箱型梁)	嘉義縣	大林鎮	距高鐵嘉義站約 30 公里	第 1~2 跨，產業道路旁，約~20 台停車空間	第 3 或 4 跨，需走過一個臨時無護欄之便橋，距離停車處約 200 公尺	第 3 或 4 跨，需走過一個臨時無護欄之便橋，距離停車處約 200 公尺	泥沙地，地形高差大，且有許多植被及樹木需砍除	需裝置流動廁所
國道 3 號內埔子水庫一號高架橋 (箱型梁)	嘉義縣	民雄鄉	距高鐵嘉義站約 29 公里，沿途多為蜿蜒的產業道。	到橋梁前都是狹小產業道路，接近橋梁處僅有~10 台停車空間	橋面寬，可選南北向之一車道	橋梁下方有腹地，約容納 50-70 人	泥沙地，起降地點，較多植被及矮樹要除去	需裝置流動廁所

2. 活動流程

本研究於 112 年 11 月 7 日於臺南國道 3 號頭前溪河川橋辦理「橋檢新工具-無人機結合 AI 技術成果觀摩會」，現場邀請交通部、高公局、公路局、各部會、各縣市政府及橋檢公司共同參與交流(流程如表 4-29)。現場除了橋梁檢測應用及成果分析說明外，並有安排無人機橋下自動飛行拍攝動態展示；本次成果觀摩會除展示現階段成果，同時說明後續持續推動精進橋梁檢測技術之相關計畫，藉此與橋梁管理機關(構)相互交流，以利未來成果之推動，

表 4-29 成果觀摩會流程

時間	流程、	講者/內容
13:30~14:20	報到	
14:20~14:25	主辦單位致詞	交通部運輸研究所所長 林繼國
14:25~14:30	貴賓致詞	交通部參事 李綱
14:30~14:35	無人機搭配 AI 影像辨識應用於 橋梁檢測說明	交通部運輸研究所運輸工程及海空運 組 賴威伸組長
14:35~14:50	以 AI 為基礎之橋梁檢測分析成 果說明	國立成功大學 饒見有計畫主持人
14:50~14:55	無人機自動巡航啟動儀式及合 照	參事及與會貴賓
14:55~15:10	無人機橋下自動飛行拍攝展示	臺灣希望創新股份有限公司 李志清計畫協同主持人
15:10~15:40	媒體 / 茶敘	
15:40~16:00	橋管單位等出席人員 Q&A	饒見有計畫主持人、 李志清、林昭宏、劉光晏等 計畫協同主持人
16:00	賦歸	

(1) 觀摩會之動線及空間規劃

成果觀摩會之動線及空間規劃，包括動態展示區、簡報說明區(舞台)、停車場規劃與廁所之分布圖，各區緊緊相鄰，而在進行簡報說明及動態展示期間，步行區將管制所有車輛之通行，以策安全。停車區域除了原先的停車場規劃外，市道 165 也可以靠路邊依序停放(如圖 4.157~圖 4.158)。



圖 4.157 頭前溪河川橋(善主公廟旁) 之動線及空間規劃



圖 4.158 頭前溪河川橋(善主公廟旁) 之成果觀摩會現場

(2)簡報說明區及動態展示區規劃

「簡報說明區」及「動態展示區」位在頭前溪河川橋梁下方(如圖 4.159~圖 4.160)，現場有護欄搭圍成一個封閉區域，護欄有出入口。「簡報說明區」將以座位形式呈現，現場搭建大型電視投影簡報設備，搭建舞台方便與會嘉賓進行致詞，啟動儀式與相關議題討論。「動態展示區」將展示無人機橋梁巡檢流程，現場規劃可透過大型電視或至站立觀賞區觀看無人機巡檢飛行。



圖 4.159 簡報說明區及動態展示區規劃



圖 4.160 簡報說明區及動態展示區之成果觀摩會現場

(3)主舞台區架設規劃

圖 4.161~圖 4.162 為主舞台區（電視牆，活動舞台，帳篷，座位，水冷扇等）及茶敘交流區規劃內容。

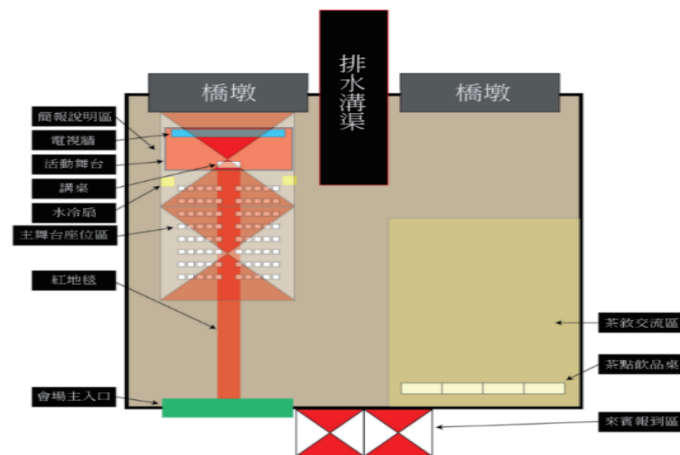


圖 4.161 主舞台區及茶敘交流區規劃

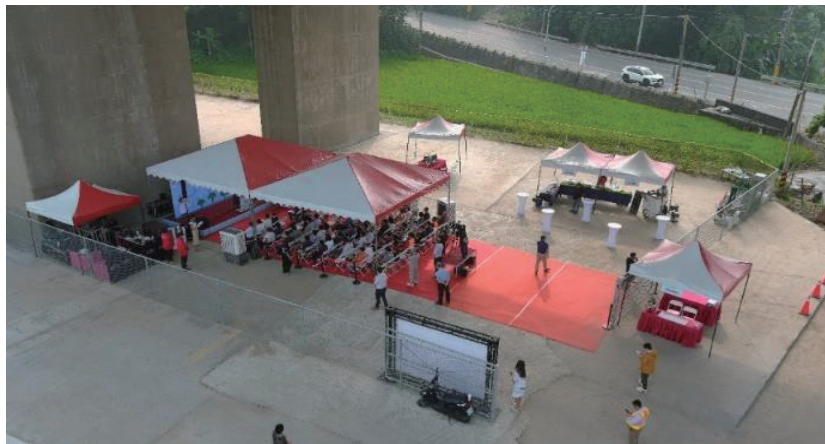


圖 4.162 主舞台區及茶敘交流區之成果觀摩會現場

(4)成果觀摩會活動現場紀錄如圖 4.163~圖 4.166。



圖 4.163 成果應用說明



圖 4.164 成果觀摩會參與貴賓合照



圖 4.165 無人機橋下自動飛行拍攝說明

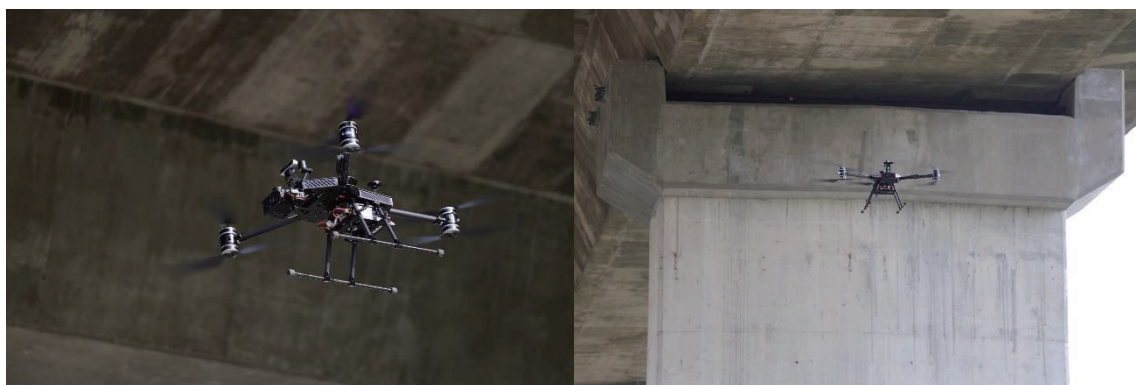


圖 4.166 橋梁巡檢無人機於成果觀摩會現場動態飛行

4.6 目前研發技術之後續改善建議

1. 無人機技術

- (1) 將無人機小型化，縮短安全距離以便飛入狹小空間，例如 PCI 橋梁兩個大梁之間，以便近距離拍攝。
- (2) 採用 Sony ILX-LR1 相機，具備 6,100 萬畫素，機身重量僅 243g，有效降低酬載重量，進而無人機提升續航力。
- (3) 採用高效能機載電腦，及深度學習相機等關鍵視覺導航零組件模組整合，有效降低占用重量及體積，進而提升無人機續航力。
- (4) 採用高能量密度電池，有效延長滯空時間，進而提升無人機續航力。
- (5) 由使用者選取平面、設定飛機安全距離、相機相關參數(焦距、畫幅、相片重疊率..)，透過程式計算出拍照點，以提升航線規劃之自動化程度、提高拍攝效率。
- (6) 透過相關路徑優化演算法，協助規劃更有效率的飛行順序。
- (7) 設計與製作 UWB 於橋面上之移動式架站方式。

2. AI 劣化辨識技術

112 年度的計畫在訓練資料方面進行了 3 個項目的改進，包含裂縫影像標記邊界的一致化、訓練資料數量增加，以及大幅增加銹水標註影像，使各劣化類別訓練影像數量接近，訓練資料的改進使得 AI 模型的辨識率獲得顯卓的進步，這代表著目前深度學習模型的架構與損失函數的設計已接近完整，可改進模型辨識率的是(1)訓練資料與落地實務應用情況的相似性、(2)訓練資料的多樣性、以及(3)影像標註的品質，後續改善的建議仍著重這三點。目前訓練資料的影像主要來自車行橋梁管理資訊系統資料庫，影像拍攝距離不一，影像空間解析度不同，但今年橋梁所拍攝的 UAV 高解析度影像其空間解析度 GSD 達 0.2-0.3 mm，與訓練資料有相當大差距，建議對 UAV 高解析度影像進行人工標記，以產生接近落地應用的訓練資

料，使用高解析度正射影像為新的訓練資料，微幅調整(Fine-tune)目前已收斂 AI 模型。另一建議使用近幾年深度學習熱門的生成模型(GAN)技術，以自動化、生成方式擴大訓練資料的多樣性，使得 AI 模型可適用於各式環境與場景的橋梁。

3. AI-IBBIS 系統

本研究已開發一套影像式 AI 橋梁檢測系統軟體可供橋檢顧問公司製作橋檢報告，同時可供橋管單位進行第三方稽核。然而為落地應用，仍需將使用者介面友善處理，同時增加一些功能，例如從 3D 模型或 2D 分解圖中直接測量一些長度或面積、若 AI 有漏判情況，可直接於 3D 模型或 2D 分解圖中進行數化劣化區多邊形或裂縫線段、可刪除誤判的劣化區域、分析裂縫與滲水白華之空間關係判斷是否有重疊、優化裂縫寬度同時將中斷之裂縫進行相連處理、將結構裂縫之判斷成果放於註解中等等。此外為避免影像模糊造成影像空三平差解算時的誤差，以及後續 AI 各式劣化偵測的錯誤，建議未來要增加影像模糊的偵測，包括影像品質的檢驗，要避免太暗或過曝的影像，同時可以當作委外拍攝無人機影像時的驗收標準。

第五章 結論與建議

無人機技術的快速發展為許多領域帶來全新的解決方案，尤其在橋梁檢測方面，利用無人機的高效、靈活操控以及觸及範圍廣泛的特點，可以更便捷和全面的方式針對橋梁構件進行高解析度拍照，並藉由人工智慧深度學習等技術進而橋梁檢測分析，精準而快速地找出橋梁構件劣化類型及嚴重程度，大大提升檢測之效率和準確性。

本研究辦理「無人機搭配 AI 影像辨識應用於橋梁檢測之研究」兩年期(111~112 年)計畫，在 111 年已開發混凝土橋梁 AI 影像辨識模式，可辨識混凝土橋梁六大主要構件(1.主梁，2.橫隔梁，3.橋墩/帽梁，4.橋面板，5.橋台，6.擋土牆)之三大劣化缺失(1.混凝土結構裂縫，2.混凝土剝落、破碎、鋼筋外露、銹蝕，3.滲水、白華損傷)，112 年結合無人機技術，利用無人機機動性、即時性及便利性等特點，自動化飛行拍攝橋梁影像並利用 AI 影像辨識橋梁構件劣化狀況，以增進橋梁檢測品質與效率。

5.1 結論

1. 綜合本研究成果，可歸納以下幾項量化指標：
 - (1) 從 3D 模型各矩形框的正射影像的覆蓋度推估，頭前溪河川橋無人機實際拍攝成果之覆蓋度可達 90%以上，主要缺漏處是因為幾處位置基於安全考量無人機無法近距離拍攝，其中包括兩座橋之間的橋墩側面、上方帽梁側面與橋面板旁之橫隔梁。
 - (2) Deeplab V3++ AI 劣化辨識成果，裂縫之漏授與誤授誤差約 35%，而其他劣化類別則在 12%~25%之間。
 - (3) 無人機橋下自動導航定位之絕對定位精確度可達 20 公分以內。
 - (4) 無人機自動航拍之效率，若經驗足夠，可適當安排航線，1 個架次拍滿 11 分鐘，則可以在 3 天內拍攝 20 個架次，完成頭前溪橋一跨的拍攝。
2. 從各 AI 模型版本比較結果可看出，Deeplab v3++新模型在各項精度指標皆有顯著的提升，相對於 Deeplab v3++前期舊模型，裂縫、銹蝕、剝落、白華、滲水的 IoU 分別提升了 8.02%、13.92%、5.57%、8.20%、7.21%，而在 OE/CE 則是分別降低了 1.76/13.49%、12.15/8.38%、1.77/5.55%、1.48/14.04%、4.09/6.19%；今年的 Lawin 新模型對於裂縫劣化類別精度指標有提升，其裂縫辨識的 IoU 提升了 4.13%，但銹蝕、剝落、白華、滲水、與銹水劣化類別表現與前期相當，這與 Lawin 模型較龐大且複雜有關係，模型要獲得更好的收斂較不易。今年的 DeepLab v3++模型在各劣化類別的辨識率皆有顯著提升，在裂縫、銹蝕、剝落、白華、滲水、與銹水等劣化類別的 IoU 分別為 49.24%、71.69%、77.17%、64.25%、71.38%、與 65.88%，使得其表現優於 Lawin 模型，影像辨識可靠度提升，大幅降低人工介入次數與時間。

3. 本研究發展出安全穩定且定位準確，可進行橋梁巡檢拍攝高解析度照片的 TD-Y6B-1200 無人機，透過橋梁 3D 模型的協助，以半自動方式進行航線規劃，並以一鍵起飛、自動定位導航與拍照、自動降落的模式拍攝橋梁表面高解析影像。透過攝影測量 SfM 所精算後的照片位置，評估所拍攝影像的絕對定位精度約 20 公分，顯示本研究開發之 GRVINS 演算法搭配 RTK+IMU+VIO+UWB 感測器進行橋下無 GNSS 訊號之定位導航技術已接近落地應用的階段。
4. 本研究開發一套共享軟體，可供各部會與縣市政府橋管機關無償使用，本系統結合了前兩項技術，將低解析影像所製作之物件化橋梁 3D 模型，以及無人機所拍攝之高解析影像，進行正射影像校正，再利用各式 AI 橋梁劣化自動辨識模式偵測各種劣化項目，同時根據橋梁檢測規範制定 DERU 自動評比之法則與程序。此 APP 主要特色為使用正射影像進行 AI 劣化偵測，可以得到劣化區尺寸資訊，例如裂縫寬度。此外可展示全橋仿真 3D 模型、個別橋梁構件仿真 3D 模型、個別橋梁構件 2D 分解圖，同時可以套疊 AI 劣化偵測成果；因此可逐構件與逐面自動評比 DERU、匯出 Excel 檔案格式便於匯入橋梁管理系統、協助橋梁結構專家研判結構裂縫與評估橋梁安全，未來若同 1 座橋每 1~2 年拍攝 1 次高解析影像，即可進行劣化變異分析，研判之前的劣化區是否有進一步惡化的情況。
5. 受惠於科技發展，未來將朝向縮小無人機尺寸，達到可長時間滯空的高性能橋梁巡檢無人機，例如 SONY 近期推出 ILX-LR1 這款專為 UAV 設計的全片幅相機，具備 6,100 萬畫素，機身重量僅 243g。又如高效能機載電腦及深度學習相機等關鍵視覺導航零組件，未來都將有機會可以高度整合成同一塊模組，這將大幅提高效能與整合度，並減少訊號傳輸錯誤機率及降低載重及體積。此外高能量密度電池的研究開發，在相同體積重量下，電池密度的提升將有效延長無人滯空時間，將有助於檢測作業。

5.2 建議

1. 本研究從以下幾點繼續提高模型辨識成功率與穩定度(1)訓練資料的增加、(2)影像標註的編修與一致化、(3)深度學習模型的調整與(4)損失函數的改進。Lawin 模型在編碼器與解碼器間加入一個資料傳送捷徑，讓高解析度影像細節從編碼器傳送至解碼器，改善細小裂縫偵測成功率；在訓練資料編修方面，重新編修裂縫標記資料邊界，使其裂縫在影像邊界能一致化，另外訓練資料集數量也持續的增加，尤其銹水的標註資料從 2,370 張擴增至 12,410 張影像，與其他劣化類別影像數量接近。
2. 目前訓練資料的影像主要來自車行橋梁管理資訊系統資料庫，影像拍攝距離不一，影像空間解析度不同，但今年橋梁所拍攝的 UAV 高解析度影像其空間解析度 GSD

達 0.2-0.3 mm，與訓練資料有相當大差距，建議對 UAV 高解析度影像進行人工標記，以產生接近落地應用的訓練資料，使用高解析度正射影像為新的訓練資料，微幅調整(Fine-tune)目前已收斂 AI 模型。另建議使用近幾年深度學習熱門的生成模型 (GAN)技術，以自動化、生成方式擴大訓練資料的多樣性，使得 AI 模型可適用於各式環境與場景的橋梁。

3. 為避免影像模糊造成影像空三平差解算時的誤差，以及後續 AI 各式劣化偵測的錯誤，建議未來要增加影像模糊的偵測，包括影像品質的檢驗，要避免太暗或過曝的影像，同時可以當作委外拍攝無人機影像時的驗收標準。
4. 從成果驗證章節可以發現，本研究所開發之技術可偵測到許多在橋梁下不容易發現之細微，而與人工辨識數化之裂縫比較，兩者之相似度相當高。實驗成果顯示，本研究開發之技術已經接近落地應用階段；此外本研究所開發之技術，除可以應用在混凝土橋梁檢測外，未來亦可應用在其他混凝土構造物，例如水壩、河堤、隧道等構造物之檢測。

參考文獻

1. 王炤烈,2018.”特輯引言：義大利 Morandi 橋崩塌帶來的省思”,DOI: 10.6653/MoCICHE.201810_45(5).0001,土木水利,45 卷 5 期 (20181001),pp. 4
2. 彭康瑜,林曜滄,宋裕祺,洪曉慧,蘇進國,吳明遠,2018.”Morandi 橋崩塌事件分析報導”,DOI: 10.6653/MoCICHE.201810_45(5).0002,土木水利,45 卷 5 期 (20181001),pp. 5-21
3. 交通部, 2018。交通技術標準規範公路類公路工程-公路橋梁檢測及補強規範,2018 年 10 月。
https://www.motc.gov.tw/ch/home.jsp?id=740&parentpath=0%2C2%2C738&mcustomize=divpubreg_view.jsp&dataserno=425&aplistdn=ou=data,ou=divpubreg,ou=ap_root,o=motc,c=tw&toolsflag=Y&imgfolder=img%2Fstandard。
4. 交通部,2020。交通技術標準規範公路類公路工程-公路橋梁檢測及補強規範,2020 年 1 月。
5. 交通部運輸研究所,2018 年「我國橋梁檢測方式之發展探究」,<https://www.iot.gov.tw/cp-78-12237-410ea-1.html>。
6. Matija Radovic, Offei Adarkwa, & Qiaosong Wang, 2015. “Civil Data Analytics performed bridge inspections using Unmanned Aerial Vehicles and Image Reconstruction”, The 11th Annual Inter-University Symposium for Infrastructure Management (AISIM11).
7. 日本國土交通省,2015.下一代社會基礎設施機器人的開發和引進。
8. 小沼惠太郎,2015.由多視點圖像三維施工技術土木結構的研究,太平洋顧問有限公司
9. 曾子峻,2011,“多軸飛行器於橋梁檢測之應用研究”,國立高雄應用科技大學,土木工程與防災科技研究所,碩士論文,107 頁。
10. 姚乃嘉,2013,“三維橋梁目視檢測輔助系統之研究”國立中央大學營建管理研究所. 科技部計畫報告。
11. 姚乃嘉,2015,“建立行動裝置 3D 橋梁檢測應用程式之研究”國立中央大學營建管理研究所. 科技部計畫報告。
12. LeCun, Y., Bengio, Y., Hinton, G., 2015. Deep learning. Nature 521, 436-444.
13. Kruachottikul, P., Cooharajanane, N., Phanomchoeng, G., Chavarnakul, T., Kovitanggoon, K., Trakulwanont, D., Atchariyachanvanich, K., 2019. Bridge Sub Structure Defect Inspection Assistance by using Deep Learning, 2019 IEEE 10th International Conference on Awareness Science and Technology (iCAST). IEEE, pp. 1-6.
14. Kim, I.H., Jeon, H., Baek, S.C., Hong, W.H., Jung, H.J., 2018. Application of Crack Identification Techniques for an Aging Concrete Bridge Inspection Using an Unmanned Aerial Vehicle. Sensors (Basel) 18.
15. Narazaki, Y., Hoskere, V., Hoang, T.A., Spencer Jr, B.F., 2018. Automated vision-based bridge component extraction using multiscale convolutional neural networks. arXiv preprint

arXiv:1805.06042.

16. 連冠婷, 2018.”以全卷積網路結合物件導向影像分類進行橋梁裂縫偵測”,國立成功大學,測量及空間資訊學系,碩士論文,77 頁。
17. Li, K., Wang, B., Tian, Y., & Qi, Z. (2021). Fast and accurate road crack detection based on adaptive cost-sensitive loss function. *IEEE Transactions on Cybernetics*.
18. Badrinarayanan, V., Kendall, A., Cipolla, R., 2017. SegNet: A Deep Convolutional Encoder-Decoder Architecture for Image Segmentation. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell* 39, 2481-2495.
19. Dong, Y., Wang, J., Wang, Z., Zhang, X., Gao, Y., Sui, Q., Jiang, P., 2019. A Deep-Learning-Based Multiple Defect Detection Method for Tunnel Lining Damages. *IEEE Access* 7, 182643-182657.
20. Zou, Q., Zhang, Z., Li, Q., Qi, X., Wang, Q., & Wang, S. ,2018. Deepcrack: Learning hierarchical convolutional features for crack detection. *IEEE Transactions on Image Processing*, 28(3), 1498-1512.
21. Qu, Z., Cao, C., Liu, L., & Zhou, D. Y. ,2021. A deeply supervised convolutional neural network for pavement crack detection with multiscale feature fusion. *IEEE transactions on neural networks and learning systems*.
22. He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J., 2016. Deep residual learning for image recognition. *In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2016)*, pp. 770-778.
23. Song, W., Jia, G., Zhu, H., Jia, D., Gao, L., 2020. Automated Pavement Crack Damage Detection Using Deep Multiscale Convolutional Features. *Journal of Advanced Transportation* 2020.
24. Zhao, H., Shi, J., Qi, X., Wang, X., Jia, J., 2017. Pyramid scene parsing network, *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 2881-2890.
25. Sun, Y., Yang, Y., Yao, G., Wei, F., & Wong, M. ,2021. Autonomous crack and bughole detection for concrete surface image based on deep learning. *IEEE Access*, 9, 85709-85720.
26. König, J., Jenkins, M. D., Mannion, M., Barrie, P., & Morison, G. (2021). Optimized deep encoder-decoder methods for crack segmentation. *Digital Signal Processing*, 108, 102907.
27. Satoshi ANAI, Nobuyoshi Yabuki, Tomohiro Fukuda (2021). Precision Comparison of Deep Learning Models for Detecting Concrete Surface Deterioration Types from Digital Images, *Journal of Japan Society of Civil Engineers Ser F3 (Civil Engineering Informatics)* 77(1):1-13, DOI:10.2208/jscejcei.77.1_1
28. S. Lynen, M. W. Achtelik, S. Weiss, M. Chli, and R. Siegwart, “A robust and modular multi-sensor fusion approach applied to mav navigation,” in *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*, Nov 2013, pp. 3923–3929.
29. S. Lynen, M. W. Achtelik, S. Weiss, M. Chli, and R. Siegwart, “A robust and modular multi-sensor fusion approach applied to mav navigation,” in *Proc. of the IEEE/RSJ Int. Conf. on Intell. Robots and Syst.* IEEE, 2013, pp. 3923–3929.

30. S. Weiss, M. Achtelik, S. Lynen, M. Chli, and R. Siegwart, "Real-time onboard visual-inertial state estimation and self-calibration of MAVs in unknown environments," in *Proc. of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, St. Paul, MN, May 14–18, 2012, pp. 957–964.
31. A. I. Mourikis and S. I. Roumeliotis, "A multi-state constraint Kalman filter for vision-aided inertial navigation," in *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Rome, Italy, Apr. 10–14, 2007, pp. 3565–3572.
32. M. K. Paul, K. Wu, J. A. Hesck, E. D. Nerurkar, and S. I. Roumeliotis, "A comparative analysis of tightly-coupled monocular, binocular, and stereo VINS," in *Proc. IEEE Int. Conf. Robot. Autom.*, Singapore, May 2017, pp. 165–172.
33. M. Bloesch, M. Burri, S. Omari, M. Hutter, and R. Siegwart, "Iterated extended Kalman filter based visual-inertial odometry using direct photometric feedback," *Int. J. Robot. Res.*, vol. 36, no. 10, pp. 1053–1072, 2017.
34. N. Brunetto, S. Salti, N. Fioraio, T. Cavallari, and L. Stefano. "Fusion of inertial and visual measurements for rgb-d slam on mobile devices," in *IEEE International Conference on Computer Vision Workshops*, pages 1–9, 2015
35. S. Leutenegger, S. Lynen, M. Bosse, R. Siegwart, and P. Furgale, "Keyframe-based visual-inertial odometry using nonlinear optimization," *International Journal of Robotics Research*, vol. 34, no. 3, pp. 314–334, 2015.
36. C. Forster, L. Carlone, F. Dellaert, and D. Scaramuzza, "On-manifold preintegration for real-time visual-inertial odometry," in *IEEE Trans. Robot.*, vol. 33, no. 1, pp. 1–21, Feb. 2017.
37. C. Forster, M. Pizzoli, and D. Scaramuzza, "SVO: Fast semi-direct monocular visual odometry," in *Proc. IEEE Int. Conf. Robot. Autom.*, Hong Kong, May 2014, pp. 15–22.
38. C. Forster, Z. Zhang, M. Gassner, M. Werlberger, and D. Scaramuzza, "SVO: Semidirect visual odometry for monocular and multicamera systems," in *IEEE Trans. Robot.*, vol. 33, no. 2, pp. 249–265, 2017
39. T. Qin, P. Li, and S. Shen, "VINS-Mono: A robust and versatile monocular visual-inertial state estimator," *IEEE Transactions on Robotics*, vol. 34, no. 4, pp. 1004–1020, 2018.
40. C. Campos, R. Elvira, J. J. G. Rodríguez, J. M. Montiel, and J. D. Tardós, "ORB-SLAM3: An accurate open-source library for visual, visual-inertial, and multimap SLAM," in *IEEE Trans. Robot.*, vol. 37, no. 6, pp. 1874–1890, Dec. 2021.
41. J. Rehder, J. Nikolic, T. Schneider, T. Hinzmann, and R. Siegwart. "Extending kalibr: Calibrating the extrinsics of multiple IMUs and of individual axes," in *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. May 2016, pp. 4304–4311.
42. W. Huang and H. Liu, "Online initialization and automatic camera-IMU extrinsic calibration for monocular visual-inertial SLAM," in *Proc. IEEE Int. Conf. Robot. Autom.*, 2018, pp. 5182–5189.
43. S. Lynen, M. W. Achtelik, S. Weiss, M. Chli, and R. Siegwart, "A robust and modular multi-sensor fusion approach applied to mav navigation," in *IEEE/RSJ International Conference on*

Intelligent Robots and Systems, Nov 2013, pp. 3923–3929.

44. S. Lynen, M. W. Achtelik, S. Weiss, M. Chli, and R. Siegwart, “A robust and modular multi-sensor fusion approach applied to mav navigation,” in *Proc. of the IEEE/RSJ Int. Conf. on Intell. Robots and Syst.* IEEE, 2013, pp. 3923–3929.
45. H. Xu, Y. Zhang, B. Zhou, L. Wang, X. Yao, G. Meng and S. Shen, 2021, “Omni-swarm: A Decentralized Omnidirectional Visual-Inertial-UWB State Estimation System for Aerial Swarm,” in *arXiv*, *arXiv:2103.04131*.
46. S. Cao, X. Lu and S. Shen, "GVINS: Tightly Coupled GNSS–Visual–Inertial Fusion for Smooth and Consistent State Estimation," in *IEEE Transactions on Robotics*, 2021.
47. Chen, L.C., Zhu, Y., Papandreou, G., Schroff, F., Adam, H., 2018. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation, *Proceedings of the European conference on computer vision (ECCV)*, pp. 801-818.
48. Yu, F., Koltun, V., & Funkhouser, T., 2017. Dilated residual networks. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2017)*, pp. 472-480.
49. Lin, T. Y., Goyal, P., Girshick, R., He, K., & Dollár, P. (2017). Focal loss for dense object detection. In *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision* (pp. 2980-2988).
50. Dosovitskiy, A., Beyer, L., Kolesnikov, A., Weissenborn, D., Zhai, X., Unterthiner, T., Dehghani, M., Minderer, M., Heigold, G., Gelly, S., Uszkoreit, J., & Houlsby, N. 2021, An Image is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale, *The International Conference on Learning Representations (ICLR)*.
51. Chen, L.C., Papandreou, G., Schroff, F., Adam, H., 2017. Rethinking atrous convolution for semantic image segmentation. *arXiv preprint arXiv:1706.05587*.
52. Shule, W., Almansa, C., Queralta, J.P., Zou, Z., & Westerlund, T. ,2020. UWB-Based Localization for Multi-UAV Systems and Collaborative Heterogeneous Multi-Robot Systems: a Survey. *ArXiv*, abs/2004.08174.
53. 交通部，2011 年。「橋梁目視檢測評估手冊(草案)」之研擬，2011 年 10 月。
54. 交通部，2012 年。「公路養護規範」，<https://gpi.culture.tw/books/1010100293>。

附件 1 期中報告審查會議審查意見處理情況表

交通部運輸研究所 ☐ 合作研究計畫 ☐ 委託研究計畫

☒ 期中 ☐ 期末報告 ☐ 會議 ☐ 書面 ☐ 複審

審查意見處理情形表

計畫名稱：MOTC-IOT-112-EDB006 無人機搭配 AI 影像辨識應用於橋梁檢測之研究(2/2)-無人機自動化檢測架構探討

執行廠商：國立成功大學

審查委員/單位之意見	執行廠商處理情形	本所各組及中心審查意見
一、黃維信委員：		
1. 請再說明如何透過攝影測量建立具有精確絕對地理坐標之仿真橋梁3D 網格模型，特別是沒有初始橋梁模型時如何建立	當某座橋還沒有建置過仿真橋梁3D 網格模型前，先到現場勘查可以佈置地面控制點或當作控制點之道路標線端，再以 VBS RTK 測量控制點之絕對地理坐標，接著使用空拍機(其相機雲台最好是具有上下180度旋轉功能，以便垂直往上拍攝橋面板底部)以手動操控在視距內飛行，從各種角度位置拍攝橋梁外表與周遭環境，包括一些距離橋面很近的樹木或設施，以便未來協助高解析影像拍攝時可以規劃合適的航線不會碰到這些障礙，造成飛安事件。拍攝時不要定點環拍，要隨時改變位置，相鄰照片要有60%~80%的重疊，之後再以無人機影像處理軟體，例如 Metashape 與 Pix4dMapper 等計算照片之位置與姿態，包括相機自率等，進而產製點雲與仿真3D 模型，過程中須要在影像上量測地面控制點，以便將3D 模型轉換到絕對地理座標。詳細過程請參考期中報告2.3節。	同意辦理
2. 報告所提多技術融合演算法所採用的定位技術，是在橋梁一跨的4個端點架設4根長竿，測得絕對地理坐標後，長竿下端裝置 UWB 定	本年度計畫仍在開發橋下無 GNSS 訊號時之定位導航技術，仍在測試階段並未包括架設 UWB 站的支架設計與製作，故無法答覆未來實際運作時的架設	同意辦理

位固定站，經扣除長竿長度後得到4個 UWB 固定站之絕對坐標。請說明架設方式、架設作業時間、人力、費用，及可能遭遇到之困難。但後續又說明採用架設於地面之 UWB，會有差別嗎？如果不是用長竿而改用線繩的話，是否會受風力而影響精度？	方式、架設作業時間、人力、費用，及可能遭遇到之困難。 本研究之測試區橋下人員可以抵達，故在此測試階段是採用三腳架架設 UWB 站，因此必須先以地面測量技術，預先測量這些 UWB 站的絕對地理座標。 本研究建議未來無人機廠商於橋梁護欄旁架設長竿垂直延伸向下，上端為 RTK，長竿下端為 UWB 站。若改用線繩，有可能受風的吹動改變位置，進而影響無人機於橋下之定位準確度。故，無人機廠商未來在設計與製作 UWB 支架時要考量與解決此問題。	
3. 報告中使用的「座標」是否要一致修改為「坐標」？	遵照辦理。	同意辦理
4. 對於不同款 TD100-Y6F1200、TD100-Y6F920、TD100-Y6F850 無人機設計的發展沿革做說明，在規格比較的部份，表3-2建議增加「續航時間」之資料。	TD100-Y6F850屬於 TD100-Y6F1200的載具(Y6構型)驗證機，而因 Y6F850馬達動力關係，無法乘載 TD100-Y6F1200所需 payload，如單眼相機 SONY A7R4，因此無法在同樣負載條件下取得「續航時間」。	同意辦理
5. 在進行定位測試時採用的無人機為 TD-Q-850，後續將設備移植到 TD-Y6B-1200無人機，再對相機內參數等進行校正。若此定位技術證明可行，將來移植到不同的無人機時，須進行的校正為何？會不會有可能產生超乎預期的偏差？	相機內方位參數之校正是後續拍攝到照片後再處理，與無人機系統的整合無關，但移植到不同的無人機時須要進行視覺校正，如去年期末報告4.10.4節“橋檢無人機 TD100-Y6B1200 與 GRVINS 模組整合”。	同意辦理
6. 研究內容相當豐富，但報告之撰寫格式建議依運研所報告格式進行撰寫，讓閱讀可讀性更高。	遵照辦理	同意辦理
7. 建議增加前一期成果之說明，便於更容易掌握本期工作之延續內	遵照辦理	同意辦理

容。		
8. 報告 P97 未來長跨度橋梁架設 UWB 該如何處理，建議補充說明。 9.	目前使用的 UWB 在 100m x 40m 的範圍內皆可使用，在此長度內可以使用 4 個 UWB，若未來遇到更長跨度的橋，可以改用 6 個 UWB。	同意辦理
10. 請針對一座橋梁從前期的仿真橋梁 3D 網格模型建置，到應用本研究所開發的檢測技術應用，實際一座橋梁的作業時間及作業規定為何，包括是否須要進行交通管制等，請提供量化參考資料。	相關資料儘量於期末報告中提出，但因為本研究仍在測試階段，相關數據不一定可以當作未來落地應用的依據，例如“一座橋梁”的定義本身就不是很明確。	同意辦理
二、韓仁毓委員：		
1. 報告 P14 構件之寫入為自動化還是人工編寫？要如何將資料寫入 EXIF 中？其寫入的資料為靜態還是動態影像？	本研究無人機所拍攝之影像為高解析靜態影像，若影像為動態視訊影像會使解析度下降而無法偵測裂縫，並產生過高之影像重疊率與過多非必要資料。同時無人機上的飛控電腦會將構件名稱與照片拍攝位置之經緯度與高度寫入照片的 EXIF 檔頭中。	同意辦理
2. 報告中提及用緊耦合定位演算法這項技術，在整合各項資料過程中要如何去做切換？例如從無到有 GPS 的過程中是自動化切換還是人工判斷？若用到不好的 GPS 訊號是否會影響最終成果？	此定位技術皆為使用各項設備的原始資料(相機：影像；IMU：慣性感測數據；GPS：Doppler、Pseudo range；UWB：與基站的距離)。因此並不是在 GPS 及視覺定位各自的結果做切換，而是在將各項原始資料進行融合。在這個過程中，程式會判斷該原始數據的質量是否正常(GPS：該衛星被追蹤到的次數、Doppler 及 Pseudo range 的數據標準差；UWB：RSSI 數值等)，因此並不會使用訊號不好的 GPS 及 UWB 的感測數據。	同意辦理
3. 報告 P15 請說明在無 4G/5G 的環境中，會有何影響？	無人機上除了 4G/5G 模組外，尚搭載 RFD900x 及 Wi-Fi 等多重通訊設備，因此若無 4G/5G 的環境下，我們仍可透過其他通訊管道取得對飛機的監控與控制權。而定位算法是在無人機上的機載	同意辦理

	電腦上運行，並不會影響飛行安全。	
4. 報告 P18 若日後橋梁形態發生變化，針對3D 建模，要如何評估是否須要更新並重建3D 模型？	若橋梁發生嚴重的傾斜、位移或變形，就須要重建橋梁3D 模型，但估計這種情況下這座橋應該已經要考慮重建了。	同意辦理
5. 報告 P28 DERU 數值判定目前是以構件作為區分，AI 是否對此進行自動辨識？DERU 要如何計算？	本研究目前所開發的 AI 深度學習模型僅針對各種劣化類型的判識，並不是用在 DERU 的評等。而 DERU 的評等過程，是將構件3D 模型分解成2D 圖，將正射影像與 AI 劣化偵測成果投影到2D 分解圖上，再判斷裂縫是否為結構裂縫，以及是否有偵測到其他劣化類型，再根據橋梁檢測規範進行 DERU 的評等。	同意辦理 同意辦理
6. 報告 P43提及影像可以透過正射的方式套疊至橋梁模型上，若模型中有弧面之處，是否有相關應對方式？並說明如何得出精準外方位參數？會不會有影像匹配不合理的問題？	針對高解析影像偵測裂縫需求，本研究建議將橋梁構件表面切割成許多50cm x 50cm 的多邊形，並且製作 GSD 為0.2mm 的正射影像。若遇到構件具有弧面幾何，則可能改為10cm x 50cm 的多邊形。照片的外方位參數是利用照片的高重疊率，以特徵匹配與 SfM 技術進行解算，同時進行相機自率得到內方位參數。若照片之重疊率不足、影像太暗或過曝、照片內容大部分是天空或水體之均調區，則可能會產生匹配不正確的問題，這些照片就無法使用。	同意辦理
7. 是否已有一座橋梁能以目前所開發之技術實現檢測結果？	本研究期中報告前還沒有完成高解析影像的拍攝，而且相關檢測程序演算法與 UI 設計仍在開發中，所以還沒有完整的呈現整個檢測流程，預計年底成果發表才會有完整的成果。	同意辦理
8. 請問現階段已使用 AI 進行裂縫辨識，為何須要以霍夫轉換來偵測裂縫？	以 AI 所偵測得到的裂縫為“影像”格式，本研究為了計算裂縫寬度、長度、方向等資訊，需先將二值化影像轉成向量格式。因此，本研究開發了“向量式霍夫轉換”，用以偵測各群裂縫之主軸方向與位置，用以判斷是否為結構裂縫。	同意辦理
9. 關於偵測精度的問題，從數據中	AI 劣化偵測一定會有漏判與誤判的結	同意辦理

看出偵測劣化遺漏的比例仍有40%，若以此辨識結果進行DERU值的判定，是否可靠？團隊是否有規劃人工與機器相互驗證的機制？	果，針對裂縫部分，可以透過門檻值的設定提高誤判，降低漏判。因為，誤判部分通常發生在裂縫寬度過寬的像元，這些可以再使用後處理進行優化。而漏判的部分，就很難再恢復，故漏判率要儘量減少，這是本研究後續改善的目標。	
三、黃俊豪委員：		
1. 目前所開發之技術需搭配許多前置作業，為利落地實施，建議未來可盡量朝簡化方向努力。	本研究建議未來橋管機關可將這類無人機橋檢業務委託給橋檢顧問公司，而本研究開發之技術在落地應用後，應該要將所開發之 AI-IBBIS 系統轉移給橋檢顧問公司使用，同時進行完整的教育訓練，包括橋梁三維模型的建置。而無人機部分，也可以跟臺灣希望創新或其他無人機公司購買，如此即可完成所有作業程序，最後僅需將所有資料與橋檢報告交付給橋管機關，使用 AI-IBBIS 系統進行查核。	同意辦理
2. UAV 航拍及資料後處理所需時間，建議以橋跨為單位呈現。	本研究期末報告會呈現相關統計數據。	同意辦理
3. 橋檢可分為定檢、特檢、詳檢等3類，其中特檢可分為地震後特檢及颱風後特檢，本研究如可於短時間內完成 UAV 航拍及劣化辨識，則可應用於地震後特檢。	同意委員意見	同意辦理
4. 報告 P83 裂縫 IOU(%) 由36%提升為42%，其正確度方面之實際意義為偏向保守側還是非保守側？	IOU 提升表示正確度提升。	同意辦理
四、楊秉順委員：		
1. 報告 P28 以裂縫乘以10 公分當作影響面積之合理性依據建議補充，另如多個裂縫或劣化型態以	10公分這個數字是去年專家會議中某委員提出的建議，多個裂縫則是將所有裂縫的長度加總，再乘以10公分。其他	同意辦理

上如何計算？	劣化類別，則是以實際面積計算。 本研究今年仍會舉辦一次專家會議，屆時會提出一些測試案例，供專家參考與討論。	
2. 報告 P40圖2-42精確度與可靠度分析之標準為何？不符合如何在辦理空三平差與相機自率？另請再標明哪幾個步驟需人工辦理或是已完成自動化？團隊於實測階段是否有遭遇上述精度不足需再重新辦理空三平差作業？	本項標準將來可在招標規範中定義，其中精確度部分可檢查(1)所有影像與個別影像之影像座標後驗中誤差，必須小於1個像元；(2)物空間控制點/檢核點之均方根誤差，必須小於5公分。而可靠度部分，可檢查(1)每張影像之連結點數量，必須大於100；(2)每個地面控制點/檢核點之影像座標觀測量，必須大於等於3；(3)每個連結點的影像觀測數量，必須大於等於3。 本項作業流程中，拍攝低解析無人機影像、空三平差、SketchUp 數化橋梁3D 模型、航線設計等步驟為人工處理，其餘步驟幾乎都是自動化程序。 本研究過去幾年有處理過十幾座橋梁空三平差的經驗，都可以符合精度需求。	同意辦理
3. 報告 P41缺漏圖2-57、2-58、2-59。請補充。	此為撰寫錯誤，期末報告將會修正。	同意辦理
4. 報告 P78圖3-38、圖3-39所架設基站高度不同，是否會影響結果？	兩者架設方式是按照官方說明文件的建議方法架設的。且本算法只使用設備的原始資料(無人機與基站的距離)，架設方式不同僅會影響設備本身解算的定位結果，並不會影響我們的算法。	同意辦理
5. 報告 P81目前 iWave UWB 延遲會造成定位誤差，後續如何精準自動判斷所檢測之構件編號？	延遲問題已經解決。	同意辦理
6. 報告 P82圖3-46請補充 Nooploop 部分出現不規則現象為何？另依該圖訊號同步測試成果相近，為	Nooploop 部分出現不規則的現象是該設備在當下所使用的測量頻段不是那麼適合測試環境，因此測量的結果有跳	同意辦理

何在單獨測試移動站之成果差異較大?(圖3-42及圖3-44)	動。圖3-42及圖3-44並不是同時進行資料蒐集，僅是走相同路徑。此外，兩者的定位結果是透過該設備不同的算法解算出來的，所以不會有相似的定位結果，只會有相似的測距結果。	
7. 報告 P89 K-means 分群問題，目前團隊是否有解決方案，如劣化情形相當離散，如何解決?	目前還沒有辦法克服太複雜且分散的問題。	同意辦理
8. 報告 P97因 RTK 測量作業於快速道上恐花費更多經費與時間，如無辦理 RTK 測量，相關3D 建模與精度是否可達到檢測需求?	RTK 測量的目的是為了將橋梁3D 模型轉換到絕對地理座標系，以便後續協助無人機拍攝高解析影像時的航線規劃。若無人機航拍可以採用局部座標系統，則不須要 RTK 測量，但必須額外量測一些地物的尺寸，以協助設定真實尺度，精度仍可符合需求。	同意辦理
9. UWB 為影響整體路線規劃飛行重要因素，目前 UWB 架設須要於道路兩側，相關交維費用甚高，短期是否有建議相關其他方式取代?如採單邊架設或採用 SLAM 方式處理?	後續本研究可以模擬於道路單邊架設3個 UWB 的作業模式，評估其落地應用的可行性。	同意辦理
10. 報告 P101圖3-80主要展現成果為何?請補充說明。	此圖主要是說明無人機影像與地面拍攝影像之分布。	同意辦理
11. 報告 P101所採用 AUTE L XT750 是否與 P46之 Y6F850 無人機機型不同，本研究之研究成果是否僅能以本研究所開發之無人機辦理?未來是否有辦法達到普及性?	是的，本研究開發之 Y6型無人機也可以用來拍攝低解析影像，協助製作橋梁3D 模型，但此時必須採用手動拍攝模式。	同意辦理
12. 報告 P102目前成果驗證僅針對箱型梁。建議後續針對 I 型梁能提供相關試辦成果。	若未來有持續性計畫，應該要增加 PCI 梁的試辦作業。	同意辦理
13. 報告 P114建議補充未來工作項目與作業內容。	期末報告中將有一個章節提出後續改善事項。	同意辦理

14. 建議本研究 AI 辨識系統建立自動回饋學習，以利後續推廣試辦取得大量數據後，提升 AI 優化可行性。	感謝委員的建議	同意辦理
15. 建議補充數化3D模型、矩形框、正射影像、AI-IBBIS系統等相關作業花費時間及所需經費、以利比較傳統作業時間與經費。	傳統作業模式並不會使用無人機影像製作與數化橋梁3D模型與矩形框，更沒有製作正射影像與AI劣化偵測，也沒有使用過AI-IBBIS系統，因此比較這兩種作業模式似乎無法很公平。	同意辦理
16. 所有劣化類型是否皆能標註於3D構件對應位置上？爾後歷年檢測成果是否能一併呈現在同一3D構件上？未來是否有可能取代現行系統之3D模型。	是的，各種AI劣化偵測成果透過本研究開發之AI-IBBIS系統都可以套疊在整座橋梁或個別構件3D模型上，以協助評定DERU值。 但本研究所數化之橋梁3D模型資料格式與描述方式，與車行橋梁管理資訊系統上的參數式3D模型，有很大的差異，將來如何相容還有待討論與研究。	同意辦理
五、許書耕委員：		
1. 本研究將拍攝影像套疊至各矩形框上，在一構件中可能包含多個矩形框。請說明如何給予標準分割及編號，以供橋梁永續使用。	由於每個構件的尺寸形狀不同，僅能將其表平面儘量分割成2m x 2m或50cm x 50cm大小的矩形框，實際分割時可以按照構件尺寸彈性放大一些或縮小一些。至於編號方式則需根據橋梁檢測規範設定。	同意辦理
2. 某些構件拍攝影像並非正射，請問影像疊於矩形框中如何判定是否合格？	目前在製作正射影像前，會先根據影像的空間解析度與入射角過濾不合格的影像，以免產生空間解析度太差或幾何變形太嚴重的影像。	同意辦理
3. 包含不合格及無法拍攝矩形框區域，請建立目視(顏色區分3D模型的矩形框)及數學指標，表達3D模型的影像覆蓋完成度。	在所設計的AI-IBBIS系統中，會將所有正射影像數貼於3D橋梁模型上，以視覺方法評估合格影像的覆蓋率，也可以統計合格影像的數量與比例。	同意辦理
4. 報告P33 2.2.3節DRU值評定作法與現行的不同，推動上要能與現行做法整合。本研究改採「規則	同意，將來落地應用前一定還需經過橋檢專家與橋檢專業人員的審查。	同意辦理

式分類方式」來評估構件的 DERU 值。規劃一個適用於 AI 識別的評等表(表2-9)，判定上包含許多門檻須多次實驗與測試，並經過專家會議後確定門檻值。此處的判定表與既有的「公路橋梁檢測及補強規範」之劣化評等表不同，可能要修改規範來統一。		
5. 許多研究成果均為國內首創，其中 AI 橋梁劣化判定及裂縫偵測、無 GNSS 訊號之定位導航技術、自動判定橋梁結構性裂縫，建議申請專利。	本研究將請智財權專業顧問公司協助評估哪些部分可以申請專利。	同意辦理
6. 本研究提及，若有須要，可將系統延伸至 SkySentry 雲端監控系統，此係無人機飛航管理的小區域 UTM，對於無法直接目視的環境相當有必要，惟期中報告似尚未觸及，請在後續補充之。	SkySentry 為雲端無人機監控系統，也屬於一種 UTM 系統，但本研究開發之橋梁檢測專用無人機，應該不須要採用這類系統，因為橋梁下環境複雜，無人機飛行速度慢，也不太可能同時有多台無人機同時作業。	同意辦理
7. 本研究已為橋梁檢測研發無人機模型，惟仍太大，以致許多橋梁部位的拍攝無法正射取像。未來似應發展超小型結合飛行、導航、拍攝於一身的新機型，以應對各式橋梁進行細膩拍攝。此種檢測專用的一體設計無人機，其規格及各項技術要求為何，請提出建議。	是的，無人機微小化是必要的，雖然本研究已經開發橋下無 GNSS 訊號之定位導航技術，但所有感測器設備也都須要微小化，其中最難的是要能拍攝到高空空間解析度的高品質數位相機，以及補光所需的 LED 燈。而當無人機微小化之後，飛進兩個 I 型梁間的狹小空間，可能又會造成 UWB 訊號中斷而無法定位的問題。所以這些無人機技術的研發，還須要政府補助經費，畢竟橋梁檢測是很專業的需求，一般民眾不會有此需求，很難普及化，市場相對較小，比較須要政府的協助。	同意辦理
8. 研究團隊提及，本研究建置的橋梁3D模型，與車行橋梁管理資訊系統既有的參數化3D模型在描述方式與資料格式上全然不同，	感謝委員的認同與建議，建議運研所後續計畫中納入相關工作項目。	同意辦理

未來要整合兩種模型於同一資料庫中會有很大困難。由於無人機橋梁檢測建置的3D模型，是整個研究最重要也是最核心的產物，其成果必須能儲存供檢視與比對，故請研究團隊從最省成本的角度，慎重嚴處本研究建置橋梁3D模型未來應用方式。		
六、高速公路局：		
1. 本研究於成果發表會之後須執行一項技術推廣工作，其內容為規劃成果技術移轉及推廣方式，請問在今年度的計畫內是否就會進行技術移轉？橋檢流程所需使用技術含量頗高，要如何進行交接？還是能讓民間橋檢機構操作此流程？	技術推廣大約可以分成三個部分，第一項是無人機的操作，第二是無人機影像的空三平差處理、製作點雲與3D建模，最後則 AI-IBBIS 系統的教育訓練。 本年度並無法完成這些技術移轉，除了時間因素外，還須要找到有興趣的橋檢顧問公司與橋管單位，一起配合。因此建議未來運研所若有後續計畫，可以落實這項工作。	同意辦理
2. 關於 AI-IBBIS 系統是否須要請委外廠商實際操作？若須要做技術移轉，高公局是否須要執行一些前置作業？	相當歡迎由高公局發起一個專案，要求委外廠商橋檢顧問公司使用本研究所開發之技術，針對一兩座橋梁進行實際測試。	同意辦理
七、公路總局：		
1. 目前無人機拍攝已設定一個3~3.5公尺之安全距離，以 PCI 梁為例，規劃則為在2公尺以下距離以35或45度之傾角進行拍攝。後續能否有更精進或是以其他載具的形式飛至主梁間進行拍攝，使其成果更加完整？	此問題牽涉到無人機微小化技術的研發，詳見前述問題之答覆。	同意辦理
八、臺北市政府新工處：		
1. 不同天氣及光源下進行橋梁拍攝，是否容易因太陽光或是橋梁	太陽光直射橋梁表面與否，可能會影響到 AI 辨識劣化的成果。尤其是影像若	同意辦理

相對方向而使其影像受到影響?空氣品質是否也會影響成像?建議針對不同天氣(晴天或陰天)、時間早午晚或參考太陽光與橋梁相對方向角度、空氣品質、橋下鋪面材質評估裂縫辨識結果是否相同。	有過曝現象時。空氣品質會影響光線的強弱，因此在拍照前要調整相機的曝光設定。	
2. 建議加入拍攝支承的功能，方便後續人員進行損傷劣化情況評估。	此問題牽涉到無人機微小化技術的研發，詳見前述問題之答覆。	同意辦理
3. 有關橋梁上的污漬及異物是否能辨識列出?	汙漬會跟目前 AI 模型中的滲水很接近，現在成果就很容易造成誤判，汙漬判識為滲水。若須要，則需增加汙漬人工標註訓練資料，加強兩者之判識能力，須要進一步測試。至於異物，從字眼上看其定義不清楚，而且可能包羅萬象，很難用 AI 模型進行訓練。	同意辦理
4. 不同廠牌之相機鏡頭搭配之色彩科學是否納入機器學習範疇?	不須要	同意辦理
5. 是否考慮於計畫名稱說明為「混凝土」橋梁? 6.	計畫名稱在公開招標時就已經確定，無法改變，但在工作項目中有明確說明研究標的為混凝土橋梁。	同意辦理
7. 若在拍攝過程中有重車經過，是否會影響影像精確度?	不會，因為本研究之目標不是進行橋梁變形分析。	同意辦理
8. 在成果發表會中，有無開放讓橋檢業者參與?	會的，很歡迎，但有人數限制，先搶先贏。	同意辦理
九、宜蘭縣政府：		
1. 有關影像 AI 辨識的部分，針對判別裂縫寬度的技術，訓練用的資料為橋梁檢測系統中的資料嗎?如何讓 AI 能辨識這些資料當中的裂縫寬度?還是只能在有參照	AI 訓練資料僅是判識劣化類別，不包括尺寸，例如裂縫寬度。本研究之特色就是製作正射影像，知道每個像元的寬度，例如0.2mm/pixel，因此經過 AI 辨識後，即可計算裂縫寬度。	

物的前提下才能進行判識?		
2. AI辨識上對於已經做過相關注射修補的橋梁會不會容易對其造成誤判?或是有應對此情況的解決方案?	AI辨識為透過影像,也就是拍攝橋梁外觀的影像,若經過注射修補後的橋梁表面看不到裂縫, AI也無法辨識出來。	同意辦理
十、中國大陸水利工程學會:		
1. 報告中有一些圖號有誤及計算有誤之情形, 還請修正。	將於期末報告中仔細撰寫修正相關錯誤。	同意辦理
2. 無人機所使用資訊及飛控設備是否有產地上的資安疑慮?	沒有	同意辦理
3. 無人機飛行拍攝時的雲台控制, 是由手動控制還是飛控控制?以及如何調整拍攝的角度及焦距? 4.	本研究建議鏡頭焦距要固定, 不採用變焦鏡頭, 以免改變內方位參數。而相機雲台的角度是在航線規劃時就設定好, 當無人機飛到特定位置, 就會與轉到預設的角度進行拍照。	同意辦理
5. 空間定位和相機有時間差, 以距離目標物3公尺的情況, 定位產生的偏差是否很大?	目前測試定位絕對誤差大約20~30公分, 雖然有定位誤差, 但照片之間有60%以上的重疊率, 因此不影響後續的空三平差解算。	同意辦理
6. 在無人機以每秒20~30公分的速度進行拍攝, 會不會容易產生影像模糊?	影像模糊主要因素是無人機的震動與相機曝光時間是否太長, 若這兩種因素控制好, 就可以拍攝到清晰的照片。	
十一、本所運工組(書面意見):		
1. 關於研究成果專利, 於本月15日會依照許書耕委員所提及那三項研究技術與專利廠商進行討論。		同意辦理
2. 規劃成果技術移轉及推廣方式這項工作目前還處於規劃階段。		同意辦理
3. 關於協助委外招標的部分, 針對無人機及配合之開發系統部分, 需團隊對其功能規格做一個說		同意辦理

明。		
十二、臺中市政府(書面意見)：		
1. 高解析度影像之光圈數值是否應在 f2.1 以上或更高?	由於橋梁下光線較暗，太大的光圈容易造成景深模糊，故建議不要太大，但小光圈就須要較長的曝光時間，又容易造成移動模糊，因此建議增加 LED 燈補光，或者增加 ISO 值，但又不能太大以免增加太多雜訊，彼此相依程度高，因此橋梁下要拍攝高品質的影像困難度很高。	同意辦理
2. TD-H7CPO 與 TD-Y6B-1200 的飛控系統是否有版權問題?	TD-Y6B-1200 的飛控系統 TD-H7CPO 是屬於 Pixhawk 開源硬體架構，因此無版權問題。	同意辦理
3. 抗風能力至少五級，請問最大抗風級數?因橋下風力匯集是否超過承載而影響拍攝穩定度。	TD-Y6B-1200 其抗風程度可達 5 級風 (8.0~10.7 m/s)。橋梁底下會因有強側風經過橋墩而會有瞬間加速的可能，為求穩定安全的飛行，我方團隊在任務前都會觀測天氣與風速預報，若當天預報瞬間強風有超過 5 級上限，以人身及飛航安全為前提便會取消飛航任務。目前飛行距離每 50cm 拍攝一張照片，在快門 1/1000, F4 的情況下都可取得高解析度照片。	同意辦理
4. 足夠解析度，是否架設於無人機之機型 SONY A7R4 上或同等畫素之相機?應能呈現畫質相等或相近方能取得足以判別裂縫之圖像能力?	要拍攝到細微的裂縫，須要考慮幾個因素，包括拍攝距離、鏡頭焦距與相機感測器的畫素大小。若使用 Sony A7R4+50mm 鏡頭，估計拍攝距離 3 公尺才能達到 0.23mm 的空間解析度。	同意辦理
5. 電力供應是否足夠?中斷返航換電池後，是能返回原先位置繼續執行任務?	拍攝橋梁前，團隊成員會設計拍攝路線，並會依此推算此趟路徑將會產生多少飛行時間。無人機電池約可供給 15 分鐘滯空時間，因此在任務規劃時，會以 10~12 分鐘左右為一趟任務的飛行時間。倘若真有飛不完而須要補拍的情況發生，我方團隊將會改變路徑規劃而後進行拍攝。	同意辦理

十三、苗栗縣政府工務處(書面意見)		
1. 無人機技術開發成果發表會有無天氣限制(風量、降雨量、氣溫等)?	成果發表會將於臺南國道3號頭前溪河川橋舉辦，因是戶外場所，自然是希望不要遇到下雨。倘若真的遇到下雨，我方團隊原先預定是從橋梁外部起飛，可規劃於橋梁下方起飛，進行無人機橋下自動飛行拍攝動態展示。	同意辦理
2. 深度學習技術預期112年底前深度學習的正確度可再提升多少?	希望準確度可達7成以上。。	同意辦理
3. 結構裂縫判斷有關 DERU 經驗法則是從寬認定還是從嚴認定?	研究階段應該要從嚴認定，未來落地應用時則再依照可行方案，調整相關判斷法則。	同意辦理
十四、港研中心(書面意見)		
1. 為能有效於橋下進行 UAV 自動構件編號及檢測作業，需利用攝影測量重建仿真橋梁3D網格模型匯入系統、透過 Blender 進行航線規劃等相關前置作業，除貴團隊外，其它單位或團體是否能輕易使用?若有一定之操作技術門檻，將會影響後續推廣應用，請團隊妥為規劃因應。	本研究目前採用的軟體在市場上都很普遍，但要達到落地應用讓橋檢公司操作一定要經過一段時間的教育訓練與實戰經驗。貴中心目前進行中的橋檢拍照工具研發成果，將來也可以採用本研究所建議之作業程序。	同意辦理
2. P32 圖 2-33 劣化像元占比及劣化影像占比之定義為何，建議於該圖中備註說明。	影像占比係指在所有照片中所占的標註劣化照片比例，分子為標註劣化照片的數量。同一張照片普遍包含多種劣化情況，因此所有劣化影像占比總和並非100%。像元占比係指所有劣化類別中像元數量的比例。從這兩項指標能瞭解今年相比去年劣化資料集比例差異。	同意辦理
3. P43-P44 2.4節因 AI-IBBIS 及車行橋梁管理資訊系統兩個系統所採之3D模型描述方式與資料格式不同，報告中提出後續整合不易之	目前還沒有解決方案	同意辦理

	課題，其初步建議方案為何?並於報中補充說明。		
4.	P53-57 3.1.2節 支承構件未於作業標準作業流程中?	因為本研究之研究標的並未包括支承。	同意辦理
5.	P114 5.3節 DERU 係循規範評定之，所提之經驗法則之概念為何?是否會與規範相衝突?	主要概念相同，只是自動化過程不能有模擬兩可，因此須將原先的規範中 DRU 值有兩種值的情況分開。並將定性的表達方式，改以定量的方式表達。	同意辦理
6.	P7 「..AI 影像辨視需求及無人機飛行安全來規劃無人機橋檢之作業方式..」，「視」改為「釋」、「橋」改為「橋」。	感謝指正	同意辦理
7.	P8 「..Sony A7r4..」建議統一改為「A7R4」。	同意	同意辦理
8.	P20 「..更穩定且經度更高之定位資訊..」，「經」改為「精」。	感謝指正	同意辦理
9.	P53「..橋面板、帽梁與橋墩個以同一組..」，「個」改為「各」。	感謝指正	同意辦理
10.	P73「3.定位精測試」，漏「度」一字。	感謝指正	同意辦理
十五、主席結論			
1.	審查會議各委員及單位的考核與書面及口頭意見提供團隊整理成一份審查意見表且逐項回應辦理情形，並納入報告修正。	遵照辦理	同意辦理
2.	本研究詢問各位審查委員意見，報告初稿審查通過。請研究團隊後續依本所相關規定撰寫報告，並納入每月工作會議，查核事項執行追蹤。	照辦理	同意辦理

附件 2 期末報告審查會議審查意見處理情況表

交通部運輸研究所 ☐ 合作研究計畫 ☐ 委託研究計畫

☐ 期中 ☒ 期末報告 ☐ 會議 ☐ 書面 ☐ 複審

審查意見處理情形表

計畫名稱：MOTC-IOT-112-EDB006 無人機搭配 AI 影像辨識應用於橋梁檢測之研究(2/2)-無人機自動化檢測架構探討

執行廠商：國立成功大學

審查委員/單位之意見	執行廠商處理情形	本所各組及中心審查意見
一、許書耕委員：		
1. 關於矩形框搜尋無人機所拍攝之影像，若構件較長較大者會分割成多個矩形框，AI 偵測各式劣化類別技術上，如何整合成一構件之劣化內容？	在評定 DERU 值時，僅需判別同一構件(面)上的劣化區多邊形種類即可。若要判斷 E 值，則需統計同一劣化類別多邊形的面積，除以該構件(面)的面積即可。	同意辦理
2. 當有劣化跨連續兩個或多個矩形框時，如何自動整合辨識成同一劣化(長度加總)？	目前切割方式係以矩形框，但各矩形框最後會整合至同一個構件面，然後系統會自動判別 DERU 值。	同意辦理
3. 建議建立目視(顏色區分3D 模型的矩形框)及數學指標，表達3D 模型影像覆蓋完成度。	目前已經有量化指標表示每個構件正射影像的完整度或覆蓋率，而3D 模型上則是以灰色顯示沒有正射影像，作為視覺上的評估。	同意辦理
4. 簡報 P34-37研究成果驗證，現階段研究成果缺乏衡量指標，建議建立各項量化指標。	已建立相關量化指標如下： (1) 3D 模型各矩形框的正射影像的覆蓋度，頭前溪橋實作成果覆蓋度達90%以上。 (2) Deeplab V3++ AI 劣化辨識成果，裂縫之漏授與誤授誤差約35%，而其他劣化類別則在12%~25%之間。 (3) 無人機橋下自動導航定位之絕對定位精確度可達20公分。 (4) 無人機拍攝效率，頭前溪橋一跨之實作成果約需飛20架次。	同意辦理

5.	橋梁3D 模型在無人機自動橋檢作業中係基本且重要的單元，為後續 AI 自動劣化辨識作業必要的前置工作，亦為檢測成果的載體，可供不同期資料的比對，惟報告中並未提及與車行橋梁管理資訊系統如何整合或如何儲存，請補充說明。	本研究開發之3D 模型格式與車行橋梁管理資訊系統不同(僅為示意圖)，因此模型部分無法直接整合。但 DERU 橋檢報告部分，則可透過交換資料格式如 Excel 檔進行整合。目前系統已可依目前檢測表格式自動產出 Excel 檔。	同意辦理
6.	關於自動判定是否屬橋梁結構性裂縫或劣化，期末簡報資料中並未著墨，請說明原因。	本研究已發展 K-Means 與霍夫變換法，以裂縫走向並配合構件受力位置、構件 2D 平面圖，推斷是否為結構裂縫，詳細成果可參考報告4.1節。	同意辦理
7.	本研究產生 DERU 的原則中，個別裂縫小於5公分及裂縫總長小於20公分者，不增加 DERU 的評分，如有一裂縫長度為19公分，如何處理？	目前判斷條件的確有缺失，未來可進一步改善修正相關判斷條件。	同意辦理
8.	每一構件可能有多個面，本研究對每一面均執行 AI 辨識並產生 DERU，如何整合產生最後代表每一構件的單一 DERU？	由於本研究係依目前橋檢實際作業方式辦理，將各橋梁劣化樣態逐筆記錄，並無單一構件評估狀況。若需單一構件整合評定，可用系統三面劣化總面積與三面面積總和相比得出單一構件之 DERU。	同意辦理
9.	本研究已獲得初步成果，建議包括 AI 影像辨識軟體及已開發應用的 Y 型無人機規格等均能開放共享。	AI-IBBIS 系統可免費提供各橋檢機構及橋管單位使用，未來亦可協助相關教育訓練。而無人機相關硬體規格亦可公開，但硬體本身因費用太高並無法免費提供各橋管單位。	同意辦理
10.	後續建議持續編列經費持續精進各項技術，並將研發範圍擴大至梁式橋、板橋、箱型橋以外的其他類型橋梁。	本研究目前對象為梁式橋、板橋、箱型橋，後續如有經費與人力，可將成果擴增至鋼結構橋與特殊性橋梁。	同意辦理
11.	本研究研究團隊態度積極認真，已具體完成本年度各主要工作項目，並獲得許多創新的成果，值得肯定。	感謝委員的支持與肯定	同意辦理
二、王瑞麟委員：			
1.	Lawin 與 DeepLab v3++的精度分析統計指標，在 OE、CE 方面 DeepLab	傾向使用 DeepLab v3++作為 AI 辨識模型，但由於演算法不同 DeepLab v3++尚	同意辦理

v3++均大幅優於 Lawin，未來是否仍會同時精進兩個模型？	未進行 CRF 後處理，因此目前 Lawin 辨識成果相較平滑一些。	
2. 有關 DERU 自動評比量化數據規則，目前將平均寬度以小於0.5mm、介於0.5mm~1mm 和大於1mm 作為標準區間，考量辨識寬度略大於實際裂縫，為避免外界誤解與過去經驗值不同，建議於標準加註限制條件，或亦可將裂縫寬度乘上折減係數。	目前「公路橋梁及補強規範」針對裂縫分類係以定性方式表示，分為細微裂縫、明顯裂縫與嚴重裂縫3類。由於裂縫極為細微，以裂縫影像辨識時，1個 pixel 即超過0.2mm，因此影像辨識與人工目視或有所差異。而目前分類值，係為讓影像辨識區分出細微裂縫、明顯裂縫與嚴重裂縫；為避免外界誤解與過去經驗值不同，會加註說明。	同意辦理
3. 建議將橋梁檢測內外業時間，對於整體人力成本的耗費於報告中補充說明，如此才可瞭解本研究成果適用於何種類型橋檢工作。	由於本研究仍在測試與研究階段，仍有許多處理步驟須要人工介入調整參數且系統整合尚未完全友善，包括兩種 AI 模型的效率與實用性仍需改善。另外，無人機於橋下自動航拍經驗仍在建立中，因此建議來年若有計畫，再統計比較相關實測時間。	同意辦理
4. 後期計畫建議以軌道單箱梁橋做為示範場域，如高鐵或捷運，亦或是特殊性橋梁的橋墩、橋塔等。	建議運研所來年計畫考慮此可能性。	同意辦理
5. 簡報中有提及後續可能使用 GAN 生成式模型協助 AI 辨識訓練，本工程司過去曾與廠商合作利用相關技術生成影像協助 AI 訓練，在辨識精度上的確有達到收斂之效果，建議 AI 精進上可往此方向發展。	訓練資料內容之多樣性為辨識精度關鍵之一，目前模型的訓練也有進行資料增廣，將訓練影像進行翻轉、改變亮度與反差、放大與縮小等簡單方式增加資料的多樣化。來年本研究若繼續承接此延伸計畫，考慮使用生成式 AI 模型，技術難度相較以往會高出許多，但可利用此模型訓練產生逼真橋梁劣化影像，並用產出資料訓練 AI 劣化辨識模型。	同意辦理
6. 橋下動位技術目前已達到可落地實用階段，應說明再何種條件下可實現無 GNSS 訊號之自主飛行。	原則上只要沒有障礙物影響飛行與 UWB 訊號傳遞，再任何時間有兩個以上 UWB 訊號，即可達到橋下自主飛行的目的。	同意辦理
7. 目前已有部分顧問公司嘗試使用無人機及 AI 辨識協助橋梁檢測，建議本研究可試辦一些系統操作訓練課程，藉由實際操作可得到許	建議運研所來年計畫考慮此建議。	同意辦理

多重要回饋資訊。		
三、楊秉順委員：		
1. 報告 P81表格各指標定義請於報告書中說明，以增加閱讀性。	相關說明請查閱本報告3.1章 P45~47。	同意辦理
2. 報告 P103依 P225後續裂縫分類採用0.5mm 及1.0mm 當分界，報告書裂縫寬度色碼有無隨之修正，請檢視之。	目前的色碼標示方式有隨之改變，詳見“成果檢驗”章節中相關案例。	同意辦理
3. 報告 P108有關目前各構件位置自動判斷之錯誤率為何，建議補充說明。	本研究並未判斷構件位置。	同意辦理
4. 報告 P110如屬長度較長之跨河橋，無法施作 RTK 情況下，則劣化位置精度影響程度為何？	一般而言只要透空度足夠即可以 RTK 進行測量，本研究開發之3D 模型，即使不用 RTK 測量之絕對地理座標，改採局部座標系統，也可以運作，並產生相當準確(誤差小於5公分)的正射影像與劣化位置。使用 RTK 之 WGS84座標系統主要目的是配合無人機航線規劃需求。	同意辦理
5. 報告 P114建議補充製作物件化3D 橋梁模型所須時間？	初步估計頭前溪橋(廂型梁)，從3D 點雲開始製作物件化3D 模型，一跨約需3~4天時間。但此作業時間與橋梁之幾何構造複雜度、長度、寬度，以及作業人員之熟練度有關，很難定量。	同意辦理
6. 報告 P116所列無人機只能飛行15分鐘，對於長橋恐無法1~2次拍攝完成，有無其他解決方式？	原則上須改善無人機的續航力，而這涉及兩個面向，一個是提升電池能量，另一個則是減少設備重量，如使用微型化相機等，但這都需要相關供應鏈之持續發展。	同意辦理
7. 報告 P145提及只進行 SFM 及空三平差就能定位拍攝劣化位置，使用上是否有限制，建議補充說明。	簡單原則是連續兩張照片之重疊率至少要大於60%，且照片內容最好不要中斷。詳細說明請參考本研究111年期末報告3.6.1節所建議之拍攝方式。	同意辦理
8. 報告 P145表 4-27 無人機有使用 UWB 與未使用情況，建議補充說明其差異性。	無人機定位演算法雖使用四種感測器之融合定位技術，但事實上在橋外可接收衛星訊號且 RTK 可收到精準坐標的情況下就能飛行進入橋下，此時僅需視覺加上 IMU 即可進行橋下定位導航，	同意辦理

	到橋下後演算法會用原本有的 GPS 位置修正定位。若加上 UWB 僅是多提供一項求解條件增加定位精度。若沒有 UWB 也能飛行，只是絕對定位精度會下降。	
9. 報告 P152建議相關劣化判讀成果套繪真實圖層上，以增加閱讀性。此外建議呈現使用 Metashape+QGIS 和 AI-IBBIS+DeepLab v3++的差異性。	P152成果驗證中的劣化偵測成果已經與正射影像套疊。而圖4.125與圖4.126就是 Metashape+QGIS 人工數化裂縫成果，和 AI-IBBIS 以 DeepLab v3++自動偵測裂縫成果的比較。此二圖顯示人工數化成果較詳細完整，但需花費許多人眼判識與數化的時間。而 AI 技術則可以達到自動化的目的，但對影像品質要求較高。	同意辦理
10. 報告 P154目前自動判斷劣化位置之 DERU 是否準確，建議補充說明。	本研究採用規則式判斷與查表方式評定 DERU 值，目前誤差來源主要是 AI 判識成果是否準確完整，且尚未判斷裂縫是否與白華滲水重疊。	同意辦理
11. 報告 P156圖4-132同為 S4G2，但 R 值不同。依照公路橋梁檢測及補強規範，僅有滲水白華，無銹水流出，U 值最多為2。	此處案例為同一構件，不同“面”，R 值不同是因為目前的評比是以“構件面”為單位。未來若要以“構件”為單位，僅需修改程式即可。	同意辦理
12. 報告 P182後續程式是否有自動回饋學習功能，例如系統自動判斷不佳時，經人工修改，會納入自我學習等功能。	程式評定 DRU 值時，是根據 AI 判識得到之劣化狀態為條件，再經過查表得到 DRU 值，而 E 值則是計算所得，並非使用 AI 自動辨識技術，因此並無回饋機制。	同意辦理
13. 報告 P226共通性範例各橋檢廠商是否容易辦到，建議後續能再多強化說明與交流，以利推廣。	共通性範例已檢視目前市面上相關設備及廠商能力，經評估其執行上應無太大困難。	
14. 報告 P206整體檢測時間效益，建議納入與傳統檢測成果比較，更能凸顯本報告書之優點。	由於本研究屬於創新技術，初期階段仍有許多處理步驟須要人工介入調整參數，且系統操作介面尚未完全友善；此外受限於無人機續航能力(1跨約需20架次)，拍攝外業仍須花費相當時間，建議在113~114年測試多座橋梁後方能有具體可靠資料，目前初估成果可先應用至	同意辦理

	長跨度橋梁如高屏大橋、國道6號等。	
15. 報告 P206採用低階影像製作3D 須採手動拍攝，對於長度較長之跨河橋要如何處理？	橋梁3D 建模不全然須要皆以手動方式拍攝，多數情況可設定航線拍攝，僅有橋下由於不容易定位才須要手動拍攝。拍攝距離較遠因此容許誤差的範圍也會較大。無論是 BIM 模型還是橋梁3D 建模，僅須要準確橋梁3D 模型並有控制點校正至絕對地理坐標，在所規劃之航線上飛行就不容易發生危險，未來傾向加入避障技術以及雷射測距以確保飛行安全。	同意辦理
16. 簡報 P37裂縫辨識上能否將非結構裂縫排除於目前裂縫偵測中？	先前專家學者會議中建議所有混凝土裂縫皆需紀錄。未來 AI-IBBIS 系統可以增加一些編輯功能，將非結構裂縫刪除掉，不放入橋檢報告中，但需由橋梁結構專家判斷。	同意辦理
17. 簡報 P52可否使 DERU 的判定結果合併成同一構件，且自動產生一張照片輸出至 Excel 當中。	可以將同一構件所有面的劣化情況一起統計，並進行 DERU 評比。而在 AI-IBBIS 系統中如何進行自動截圖仍需研究，因為劣化區位在一個很大的構件上可能僅佔一部分範圍，若使用自動化截圖很難判斷該用什麼位置與視角去繪圖，因此現階段是以人工截圖方式進行。	同意辦理
18. Lawin 在之前的測試中精度較高，但目前的研究成果卻是 DeepLab v3++較高，是何種演算法之調整造成如此結果？	相對於 Lawin，DeepLab v3++使用的學習模組較輕量簡單，在相同模型大小之下，可堆疊與建構較深的模型以處理提高複雜水泥橋梁構件劣化情況判釋。另一原因是 DeepLab v3++使用團隊所提出的改良損失函式(詳見期末報告書)，改良後的損失函式對於模凌兩可劣化情況有提升辨識正確度。	同意辦理
19. 關於變異偵測，在多時期比對中是否能顯示出前後差異?建議可於前後比對上顯示後1年之新增劣化情形。	目前作法是將兩個時期3D 模型進行連動展示，以視覺化分析變異。未來，可以將兩時期劣化區套疊在同一個2D 視窗中，進行套疊與空間分析，預期可以得到變異的量化數據，例如長度、面積	同意辦理

	與數量的差異。	
四、高公局：		
1. 報告 P102有關文中所提專家會議結論，不管是否為結構裂縫都須要建立 DERU 紀錄一節，依據部頒規範評等表係針對混凝土結構裂縫給予建議之 DERU，如非屬結構裂縫之評等值應另外訂定，否則易高估其影響。	目前實際橋檢作業，檢測廠商為避免漏記裂縫缺失而產生契約扣罰事件，因此檢測過程中構件中任何裂縫均會記錄，由於裂縫樣態種類複雜，非屬土木結構專業背景恐有誤判之情事，爰在專家學者會中，多數專家會認為從嚴認定較佳；本案目前研究係依規範分類將裂縫判別記錄，但系統可輔助判別是否為結構裂縫，而後橋檢人員仍可以人工檢視確認編輯。	同意辦理
2. 報告 P156-157附圖所示滲水白華評等 U=3及多處主梁結構裂縫評等 U=3，請補充自動評等判斷說明、現場實際劣化狀況、自動評等與實際劣化評等之比較及差異原因。	S4G2-0(梁底)裂縫寬度平均值 $<0.5\text{ mm}$ ，且有滲水或白華或鋼筋外露(銹蝕)，故 DRU=323。而”滲水白華”劣化類型中，有偵測到銹水，故 DRU=333。現場橋檢報告並未發現任何劣化類型，兩者之差異可能原因是橋檢報告中必須是結構裂縫才紀錄，但本系統根據專家會議結論不管是否為結構裂縫皆需紀錄。而滲水白華部分，可能 AI 偵測有誤判，須要進一步與橋檢人員討論。	同意辦理
3. 報告 P181本章節主要說明研究成果，惟尚無相關建議內容，建議補充本研究研究後續可再辦理或深入優化之方向或待克服之限制等相關建議。	後續相關改善建議已納入報告 4.6 節，並從無人機技術、AI 劣化辨識技術及系統操作 3 個面向做說明。	同意辦理
五、公路總局：		
1. 報告書採用多技術融合演算法之定位技術，然而在橋跨4端架設4根長竿，長竿下端裝置 UWB 進行定位，但因橋面車行通過隨時處於有感振動，故 UWB 恐無法維持穩定固定狀態，是否會影響定位速度及精度。	橋面上的振動對於定位不致於造成影響，由於 UWB 定位誤差比振動範圍大，例如目前評估 UWB 絕對定位誤差約20公分，若橋面震動有2-3公分仍在誤差範圍內。	同意辦理
2. 省道、國道等多長跨距橋梁，須同時使用多組 UWB 增加作業能量，	本研究有測試過在道路一側擺設3個 UWB 也可達到預期的定位精度，另外	同意辦理

而無人機續航力及 UWB 轉換作業時間為何？	根據理論1~2個 UWB 訊號即可協助無人機定位導航，因此未來長跨距橋梁所需架設之 UWB 可減量。至於目前無人機續航力，可從兩個面向考量，一個是提升電池能量，另一個則是減少設備重量，如使用微型化相機等，但這都需要相關供應鏈之持續發展。	
3. 目前無人機為客製化開發、UWB 採臺大研發機型、所載相機亦為 Sony 特定型號，建議未來應將符合本研究使用廠牌列表供選，避免特定廠牌及專利問題。	本研究已針對所需規格提出要求，例如畫素、解析度等，經檢視目前市面上相關設備及廠商能力，供應上無特定廠牌及專利問題。	同意辦理
4. 無人機自動飛行系統於本研究結束後專利是否屬運研所專利，後續推廣是否會開放各橋管機關無償使用？	無人機自動飛行定位融合技術屬於本所，後續可協助技轉供各橋管機關使用。	同意辦理
5. 目前橋梁類型大多為梁式橋，橋下空間相對於本研究測試橋梁狹窄且環境光線也較不充足，建議後續實作可選擇此類橋梁，較貼近目前橋梁檢測狀態。	此項建議可供運研所未來計畫參考，的確梁式橋的大梁間空間較小，本研究目前開發之 Y6B-1200無人機將無法飛入拍攝，但根據本研究過去經驗，有機會採用傾斜攝影方式拍攝大梁側面。	同意辦理
六、台灣無人機大聯盟：		
1. 為何採用 Y6型設計無人機，若後續須縮減尺寸此結構是否會產生問題？	採用 Y6型設計是因進行橋梁檢測時鏡頭須要上下與水平拍攝，且拍攝過程還需改變不同角度，由於機型角度夠大，不會拍攝到機臂及螺旋槳，且能透過雲台調整正負90度拍攝照片。機體龐大則是因為影像品質需達到 GSD 0.2mm 之要求，必須使用高像素相機，再配上運算電腦，使得無人機酬載無法減輕，尺寸因此無法縮小。若未來相機技術提升，或無如此高解析影像需求，就能使飛行距離拉遠，減少飛行趟數，且能加快飛行速度。	同意辦理
2. 無人機於橋下飛行須要架設 UWB 及 RTK，請問設置這類定位控制點是否有一套安裝流程？是否由工務	未來的作業模式建議由橋護欄往下延伸一支架，支架上端為 RTK，下端為 UWB，且可隨時移動到不同跨。此支架	同意辦理

單位進行安裝?	應由無人機公司自行設計、製作與運作，而工務單位則是協助交維。	
3. AI-IBBIS 系統若要融入政府橋梁管理單位業務中，此系統所產出之資料該如何與既有橋梁管理資訊系統整合?	本研究開發之3D 模型格式與車行橋梁管理資訊系統不同(僅為示意圖)，因此模型部分無法直接整合。但 DERU 橋檢報告部分，則可透過交換資料格式如 Excel 檔進行整合。目前系統已可依目前檢測表格式自動產出 Excel 檔。	同意辦理
4. 關於設置自動航線規劃大致耗費多少時間?載具的控制端須要多少時間處理，才能將影像拍攝到位?	本研究目前仍在測試研發階段，拍攝橋梁相關經驗不多，未來仍有許多改善之處，包括建立標準化作業程序等，因此相關數據不足以當作參考。	同意辦理
七、土木水利技師公會：		
1. 無人機實地測試所能承受的風力強度為何?	無人機於6級風的狀況下還可以進行飛行，只是相對較為耗電。	同意辦理
2. 設置 UWB 還須要於無人機上安裝移動站天線，對於市面即有的無人機設置會有困難，未來能否開發一套模組，讓移動站天線能直接加裝於無人機上?	UWB 移動站模組可能無法提供於一般無人機使用，由於市面空拍機並沒有開發 IO 串接模組，因此目前皆是使用客製化無人機。	同意辦理
3. 目前 AI-IBBIS 將影像資料套疊至 SketchUp 的模型上，未來是否考慮套用至 BIM 上。建議可使用 BIM 構件判定 DERU，就不會受限於模型3個面，且能以1構件做為考量，並依照原本評分的作業方式。	目前已知 BIM 模型與 SketchUp 模型之間有資料格式、幾何描述方式等相容性及屬性設定問題。相關測試建議在未來計畫中進行。	同意辦理
4. 建議可將 AI-IBBIS 系統結合目前橋梁管理資訊系統，並以3D GIS 整合平台實現檢測成果。	由於車行橋梁管理資訊系統資料庫並沒有本研究產出之仿真3D 模型與劣化區向量圖層等，兩者差異甚大，因此建議運研所開發第三代 TBMS，改以3D Web-GIS 儲存與管理無人機橋梁檢測成果。	同意辦理
八、新北市政府：		
1. 關於 AI 辨識上仍偵測到許多雜訊以及誤判之處，因此辨識精度該如何精進?	訓練資料對於 AI 模型影響甚大，目前資料來源以車行橋梁管理資訊系統居多，資料形態與今年所拍攝之高解析影像差異較大，來年應該要調整資料形態，改用正射影像訓練資料，讓 AI 模	同意辦理

	型更貼近實際使用之橋梁影像，以提升辨識精度。	
2. 過去經驗有些鋼箱梁內部所開設的人孔，檢測人員無法進入進行檢測工作，未來是否考慮發展橋梁內部自動化檢測？	關於箱梁內部檢測目前無人機是無法直接應用，因為目前所運用之定位演算法須要即時拍攝深度相機影像協助視覺定位，須要一定照明，若光線不足就無法進行定位。此外，還有目前設計之無人機尺寸太大，且螺旋槳沒有保護，無法進入狹窄的鋼梁內部。未來可考慮開發檢測機器人，協助攀爬進入箱內狹窄空間。	同意辦理
九、臺中市養護工程處(書面意見)：		
1. 報告 P5圖1-2計畫研究流程圖中，建議明確表示高低解析度之區別。	本流程圖以不同底色區分兩個年度的研究內容，並以不同字體顏色區分高低解析度影像。	同意辦理
2. 報告 P53規劃檢測結果自動上傳至車行橋梁管理資訊系統，建議可評估橋面檢測是否可使用透地雷達檢測車巡檢。	透地雷達檢測車之檢測目標與本研究有極大差異，且不屬於本研究研究範疇，因此無法協助相關評估。	同意辦理
3. 報告 P59圖3-30 TD-Y6B-1200橋梁巡檢無人機是否具有能自載影像紀錄裝置，此外航線規劃部分，實際飛航時間僅15分鐘，是否更換電池後能延續斷點軌跡續航紀錄？亦或只能再重新依軌跡重飛？	橋樑巡檢無人機上所拍攝之高解析度影像儲存在 DSLR 數位相機中之記憶卡，並可同步讀取至無人機任務電腦上儲存。斷點續航功能目前尚未在本系統上開發，但理論上可以做到，不是太困難。	同意辦理
4. 3D 建模軟體須要多少費用？後續硬體設備所需規格及費用？	3D 建模須要使用到 SketchUp 建模軟體與 Undet 點雲處理軟體，而硬體部分建議個人電腦需配置64GB 以上的記憶體、1TB 以上 SSD 硬碟，以及 GPU 顯卡，其餘則是人事費用。	同意辦理
5. 橋梁巡檢無人機租賃或是配合執行橋檢費用如何計價？機關自購須要多少人力學習與取得證照？無人機重量(25公斤)是否可以精進減輕便於攜帶？	本研究目前剛完成功能研發及驗證，目前無人機租賃及執行橋檢費用之計價方式還未完全定案，計費方式應以所需拍攝之任務時間為計費依據，預計明年上半年會完成市售版橋檢無人機，屆時會有較明確的租賃或提供服務之費用方案。 目前的 Y6B1200 之起飛重量約為	同意辦理

	14.7kg 為民航局規範之2-15kg 等級，未來應可再進行輕量化減重，橋檢無人機操作者所需之證照最低需求為基本級 I (2-15kg)即可，建議最好以一組2-3人作為學習操作及實際執行之任務編組。	
十、本所運技中心(書面意見):		
1. 報告 P52基於技術推廣以增加落地應用，AI-IBBS 已定位為共享軟體供各界使用，而本研究成果對於其它無人機之適用條件為何?	本研究開發之無人機適用於高橋墩與跨河或跨山谷之混凝土橋梁，且橋梁周遭的構造物或樹木等障礙物需離開橋梁至少8公尺以上，以策安全。	同意辦理
2. 報告 P81有關 OE 及 CE 值降低其表示之意義為偏正確或偏失真?另外，表中未顯示裂縫偵測精度比較成果。	OE 與 CE 是指漏判與誤判誤差，誤差越小表示偵測精度越高。此頁兩種精度分析是針對非裂縫之其他劣化類別，所以不包括裂縫，裂縫部分請參考 P83~88。	同意辦理
3. 報告 P88 DeepLab V3++ 對於裂縫位置較為完整，較少出現漏判之情形，而 Lawin 在裂縫寬度較為精準，建議可在分析上併行，成果展示上各取其優勢來呈現。	可以考慮此做法，系統中如何運作與呈現仍有待討論。	同意辦理
4. 報告P108 UWB 架設方式未來擬採懸吊方式(竿子或線)來規劃，因其功能為固定之定位站(不動點)，須考量風力影響，尤其在臨海橋梁，要具相當之抗風能力。	如圖4-32示意圖所示，下方可以加掛鉛錘協助抗風，以提升其穩定度與定位精度。	同意辦理
5. 報告 P131國3頭前溪河川橋高解析影像是否為全自動飛行之成果?若是，拍攝1跨所須時間大約為何?	是的，全部都是以全自動飛行之拍攝成果，經統計全部航拍時間約220分鐘。若一個架次拍攝時間為11分鐘，則需20個架次，估計須要拍攝3天。	同意辦理
6. 報告 P182本研究開發之技術已經接近「洛」地應用階段...，文字有誤，請修繕。	感謝指正。	同意辦理
十一、本所運工組(書面意見):		
1. 本研究所開發之橋梁劣化影像分辨識模式，已初步可針對拍攝橋梁之大量影像進行劣化類型之自動判識，以減少橋梁目視檢測之工作量，此外利用 UWB 技術已可解決無人機橋下無 GNSS 訊號之定位導		同意辦理

航問題，可提升橋下自動飛航拍攝之能力、減少人員手動操作無人機之風險，以利提升無人機應用於橋梁檢測作業。		
2. AI 判別裂縫是否為結構裂縫雖然有其困難度，本研究已初步可判定並制定準則，建議辨識方式及成果仍可加入系統中，並由人工進行最後檢視及確認。	同意於檢測報告中加註結構裂縫判斷結果，以供人工檢核時參考。	同意辦理
3. 目前系統提供的機制為人工截圖的方式，再將照片位置及檔名填入 DERU 表格之中，建議後續系統可自動進行螢幕截圖，並於檢測表格中呈現。	在 AI-IBBIS 系統中如何進行自動截圖仍需研究，因為劣化區位在一個很大的構件上可能僅佔一部分範圍，若使用自動化截圖很難判斷該用什麼位置與視角去繪圖，因此現階段是以人工截圖方式進行。	同意辦理
4. 本研究中所使用 AI 模型為 Lawin 以及 Deeplab v3++，兩者對於劣化判別有其差異，後續應用上會如何選擇，以及如何提升辨識精度，建議補充說明。	目前傾向於使用 DeepLab v3++作為 AI 辨識模型，但後續應該增加頭前溪橋正射影像人工標注之訓練資料，以提升劣化偵測精確度。	同意辦理
5. 期中審查會議各單位之意見回應方式，請依所內標準格式修正。	遵照辦理	同意辦理
十二、主席結論：		
1. 會議中與會委員與單位所提後續規劃建議精進方向，請研究團隊整理並紀錄，可做為後續研究議題之參考。	遵照辦理	同意辦理
2. 關於本研究專利申請部分，可於明年度開始進行。		
3. 審查會議各委員及與會單位研提之口頭及書面意見，請國立成功大學研究團隊整理「審查意見處理情形表」，且逐項說明回應辦理情形，並充分納入報告之修正。		
4. 本研究經徵詢審查委員意見，報告初稿審查通過，請國立成功大學研究合作團隊於112年12月15日前提送報告書修正定稿。		

附件 3 DERU 專家諮詢會議紀錄

採購案編號：MOTC-IOT-112-EDB006

採購案標的名稱：無人機搭配 AI 影像辨識應用於橋梁檢測之研究(2/2)-無人機自動化檢測架構探討

時間：112 年 9 月 18 日下午 2:00

地點：視訊會議

主席：饒見有教授

出席者：如簽到表

記錄：歐陽曉雯

議題：

1. 裂縫經過無人機拍攝後，影像會因鏡頭產生模糊效應，而無人機拍攝製作之高解析正射影像取樣間距為 0.2mm，加上透過 AI 偵測得之裂縫通常會較實際寬度寬 0.2~0.4mm，因此若採用 0.3mm & 0.6mm 當分界會造成大部分所被偵測到的裂縫都被判釋為嚴重裂縫。故輕微、明顯、嚴重裂縫之數值範圍，若以 0.3mm & 0.6mm 當分界，是否合理？
2. 鋼筋輕微、嚴重外露之門檻值分界為 30 平方公分，是否合理？
3. 混凝土(大面積)剝落之定義為大於 100 平方公分，是否合理？
4. E 值計算過程，分母該如何決定？例如(1)整個構件所有面的面積總和當分母？(2)以發生劣化之構件面之面積當分母？
5. 裂縫影響面積之計算方式，也就是計算 E 值時該如何計算分子？尤其是當待測面為大型的箱型梁，報告中所測試之 4 種計算 E 值方式，結果都是 1，是否合理？
6. 斜向裂縫角度容許誤差的門檻值，是否要從±15 度放寬為±30 度？
7. 本研究將裂縫平均位置 X 值座落在大梁兩端 +/- 梁深，例如大梁之長 x 寬=40m x 2m，則 X 在 0~2m 或 38~40m 之間定義為“支承附近”，此定義是否合理？
8. 非結構裂縫是否要設定 DERU & 製作橋檢報告？

與會專家說明

陳俊仲

- 計畫團隊報告呈現之技術內涵，目前在國內相關領域屬於前端，若有機會將研發之技術能具體落實應用，非常值得期待。
- 有關預期開發之技術規格？應用限制？建議團隊可詳細列表具體說明，並比較國內外既有技術概況，有利後續技術之應用說明。

- 應用 AI 技術有其機率判別邏輯，建議團隊可考量，將各項劣化評估的機率值提供工程師或橋檢人員最後判別之參考，由專業人員針對檢測資料實際情形，進行檢測成果確認。
- 應用人工智慧技術判別流程，雖有利提高作業之效率，惟對於檢測評估結果，建議應妥適定義其保守度，如何讓 AI 判別輔助專業評估，各自的分工和呈現的資料格式，建議於作業流程圖描述清楚。
- 目前提列的劣化量值範圍似過於保守，現行規範已提供定性描述說明，由橋檢人員依工程經驗與實際情況進行判別。建議此部分再與有現場橋檢豐富經驗的人員洽談，瞭解執行面之橋檢紀錄報表現況之登錄判別原則。

鄭承鴻

- 關於裂縫寬度問題，會與後續維修工法有關，本研究建議以 0.3mm 與 0.6mm 為細微、明顯與嚴重裂縫之界線，可能會造成 D 與 U 值過大，會造成橋管單位維修上的困擾。
- 關於鋼筋輕微、嚴重外露之門檻值分界為 30 平方公分，以及大面積混凝土剝落之面積門檻定為大於 100 平方公分的問題，似乎有過小的疑慮，建議放大。
- 在判斷結構裂縫時，將裂縫方向門檻設定在斜向 45/135 度加減 15 度是合理作法。

林嘯廷

- 依目前文獻(如交通部運輸研究所 100 年之橋梁目視檢測評估手冊(草案)等)係以裂縫寬度 0.3 mm 及 0.6 mm 作為判斷分界，意即在該寬度水氣即可能進入裂縫而有不同程度影響，故如需調整該值建議應找相關文獻或試驗作為調整依據。另 AI 偵測得之裂縫通常會較實際寬度寬 0.2~0.4mm 一節，建議得作數值修正。
- 關於鋼筋輕微、嚴重外露之門檻值分界為 30 平方公分，該門檻值似有過小，而造成實際劣化數過多，致橋梁管理機關無充足能量維護，建議得擇橋試辦看其影響。
- 大面積混凝土剝落之面積門檻定為大於 100 平方公分似有過小，而造成實際劣化數過多，致橋梁管理機關無充足能量維護，建議得擇橋試辦看其影響。
- 按規範規定「劣化範圍(Extent)」為構件劣化範圍佔構件整體之百分比。爰依整個構件所有面的面積總和計算似較符合規範規定。
- 因裂縫狹小，以目前方式計算其 E 值均為 1，顯不合理，惟目前規範 E 值與 DRU 值並無直接關聯，即不直接影響處置急迫性 (U 值)，故如何放大使具有維護參考價值可在研議。
- 斜向裂縫角度容許誤差的門檻值問題是否要將門檻值 ± 15 度放寬為 ± 30 度？建議系統開發初期略為放寬，俟有足夠試驗值後再予調整為最適值。
- “支承附近”之定義是否合理，建議將適用條件限縮並述明，如適用簡支型橋梁等。
- 非結構裂縫建議不作 DERU 評等，惟相關影像紀錄建議留存，有助於該裂縫是否有持續擴大之比對。
- 此外，「高公局橋梁目視檢測手冊」規定：「檢測係針對構件之劣化情況進行評

等，對於單一構件之相同劣化類型，檢測時僅給予 1 筆 DER&U 評等值，以避免 E 值(範圍)失真，如 SIG1 主梁有 5 處混凝土剝落狀況，檢測上僅需考量 5 處剝落對於橋梁之影響，並給予 1 筆 DER&U 評等，而若 P2 橋墩有 3 處混凝土剝落及 1 處白華狀況，檢測上則須分別對不同劣化狀況對橋梁之影響，分別給予 2 筆 DER&U 評等。惟對於橋面上範圍較大之構件，如橋護欄，可能因交通維持等因素影響檢測執行，考量其屬次要構件，得以構件最具代表性之劣化類型紀錄，以簡化作業流程。」供參考。

王瑞麟

- 本研究目前是以構件為單元來進行 DERU 判定，但裂縫為線性形態相較於其他劣化類別不同，若只是以裂縫線段乘上裂縫寬度來當做 E 值劣化範圍，如此得出面積可能太小以至於沒有太大的判斷價值。此外，一條裂縫和多條裂縫對於結構的影響是有區別的，建議針對裂縫的計算可分為單一裂縫和多條裂縫的形式計算。單一裂縫 E 值建議計算裂縫長度和梁深比。若有多條裂縫且為剪力裂縫相互排列，可將裂縫之間的距離納入 E 值計算。
- 目前以裂縫有無接觸梁底來判斷是否為結構裂縫，但依現實情況，不完全所有結構裂縫皆會與梁底發生接觸。例如腹剪裂縫也為剪力裂縫的一種，通常發生於梁中間，因為剪力受力而從中間開裂，並向兩側延伸，其裂縫與撓曲裂縫開裂形態不同。若是以目前結構裂縫的判斷容易限縮評定範圍。建議目前以快篩做為研究目標，應著重於將所有裂縫都偵測出來，並將有符合條件範圍之裂縫，標註為可能的結構裂縫，以利為後續橋檢人員檢核。若計畫目標並無橋檢人員進行覆核，則須使其判斷更為精確，因為此結果會與後續養護工作有較大的關聯性。
- 支承附近兩端劣化範圍評定會受到梁深、縱向筋及剪力筋位置影響，建議可先做 1 至 2 個案例在此範圍做實際驗證，將評定範圍放大，以能篩選出所有裂縫為原則。
- 非結構裂縫是否評定 DERU 取決於橋梁養護單位是否要做維護，如果沒有要做維護就只會附件於報告當中。以台灣而言，通常會以 DRU 值來評斷橋梁養護的迫切性，若以 U 值做為一個狀況指標或是養護指標，則只要有養護需求，無關是否為結構裂縫，都須要做 DERU 的評定。

林聖學

- 主要為劣化範圍判斷的部分，以目前的 100 平方公分可能太小，之前的橋檢報告中，判斷當中的 U 值於 3 或 4，就會被列管須做橋梁維護。若評定範圍定得太小，會造成養護單位上的困難，因而影響每一年既定預算中的養護工作。

劉以毅

- 關於裂縫 0.3mm 判定會影響到後續裂縫的養護處理以及經費分配。在 0.3mm 以下會去做表面披覆的保護處理，而 0.3mm 以上就要做環氧樹脂灌注。簡報有提及裂縫的誤差會比實際的情況寬 0.2-0.4mm，這樣的偵測結果可能會影響養護工作，建議將偵測調整成真實裂縫情況，在未來應用上面也會比較適當。
- 關於無人機結合 AI 偵測的部分，目前此技術應只是一項輔助工具，建議實際上

的辨識成果還是須要由橋檢人員做最後的判定。

- 關於 30 平方公分以及 100 平方公分的界定範圍，應以未來實際案例來做驗證，並針對應用成果做辨識調整。
- 針對斜向裂縫角度，正負 15 度雖還在合理範圍內，但簡報裡面的 15 度看起來不太夠，若是加到 30 度的話就會過寬。因此認為在 15-30 度之間還可以做一些討論。
- 關於支承附近的定義，在簡報中關於剪力裂縫皆是在支承附近展示，事實上剪力裂縫不見得都在支承附近，也有可能在橋梁 1/4 的位置，主要因為剪力間距比較大，再往內一些也有可能是剪力裂縫。因此建議不應該把剪力裂縫限制於支承定義範圍內。
- 認為非結構裂縫應納入 DERU 值，主要因為非結構裂縫可能是一些表面老化及細微裂縫，若在經費充足的情況下，還是須要去做一些養護處理，應將其納入在後續的橋檢報告中，並作為管養單位評斷是否須要執行養護工作的依據。

李坤哲

- 在判定細微明顯裂縫中，0.3mm 這個定值並無太大的問題，但 0.6mm 的定值過小，容易使其判定達到嚴重裂縫。在美國的一些規範中，針對這部分 PC 及 RC 都有相關規定，RC 的部分以 0.05 英吋界定，換算值大約為 1.27mm，若是以這些規範做為界定，對於後續工作是相對容易的。
- 針對鋼筋裸露以及混凝土剝落面積，除了南非之外其他各國也有一些相關規範，建議可將其引用並註明，並與各方評估合理性。
- 先前的經驗也是希望以量化的方式來讓電腦做判斷，但目前本司是以定性的方式，用經業主審核且辨識出劣化程度的相片讓電腦學習。建議團隊後續研究也可以嘗試朝向此機器學習模式。
- 針對裂縫 E 值若以面積計算會不太合理，建議其他劣化情形以面積計算 E 值，裂縫則是以裂縫條數作為參考。剪力裂縫於梁深支承的部分可能是剪力最大，實際在進行梁檢筋的過程，會從 1/2、1/4 處進行檢核不同的配筋，遇到嚴重的剪力裂縫，可能整隻大梁會將近一半以上都有剪力裂縫的情況。因此對於剪力裂縫的判別不能侷限於支承附近，若裂縫往中間延伸，除了有配筋的問題之外也有剪力不足的現象，因此才須要以裂縫條數界定裂縫是否嚴重。
- 目前本司主要研究方向為 PCI 及 RCT，而團隊所研究的為預力箱。在研究過程中有發現到預力箱相對於 PCI 及 RCT 會複雜許多。除了有連續梁問題之外，須要施拉預力鋼筋及曲形橋梁皆會使用預力箱，此情形若要判斷是否為結構裂縫就並非如此單純。例如在連續梁中是否產生剪力裂縫會取決於橋梁剪力筋以及壁厚。由於在連續端之處壁厚都會設計得較厚，同時剪力筋也會較多，開裂位置可能會出現在交接處，或是於剪力鋼腱施拉的位置。
- 希望不是只將此技術做為初篩使用，而是希望能偵測出 80% 以上的裂縫，建議要盡量把劣化情況都能偵測出來，並在評定 DERU 之後交由橋檢人員覆核並備註上橋檢人員意見，以達到橋檢報告目的。
- 針對 PCI 梁可能須要考慮 UAV 影像缺失問題，若外梁有剪力裂縫的情形發生，在內梁不容易拍攝之處也可能會有剪力裂縫的情形。建議可以預先考量影像缺失的範圍以及可能會發生裂縫情況，以此進行 UAV 的航線規劃，較能得出想要的結果。

孫忠邦

- 裂縫E值判斷，建議是以構件為單元並以每個面展開進行計算，實際判斷嚴重及明顯裂縫，橋檢人員主要是以整數進行判別，定義也會相對模糊。若有一裂縫寬度為0.27mm，橋檢人員會判定為0.3mm，0.4mm才會判定為明顯裂縫而0.7mm才會判定為嚴重裂縫，如此作法在檢測過程中較能取得平衡。若0.3mm視為明顯裂縫，會使整體的U3值多將近一倍。
- 簡報93頁，滲水白華的部分，滲水白華且銹水流出評定為3/3/3，這會使U值大幅增加，建議判定為3/2/2。團隊在劣化情形只要有銹水就會判定為嚴重，但實際執行上，嚴重裂縫建議判定為4/3/3即可。U值判定為4則意味橋梁有落橋風險，須立即通報公路段進行維修。若嚴重裂縫加上銹水判定U值為4的話，就會產生許多須要立即維修之情形。而U值為3則意味須於一年內復修處理。
- 在角度誤差的部分建議可以放大一些，若支承處有斜向裂縫，會認為有結構裂縫問題，垂直地震力也會影響結構裂縫方向，但這是無法預測的。會建議角度放大至20度看看，在現場情況斜向裂縫不會太多，基本上大多為水平和垂直裂縫。
- 簡報96-98頁，混凝土剝落建議是以整個構件來看，若以單處來進行判定可能會失準。
- 鋼筋裸露建議可以加上深度的判識條件，有些情況可能為施工造成的保護層不足，面積很大但深度不影響結構，或者是有小面積剝落情況卻有鋼筋裸露的現象，如此判定就會與剝落深度相關。

林育賢

- 在裂縫判定結果上都會有一個誤差範圍，也許因不同個案所使用的無人機拍攝情況不同，所產生的誤差範圍也不全然相同，若沒有扣除這誤差範圍的值容易出現細微裂縫判定為嚴重裂縫的情況，但利用AI辨識仍須要界定值才能進行判定。因此建議能夠備註誤差範圍於判定報告中，如此得以讓橋檢人員瞭解其中數值差異。
- 在鋼筋裸露的部分，若將100平方公分列為大面積剝落，會使判定結果比實際橋梁情況嚴重，建議可以將數值改至900-1000平方公分，這項數值的界定仍須要與橋檢人員實際檢測結果進行比對確認。
- 關於E值界定，建議區分為單一構件及整體構件之差異。整體構件以膈梁為例，可能須要看一跨中膈梁總數有多少及缺失膈梁占比為多少，再個別進行計算。單一構件以大梁為例，若以裂縫劣化形態，並非以一個面積進行計算，則會額外考量裂縫是否有多條等間分布的情況，以此裂縫群做為裂縫總面積，並以構件面積計算出劣化占比。

刁健原

- 關於定義劣化面積範圍，建議是以容易造成斷面破壞的範圍判斷面積大小。若劣化發生於梁底主筋，其鋼筋生銹造成斷面減少，可能降低乘載力。因此須要瞭解容易造成破壞的面其中有多少範圍產生鋼筋生銹。以此判斷範圍大小，並非使用絕對值界定。若有一劣化情形為沿著一條鋼筋生銹，有一條鋼筋生銹及

整個橫斷面鋼筋皆生銹兩種可能性，這對於評定會是不一樣的結果。

- 關於 E 值的計算，建議考慮能與目視檢測銜接。目視檢測中判斷 E 值，是由現場檢測到的範圍做判斷，並不會將全部大梁加在一起計算 E 值的百分比為多少，以免發生與原來既有的目視檢測資料無法銜接的問題。
- 裂縫影響面積也建議以可能產生破壞的範圍計算，例如有一梁產生剪力裂縫，須計算其中多少範圍為剪力裂縫，以及梁有多少長度產生剪力破壞，以此長度比例算出影響面積。
- 斜向撓曲裂縫的角度，雖定義為正負 15 度，若有裂縫比較密集的情況，還是希望能將所有裂縫皆篩選出來，以免遺漏可能造成嚴重破壞的破壞現象。建議若超過 15 度之裂縫，再以人工判斷是否會造成結構破壞。
- 有些密集裂縫並非皆由乾縮造成，可能箱型梁內部的底由於超載而產生密集縱向型裂縫，或梁腹板握裹力有問題，裂縫也不見得會延伸至梁底。因此建議有特殊情況，須要針對裂縫較密集之處另外檢討，如此才不至於錯過嚴重的劣化現象。

胡智超

- 計畫朝向檢評分離的方式，由於無人載具的發達，得以做為協助橋檢的工具。在 AI 判識上現階段先以從嚴處理，雖目前判定上仍有一些缺漏，期望能隨著這項技術的成長朝向達到準確度百分之百的目標。為此，在整個研究流程中，會加入一項人工檢核程序機制，以人員為最後檢驗流程把關。目前這項技術還不會馬上上線，其中流程尚須滾動檢討。此專家會議目的為釐清 AI 判定橋梁之準則，以利 AI 建立條件式執行判定分析，還請成大團隊依照專家學者意見進行調整收斂。

楊秉順

- 有關裂縫寬度判斷 DERU 界定，在實際情況中，會以現場拍攝影像中的裂縫列為一群，並不會測量每一個裂縫的寬度。由於目前這是做初步的檢測，後續還有詳細檢測工作，也不會區分這些裂縫為結構或非結構裂縫。
- 建議將占相片範圍中 1/3 以上或 2/3 以上之裂縫，判斷為必要關注之裂縫，並以其範圍判斷 U 值。個人認為並不須要特別專注於裂縫寬度，在評定中劣化範圍可能相對重要。若是斜向裂縫含間距的範圍占比畫面中的 1/3 或 2/3，還是須要將其挑出做更詳細的檢測。
- 建議先將 AI 取代第一線的 DERU 判讀，並傾向於定性的方式將劣化情形篩選出來，若日後做為推廣應用，再依據實際案例情況逐步修正，如此就能加快研究進展。由於此技術尚未應用執行，因此不須過於執著於劣化的評定規範。
- 關於鋼筋外露評定標準，應須考量地域情況，若鋼筋外露發生於山區並不會造成太嚴重影響，但若是發生於沿海地區，受至鹽害影響，無論劣化面積大小，都應當進行修復。鋼筋外露也意味同時發生混凝土剝落，建議將兩種劣化類別篩選出，對其增加判定是否位於鹽害區域，若區域為 C5 以上則 U 值應評定為 3，C5 以下 U 值應評定為 2。
- 混凝土剝落若沒有鋼筋外露，可能只是施工上所造成的剝落，劣化情形也只存在於表面。若是受力行為所造成的剝落，則會伴隨力學行為之裂縫發生。建議

此劣化類別可與裂縫配合判斷 DERU 值。若沒有伴隨裂縫發生則 U 值應低於 3。以過往經驗而言，位於鹽害地區橋梁的混凝土剝落大多有鋼筋生銹情況發生，除非位於 C5 以上區域，則應注意是否容易因保護層不夠而造成鹽害鋼筋生銹。

- 關於裂縫 E 值的判定，若以整個梁展開圖來看，由於裂縫在橋梁所占的面積不大，可能得出的結果 E 值皆等於 1。實際情況而言，橋梁中出現三條規律性剪力裂縫代表劣化已相當嚴重，若是裂縫出現對稱性的現象就更為嚴重，可能已經出現貫穿的跡象。若是將裂縫分群分得太細，就無法偵測出以上情形，因此建議 E 值以整體劣化範圍做為評定依據，避免將 E 值範圍界定過於細節，未來若要實際應用，可於執行時同步進行調整。
- 個人認為斜向裂縫的角度並非如此重要，建議將所有斜向裂縫篩選出來，可以依據斜向裂縫範圍於橋梁中之占比，或者以在檢測相片中的裂縫占比做為篩選斜向裂縫的條件。
- 支承附近所造成裂縫的情況取決於受力位置，在帽梁附近都可以算在支承附近的定義內，很多案例中裂縫會延伸至帽梁或梁端。因而產生出兩種不一樣的裂縫。
- 關於非結構裂縫的部分建議仍需連同結構裂縫一同篩選出來。實際檢測過程中並不會區分是否為結構裂縫，而是將整體裂縫所占面積篩選出來，並在之後對其進行更深入且詳細的探討。

結論：

- 建議將分界值放大，例如改以 0.5 mm & 1.0 mm 當分界值。
- 鋼筋輕微、嚴重外露之門檻值分界改為 100 平方公分。
- 混凝土(大面積)剝落之定義改為大於 1000 平方公分。
- E 值計算過程，分母改以發生劣化之構件面的面積當分母。
- 裂縫影響面積之計算方式，也就是計算 E 值時分子為將每一條裂縫在 X-Y 軸的最大分布範圍進行加總。
- 斜向裂縫角度容許誤差的門檻值可放寬為 ± 25 度，但不管是否為結構裂縫皆應在 DERU 中紀錄，將結構裂縫的判斷交給橋梁結構專家去研判。
- 延續前面結論，已經不須要定義“支承附近”。
- 非結構裂縫也要設定 DERU，並放入橋檢報告中。

附件 4 橋管機關業務委外招標共通性範例

應用 AI 深度學習技術於無人機橋梁檢測整個作業流程可分成三大步驟，分別為(1) 拍攝低解析影像，並建置仿真與物件化橋梁 3D 模型(含地面控制測量)、(2) 利用(1)之成果進行航線規劃拍攝高解析影像，同時進行空三平差解算、(3)結合前兩項工作成果，製作正射影像並利用 AI 技術進行橋梁劣化辨識偵測與三維定位，同時製作橋梁檢測報告。前兩項工作可以委託具有無人機與空間資訊專長之顧問公司，其資料處理程序有關聯性，故後續委外工作可合併處理。而第三項則可以委託具有橋梁檢測專長之顧問公司，利用本研究所開發之橋梁影像分析軟體(AI-IBBIS)來處理，最後再由橋管機關利用相同軟體稽核橋檢報告。

為了協助訂定後續橋管機關業務委外招標共通性範例，包括功能規格及資安規定，據此將前述工作分成兩種規範，提出招標工項建議。

1. 拍攝低解析影像及建置仿真與物件化橋梁 3D 模型

依甲方指定橋梁使用 VBS-RTK 於路面上進行地面控制測量，每一跨兩側各測量一個點，可以事先佈置人造標或使用道路標線之角落、反光標等。測量過程，必須製作點誌記，除了測量成果外，還需包括每一控制點之現場照片紀錄(近照與遠照)，以協助無人機影像上辨識對應之地面控制點。地圖坐標系統包括 WGS84 經緯度與 TWD97 EN，高程系統包括橢球高與正高。

依甲方指定橋梁以無人機拍攝低解析影像，影像空間解析度約在 1 mm~5 mm，不規定使用之相機，但建議鏡頭 FOV 約在 80~100 度之間，相鄰航線與連續兩張照片間之重疊率需在 60%~80%之間。拍攝範圍需包括整個座橋梁四周環境，除了路面(拍攝路面時無人機不得飛越橋梁上方，須以傾斜攝影方式，由橋梁外對路面拍攝，特別注意要拍攝到地面控制點)外，還需包括橋護欄、橋面板、大梁、橫隔梁、橋台與翼牆/擋土牆、帽梁、橋墩與橋梁基礎等。橋梁四周任何樹木或人工構造物會影響無人機飛行者，都需拍攝。特別注意，兩大梁之間空間狹小，拍攝時要延著道路方向規劃多條平行航線，垂直往上拍攝橋面板，其航線數等於大梁數量減一。此外，為了拍攝大梁側邊，另須規劃兩組傾斜攝影之航線，分別拍攝大梁兩側，相機傾斜角度不要超過 45 度，航線數與大梁數量一樣。若橋梁下方之河床人員可以抵達，且大梁離河床高度小於 10 公尺，可以不使用無人機拍攝，改為將相機架設於長干上由人員手持長干拍攝。

上述低解析影像需配合地面控制點，以 SfM 軟體進行空三平差，同時解算所有相機之內方位參數與所有照片之外方位參數。經過誤差分析，符合精確度(控制點與檢核點 ENH 三軸之誤差小於 5 公分，連結點反投影誤差<1 個像素)

與可靠度(每張照片至少 100 個連結點、每個地面控制點至少要於 4 張照片上量測影像座標)要求後，才可以密集影像匹配技術製作密集點雲(LAS 格式)，以及橋梁四周環境之仿真三維模型(OBJ 格式)。

利用上述密集點雲，以 SketchUp 軟體製作物件化橋梁三維模型(以 SKP 格式儲存)，包括設定橋梁表面矩形框與構件編號。執行本項工作者，需先經過本研究或交通部運研所教育訓練。詳細流程見附件五。

依甲方指定橋梁以無人機拍攝高解析影像，影像空間解析度約在 0.2 mm~0.3 mm，不規定使用之相機，但建議鏡頭 FOV 約 50~60 度，相鄰航線與連續兩張照片間之重疊率需在 60%~80%之間。拍攝目標為橋護欄外側、大梁、橫隔梁、橋面板、橋台與翼牆/擋土牆、帽梁與橋墩等。拍攝原則、無人機航線規劃與建議拍攝方式詳見期末報告第三章。若橋梁下方之河床人員可以抵達，且大梁離河床高度小於 5 公尺，可以不使用無人機拍攝，改為將相機架設於長干上由人員手持長干拍攝。

整合前述低解析影像與高解析影像以 SfM 軟體一起進行空三平差，同時解算相機之內方位參數與所有照片之外方位參數，但解算前需先固定低解析影像之內方位參數。

執行地面控制測量與 3D 建模之廠商之營業項目應列有「測繪」或「航空測量」或「測量工程」或「空間資訊」或「地理資訊 (GIS)」等相關業務。

無人機廠商需具備民航局核定之遙控無人機作業手冊，並確認相關操作限制排除，飛手則須持有合格無人機專業操作證，以上須檢附相關證明文件。

無人機廠商應配備符合招標單位所需功能規格之遙控無人機，為符合行政院所資安處「各機關使用陸資產品處理原則」，無人機以及酬載系統需檢附證明非陸資設計製造。於廠商徵件時，將訂定不允許使用中國大陸產品之項目包含無人機整機(零組件不限制)、飛控系統、資通產品、影像擷取圖傳處理後台(影像擷取圖傳處理不得離境)，並請廠商填寫出廠聲明書、團隊聲明切結書及無人機國產製造比例。

廠商如需甲方函文其他機關協調者，應以書面向甲方提出。諸如招標單位應提前通知橋梁場地管理單位實施檢測時間及使用範圍，另外，橋梁檢測區域若位於禁航區，招標單位應協助廠商與民航局提出禁航區解禁申請。

從事無人機飛航活動均須依據民航局「遙控無人機作業手冊」規定辦理，甲方得不定期進行抽查，如有違反操作手冊情事應予立即改善。諸如飛行前飛航申請、操作限制排除，飛行後須繳交作業手冊附件內容予民航局等規範，招標單位得要求相關證明或附件副本備查。

履約期間相關設施、遙控無人機、器材，若遇天災或不可抗力因素而毀損，或造成第三者人員傷亡或財物損失，均由廠商負責(遙控無人機須辦理第三人責任保險，最低保額依照航空客貨損害賠償辦法第 3 條定義每一事故體傷最低 300 萬)，並檢附相關證明。

2. 製作橋梁檢測報告

執行本項工作之廠商需具備橋梁檢測專業，且具有 GPU 獨立顯卡之高階桌上型電腦，例如 NVIDIA Geforce GTX1080ti 以上(具雙螢幕輸出更佳)，128GB RAM，2TB 以上 SSD 硬碟。

由於本項工作需使用本研究所開發之橋梁影像分析軟體(AI-IBBIS)，故廠商操作人員需先經過本研究或交通部運研所之專業訓練，並授權其使用本軟體後，方可執行本項工作。AI-IBBIS 操作手冊詳見附件六。

執行本項工作時，首先匯入所有高/低解析度影像(包括內外方位參數)、物件化橋梁 3D 模型(SKP 格式)、設定相關參數後自動製作正射影像、以 AI 自動偵測各式劣化類型、自動設定各構件 DERU 值、自動產生各構件橋檢報告，再以人工逐一檢核每一筆橋檢報告，若有不足處則以人工補充或修正，經最後確認後上傳到車行橋梁管理資訊系統橋梁管理系統。

本項工作皆為單機作業形式，固無資安考量。

附件 5 物件化橋梁 3D 建模作業流程

一、SketchUp 中建立點雲

繪製模型前須要先將參考點雲匯入至 SketchUp 軟體內，須安裝 Undet 點雲擴充程式於軟體內方能使用。Undet 為點雲擴充程式，需額外安裝至 SketchUp 中，需經過其中的轉檔程序才能於軟體中使用。操作步驟如下：

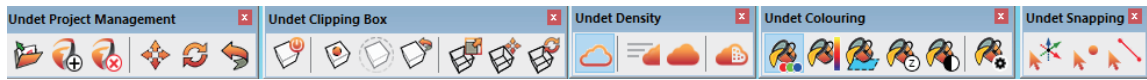


圖 1 Undet for SketchUp 擴充程式視窗

在 SketchUp 中的 Undet 功能列中選擇 new 選項，專案類別選 Building，將 las 檔案匯入並進行轉檔，新增點雲讀取專案檔(ipcp)。

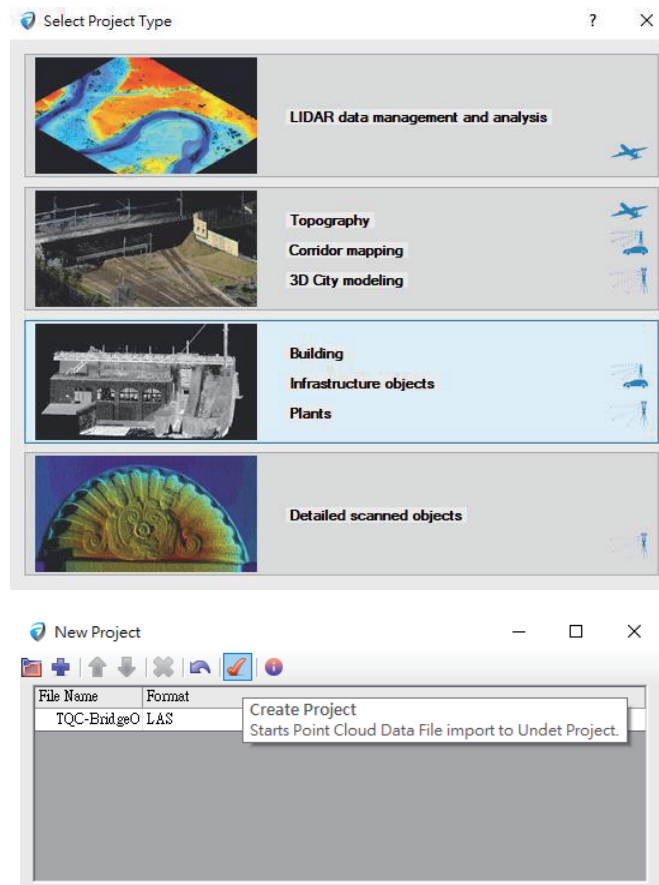


圖 2 Undet 選擇專案類別視窗

轉檔完成後，點選 undet 功能列中的 open 開啟先前做好的點雲專案檔(ipcp)，將點雲匯入至模型中，就能在 SketchUp 如圖中看見點雲資訊。



圖 3 SketchUp 中顯示點雲資料

二、建立橋梁模型

點雲匯入到 SketchUp 後，切記不可更動點雲位置以及模型空間原點，需依照點雲起始位置及形態繪製橋梁模型。

1. 繪製大梁主體

建立原點為起始點繪製地面基準面，之後基準面上繪製橋梁邊緣線以定義橋梁方向及位置(如圖所示)。將其中一面使用推拉工具模型得出橋梁剖面基準面(如圖所示)。

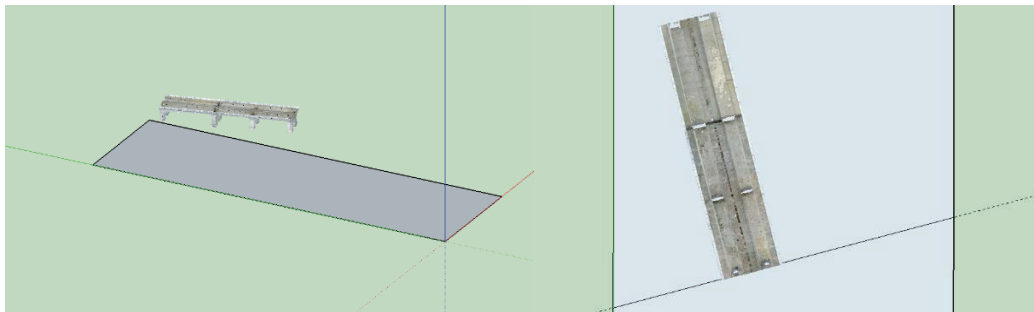


圖 4 以原點為起點繪製地面基準面，並於基準面繪製邊緣線

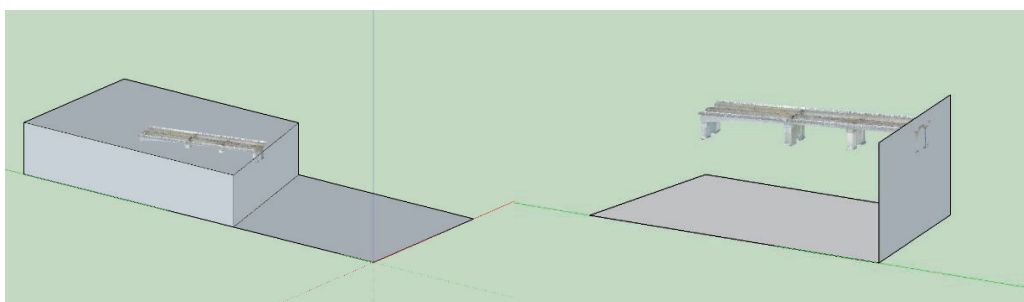


圖 5 以推拉工具建立大梁剖面基準面

至剖面基準面上，依照點雲分布繪製橋梁形態，並以此做為建立模型的形態參考面。繪製形態時須要封閉曲線，以及確保每一條線的端點皆在模型表面上，才能使線段區域成面，建立模型特徵。

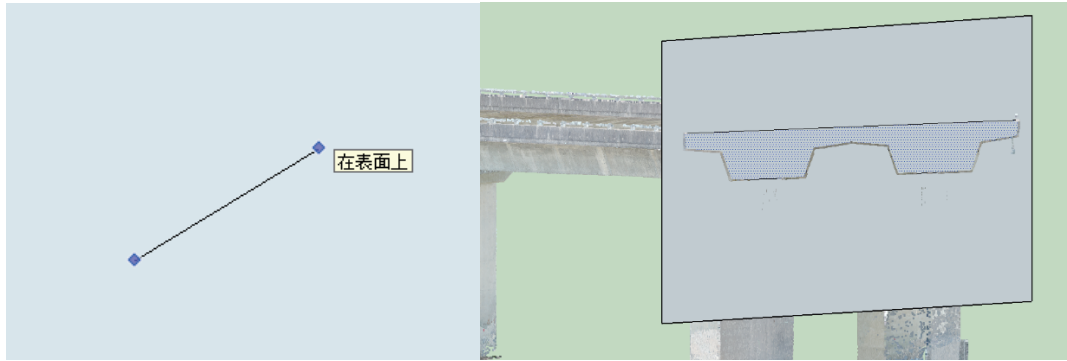


圖 6 繪製線段於表面時的提示(左圖)基準面上繪製橋梁封閉曲線(右圖)

使用推拉工具將橋梁形態面生出厚度，形成一個 3D 模型塊。將模型兩端的面適當位移以貼合點雲。若無法完全貼合，可再新增線段或端點調整模型。繪製不同構件時可將大梁模型體作為參考複製出新基準面，並將點雲形態描繪至基準面上。

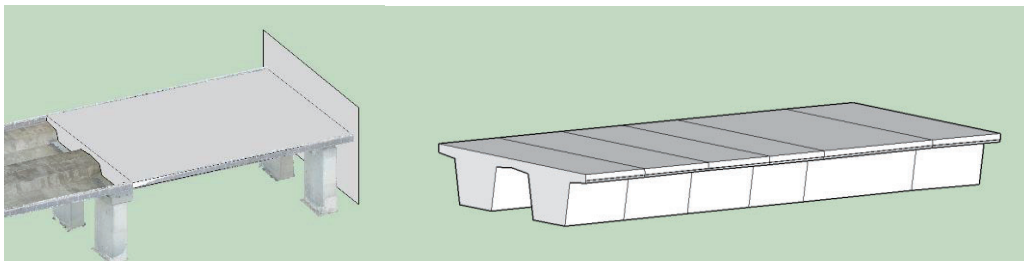


圖 7 使用推拉工具建立橋梁形態

在調整模型時，可以依模型本體的點線面使用移動工具移動或是以修剪模型表面的方式改變特徵，須注意避免產生三角面(如圖所示)，影響後續繪製矩形框的步驟。

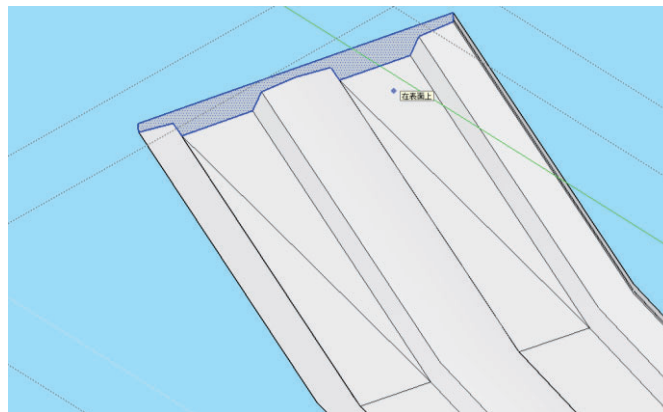


圖 8 調整橋梁模型所形成的三角面

2. 繪製弧面橋梁或橫膈梁

可使用實體工具分別建立模型主體及裁切區域群組並進行相減切割。若要使用此方法，則須注意兩個模型必須皆為實體模型，不得含有多餘的點線面或是缺口於模型中。相減過後的模型會形成新群組，可以點選右鍵選擇分解，將群組拆解。

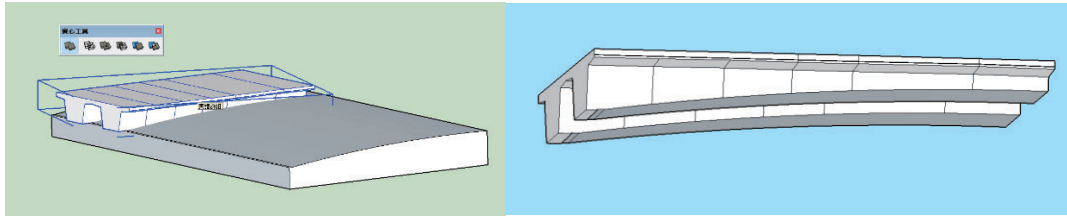


圖 9 使用實體工具針對模型相減切割

直接在模型表面繪製線段將面切割並連接端點，也可以使模型成面。須注意模型表面中四個端點必須位於同一平面上，否則容易使表面出現無法成面的情況。

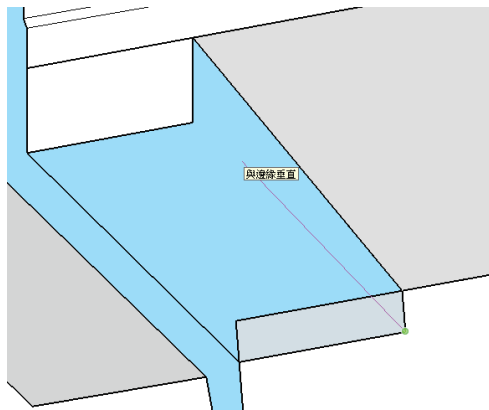


圖 10 繪製線段連接模型端點

3. 繪製橋墩

以大梁與橋墩相接的面做為參考面複製向下移動至點雲最末端，並繪製橋墩外型，用推拉工具生成出模型高度。



圖 11 建立參考面並使用推拉工具長出橋墩特徵

4. 刪除模型多餘表面

整體模型繪製完成後，將不須要的面刪除，像是頂板、基準面、橋墩底面等，僅需保留點雲顯示部分維持模型形態即可。若要檢查模型是否有重面情形，可以利用樣式工具列中的 x 射線顯示使得模型表面呈現半透明狀態，較能看出重面區塊並對其刪除。

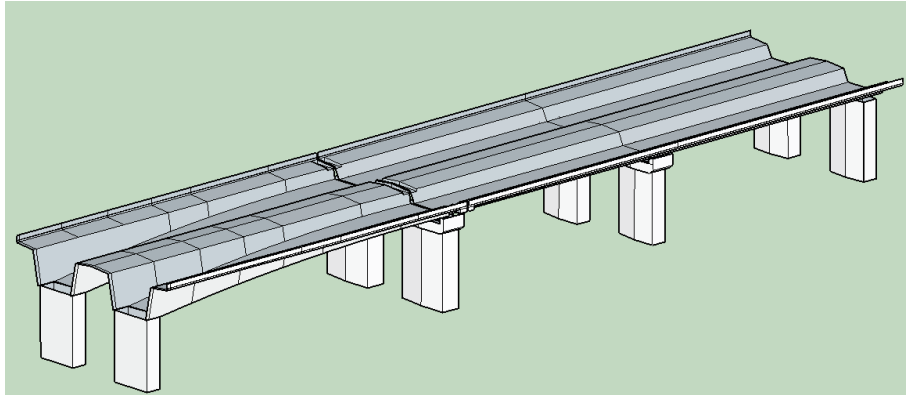


圖 12 刪除多餘表面後的橋梁模型

5. 檢查模型表面方向

模型完成後，須注意表面方向是否正確，灰色區域代表內部表面，白色區域代表外部表面(如圖所示)。若有翻轉情形，可以選擇表面並點選右鍵，點選反轉表面。

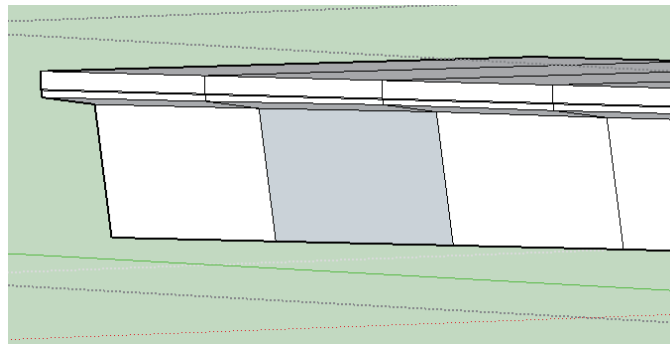


圖 13 模型反轉表面情形

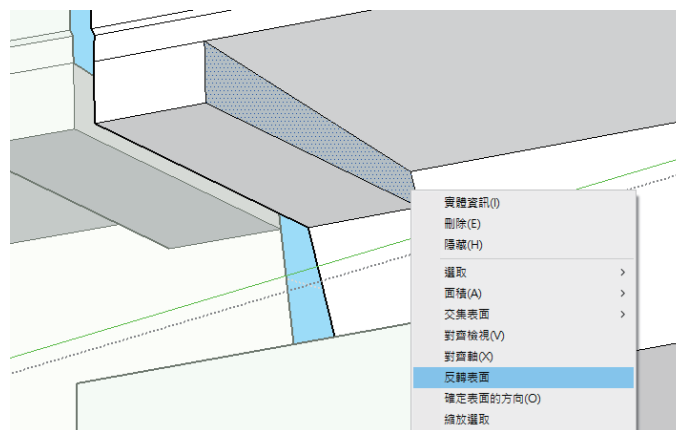
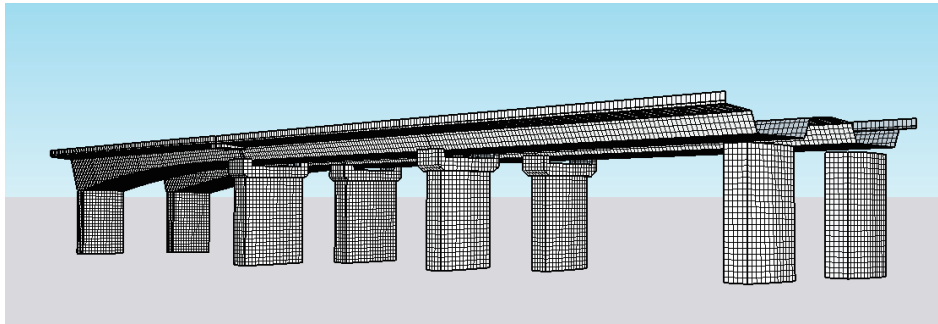


圖 14 選取表面並對其反轉表面

6. 製作矩形框

選取須要平分的線段點選右鍵選擇分割，模型表面以邊長 50cm 或是 2m 之矩形進行平分，再將平分端點繪製線段連結平分點(如圖所示)，將每一個模型表面以此作法建

- 減少模型表面三角及多邊形情形，依模型表面情況劃分矩形框線。
- 盡量使每個矩形框為垂直且等長，各表面框線相互連接。



三、設定Surface ID及建立構件編號

圖 17 大綱視窗中顯示各個構件及 Surface ID 群組

1. 構件編號規則

234

由左而右(以橋頭左側為起點)之原則予以編碼。

橋梁構件編碼系統示意圖(如圖所示)主要係將橋梁分成橋台(A)、橋孔(S)、橋墩(P)、主梁(G)、橫隔梁(D)等部分，以 A1 橋台之左端設定為原點，分別以檢測人員之右手方向及正前方向定義為編碼系統之正 X 軸方向與正 Y 軸方向，定位之準則如下：

已知跨數編號： m ，主梁數量： n ，主梁間之橫隔梁數量： q ，則此跨之構件定位內容為：

橋墩： $P(m-1)$

主梁： $SmG1, SmG2, \dots, SmGn$

橫隔梁： $mD1-1, mD2-1, \dots, mDq-1$

$mD1-2, mD2-2, \dots, mDq-2$

$mD1-(n-1), mD2-(n-1), \dots, mDq-(n-1)$

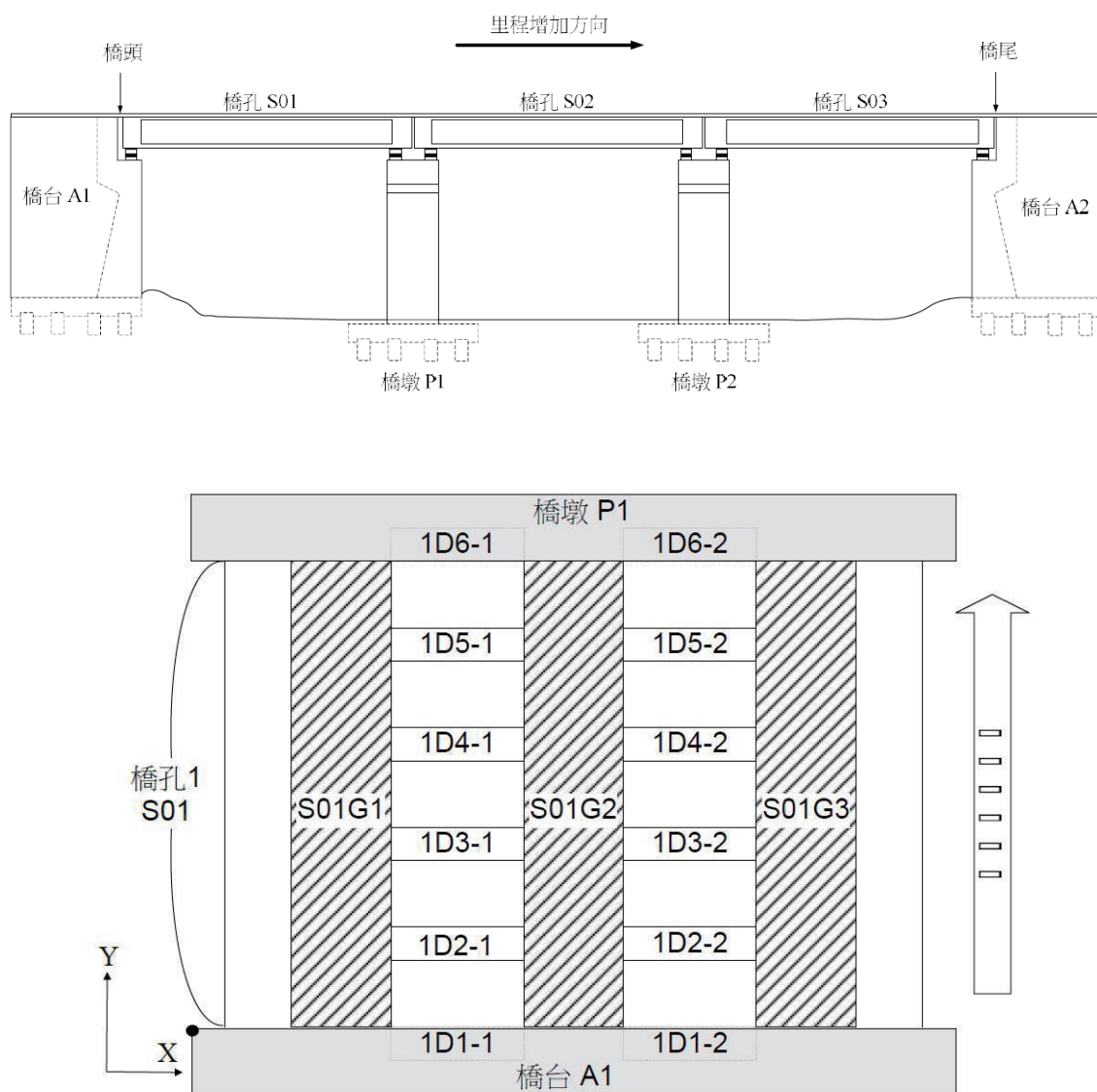


圖 18 橋梁構件編碼示意圖

2. 建立構件元件及 Surface ID 群組

模型以構件為單位選取所有模型表面並點選右鍵建立元件，完成後右鍵打開實體資訊視窗，在定義欄中填入該構件編號。

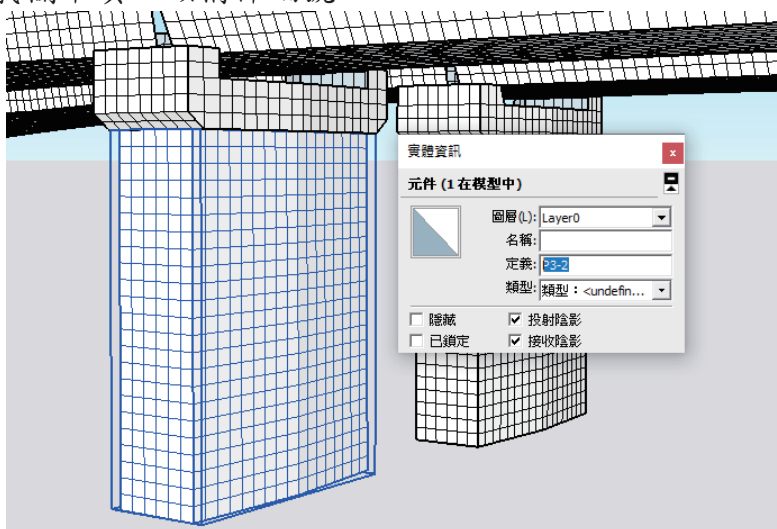


圖 19 實體資訊視窗中填入構件編號

Surface ID 為構件中的各方向平面群組，要將構件中各平面分別選取並點選右鍵建立群組。各群組名稱由 0 開始依照構件編號原則中橋梁方向(如圖所示)，以 Y 軸方向平面為起始面排序命名。

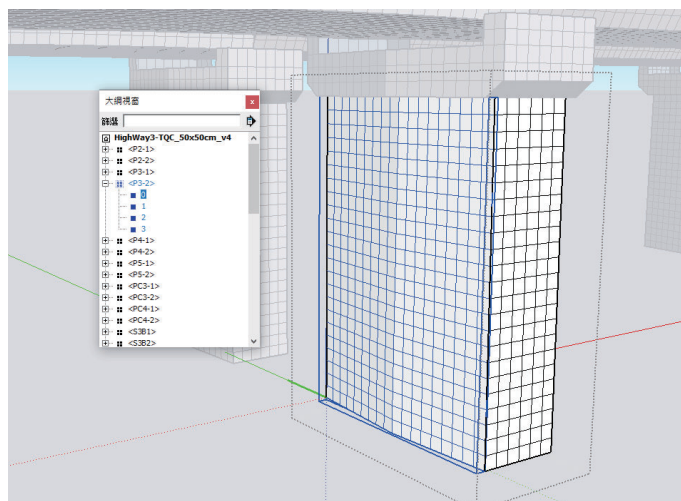


圖 20 Surface ID 編號

如圖所示由構件編號原則中的 XY 軸方向進行 Surface ID 編號，大梁 S01G1 依循 X 軸排列，橫膈梁 1D2-1 依循 Y 軸方向排列。

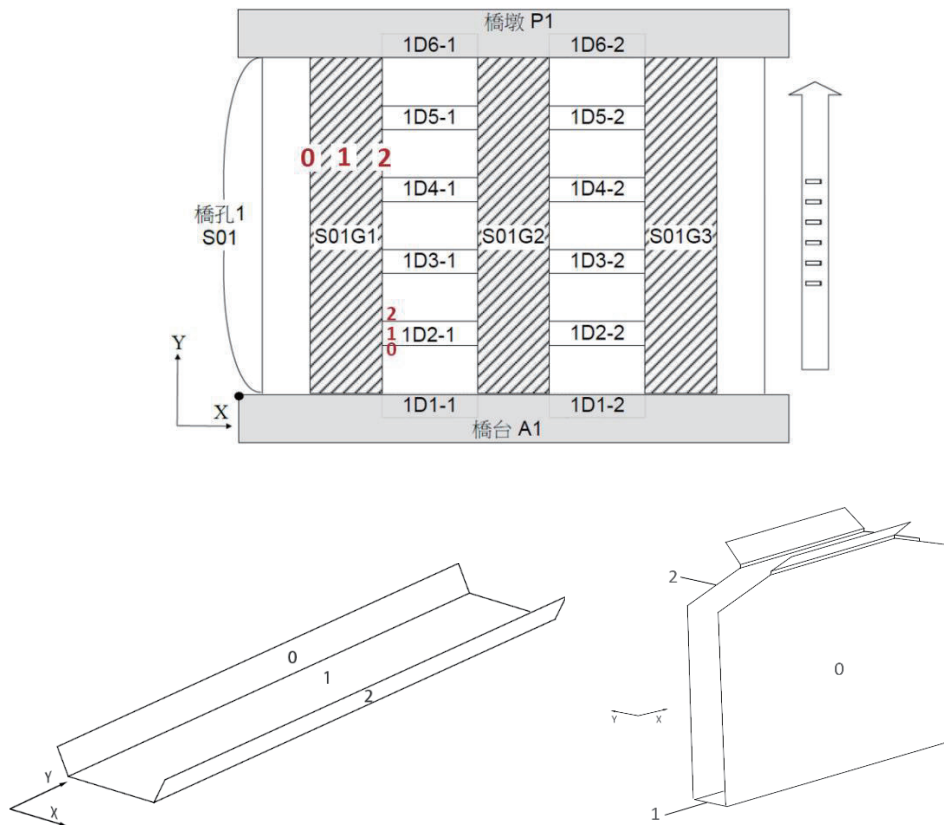


圖 21 Surface ID 編號平面圖(上圖)編號立體圖(下圖)

橋墩 Surface ID 如圖所示以 Y 軸方向為起始面，逆時針排序。

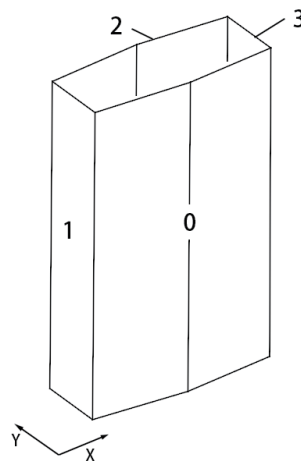


圖 22 橋墩 Surface ID 編號排序示意圖

3. 設定基準軸

為了使每個構件範圍最貼近模型體積，因此須重新設定基準軸改變構件範圍。圖為例，由於基準軸不在模型表面上，使構件範圍比模型體積大上許多。須要將基準軸設

定於模型表面如圖，才得以使構件範圍最貼合於模型上。雙擊構件進入編輯元件，使用工具列中的軸，將基準軸設定於模型之特定端點並使各元件紅黃藍軸統一方向，過程中須確保元件基準軸與 Surface ID 基準軸位置及方向一致。所有元件基準軸設定完成後，就可以將模型匯入至 AI-IBBS 之中。

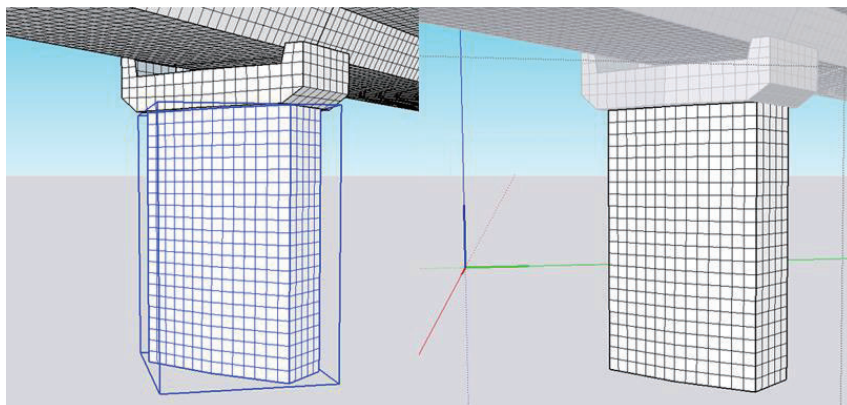


圖 23 基準軸未與模型貼合

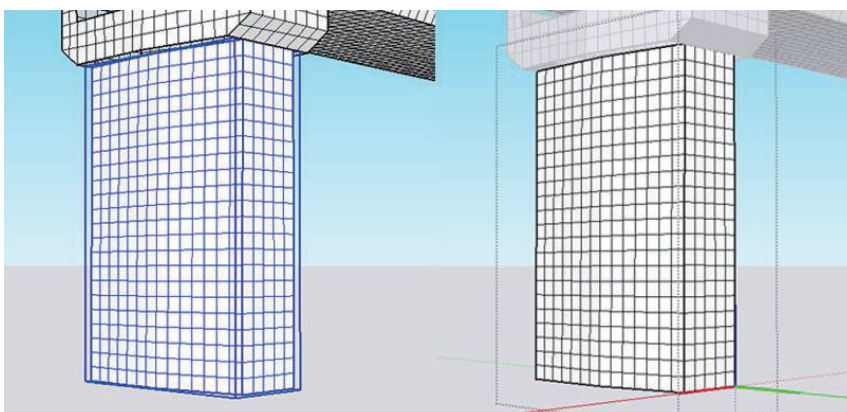


圖 24 基準軸貼合模型表面

附件 6 AI-IBBIS 系統操作手冊

一、資料格式

建議在資料匯入前依照不同檔案類別分開建立資料夾以利建立專案。在軟體操作中會須要以下幾種檔案格式：

- 專案檔(locj):AI-IBBS 系統專案編輯檔，會將所有專案內容儲存至其中。
- 3D 模型(skip):經數化後的橋梁 3D 模型，會與影像套合顯示於系統中。
- 原始影像資料:系統須要原始影像資料製作正射影像，不同相機及焦距的影像資料須要依照該影像資料夾路徑分開匯入。建議同一組影像資料整理至一個資料夾，影像名稱以「拍攝日期_橋梁名稱_相機型號及焦距_影像編號」命名，以辨別不同組的影像資料。
- 內外方位參數(txt):每一組影像資料都需產出其對應的內外方位參數製作正射影像，匯入原始影像時需加上內外方位參數一同匯入。需注意外方位參數中的影像名稱是否與原始影像相符。

```
Australis Bundle Adjustment Results: Camera Parameters
21 October, 2023 20:29:25

Project: C:\Australis\Project 1.aus
Adjustment: Free-Network
Number of Points: 1000
Number of Images: 10
RMS of Image coords: 1.00 (um)

Results for Camera 1 ILCE-7RM4A_FE_50mm_F2.5_G_(50mm) Lens

Sensor Size      Pixel Size (mm)
H 9504           0.00396817
V 5344           0.00396817

Camera Initial Total Final Initial Final
Variable Value Adjustment Value Std. Error Std. Error
C 51.6320 0.00000 51.6320 1.0e+003 0.0006 (mm)
XP -0.0080 0.00000 -0.0080 1.0e+003 0.0003 (mm)
YP 0.1309 0.00000 0.1309 1.0e+003 0.0003 (mm)
K1 2.29371e-07 0.000e-000 2.29371e-07 1.0e+003 1.19373e-08
K2 -1.29959e-08 0.000e-000 -1.29959e-08 1.0e+003 6.12098e-11
K3 1.34748e-11 0.000e-000 1.34748e-11 1.0e+003 9.26639e-14
P1 -5.58814e-06 0.000e-000 -5.58814e-06 1.0e+003 2.49550e-08
P2 2.98054e-06 0.000e-000 2.98054e-06 1.0e+003 1.70181e-08
B1 1.35789e-04 0.000e-000 1.35789e-04 1.0e+003 2.44477e-06
B2 -7.39147e-05 0.000e-000 -7.39147e-05 1.0e+003 2.08257e-06

Maximum Observational Radial Distance Encountered: 21.633 mm

# Cameras (5825)
# PhotoID, X, Y, Z, Omega, Phi, Kappa, r11, r12, r13, r21, r22, r23, r31, r32, r33
20230923_TQC_S4G1_F1_HR_A7R4_50mm_00001 191869.6074413431633729 2586263.2416620710864663
20230923_TQC_S4G1_F1_HR_A7R4_50mm_00002 191869.5976637832354754 2586263.2229317016899586
20230923_TQC_S4G1_F1_HR_A7R4_50mm_00003 191869.5241503721626941 2586263.3576048831455410
20230923_TQC_S4G1_F1_HR_A7R4_50mm_00004 191869.4271112941787578 2586263.6828586813062429
20230923_TQC_S4G1_F1_HR_A7R4_50mm_00005 191869.3338869636645541 2586264.0543967848643661
20230923_TQC_S4G1_F1_HR_A7R4_50mm_00006 191869.1760705360211432 2586264.6113730431534350
20230923_TQC_S4G1_F1_HR_A7R4_50mm_00007 191868.9961338763532694 2586265.2441243794746697
20230923_TQC_S4G1_F1_HR_A7R4_50mm_00008 191868.7568331756046973 2586265.9924100558273494
20230923_TQC_S4G1_F1_HR_A7R4_50mm_00009 191868.5684654560172930 2586266.5312832579948008
20230923_TQC_S4G1_F1_HR_A7R4_50mm_00010 191868.3841489195183385 2586267.0166330379433930
20230923_TQC_S4G1_F1_HR_A7R4_50mm_00011 191868.2484745017718524 2586267.4531279588118196
20230923_TQC_S4G1_F1_HR_A7R4_50mm_00012 191868.1550231204309966 2586267.8105303910560906
20230923_TQC_S4G1_F1_HR_A7R4_50mm_00013 191868.0049129019607790 2586268.0443872017785907
20230923_TQC_S4G1_F1_HR_A7R4_50mm_00014 191867.7593015099118929 2586268.2851176555268466
20230923_TQC_S4G1_F1_HR_A7R4_50mm_00015 191867.5163174938061275 2586268.6973614371381700
20230923_TQC_S4G1_F1_HR_A7R4_50mm_00016 191867.3067667480208911 2586269.1902690841816366
20230923_TQC_S4G1_F1_HR_A7R4_50mm_00017 191867.1355866932717618 2586269.7977360426448286
20230923_TQC_S4G1_F1_HR_A7R4_50mm_00018 191866.9752865166734242 2586270.2528823478086681
```

圖 1 內方位參數(上圖)外方位參數(下圖)

- 位移檔案(txt):為一組 3D 模型 X、Y、Z 的位移量。

 TQC-BridgeOnlyPointCloud-TWD97-1cm_Offset - 記事本

檔案(F) 編輯(E) 格式(O) 檢視(V) 說明

X: 191800
Y: 2586000
Z: 0

圖 2 位移檔案

二、開啟專案

開啟 AI-IBBS 後點選左上角檔案圖示  新增專案，並逐項將檔案匯入後點選 OK，建立新專案。

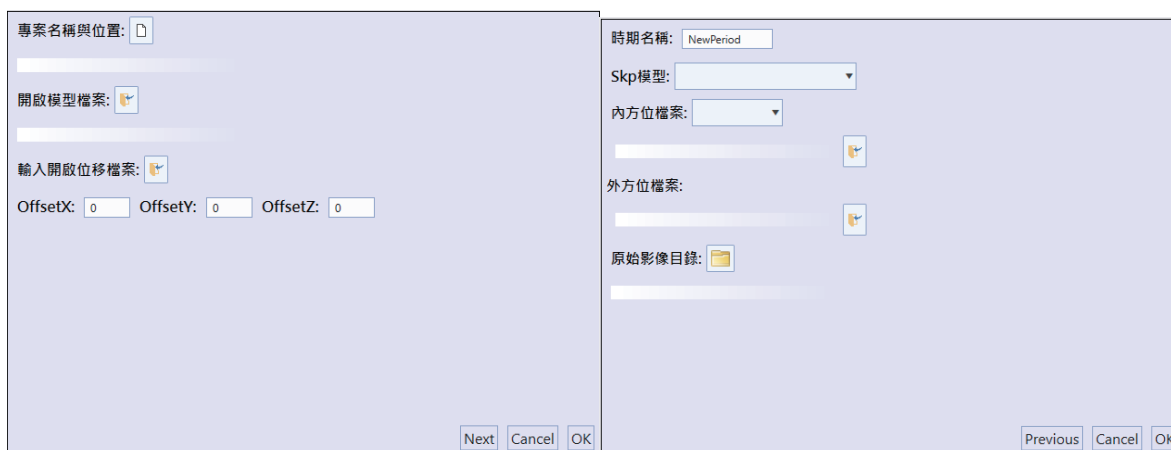


圖 3 檔案匯入視窗

若需開啟專案檔(locj)，則點選  匯入檔案。

三、功能欄位

檔案匯入完成後，進入系統頁面，介面分別為 Project Explorer、Data Table、顯示視窗三個視窗。視窗皆可調換位置及調整視窗比例。

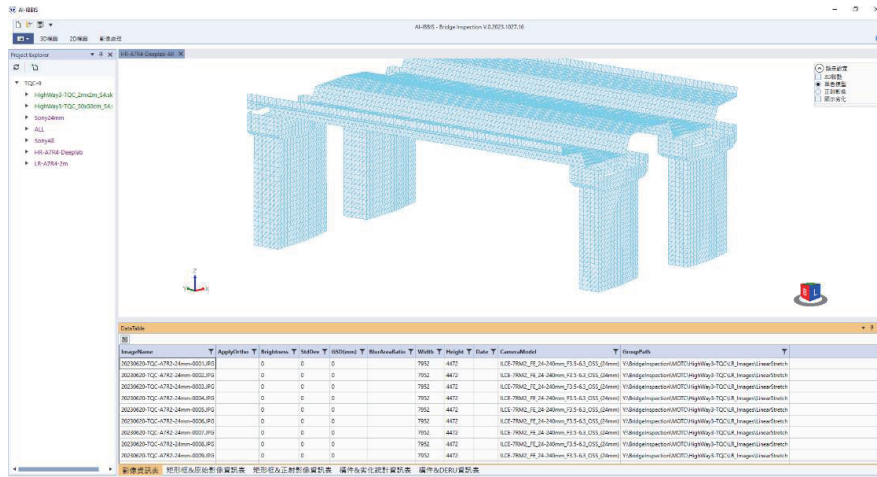


圖 4 AI-IBBS 系統操作介面

1. Project Explorer

位於系統介面的左側，顯示整個專案所匯入的資料，如圖所示，資料頂層為專案檔名稱，綠色字樣表示匯入及對應的 3D 模型，模型下方紫色字樣為時期名稱，Cam ID 則包含匯入的原始影像及內外方位參數。每組資料可建立時期來分開製作，也能在此新增 3D 模型及影像資料。

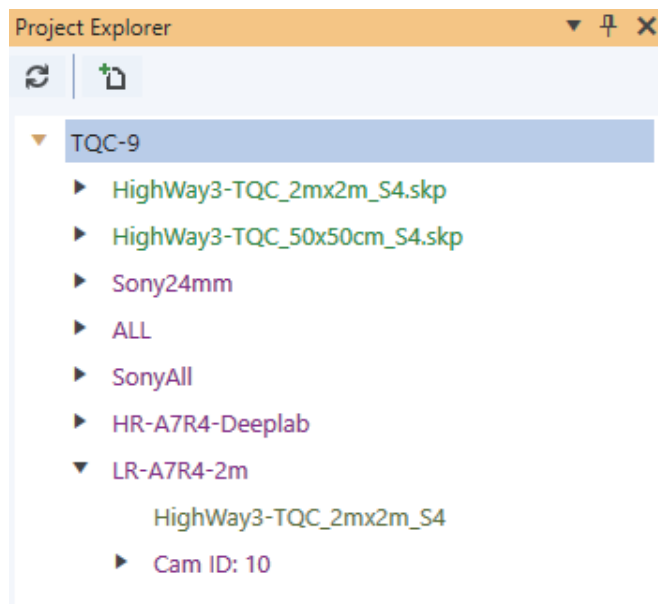


圖 5 Project Explorer 視窗

● 專案中新增 3D 模型

選取專案名稱右鍵點選 add skp，開啟新增視窗將 3D 模型及位移檔案匯入至專案中。可在專案中新增多個 3D 模型。



圖 6 新增 3D 檔案視窗

- 專案中新增時期

選取專案名稱右鍵點選 new period 新增一個時期，於檔案匯入視窗設定原始影像套疊至指定的模型上，並加入原始影像以及對應的內外方位參數。在專案中可以新增多個時期，製作不同組影像資料。

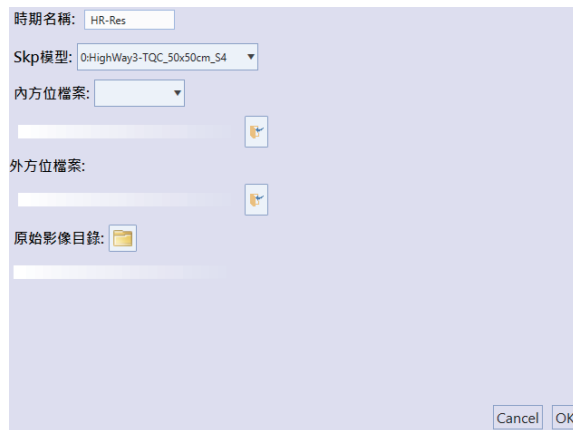


圖 7 新增時期檔案匯入視窗

- 時期中增加一組原始影像

選取時期名稱右鍵點選 Add EIOP & Source Image Path，並匯入原始影像及內外方位參數，就可以在一個時期內放入多組原始影像資料。匯入完成後，會在時期底下新增一組 Cam ID，其中包含對應的內外方位參數。

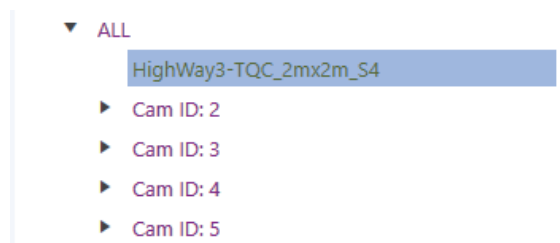


圖 8 一個時期包含多組原始影像資料

2. Data Table

匯入原始影像後，會將每組資料以表格形式顯示至此欄位中，頁籤分為以下幾種類別：

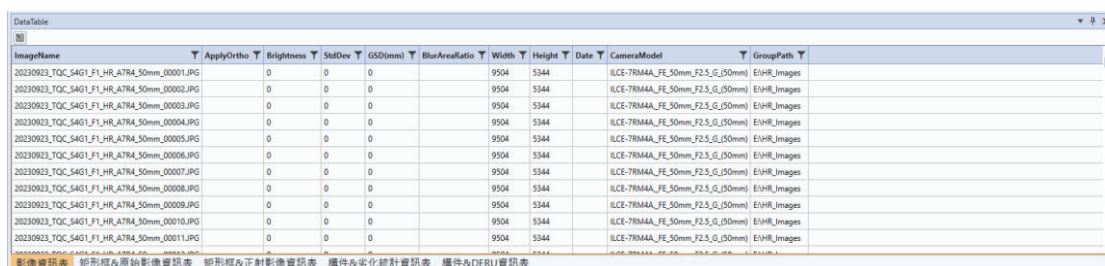
影像資訊表:顯示匯入專案中的原始影像資料。

矩形框&原始影像資訊表:顯示與矩形框對應的原始影像資料。

矩形框&正射影像資訊表:顯示與矩形框對應的正射影像資料。

構件&劣化統計資訊表:顯示各構件中的所偵測出的劣化占比。

構件&DERU 資訊表:顯示 DERU 判定及劣化資訊。



ImageName	ApplyOrtho	Brightness	StdDev	GSD(mmm)	BlurAreaRatio	Width	Height	Date	CameraModel	GroupPath
20230923_TQC_S4G1_F1_HR_A7R4_50mm_00001.JPG	0	0	0			9504	5344		ILCE-7RM4A4A_FE_50mm_F2.5_G(50mm)	E\HR_Images
20230923_TQC_S4G1_F1_HR_A7R4_50mm_00002.JPG	0	0	0			9504	5344		ILCE-7RM4A4A_FE_50mm_F2.5_G(50mm)	E\HR_Images
20230923_TQC_S4G1_F1_HR_A7R4_50mm_00003.JPG	0	0	0			9504	5344		ILCE-7RM4A4A_FE_50mm_F2.5_G(50mm)	E\HR_Images
20230923_TQC_S4G1_F1_HR_A7R4_50mm_00004.JPG	0	0	0			9504	5344		ILCE-7RM4A4A_FE_50mm_F2.5_G(50mm)	E\HR_Images
20230923_TQC_S4G1_F1_HR_A7R4_50mm_00005.JPG	0	0	0			9504	5344		ILCE-7RM4A4A_FE_50mm_F2.5_G(50mm)	E\HR_Images
20230923_TQC_S4G1_F1_HR_A7R4_50mm_00006.JPG	0	0	0			9504	5344		ILCE-7RM4A4A_FE_50mm_F2.5_G(50mm)	E\HR_Images
20230923_TQC_S4G1_F1_HR_A7R4_50mm_00007.JPG	0	0	0			9504	5344		ILCE-7RM4A4A_FE_50mm_F2.5_G(50mm)	E\HR_Images
20230923_TQC_S4G1_F1_HR_A7R4_50mm_00008.JPG	0	0	0			9504	5344		ILCE-7RM4A4A_FE_50mm_F2.5_G(50mm)	E\HR_Images
20230923_TQC_S4G1_F1_HR_A7R4_50mm_00009.JPG	0	0	0			9504	5344		ILCE-7RM4A4A_FE_50mm_F2.5_G(50mm)	E\HR_Images
20230923_TQC_S4G1_F1_HR_A7R4_50mm_00010.JPG	0	0	0			9504	5344		ILCE-7RM4A4A_FE_50mm_F2.5_G(50mm)	E\HR_Images
20230923_TQC_S4G1_F1_HR_A7R4_50mm_00011.JPG	0	0	0			9504	5344		ILCE-7RM4A4A_FE_50mm_F2.5_G(50mm)	E\HR_Images

圖 9 影像資訊表

3. 顯示視窗

可顯示 2D 影像以及 3D 圖層，需選取特定模型或影像才得以打開視窗。

● 3D 圖層

在 Project Explorer 中選取 3D 模型，右鍵點選顯示 3D 圖層並選擇顯示的時期，就能使 3D 模型顯示於視窗中。滑鼠中鍵可移動視角，滑鼠右鍵可旋轉視角。點選右下角方塊可調整視角方向。右上角顯示設定可選擇以下幾種顯示模式：

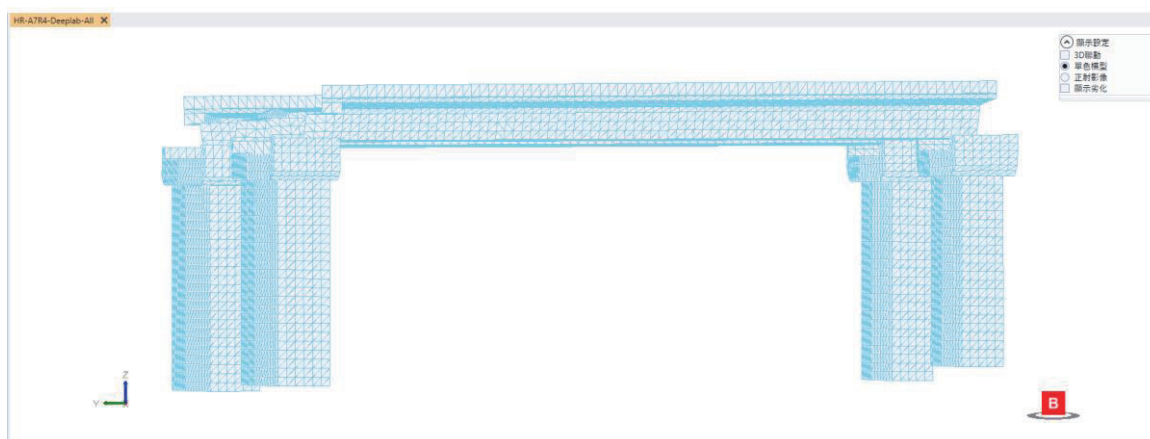


圖 10 3D 圖層顯示視窗

3D 聯動:可使兩個顯示視窗視角同步，以便觀察模型及劣化情形。

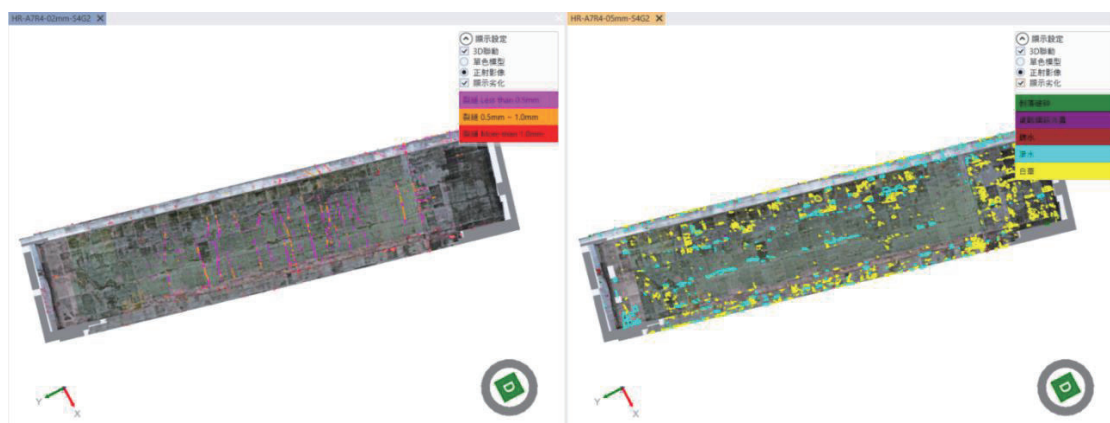


圖 11 3D 連動顯示

單色模型:顯示 3D 模型體以及矩形框。

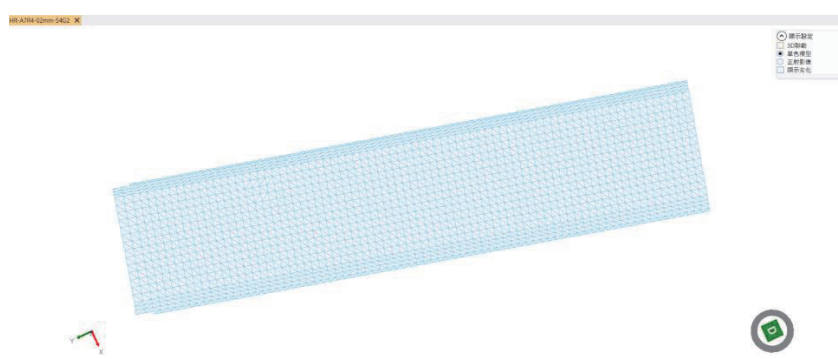


圖 12 單色模型顯示

正射影像:顯示正射影像與模型套合成果。

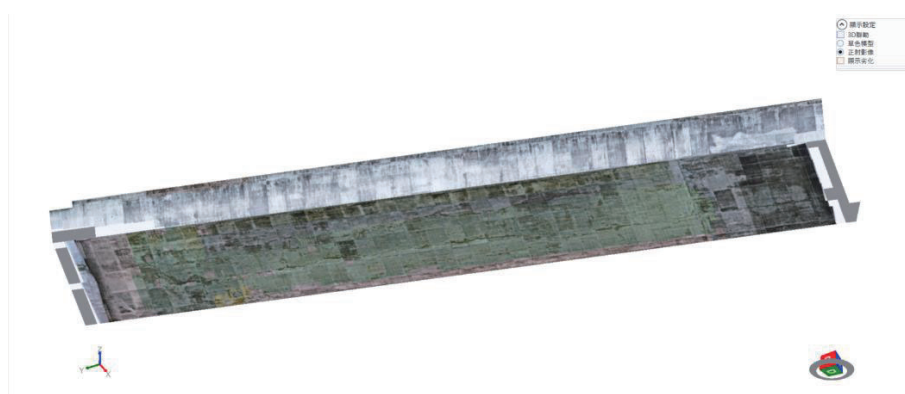


圖 13 在 3D 模型中顯示正射影像

顯示劣化:顯示劣化標記與模型套合成果。

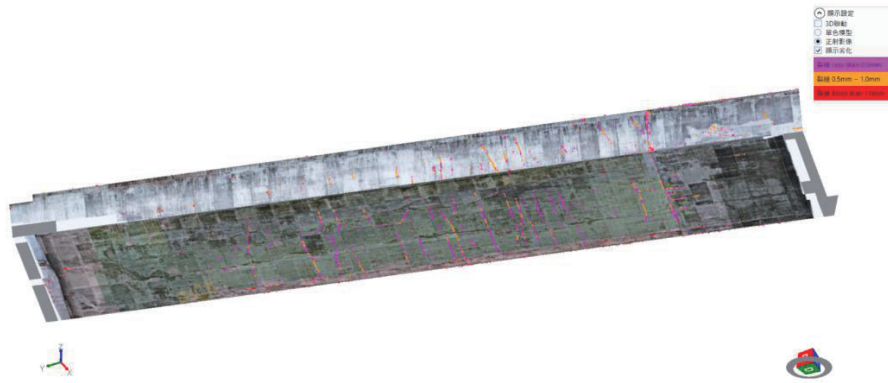


圖 14 在 3D 模型中顯示劣化

● 顯示 2D 影像

在 Data Table 影像資訊表中，點選影像名稱可顯示出原始影像。

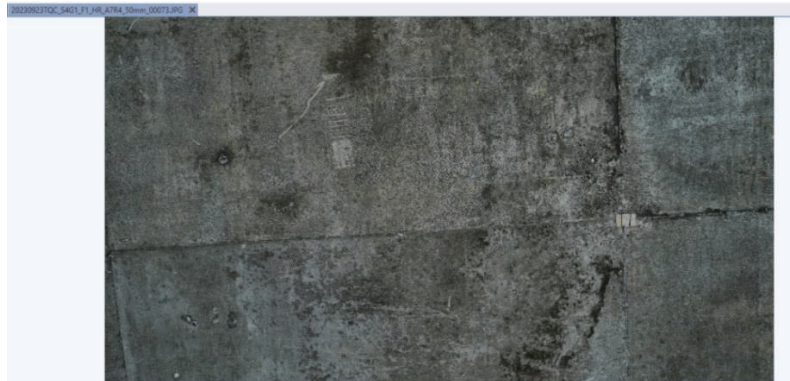


圖 15 顯示原始影像

可於構件劣化統計資訊表中，選取構件點選右鍵選擇顯示 2D 視窗，得以檢視 2D 正射影像及劣化辨識成果

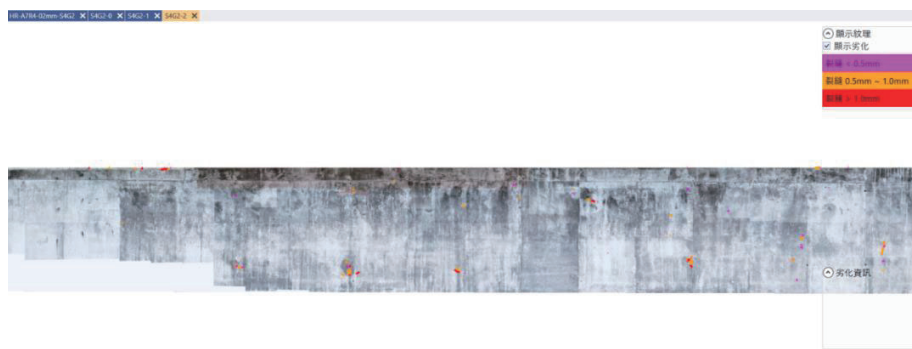


圖 16 2D 正射影像及顯示劣化

四、功能操作

1. 製作正射影像

製作正射影像前須要先搜尋與矩形框對應的原始影像，點選矩形框&原始影

像資料表，並點選左上角圖示，打開搜尋條件設定。如圖所示，設定搜尋距離、法向量夾角以及空間解析度。



圖 17 搜尋條件設定

設定完成後點選圖示搜尋全體影像，搜尋過程需耗費一段時間，建議在此期間不要對系統進行其他動作。搜尋完成後會出現搜尋完成的提示。

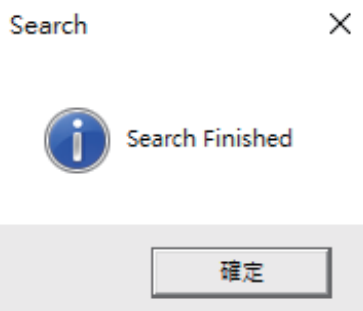


圖 18 搜尋完成提示視窗

搜尋完成後點選設定 GSD，選取其中一張影像右鍵點選製作全體正射影像，就會針對搜尋出的影像資料製作正射影像，完成後會出現動作結束的提示框。

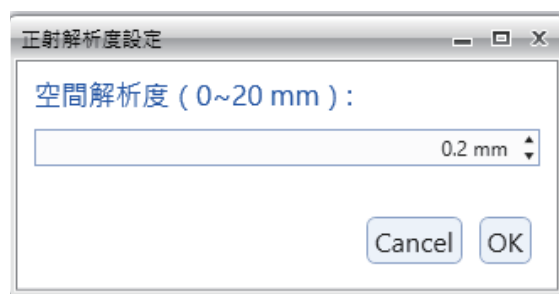


圖 19 GSD 正射解析度設定

在 Project Explorer 中選取 skp 模型並顯示圖層，顯示設定勾選正射影像，就能看到正射影像套合模型成果。

2. AI 劣化偵測

AI-IBBS 系統中，可以進行兩種 AI 模型的劣化辨識，分別為 Deeplab 以及 Lawin。完成正射影像後開啟矩形框&正射影像資訊表，選取任一矩形框並點選右鍵選擇 AI 裂縫偵測或其他劣化偵測，接者選擇使用的 AI 模型及製作時期，辨識完成後顯示圖層就可看到辨識結果。

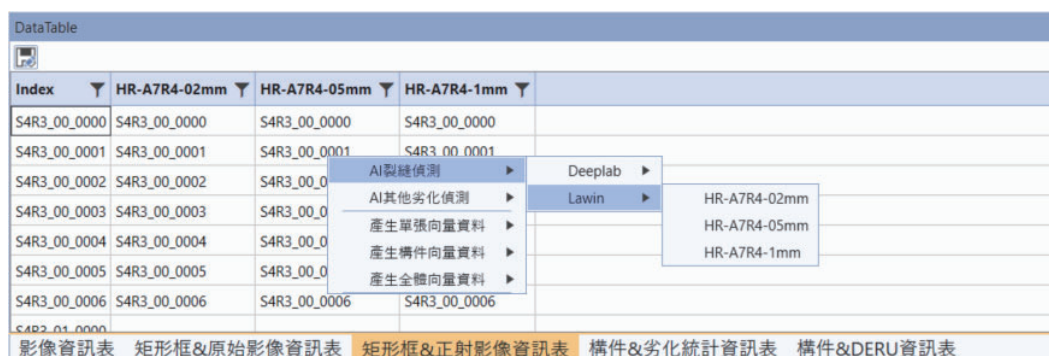


圖 20 AI 劣化偵測

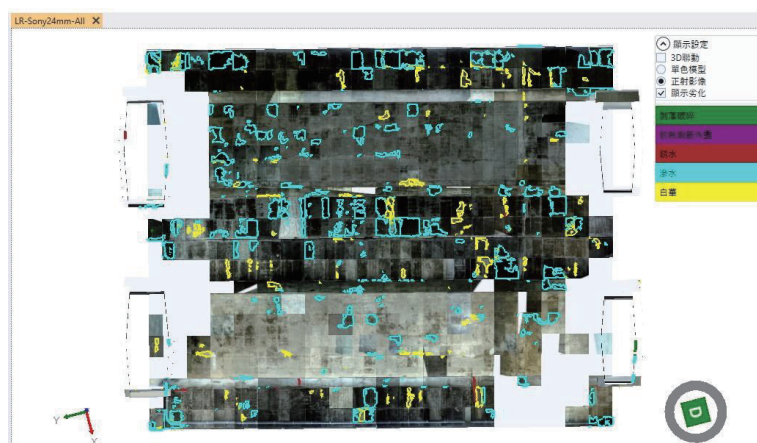


圖 21 Lawin 劣化偵測結果

3. DERU 判定

於構件&DERU 資訊表中，依據各時期中構件分別進行 DERU 判定。可手動填入各構件之 DERU 判定成果以及維護建議，以利產出橋檢報告。

索引	時期	檢測項目	位置	編號	D	E	R	U	損壞位置	劣化類型	損壞原因	建議維修工法	數量	單位	單價	備註	拍攝日期	檢測照片01	檢測照片02	檢測照片03	數位檔案位置

圖 22 構件&DERU 資訊表

附件 7 論文發表

ISRS 2023 & UAV-g 2023 國際航遙測研討會 暨 無人機空間資訊國際研討會

BRIDGE DETERIORATION DETECTION USING LEARNING-BASED SEMANTIC SEGMENTATION

Yi-Cen Chen, Jiann-Yeou Rau, Chao-Hung Lin, Wei-Shen Lai, Chih-Chao Hu

Department of Geomatics, Cheng Kung University, No.1, Daxue Rd., East Dist., Tainan City 701, Taiwan (R.O.C.)

Correspondence: p66104116@gs.ncku.edu.tw

ABSTRACT - Regular deterioration detection is a crucial and fundamental task for bridge health monitoring. The traditional bridge health monitoring is carried out by using field visual inspection, which is a high-risk and time-consuming work. By contrast, bridge health monitoring by using close-range images such as unmanned aerial vehicle (UAV) and cell phone images can realize automatic deterioration detection. Based on the image-based bridge deterioration detection, this study proposes a deterioration detection model based on deep learning to improve the accuracy and efficiency of the bridge inspection. The bridge images in the Taiwan Bridge Management System 2 (TBMS-2), which is the official bridge management system hosted by the Institute of Transportation under the Ministry of Transportation and Communications, Taiwan, are used for the deep-learning model training. Different from related detection models which used deterioration images with clear background and pure deterioration, the TBMS-2 images containing complicated backgrounds and ambiguous targets were utilized in model training and validation datasets to consider the model applicability. Based on the model DeepLab V3+, a model called DeepLab V3++ is proposed, in which a new backbone with a loss function is utilized to improve the bridge deterioration recognition. In experiments, the comparisons of models with different backbones and loss functions demonstrate the improvement of the proposed model. The unseen images from fourteen bridges are selected as the validation data. The validation results show that the proposed model outperforms related models, in terms of commission and omission errors, in the detection of various bridge deterioration types.

KEY WORDS: Bridge deterioration detection, deep learning, image semantic segmentation

1. INTRODUCTION

Bridges are indispensable transportation infrastructures, detecting the deterioration of existing bridges can not only ensure the safety of public communications but also help analyze those defects through long-term monitoring. According to Highway Bridge Inspection and Reinforcement Specifications, Taiwan [1], there're a great many safety concerns that would make government conduct bridge inspections repeatedly, such as bridge age, position, unpredictable disasters, etc. In the traditional method which relies on human vision, related equipment such as ropes and Aerial Work Platforms (AWP) would be required if the

bridge component is hard to reach, which may lead to road blocking. It's high-risk, labor-intensive, and time-consuming task.

Inspired by the methods that integrated multi-scale feature information to strengthen pavement cracks detection [8][11][12] and models taking advantage of convolution with different dilation rates and feature fusion for complex geometric features [6][10], we choose DeepLab V3+ [2] as the based model to detect deterioration in bridge images. Referring to government regulations, cracks, spalling, corrosion, efflorescence, infiltration, and rusty stain are detection targets in this research. Our contributions lie in two-fold:

深度學習用於橋梁劣化檢測之研究—DRU 數值推估

蘇聖中¹、林昭宏²、饒見有²、賴威伸³、胡智超³

摘要

橋梁為陸上交通重要結構物，若發生損壞將帶來安全與運輸不良影響，因此如何檢測及維持橋梁的健康狀況至關重要。傳統的檢測方式需耗費大量專業人力，且評估方法較主觀，為此，交通部運研所提出「無人機搭配 AI 影像辨識應用於橋梁檢測之研究」計畫，運用無人機拍攝橋梁構件，結合 AI 影像辨識技術，實現自動化橋梁巡查、檢測作業。本研究重點在於辨識橋梁組件劣化的影像，通過 AI 深度學習技術分析和判斷橋梁構件(例如主梁、橫隔梁、橋墩、帽梁、橋面板、橋台、擋土牆等)的損傷和劣化類型，同時根據交通部「公路橋梁檢測及補強規範」，評估劣化程度(Degree, D)、對橋梁結構使用性和用路人安全性的影響度(Relevancy, R)，以及處置的緊迫性(Urgency, U)，以建立一套自動化且客觀的橋梁檢測系統。研究使用的影像來自台灣地區橋梁管理資訊系統(TBMS2)，進行人工標註劣化範圍和 DRU 數值。共有 3812 張訓練資料和 424 張驗證資料，深度學習模型採用 Swin-Transformer 作為基礎網絡，並使用貝葉斯優化調整模型超參數，對於三個主要的劣化類型進行 DRU 數值推估，分別為類型一：混凝土結構裂縫；類型二：混凝土剝落/破碎/鋼筋外露/銹蝕；類型三：滲水/白華，三種劣化類型 DRU 數值推估正確率分別達 80.6%、81.3%和 77.0%。

關鍵字：影像辨識、橋梁檢測、深度學習、人工智慧

1. 緣起及課題

橋梁是陸上交通的關鍵結構，任何損壞或事故都可能對民眾生活和經濟造成嚴重影響，傳統的橋梁檢測方法主要依靠人工，以目視檢測橋梁構件外觀的損壞狀況，並依據專業人員的訓練與經驗進行判斷與分級，但這種方法有許多限制，例如需要大量的時間和人力、評估結果可能偏主觀，而且可能受到天氣等因素的影響。為了能夠進行更全面、更客觀的評估，交通部(2020)和運研所(2018)也針對橋梁安全維護建立了檢測作業相關規範、評估方法。該檢測規範中，檢測人員需判定劣化程度(Degree, D 值)、劣化範圍(Extent, E 值)、劣化情況對橋梁結構使用性和用路人安全性的影響度(Relevancy, R 值)以及處置的急迫性(Urgency, U 值)。

近年來，無人機和人工智能(AI)技術以及其應用範圍迅速發展。在 AI 影像辨識用於橋梁檢測的研究中，目前主要分為三類，包括偵測劣化是否發生(Dung et al., 2019; Aliyari et al., 2021)、劣化範圍偵測(Kim et al., 2018; ANAI et al., 2021)以及劣化區域分割(Badrinarayanan et al., 2017; Song et al., 2020)，但缺乏對劣化情況加以評估。為此，交通部運研所提出「無人機搭配 AI 影像辨識應用於橋梁檢測之研究」計畫，旨在利用無人機拍攝橋梁上的各個構件，然後通過 AI 影像辨識技術來推估橋梁表面的劣化情況。這種方法不僅能提高檢測的效率和準確性，還可以大幅度降低人力成本和風險(王烈烈, 2018)。本研究附屬於該計畫中 AI 影像辨識的部分，利用深度學習模型，推估橋梁表面

¹ 國立成功大學測量與空間資訊學系，學生

² 國立成功大學測量與空間資訊學系，教授

³ 交通部運輸研究所

基於學習之語義分割模型應用於橋梁劣化檢測

Bridge Deterioration Detection Using Learning Based Semantic Segmentation Model

陳奕岑¹ 饒見有² 林昭宏³ 賴威伸⁴ 胡智超⁵

Yi-Cen Chen, Jiann-Yeou Rau, Chao-Hung Lin, Wei-Shen Lai, Chih-Chao Hu

摘要

定期檢測對橋梁養護來說是至關重要的，傳統的橋梁養護工作是透過橋檢技師到現場以人工目視的方式執行，是一項高風險且耗時的任務。相比之下，若是可應用自動化辨識的深度學習方法，就可進一步提升橋檢任務的準確度及效率。本研究使用語義分割模型以辨識橋梁影像中的劣化，與其他劣化辨識研究不同，本研究使用的影像更具挑戰性，提高了神經網路對真實世界影像之可應用性。藉由替換 DeepLab V3+ 的骨幹網路與使用修改之損失函數，本研究提出一新的方法—DeepLab V3++。於精度驗證的部分，平均交併比提升了 28%，各類別的漏授及誤授誤差分別降低了 22~53% 和 10~43%，有效提升模型之辨識準確度。

關鍵字：橋梁劣化檢測、深度學習、語義分割

Abstract

Regular inspection is crucial for bridge maintenance. The traditional bridge inspection is implemented by manual vision, which is high-risk and time-consuming. In contrast, applying deep learning methods for recognition could further improve accuracy and efficiency. This research uses semantic segmentation models to identify deterioration in bridge images. The images used in this research are more challenging, enhancing the applicability of the method to real-world scenarios. By replacing the backbone network of DeepLab V3+ and using a modified loss function, we propose DeepLab V3++. The Mean Intersection over Union is improved by 28%. The Omission Error and Commission Error of each category is reduced by 22~53% and 10~43%, respectively. Our method effectively enhances recognition accuracy.

Keywords: Bridge Deterioration Detection, Deep Learning, Semantic Segmentation

¹ 國立成功大學測量及空間資訊學系 碩士生

² 國立成功大學測量及空間資訊學系 教授

³ 國立成功大學測量及空間資訊學系 教授

⁴ 交通部運輸研究所運輸工程組 組長

⁵ 交通部運輸研究所運輸工程組 研究員

ISBN 978-986-531-591-7
00320



9 789865 315917

GPN : 1011300562

定價 320 元