

111-017-7D01
MOTC-IOT-110-H1CB001g

軌道扣件缺失人工智慧辨識 現地測試及精進研究



交通部運輸研究所

中華民國 111 年 3 月

111-017-7D01
MOTC- IOT-110-H1CB001g

軌道扣件缺失人工智慧辨識 現地測試及精進研究

著者：謝禎岡、蔡立宏、賴瑞應、謝幼屏、
黃維信、謝尚琳、鄭登鍵、徐侖雲、
杜宇豪、賈漢文

交通部運輸研究所

中華民國 111 年 3 月

軌道扣件缺失人工智慧辨識現地測試及精進研究
/ 謝禎罔, 蔡立宏, 賴瑞應, 謝幼屏, 黃維信, 謝尚琳, 鄭登鍵, 徐倜雲, 杜宇豪, 賈漢文著. -- 初版.
-- 臺北市: 交通部運輸研究所, 民 111.03
面; 公分
ISBN 978-986-531-367-8(平裝)

1.CST: 鐵軌 2.CST: 牢繫物 3.CST: 鐵路工程
4.CST: 人工智慧

442.52

111000729

軌道扣件缺失人工智慧辨識現地測試及精進研究

著 者: 謝禎罔、蔡立宏、賴瑞應、謝幼屏、黃維信、謝尚琳、鄭登鍵、
徐倜雲、杜宇豪、賈漢文

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: (04)2658-7200

出版年月: 中華民國 111 年 3 月

印 刷 者: OOOOOOOOO

版(刷)次冊數: 初版一刷 60 冊

本書同時登載於交通部運輸研究所網站

定 價: 200 元

展 售 處:

交通部運輸研究所運輸資訊組 • 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: 1011100132 ISBN: 978-986-531-367-8 (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：軌道扣件缺失人工智慧辨識現地測試及精進研究			
國際標準書號（或叢刊號） ISBN 978-986-531-367-8 (平裝)	政府出版品統一編號 1011100132	運輸研究所出版品編號 111-017-7D01	計畫編號 MOTC-IOT-110-H1CB001g
本所主辦單位：港研中心 主管：蔡立宏 計畫主持人：賴瑞應 研究人員：謝幼屏、鄭登鍵 聯絡電話：04-26587173 傳真號碼：04-26564418	合作研究單位：大同大學 計畫主持人：謝禎罔 協同主持人：黃維信、謝尚琳 研究人員：徐倜雲、杜宇豪、賈漢文 地址：臺北市中山區中山北路 3 段 40 號 聯絡電話：(02)2182-2928		研究期間 自 110 年 02 月 至 110 年 11 月
關鍵詞：鐵路軌道巡檢、軌道構件、人工智慧、自動檢測、即時辨識			
摘要： 本研究以 AI 方式進行全自動辨識鐵路軌道構件，得以降低人工巡檢的人力及時間，並將此技術實地測試與應用推廣。首先蒐集國內外鐵路軌道構件檢測案例並分析其設備、方法及國內適用性，接著建立軌道構件樣本的擷取設備，包含影像記錄及照明，再依收集之上視、側視軌道構件樣本，分為上視 10 種缺失類別、側視 4 種缺失類別與 2 種正常類別之影像標記，採用 YOLOv4-Tiny 模型進行深度學習訓練，再從測試資料驗證構件缺失檢出率。並搭配定位系統，提升巡檢效能，有助於臺灣軌道維護管理，提升軌道行車安全。在實驗中，影像擷取的部份，採用運動型攝影機 GoPro 進行上視與側視拍攝，共錄製超過 70 公里軌道構件影像。前一年計畫採用 YOLOv4 進行缺失構件檢測，缺失檢出率(Recall rate) 87%，平均精確率(mAP)為 94.8%，辨識速度大約 50 張/秒，本年度計畫採用輕量級 YOLOv4-Tiny 模型，各以上視缺失構件與側視構件資料集，進行訓練，所得上視缺失與側視缺失檢出率分別為 91%、94%，平均精確率各別為 91.7%、99.2%，顯示辨識指標有明顯進步，執行效能也進步到 150 張/秒。期間 YOLOv4-Tiny 模型與人工徒步巡檢比較，一開始較差，發現是訓練集標記錯誤或者是現場缺失構件與訓練集有很大差異，經修正標記與增加新缺失樣本後，整體效能比人力徒步巡檢稍佳。 成果效益與應用情形： 本研究成果可提供交通部或臺鐵局軌道維護單位，在日常軌道巡檢上，有效管理軌道安全，作為後續維護與補強軌道之參考。			
出版日期	頁數	定價	本出版品取得方式
111 年 3 月	275	200	凡屬機密性出版品均不對外公開。普通性出版品，公營、公益機關團體及學校可函洽本所免費贈閱；私人及私營機關團體可按定價價購。
備註：本研究之結論與建議不代表交通部之意見。			

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

TITLE: A Full View of Rail Fault Track Fastener Inspection by Artificial Intelligence - On-Site Testing and Advanced Research			
ISBN(OR ISSN) 978-986-531-367-8 (pbk)	GOVERNMENT PUBLICATIONS NUMBER 1011100132	IOT SERIAL NUMBER 111-017-7D01	PROJECT NUMBER MOTC-IOT-110-H1CB001g
DIVISION: Harbor & Marine Technology Center DIVISION DIRECTOR: Li-Hung Tsai PRINCIPAL INVESTIGATOR: Jui-Ying Lai PROJECT STAFF: Yu-ping Hsieh, Teng-Chien Cheng PHONE: (04) 26587173 FAX: (04) 26564418			PROJECT PERIOD FROM February 2021 TO November 2021
RESEARCH AGENCY: Tatung University, Department of Computer Science and Engineering PRINCIPAL INVESTIGATOR: Chen-Chiung Hsieh, Wei-Hsin Huang, and Shang-Lin Hsieh PROJECT STAFF: Ti-Yun Hsu, Yu-Hao Du, and Han-Wen Jia ADDRESS: #40 , Sec.3, Jhongshan N. Rd., Taipei, 104, Taiwan, R.O.C PHONE: (02)2182-2928			
KEY WORDS: Rail Track Inspection, Track Fastener, Artificial Intelligence, Automatic Inspection, Real Time Classification			
ABSTRACT: This study attempted at automatic classification of railway track components with AI technology, so as to reduce the manpower and time of manual inspection, also to put this technology to on-site test and promote its application. We began by gathering worldwide and domestic cases of railway track component inspection and analyzing the deployed equipment/method for local applicability. We then built the image capturing equipment for samples of track components, including image recording and lighting. The gathered samples of track components in top and side views were divided into 10 types and 4 types of defect classes defined for the top and side view of track, respectively, besides 2 types of normal class of image mark. Yolov4-Tiny model was employed in deep learning training, before verifying recall rate of defective components from the data under test. A positioning system was further employed to increase the efficacy of go-around inspection, which will help track maintenance and management in Taiwan, in turn, increasing rail traffic safety. In the experiment, the track is captured by using GoPro motion camera for both top and side view. More than 70 km of track images were recorded. Previously, the defective component inspection using Yolov4 resulted in a 87% recall rate, with mAP at 94.8%, and a speed of 50 frames per second (fps). In this year's study, Yolov4-Tiny was used instead, in the training with data set of top and side views of defective components. The results were 91% and 94% recall rates, and 91.7% and 99.2% mAP for top and side views, respectively, suggesting an apparently improved indicator of classification, with executive efficacy improved to 150 fps. at the beginning of experiment, a comparison of the AI model and human visual inspection showed the former was outperformed, which was found to be because some positive samples were labelled mistakenly or the defective samples on site were very different from the training set. when the wrong labels were corrected and new defective samples for retraining were added, the overall performance became better than human inspections.			
BENEFITS AND APPLICATIONS: The findings of this study can be provided as reference for the Ministry of Transportation and Communications or the Taiwan Rail Administration in routine track inspections to effectively manage railway safety and for subsequent track maintenance and reinforcement.			
DATE OF PUBLICATION March, 2022	NUMBER OF PAGES 275	PRICE 200	
The views expressed in this publication are not necessarily those of the Ministry of Transportation and Communications.			

軌道扣件缺失人工智慧辨識

現地測試及精進研究

目 錄

中文摘要.....	I
英文摘要.....	II
目 錄.....	III
圖目錄.....	VII
表目錄.....	XI
第一章 緒論.....	1-1
1.1 計畫背景分析.....	1-1
1.2 研究目的.....	1-4
1.3 工作項目.....	1-5
1.4 研究流程.....	1-7
1.5 研究範圍.....	1-8
第二章 國內外軌道檢測系統與文獻回顧	2-1
2.1 瑞士 CSEM.....	2-1
2.2 美國 ENSCO	2-3
2.3 加拿大 LRAIL.....	2-5
2.4 加拿大 Pleora Video Frame Grabber	2-7
2.5 德國 bvSys.....	2-8
2.6 義大利 MERMEC	2-10
2.7 臺北大眾捷運股份有限公司軌道檢查系統	2-11
2.8 中國地鐵軌檢車.....	2-13

2.9 相關研究案例.....	2-15
2.10 綜整分析.....	2-18
第三章 軌道構件缺失辨識系統精進	3-1
3.1 研究方法.....	3-1
3.1.1 系統設計與架構	3-2
3.1.2 高速影像攝影機之比較	3-6
3.1.3 設備架設.....	3-10
3.1.4 魚尾鈑缺失.....	3-12
3.1.5 缺失定位.....	3-13
3.1.6 影像辨識環境.....	3-20
3.1.7 AI 辨識模型.....	3-23
3.1.8 Web API	3-33
3.1.9 巡查影像辨識與管理網站	3-34
3.1.10 即時辨識系統.....	3-37
3.1.11 AI 作業自動化與管理.....	3-38
3.1.12 實測路段.....	3-38
3.2 研究步驟.....	3-39
第四章 軌道構件巡檢系統建置與驗證	4-1
4.1 攝影相關設備安裝.....	4-1
4.1.1 第三代平車 v1 版—燈光正向投射	4-2
4.1.2 第三代平車 v2 版—燈光側向投射	4-3
4.1.2 第三代平車 v3 版	4-7
4.2 缺失辨識準則與資料庫建立	4-11
4.2.1 上視缺失構件分類與資料集	4-11
4.2.2 側視缺失構件分類與資料集	4-14

4.3	AI 檢測模型訓練與辨識能力精進	4-16
4.3.1	Scaled YOLOv4 and YOLOv4-tiny	4-17
4.3.2	SSD 與 YOLOv4 比較	4-19
4.3.3	側視構件模型訓練	4-21
4.4	AI PK 人力構件巡檢	4-24
4.4.1	YOLOv4 上視辨識.....	4-26
4.4.2	YOLOv4-tiny 側視辨識.....	4-29
4.5	構件巡檢實測.....	4-32
4.5.1	YOLOv4 上視辨識.....	4-32
4.5.2	YOLOv4-tiny 側視辨識.....	4-35
4.6	缺失構件定位精進.....	4-37
4.7	即時辨識系統.....	4-44
4.8	手機查詢與定位.....	4-48
4.9	AI 作業程序運作情形	4-49
4.10	教育訓練.....	4-50
4.11	建議未來軟硬體設備.....	4-51
第五章	結論與建議	5-1
5.1	結論.....	5-1
5.2	建議與未來工作內容.....	5-3
5.3	預期效益與應用情形.....	5-4
	參考文獻.....	參-1
附錄一	軌道構件缺失辨識系統外業作業方式操作介紹	附錄 1-1
附錄二	軌道構件缺失辨識系統網站使用手冊	附錄 2-1
附錄三	軌道構件缺失辨識系統手機 APP 介面手冊.....	附錄 3-1
附錄四	即時軌道構件缺失辨識系統介面手冊	附錄 4-1

附錄五 期中報告審查意見處理情形表	附錄 5-1
附錄六 期末報告審查意見處理情形表	附錄 6-1
附錄七 期末報告簡報資料	附錄 7-1
附錄八 資訊安全測試報告	附錄 8-1
附錄九 110 年度軌道構件缺失巡檢實測資料彙整表	附錄 9-1

圖目錄

圖 1.1 鐵路路線構造	1-1
圖 1.2 鋼軌因寒冷導致焊點拉裂	1-2
圖 1.3 研究流程圖	1-7
圖 2.1 CSEM 自動診斷軌道系統架構	2-2
圖 2.2 ENSCO 軌道影像檢測系統	2-4
圖 2.3 LRAIL 架設方式（一）	2-6
圖 2.4 LRAIL 架設方式（二）	2-6
圖 2.5 LRAIL 檢測顯示結果.....	2-7
圖 2.6 Video Fram Grabber	2-7
圖 2.7 bvSys 軌道檢測系統檢測車.....	2-9
圖 2.8 bvSys 軌道檢測系統軌道檢測操作畫面	2-10
圖 2.9 MERMEC 魚尾鉋與鋼軌接頭檢測系統.....	2-11
圖 2.10 北捷軌道扣件檢測檢測車	2-12
圖 2.11 北捷軌道扣件檢測系統操作畫面	2-13
圖 2.12 上海地鐵軌道檢查車	2-14
圖 2.13 高速鐵路上四大扣件種類	2-17
圖 3.1 系統運作架構	3-3
圖 3.2 Wide Angle USB Web Camera.....	3-4
圖 3.3 前端辨識與儲存系統流程	3-5
圖 3.4 後端處理伺服器系統流程	3-6
圖 3.5 GoPro Hero8 Black.....	3-8
圖 3.6 具夜視功能之 IR 高速攝影機	3-9
圖 3.7 燈光與 GoPro 攝影機架設情形.....	3-11
圖 3.8 美國 ENSCO 側向照明與攝影架設情形	3-12

圖 3.9 魚尾鈹-正常狀況	3-13
圖 3.10 魚尾鈹-右邊有裂縫	3-13
圖 3.11 魚尾鈹-螺栓脫落	3-13
圖 3.12 GoPro 攝影機之 GPS 資料	3-15
圖 3.13 臺鐵路百公尺標與虛擬偵測圖	3-16
圖 3.14 大甲分駐所旁軌道側線拍攝軌道構件定位測試	3-17
圖 3.15 慣性導航 Inertial Labs AHRS 航姿參考系統	3-19
圖 3.16 隧道內定位演算法	3-20
圖 3.17 YOLOv3 架構圖	3-24
圖 3.18 YOLOv4 深度學習模型	3-25
圖 3.19 Scaled-YOLOv4 之網路架構	3-26
圖 3.20 Scaled-YOLOv4 之效能比較	3-28
圖 3.21 YOLOv4 Tiny 之計算區塊	3-30
圖 3.22 SSD 深度學習網路模型	3-32
圖 3.23 SSD 具備不同解析度的物體偵測	3-32
圖 3.24 SSD 與 YOLO 之比較	3-33
圖 3.25 構件影像管理與辨識網站-歷次檢測辨識進度	3-34
圖 3.26 構件影像管理與辨識網站-辨識結果清單	3-35
圖 3.27 構件影像管理與辨識網站-辨識結果內容	3-35
圖 3.28 構件影像管理與辨識網站-原始影像檢視	3-36
圖 3.29 構件影像管理與辨識網站-缺失位置顯示	3-36
圖 3.30 軌腹構件攝影機安裝示意圖	3-40
圖 4.1 第二代平車	4-1
圖 4.2 第三代平車 v1 版	4-2
圖 4.3 第三代平車 v1 版之側向軌道構件攝影結果	4-3

圖 4.4 第三代平車 v2 版	4-4
圖 4.5 第三代平車 v2 版之上視軌道構件攝影結果	4-5
圖 4.6 第三代平車 v2 版之側視軌道構件攝影結果	4-6
圖 4.7 建議燈光投射角度	4-7
圖 4.8 第三代平車 v3 版	4-8
圖 4.9 第三代平車 v3 版之上視軌道構件攝影結果	4-9
圖 4.10 第三代平車 v3 版之側視軌道構件攝影結果	4-10
圖 4.11 e_Clip 扣件較不明顯之損壞 (X) — 輕微脫出	4-12
圖 4.12 e_Clip 扣件較明顯之損壞 (XX) — 完全脫落	4-12
圖 4.13 軌面缺失 (XX) — 鋼軌裂縫	4-14
圖 4.14 不同類型的魚尾銲	4-14
圖 4.15 軌腹缺失種類	4-15
圖 4.16 YOLOv4-tiny 側視構件辨識實際案例	4-23
圖 4.17 SSD300 側視構件辨識實際案例	4-24
圖 4.18 人工製作側視缺失構件方式	4-25
圖 4.19 AI Round2 上視缺失構件辨識結果	4-28
圖 4.20 Round 2 AI 側視缺失構件辨識結果	4-31
圖 4.21 偽陽性誤判實例	4-32
圖 4.22 偽陰性誤判實例	4-34
圖 4.23 偽陽性誤判實例二	4-37
圖 4.24 GPS 定位燈號(紅框)	4-38
圖 4.25 新士達 IMU	4-39
圖 4.26 一般腳踏車碼表	4-39
圖 4.27 IMU 測試結果	4-40
圖 4.28 IMU 安裝及實測情形一	4-41

圖 4.29	IMU 安裝及實測情形二.....	4-42
圖 4.30	結合多種感應器與圖資之隧道定位	4-42
圖 4.31	結合 IMU 慣性導航之隧道內軌跡定位	4-43
圖 4.32	即時辨識程式流程	4-45
圖 4.33	3 個執行緒處理流程	4-46
圖 4.34	即時辨識操作人機介面	4-47
圖 4.35	辨識結果可隨時觀看或匯出為 Excel 檔案	4-47
圖 4.36	手機操作介面	4-48
圖 4.37	伺服器操作介面更新，以記錄維修與否	4-50
圖 4.38	教育訓練實際操作情形	4-51
圖 4.39	未來安裝建議	4-52

表目錄

表 2-1 各國實用軌道檢測系統綜合比較.....	2-18
表 3-1 GoPro 攝影機、工業用攝影機模組之比較	3-10
表 3-2 YOLOv4 加入 CSP 之計算量比較.....	3-27
表 3-3 即時辨識效能時間分析	3-37
表 4-1 上視軌道缺失構件分類	4-11
表 4-2 上視正向資料集	4-13
表 4-3 側視軌道缺失構件分類	4-15
表 4-4 側視資料集	4-16
表 4-5 神經網路評估指標	4-18
表 4-5 Scaled YOLOv4 Confusion Matrix 上視訓練結果	4-18
表 4-7 YOLOv4-tiny Confusion Matrix 上視訓練結果.....	4-19
表 4-8 SSD512 辨識結果.....	4-20
表 4-9 SSD300 辨識結果.....	4-20
表 4-10 各式 AI 模型神經網路評估上視構件檢測結果.....	4-21
表 4-11 新增 P 圖之側視缺失構件資料集	4-22
表 4-12 YOLOv4-tiny 側視訓練結果與 Confusion Matrix.....	4-22
表 4-13 YOLOv4-tiny vs. SSD 訓練結果	4-23
表 4-14 人工製作缺失構件-東線列表.....	4-25
表 4-15 人工製作缺失構件-西線列表.....	4-26
表 4-16 AI vs.人力檢測上視缺失構件(Round 1).....	4-27
表 4-17 AI vs.人力檢測上視缺失構件(Round 2).....	4-29
表 4-18 AI vs. 人力檢測結果	4-30
表 4-19 山線實測上視檢測結果	4-33
表 4-20 較嚴謹之 AI 模型山線實測上視檢測結果.....	4-34

表 4-21	AI 模型的訓練類別數與 FP 個數	4-35
表 4-22	AI 模型的側向檢測結果.....	4-36
表 4-23	隧道段定位測試	4-43
表 4-24	調整影像解析對於檢出率的影響	4-44
表 4-25	未來硬體設備需求	4-53

第一章 緒論

1.1 計畫背景分析

臺灣鐵路以西部幹線（包括縱貫線、臺中線、成追線、屏東線）、東部幹線（宜蘭線、北迴線、臺東線）、南迴線構成的環島鐵路路網，為臺鐵主要的營運路線，其他還包括客運支線（如平溪線、集集線、內灣線.....等等）、貨運支線（臺中港線、高雄港線、花蓮港線），營運總里程約 1,070 公里，軌道長度約 2,500 公里^[1,2]。依據交通部臺灣鐵路管理局（以下簡稱臺鐵局）所稱，鐵路路線為列車或車輛運轉所必需的通路，包括軌道（Track）及承載軌道的路基（Roadbed）與橋涵等構造物。一般的軌道係由道碴、軌枕、鋼軌及扣件所組成，供列車及車輛通行的構造物，路線斷面^[3]如圖 1.1 所示。

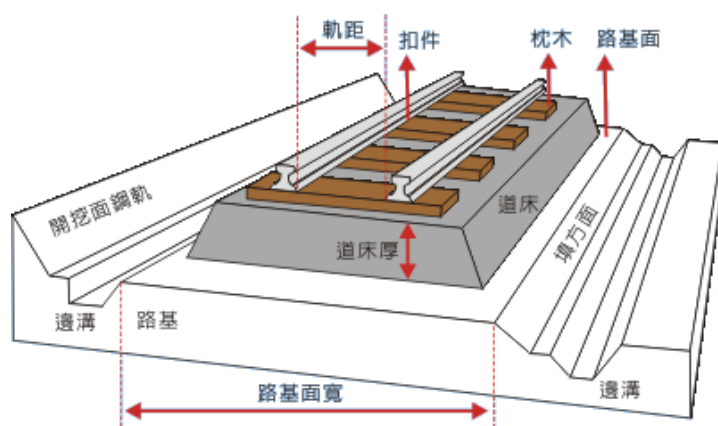


圖 1.1 鐵路路線構造^[3]

軌道上的鋼軌、扣件、道釘、魚尾鉸等各類構件均是維護列車安全平穩運行的重要組成。以扣件為例，扣件為軌道扣件系統最重要之組件，可將鐵軌緊扣在軌枕上，而軌道扣件系統對下部結構具有緩衝作用、讓承受重量分散、可抵抗鋼軌側翻擾動、電氣絕緣及吸音減震等功

能，讓鐵軌能穩定固定於軌道上，對於列車能否平穩及安全的行駛影響至鉅^[4]。所以當扣件無法正常發揮作用時，即有可能造成火車出軌。在 2004 年至 2006 年期間一連串的鐵路遭受破壞，其中曾發現在內獅車站往臺東方向的鐵路橋上方鐵軌的潘多爾 (Pandrol) 扣件遭到破壞，所幸當時未有列車通過而受影響^[5]。

再以鋼軌為例，鋼軌直接承載列車鋼輪，並將列車荷重平均往下傳遞的軌道主要零件，同時可提供列車輪平順行駛之路面以及導引車輛行駛等功能，若鋼軌有斷裂或損傷問題，亦對列車之安全運行有所影響。2021 年 1 月 9 日聯合報報導^[6]，寒流連日影響，臺鐵和平至漢本間東正線 K37+875 發現鋼軌有裂縫，立即通知調度總所及地區工務段，依標準作業程序先以異型魚尾鉗鎖固，再安排深夜斷電封鎖進行鋼軌抽換。無獨有偶，池上站也通知 K111+800 軌道電路落下，電務人員發現鋼軌斷裂約 0.8 公分，經研判亦為低溫造成焊點拉裂如圖 1.2 所示，先以魚尾鉗先行加固後 60 公里慢行，凌晨鋼軌抽換完成，路線恢復正常行駛。斗六至斗南間西正線 K269+330 附近也同樣發現鋼軌裂縫，這三起都是熱漲冷縮拉大間隙導致。



圖 1.2 鋼軌因寒冷導致焊點拉裂^[6]

為確保扣件的正常運作，非常仰賴人工巡檢，依據「1067 公厘軌距鐵路長焊鋼軌鋪設及養護規範」^[7]所訂內容「軌道扣件之巡查若有其他更有效率之巡檢方式，得降低人工巡檢頻率，但人工巡檢頻率不得低於二個月一次」。傳統鐵路軌道扣件巡檢方式係採用人工，以目視方式進行巡檢，而人工目視巡檢受限於巡檢車速及視察角度等問題，至今並無法有效快速進行，因此希望能利用人工智慧（Artificial Intelligence, AI）方式來協助完成巡檢任務，可有效提升巡檢效率，降低巡檢人員受光線、視覺疲乏因素影響等問題。

在前期計畫「軌道扣件巡檢系統建置(1/2)-扣件缺失辨識系統建置研究」^[8]與「軌道扣件巡檢系統建置(2/2)-扣件缺失辨識系統精進驗證」^[9]中，透過收集之軌道扣件資料，進行影像標記處理，使用 YOLO v3^[10]/v4^[11]進行深度學習模型訓練，再從測試資料驗證扣件缺失檢出率，以建立一套扣件影像巡檢自動辨識系統，可用以檢測鐵路軌道扣件是否鬆脫。

在實驗中，影像擷取的部份，採用運動型攝影機 GoPro 進行拍攝，共錄製 70 公里軌道構件影像，在第一期以 YOLOv3 驗證，正常扣件辨識率 82.5%，扣件缺失檢出率(Recall rate) 74.5%，平均精確率(mAP) 90.32%，雖可達到鐵路軌道扣件影像辨識檢測的目的，但是仍然有進步的空間。第二期計畫採用 YOLOv4，訓練方式改用缺失扣件資料，扣件缺失檢出率提升至 87%，平均精確率提升為 94.8%，辨識系統速度更高達 55 張/秒(在伺服器電腦或高效能筆電上執行)。Single Shot Detector (SSD)^[12]的辨識模型初步驗證效果也不錯，經過調校後，也跟 YOLOv4 不相上下。為方便軌道巡檢人員尋找扣件，另開發雲端儲存、辨識、與查詢等功能，可在 Google Maps 上顯示百公尺樁，容易定位缺失扣件，便於維護人員進行維修。

先前的研究成果累積已順利完成 3 篇期刊論文，包括：發表於港灣季刊的「扣件缺失辨識系統建置研究」^[8]、發表於 Material and Sensors(SCI、EI)的「Offline Deep-learning-based Defective Track Fastener

Detection and Inspection System」^[13]、以及發表於 Journal of the Chinese Institute of Civil and Hydraulic Engineering^[14]的「A YOLOv4 based Cloud Server for Railway Fault Fastener Detection」，與 3 篇會議論文，包括發表於 2019 IEEE ECICE (IEEE Eurasia Conference on IOT, Communication and Engineering) 的「Railway Track Fasteners Fault Detection using Deep Learning」^[15]、2020 ICSII (International Conference on Sustainable and Innovative Infrastructure) 的「Railway Defective Fasteners Training and Detection Using YOLOv4」^[9]、以及即將發表於中華民國運輸學會 2021 年年會暨學術論文國際研討會的「一個基於 SSD 的軌道缺失扣件即時偵測系統」^[16]。

1.2 研究目的

軌道運輸為臺灣地區最主要的交通運輸工具之一，影響軌道安全的因素有自然環境因素（地震、颱風、豪雨、邊坡滑動、落石等）、人為因素（破壞設備、縱火、爆裂物、暴力攻擊、挾持等）、設備異常（軌道變形、號誌系統故障、道岔故障、列車轉向架故障、電車線垂落等），軌道變形直接影響軌道安全，軌道扣件負責固定鐵軌於枕木上，避免軌道鬆脫變形，傳統鐵路軌道扣件巡檢方式係採用人工，以目視方式進行巡檢，而人工目視巡檢受限於巡檢車速及視察角度等問題，至今並無法有效快速進行，因此，提出利用人工智慧(AI)方式來協助完成巡檢任務，可有效提升巡檢效率，降低巡檢人員視察局限等問題。因此，本研究利用攝影機搭配 AI 深度學習方法，作為鐵路軌道扣件自動缺失辨識分析之用途，用來替代目前人工巡檢工作，達到自動化鐵路軌道扣件檢測的目的。

本研究配合交通部臺灣鐵路管理局軌道巡檢工作自動化之需求，提供以 AI 方式來達到全自動辨識鐵路軌道構件外觀是否正常，得以降低人工巡檢的人力及時間，並配合測試，將此技術實際應用並進行推廣。首先蒐集國內外鐵路軌道扣件檢測案例並分析其設備、方法及國內

適用性，利用現行深度學習方式，進行軌道扣件缺失辨識並搭配定位系統，進行軌道扣件缺失辨識系統精進及驗證，增加辨識準確性及定位精度並撰寫系統手冊，可解決道工人力日益短缺及人工目視僅能執行單側檢視等問題，可提升巡檢效能，有助於臺灣軌道維護管理，提升軌道行車安全。

1.3 工作項目

本計畫今(110)年主要為建立臺中工務段轄區物件辨識資料庫、精進系統並提升辨識準確度，原軌道正上方拍攝，增加側向拍攝，以辨識鋼軌側面裂縫及魚尾鉋螺栓缺失，並於今年底將系統移轉給臺鐵局臺中工務段進行實務運用。本計畫原僅辨識軌道缺失扣件，因應臺鐵局實務巡檢辨識需要，增加軌面及軌腹缺失辨識，故本研究主題之辨識對象由軌道「扣件」改為軌道「構件」(扣件、道釘、鋼軌、魚尾鉋)。

主要工作項目如下：

1. 蒐集國內外軌道檢監測文獻及商業化產品，並分析其設備、方法及國內適用性。
2. 精進軌道構件攝影及照明設備等影像擷取系統，在時速 30 公里以下拍攝，需達到系統穩定、長時間拍攝及影像即時傳輸之目的，除軌道正上方拍攝外，另進行軌道側向拍攝。
3. 軌道構件(扣件、道釘、鋼軌、魚尾鉋)缺失辨識系統辨識準確度精進，構件缺失連續發生時警示、漏幀及重覆幀之處理、統計未辨識之構件種類。
4. 軌道隧道段構件(扣件、道釘、鋼軌、魚尾鉋)缺失定位方式精進。
5. 建立軌道構件(扣件、道釘、鋼軌、魚尾鉋)缺失之辨識準則，物件辨識資料庫之建立與訓練。

6. 將臺中工務段未拍攝之轄區軌道進行構件缺失辨識系統之實地拍攝(來回里程總計至少 70 公里)，含軌道正上方及側向拍攝，並建立物件辨識資料庫，提出軌道構件(扣件、道釘、鋼軌、魚尾鉋) 辨識檢出率(Recall rate)及辨識精確率(Precision)。
7. 擇一軌道段多次實地拍攝以視其辨識穩定度及精確率變化情形，亦擇一軌道段進行人工巡檢與人工智慧辨識缺失進行比較。
8. 利用人工智慧影像辨識自動分析，辨識軌道扣件缺失、軌面缺失(鋼軌裂縫及踏面不整)及軌腹缺失(側面裂縫、魚尾鉋缺失)。
9. 即時構件(扣件、道釘、鋼軌、魚尾鉋)缺失辨識系統、手機查詢缺失影像及定位搜尋系統之現場實務應用及增修。
10. 軌道構件影像拍攝後，缺失影像新增至物件辨識資料庫並更新物件辨識權重檔之作業自動化程式撰寫並測試，俾利每次影像拍攝後之資料庫更新及辨識精確率精進。
11. 協助臺鐵局臺中工務段建立系統並進行該系統運作期間之維護及諮詢，辦理系統轉移教育訓練 1 場次(含)以上，說明內業及外業作業方式。

1.4 研究流程

本研究計畫的研究流程如圖 1.3 所示。本報告於第二章詳細介紹各國之相關研究案例，並統整比較與分析，第三章描述本計畫之研究方法與步驟，第四章則說明軌道構件巡檢系統的精進與現地測試成果，最後在第五章呈現本研究目前的成果。

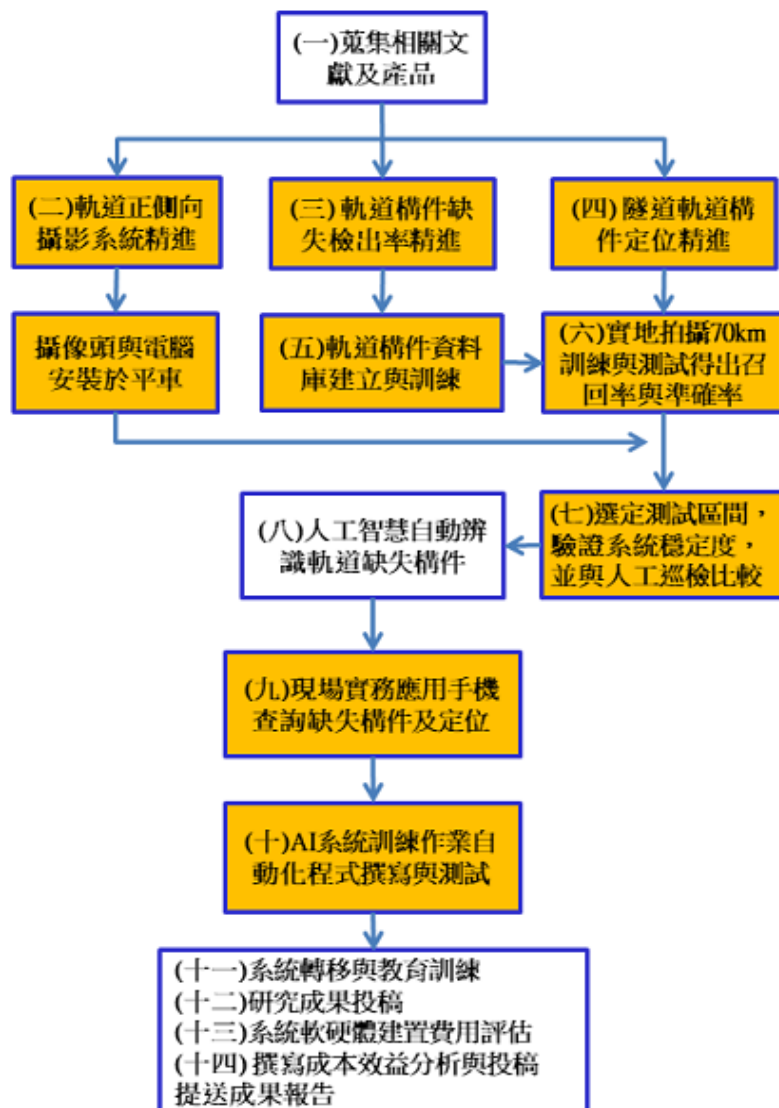


圖 1.3 研究流程圖

1.5 研究範圍

由於臺鐵局軌道所使用的構件可能有許多種不同的型式及廠牌，本案與臺鐵局人員洽詢後，以重要性較高之構件型式為研究範圍，包括 e-Clip、版式軌道 e-Clip、道釘、及魚尾鉸。本計畫因應臺鐵局實務巡檢辨識需要，增加軌面及軌腹缺失辨識，故本研究主題與重點之辨識對象由軌道「扣件」改為軌道「構件」(扣件、道釘、鋼軌、魚尾鉸)；對於軌面缺失，亦與臺鐵局人員討論後，缺失分為兩項：鋼軌裂縫及踏面不整；至於軌腹缺失，則包括側面裂縫、魚尾鉸缺失(如螺栓鬆脫等)，在軌面下之凹槽則不在本研究範圍內。

研究範圍與項目如圖 1.3 所示，主要為建立軌道構件缺失之辨識準則，進行上視正向及側視軌道構件影像擷取及分類，再以人工智慧模型訓練及辨識軌道構件缺失。依本計畫之研究主題與重點所提，測試路段為臺鐵局臺中工務段轄管範圍內選定一鐵路軌道區(含隧道段、版式軌道段)進行軌道構件檢測系統之實地應用及驗證(里程至少 70 公里)，提出軌道缺失構件平均精確率(mean Average Precision, mAP)與檢出率(Recall rate)並驗證。

第二章 國內外軌道檢測系統與文獻回顧

本章詳細介紹國內外之軌道檢測系統和相關研究案例，將各個案例進行統整並分析比較其優缺點，以利增進本研究之成果。

2.1 瑞士 CSEM

瑞士做為軌道運輸大國，火車準點率全球最高。為了確保軌道運輸的安全，瑞士也發展了自動診斷軌道系統。瑞士電子和微技術中心（Centre Suisse d'Electronique et de Microtechnique, CSEM）為了自動診斷軌道的問題，在 2007 年就開始進行自動化系統^[17]開發，因為傳統影像辨識方法產生太多誤判（False Positives/Negatives），導致還需要人力再加以檢查一遍，所以改用深度學習改進這個缺點。過程中瑞士聯邦鐵路公司（Swiss Federal Railway, SBB）使用配備多個高解析度的攝影機及其他感測器的「診斷列車」（Diagnosis Trains），以時速 160 公里速度行駛取得分析所需的影像資料。透過深度學習技術，所希望達到的目的包括：

1. 改善鐵路軌道故障的檢測和分類技術
2. 盡量減少現場目視檢查的次數
3. 減少專家處理誤報的問題

在計畫執行過程中，SBB 規劃每個月檢查 3,800 公里的軌道，以記錄不同天氣條件（如下雨、下雪、結冰）及非軌道物件（如樹葉、泥土等）的影像資料。透過訓練模型以檢測圖像中的感興趣區域（如鐵軌、扣件等），利用「生成對抗網路」（Generative Adversarial Network, GAN）來辨識鐵軌中常見的部份。並將約 20 種不同的故障類別進行濃縮分類，區分為五大類（如焊接、接頭、表面缺陷、踏面擦傷、車輪滑移）。另外配合深度學習所需，針對收集到的影像進行標籤化處理。希望透過反覆不斷的學習與訓練，讓分析模型可以更為精準，圖 2.1 為其自動診

斷系統架構。

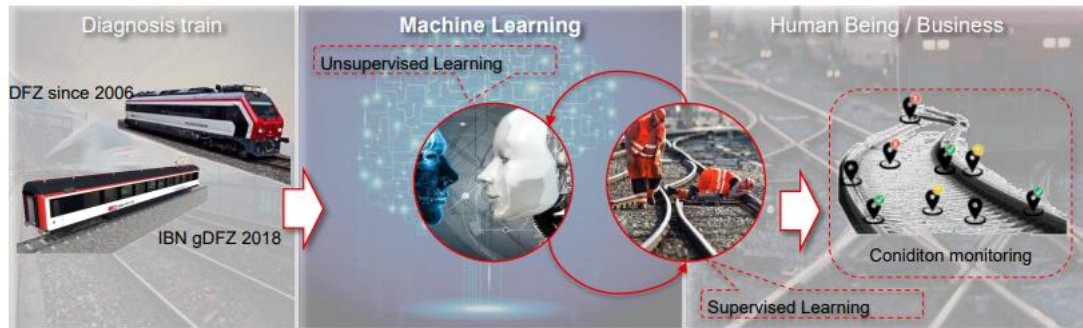


圖 2.1 CSEM^[17]自動診斷軌道系統架構

正如許多以深度學習為起點的業務一樣，在專案開始時幾乎沒有標記資料可用。此外，某些故障類別需要訓練有素的鐵路專家的判斷，但他們可能並不總是同意。為了解決這個問題，決定採用多數決的方式進行決策。在訓練時，將帶有標註的圖片上傳到一個網路服務器，在那裡可以考慮多位專家不同的回饋意見，再對資料進行標記，將資料回饋到訓練集中，然後對模型進行再訓練。通過反覆執行上述步驟，模型的準確性隨著時間的推移而提高，這就是所謂的終身機器學習(Lifelong Machine Learning)。

另一個值得採用的技巧，槓桿轉移學習(Transfer Learning)，一種機器學習技術，它專注於在解決一個問題時獲得的知識，並將其應用於另一個相關的問題，重新訓練與執行推理，再部署訓練好的深度學習模型。

他們的系統採用人工智慧工作站 NVIDIA DGX 工作站，在幕後發揮了重要作用，有助於加速深度學習訓練和提高檢測精度。CSEM 的機器學習工程師 Nathalie Rauschmayr 說：「DGX 電腦正常工作在幾個小時內就準備好了，最棒的地方在於，它是一個擁有最新、最優化的深度學習框架的完整系統。與其擔心如何在系統上配置許多低階元件，

不如集中精力收集正確的資料，增加訓練 AI 模型負擔，並與專家一起準確地分類樣本。」

2.2 美國 ENSCO

ENSCO (Energy Service Company) ^[18]是國防、安全、運輸和航空航天工業的工程，科學和先進技術設備的提供商。該公司為華盛頓地鐵製造生產量測軌道零組件的幾何尺寸的維修檢測車，如圖 2.2 (a)。鐵路成像系統在 ENSCO 是受到相當重視的技術，擁有高解析度相機系統和先進影像處理演算法的專業知識，使系統具有極其可靠的圖像採集和處理能力。該檢測設備已成功地應用於一系列軌道扣件的檢測^[9]，包括魚尾鉋、枕木、扣件、軌面和電力線，以及軌道通行權 (Right of Way, ROW)，所有的 ENSCO 鐵路影像擷取判斷分析系統可以晝夜運行，以減少營運中斷。

JBIS (Joint Bar Inspection System) 採用專利的視覺檢測技術和方法，對軌道接合處 (魚尾鉋) 進行自動裂紋檢測，測量鋼軌間隙，並提供軌道接合處整合報告。該系統生成即時異常報告，包括連續線掃描圖像的接合處，如圖 2.2(b)所示，並自動偵測出所有鋼軌的裂縫，儲存於永久資料庫中。JBIS 是與聯邦鐵路管理局 (Federal Railroad Administration, FRA) 研發辦公室合作開發的，可降低傳統鋼軌聯合評估方法的人工成本，提高了檢驗效率。

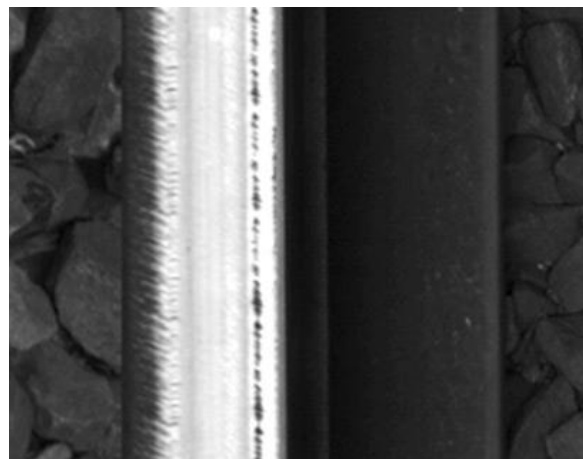
ENSCO RSIS (Rail Surface Imaging System (RSIS) 採用專利線掃描成像方法，從移動的車輛上收集和記錄連續的高解析度軌道表面圖像。該系統利用高解析度的軌道表面如圖 2.2(c)，檢查包括滾動接觸疲勞 (RCF)、剝落、踏面裂紋、發動機燒傷和斷軌，RSIS 可對鋼軌表面狀況進行全面評估，以幫助安全和維護活動。



(a) 檢測車



(b) 鋼軌接縫檢測(魚尾鉗側視攝影)



(c) 軌面檢測

圖 2.2 ENSCO 軌道影像檢測系統^[18]

2.3 加拿大 LRAIL

加拿大 Pavemetrics 公司的 Laser Rail Inspection System (LRAIL)^[19] 推出新式的全方位軌道檢測系統，可架設在改裝的車輛（如圖 2.3 所示）或是火車頭前（如圖 2.4 所示），其檢測結果如圖 2.5 所示。LRAIL 主要之特點如下：

1. 檢測速度可達 180 km / h
2. 同步 3D 幾何測量和高解析度影像
3. 白天和夜間操作，免受陰影影響
4. 全自動鐵路檢查：
 - (1) 木枕木評分(位置、歪斜角度、裂縫、斷裂、腐爛、缺少道釘)
 - (2) 混凝土枕木評分(位置、歪斜角度、裂縫長度、裂縫深度、裂縫寬度)
 - (3) 扣件檢測(位置、型式、移位、缺少、遮蔽)
 - (4) 岔心檢測（位置、TPOC、磨損）
 - (5) 尖軌檢測（位置、趾端偵測、趾端損壞、踵端偵測）
 - (6) 鋼軌踏面缺失(剝離、裂縫)
 - (7) 鋼軌接頭檢測及接頭軌縫量測
 - (8) 軌道軌距、水平、方向、高低檢測
 - (9) 軌頭 3D 剖面及磨損檢測
5. 使用里程點和慣性校正的 GPS 自動對數據進行位置參考
6. 傳感器每個僅重 10 公斤，可安裝在軌道車輛或專用檢查車上
7. 堅固的組件安裝在環境密封的外殼中
8. 低功耗
9. 數據壓縮算法，以最小化儲存



圖 2.3 LRAIL 架設方式（一）^[19]



圖 2.4 LRAIL 架設方式（二）^[19]

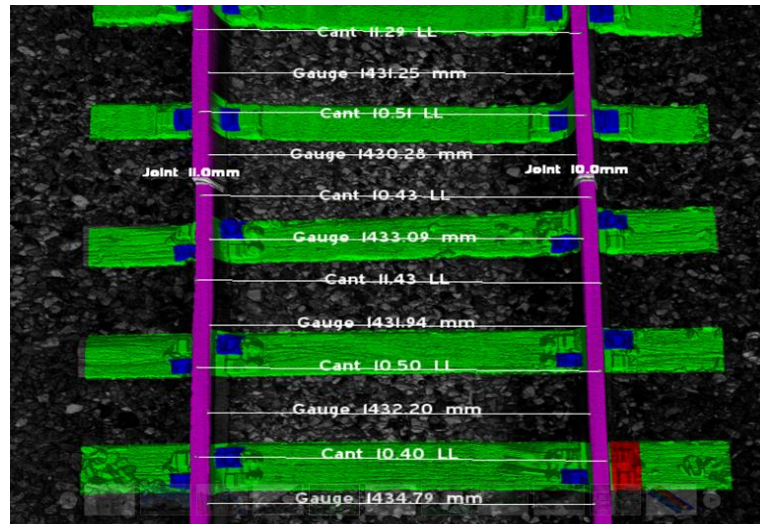


圖 2.5 LRAIL 檢測顯示結果^[19]

2.4 加拿大 Pleora Video Frame Grabber

在圖 2.6 中一系列的 Camera Link Full Cameras ^[20] 做為軌旁自動檢測系統的一部分，在軌道和高架門架上捕捉移動列車上關鍵部件的圖像。該全外部幀採集器的集成可編程式控制器同步多個位置感測器，攝影機和照明源，並觸發圖像採集過程。

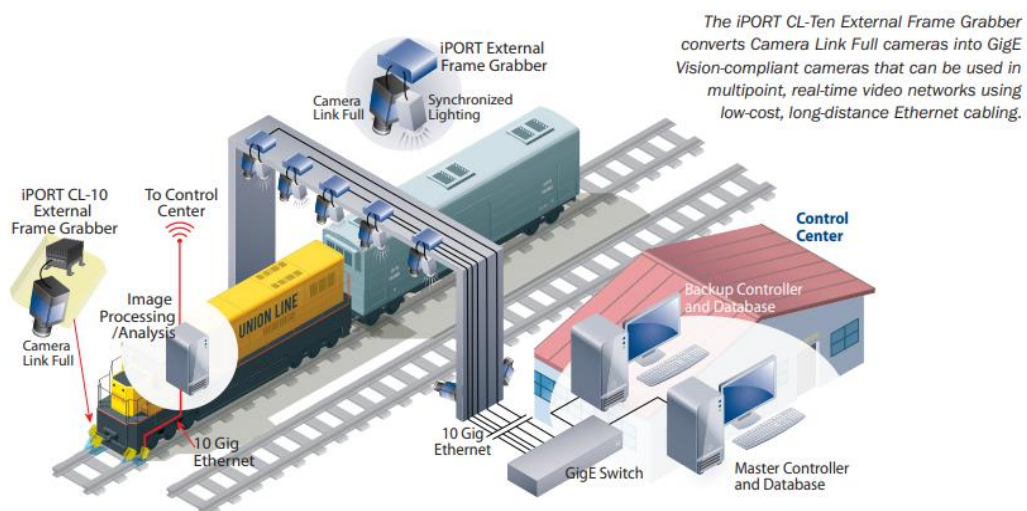


圖 2.6 Video Fram Grabber^[20]

來自 Camera Link 的圖像通過 iPORT CL-Ten Full 將全部攝影機從源頭轉換為符合 GigE vision 標準的視頻流，並在軌道邊維護結構中傳輸到伺服器進行分析。隨著乙太網路覆蓋範圍的擴大，加工設備可以遠離軌道，位於維護更方便的地方。如果檢測到缺陷，系統會以 10 Giga bit 速度向集中式操作中心發送一條消息故障的圖像；檢查人員會收到任何問題的警報，並可以停止列車，如果是非關鍵問題，則可以安排維修。

在移動式鐵路檢測系統中，Camera Link 在列車或服務車輛上安裝了全攝影鏡頭，用於檢測鐵路和軌道部件的損壞情況。使用 iPORT cl-10 Full，Camera Link Full Cameras 的圖像資訊被轉換成符合 GigE vision 標準的視頻流，聚合到一個網路上，並傳輸到檢測車載工作站進行分析。如果缺陷被識別出，圖像資料與相應的 GPS 資訊，會透過無線傳輸將資料傳送到操作中心。

Pleora 的 iPORT cl-10 Full 允許 Camera Link Full Camera 在一個靈活的網路配置範圍內使用，從傳統的 Client-Server 連接到多點到多點的交換視頻網路，包括多攝影機、多工作站和分散式影像處理。除了鐵路監控系統，Pleora 的 iPORT cl-10 全外部幀採集器是多車道自由通行收費系統和工廠自動化應用視覺系統的理想選擇。

2.5 德國 bvSys

bvSys^[21]的鐵路自動檢測系統如圖 2.7、圖 2.8 所示，將精確的缺陷檢測與高速處理結合在一起，且不影響軌道交通的正常運作，這些系統提供定期和經濟的軌道檢查，可以很早就發現損害，這使得採用預防措施的軌道大大延長其生命週期。系統功能有：

1. 檢查速度快
2. 檢測精度高
3. 即時處理
4. 即使是最小的斷層結構也能精確檢測

5. 單張圖像的軌道資料定位精確到公尺
6. 操作簡單直觀

所有系統都可以單獨安裝，也可以組合安裝在任何類型的運輸車輛。從所有連接的檢查系統收集到的資料，可被數位化地儲存在中央資料獲取單元（CDA-Unit）。在記錄過程中和行程結束時，檢查結果可以被系統簡要地分析和記錄。

與軌道相關的 Railcheck 系統，可用於自動檢測軌道表面可見的異常、缺少扣件、混凝土軌枕破裂或損壞以及測量道碴輪廓等。高性能線掃描攝影機和雷射測距儀垂直安裝在軌道上方，觀察軌道兩側、軌枕指定區域和道碴。



圖 2.7 bvSys 軌道檢測系統檢測車^[21]

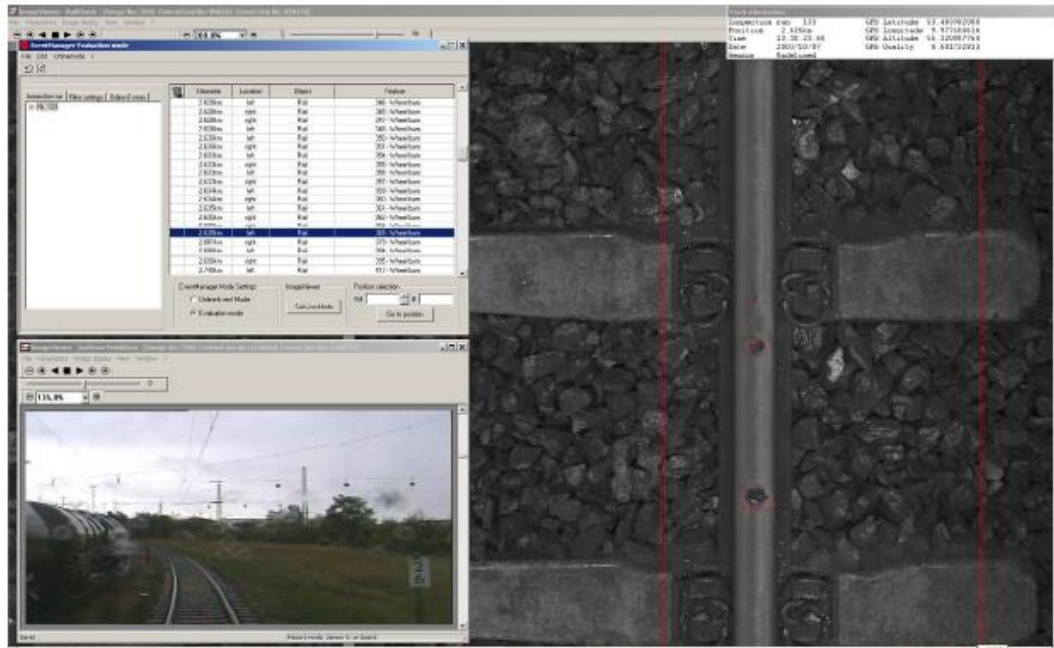


圖 2.8 bvSys 軌道檢測系統^[21]軌道檢測操作畫面

2.6 義大利 MERMEC

MERMEC^[22] 是一個可靠的和開拓性的高科技解決方案供應商，從事鐵路和鋼鐵行業超過 30 年，其軌道魚尾銲(或鋼軌接頭桿)檢測系統能夠自動檢測任何裂紋，劃痕或任何其他缺陷。該系統能夠實現 0-320 公里/小時的測量，檢查的具體演算法包括魚尾銲和缺失螺栓的自動檢測以及魚尾銲裂紋的自動檢測。圖 2.9 所示是其軌道檢測車與側視攝影示意圖。

技術規格：科技機器視覺達到

- 魚尾銲(連接桿)檢測
- 裂紋檢測 > 1 毫米
- 失蹤螺栓檢測
- 自動檢測多達 4 種 Fishplates

- 堅固耐用，足以適應極端氣候條件



(a) Roger5000 檢測車



(b) 線掃描攝影示意圖

圖 2.9 MERMEC 魚尾銲與鋼軌接頭檢測系統^[22]

2.7 臺北大眾捷運股份有限公司軌道檢查系統

臺北大眾捷運股份有限公司也擁有一套軌道檢測系統^[23]，所採用的檢測車(如圖 2.10 所示)，其中央控制系統可顯示相關紀錄資訊，如：路線別、鋼軌之型式、區間位置、里程位置及瑕疵狀況等資料收集並加

以運用對照。另外車底左、右鋼軌上方設置之攝影機組設備，所擷取之相關影像數據資訊可經由擷取後，為兩個電腦主機系統所擷取運用（分為左、右各一組），並經由中央控制電腦主機進行相關之影像擷取、壓縮或轉換、各種擷取影像之瑕疵分類、瑕疵過濾條件設定、瑕疵報告紀錄產出及各項表單設定輸出等功能，且能進行系統模擬測試及由軟體控制介面，以提供高速攝影機進行鏡頭相關設定校準及各種掃描模式等設定，無須再行手動拆卸攝影機組之外罩進行光圈、焦距等相關調整校正動作。影像工作站系統採用工業級電腦，研華 IPC:PCE 5124，CPU 四核心，RAM:DDR2-800 2G（單支）每台 4 支,DVD-RW DUAL 20X 以上燒錄機。



圖 2.10 北捷軌道扣件檢測檢測車^[23]

軟體有分線上軌道檢測系統，及離線分析用軟體兩大部份，其搭配使用的設備及功用說明如下：

1. 線上軌道檢測系統

包括了工作站電腦：負責影像擷取、瑕疵檢出；主機電腦：負責各種擷取影像之瑕疵分類、瑕疵過濾條件設定、瑕疵報告紀錄產出及各項表單設定、表單輸出等功能，且設定資訊與車上其他系統具備一致性，

包含鋼軌型式、路線別、區間位置、里程位置、上下行軌、瑕疵敘述及瑕疵位置等，於量測過程中該系統可針對左、右軌之所擷取影像同時進行連續且即時顯示於操作畫面（如圖 2.11 所示），供操作人員檢視。

2. 離線分析用軟體

功能同線上檢測系統中之主機電腦功能，負責各種擷取影像之瑕疵分類、瑕疵過濾條件設定、瑕疵報告紀錄產出及各項表單設定輸出等功能。

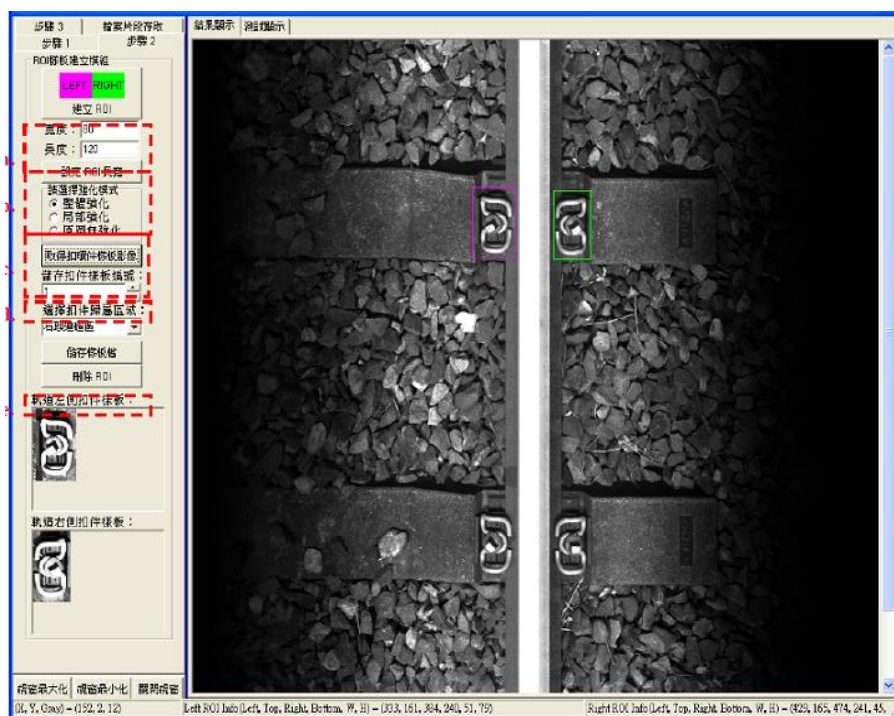


圖 2.11 北捷軌道扣件檢測系統操作畫面^[23]

2.8 中國地鐵軌檢車

中國鐵道部與美國 ENSCO 於 80 年代開始合作，進入 21 世紀先後，於 2008 年中國最先進的 0 號高速綜合檢測列車使用了 ENSCO 軌檢系統，如圖 2.12(a)所示，內部擺設如圖 2.12(b)所示，包含機櫃、操作控制台、小型會議桌等。此外，中國鐵路高速綜合檢測列車（Comprehensive Inspection Train, CIT）是一系列應用於中國高速鐵路

的綜合檢測動車組列車。高速綜合檢測列車是為時速 200 公里以上的高速鐵路實施定期檢測、綜合檢測和高速檢測的重要裝備，擁有對軌道、接觸網、通信信號等基礎設施的綜合檢測能力。



(a) 軌道檢查車



(b) 軌道檢查車車內佈置

圖 2.12 上海地鐵軌道檢查車

2.9 相關研究案例

印度有世界上最大的鐵道網絡^[24]，但是他們沒有參與國際標準訂定，鐵路的許多事故都是由於軌道故障造成的，這些事故會造成嚴重損害。因此 Ladola et al.^[24] 設計用於鐵路軌道故障自動檢測的一些組件，如紅外線傳感器，用於檢測裂縫檢測，故障定位利用 GPS，此位置將使用 GSM 簡訊發送，運行系統採用 Arduino。檢測車輛由太陽能電池板和電池供電，是一種節能系統。

Ritika et al.^[25]提出了一個實際應用的系統，以攝像頭結合 GPS，用於檢測軌道並紀錄位置。該攝像頭經過精心設計，可於火車移動中拍攝影像，並以每秒 30 幀左右的速度提供穩定的圖像。運用先進的圖像分析和深度學習技術，以這些攝像頭拍攝檢測軌道的信號，創建數據庫。印度的鐵路信號在形狀和放置規則方面與道路信號有很大不同，由於空間限制和城市地區的交通密度，信號不是放在同一側軌道，甚至多條軌道路線可以並行。因此，需要將檢測到的信號與火車運行的軌道關聯起來。他們的方法是在引導機車上安裝前置攝影鏡頭，選擇感興趣區域做軌道檢測，共實驗 150 公里，247 個信號的路線，總體精確率為 94.7%。

Karakose et al.^[26] 基於計算機視覺的監測方法，進行不良軌道偵測，這種方法越來越多地用於鐵路系統。鐵路狀況監測過程可以在電腦的輔助下獲得數據並進行分析。在這項研究中，把相機放在火車頂部，拍攝和火車相鄰的軌道圖像。在這些圖像上，應用邊緣偵測並提取特徵來確定軌道。由產生的鐵路之間距離判斷是否有故障。試驗結果表明，所提出的電腦檢驗方法是有效可靠的。Gibert et al.^[27] 提出利用多重偵測器同時並行運作，得到對軌道和構件優良的偵測精準度。

劉鈺韋^[28]設計高速影像擷取系統，自動改變「線掃描攝影機」(Linescan Camera)的取樣率，以便固定檢測物件的影像解析度；枕木定位系統則可以將偵測到的枕木位置傳送給電腦終端機，以便工程人員查修。陳南鳴等人^[29]提出軌道運輸系統的監控技術，並規劃研究「軌道

扣件影像即時辨識系統」的研究。系統利用鋼軌與枕木對扣件的相對位置做為扣件區域定位的依據。鋼軌定位的場域可程式化邏輯陣列 FPGA (Field Programmable Gate Array)，由於需要對整張影像做鋼軌偵測，因此所需運算時間較長，主要由灰階值統計單元、鋼軌位置計算單元、同步動態隨機存取記憶體，因此演算法較複雜。

Fernando et al.^[30]於 2011 提出以電腦視覺加攝影鏡頭於道叉處檢驗軌道缺失，並整理 1998-2009 年間最常見造成脫軌的原因，使用機器視覺進行檢查的道岔部件/缺陷。

隨著高速電氣化鐵路的大規模建設，接觸網支撐裝置上各種豐富的扣件缺陷的自動檢測對於運營安全和降低運營成本具有重要意義，Chen et al.^[31]提出了一種基於視覺的扣件缺陷檢測方法，將深度卷積神經網路應用於扣件缺陷檢測，串聯三個 DCNN 進行不同粗細分類方式，包括兩個探測器，以及懸臂連接扣件分類器，診斷扣件的缺陷。通過對武漢-廣州高速鐵路接觸網支撐裝置缺陷檢測的大量實驗和比較，表明該系統在複雜環境下具有良好的自我調整性和強健性，能夠獲得較高的檢測率。

Jang et al.^[32]提出了一種基於深度卷積神經網路和電腦視覺圖像比較方法的新型鐵路電力線扣件檢測系統，他們在車頂安裝了線掃描攝像機，通過比較不同時間採集到的一對相應的圖像相減，自動檢測磨損和裂紋。該系統包括三個主要模組：(i)圖像重建配準設備位置；(ii)使用改進的單激發檢測器進行設備檢測；(iii)使用影像處理和電腦視覺技術進行變形區域檢測。實驗結果表明，該系統能夠準確地發現設備並檢測其潛在的缺陷，所提出的系統具降低維護成本和預防事故。

最近幾年，應用深度學習進行軌道扣件的檢測越來越受到重視。由 Yang 等人^[33]提出使用 ResNet 和 FCN 進行軌道接頭的檢測，此文利用鐵道檢查車進行軌道加速度數據收集，並將數據分為 3 種類別，分別是無接頭、左接頭、右接頭，藉由加速度進行軌道接頭的檢測，經測試得出 ResNet 的 Recall 平均約為 91%，精確率平均約為 84%，而 FCN

的 Recall 平均約為 92.8%，精確率平均約為 77.8%。

由 Gibert^[34] 提出使用 Deep CNN MTL 進行扣件檢測，此文類別主要分為背景、枕木材質、正常扣件與損壞扣件，並證明缺少訓練樣本的情況下可用 Multi-task Learning(MTL)的方式進行訓練以提高檢測缺失扣件的準確性。

由 Ashish 等人^[35]提出使用 TrackNet 進行軌面損壞的檢測，此文利用 ResNet 與 DenseNet 進行兩階段的軌面分類，在第一個神經網路檢測出損壞時不會立即發出警示，而是會將第一段的辨識結果進行語意分割交由第二個神經網路判斷是否誤判，這種方法可大幅減少誤判機率，讓誤報發生機率下降，經測試利用 ResNet 的 TrackNet 平均準確率為 88.8%，利用 DenseNet 的 TrackNet 平均準確率為 90.3%。

由 Song 等人^[36]提出將高速鐵路上的鋼軌扣件分為 4 大種類，如圖 2.13 所示，並分別蒐集 1000 張樣本後，使用優化後的 Faster-RCNN 訓練並驗證得出檢出率 99.83%、精確率 99.93%，並在 Titan X GPU 上達到 35 fps 的辨識速度。

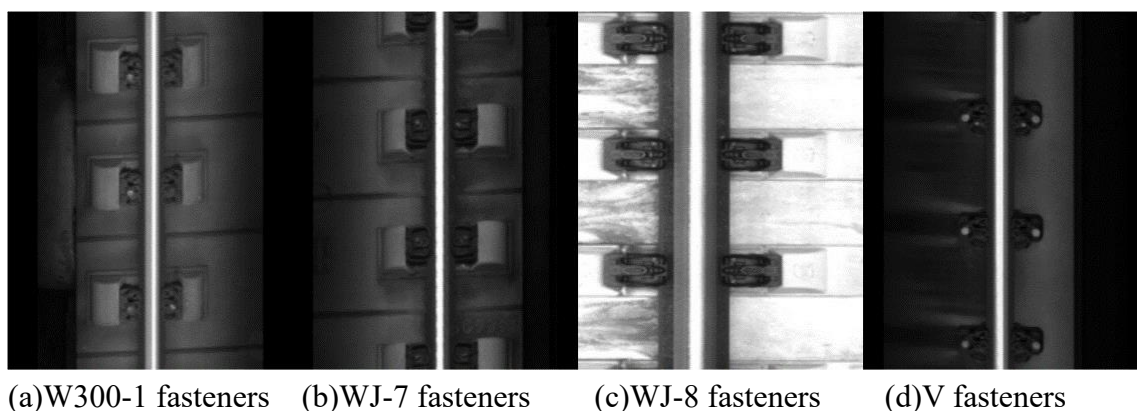


圖 2.13 高速鐵路上四大扣件種類^[36]

2.10 綜整分析

2.1 節~2.9 節，簡介目前各國具實用性軌道檢測系統，其中歐美先進國家起步都相當早，但是最近幾年 AI 的深度學習網路崛起，給我們很大機會可以在辨識軟體上做一良性競爭，至於辨識硬體，臺灣更是具有價格競爭力，表 2-1 將目前各國具實用性軌道檢測系統表列。

表 2-1 各國實用軌道檢測系統綜合比較

文獻	發展 起始	辨識項目	取像方式	檢測運行 速度	辨識引擎	準確率	辨識 速度
瑞士 ^[17]	2007	Track/20 種	HR Cam	160km/h	AI/GAN	NA	Real time
美國 ^[18]	1970	All	Line Scan	High speed	NA	NA	Real time
加拿大 ^[19]	2018	Track/all	Laser	180km/h	NA	NA	Real time
德國 ^[21]	1990	All	HR Cam	>100 km/h	NA	NA	Real time
義大利 ^[22]	1991	4 types of FishPlates	Line Scan	<320km/h	AI	NA	Real time
台北捷運 ^[14]	2013	Mrt 版式 軌道扣件	Line Scan	NA	傳統	NA	NA
運研所 ^[23]	2019	Track/10 種	Cam	30km/h	AI/YOLO v3	80.8%	Real time

比較國外及本土研發檢測設備，國外設備商品化較高，功能齊全，但價格昂貴，但是否適用於臺鐵路多規格的軌道與複雜線形，還須進一步的驗證，且相關設備引進後之維護與精進都需要依靠原廠來處理，也是日後會遭遇的問題。而本計畫研發之系統是針對臺鐵路軌道規格及線形客製化研發的系統，應用最新的深度學習神經網路模型-Scaled YOLOv4 進行 1-Stage Object Detection，將物件定位與瑕疵檢測一階段完成，一則考量速度較快，另一方面可以達到接近二階物件檢測的準確

率。考慮未來推廣應用於該局全臺各工務段，較無適用性問題，且未來系統精進與維護，臺鐵局可自行處理，無須依靠原廠。

第三章 軌道構件缺失辨識系統精進

本計畫在 108 年度前期計畫中已利用攝影器材獲取足供 AI 判釋之清晰影像，辨識及定位出有缺失之扣件，初步建立一套自動化檢測系統，但軌道扣件影像擷取之攝影機，因長時間於高頻低振幅之振動環境下拍攝，而有當機之情形發生，且 108 年度軌道段實測並無包含隧道段及版式軌道段，辨識範圍為扣件缺失，不包含軌面缺失。而後在 109 年度計畫除解決 108 年度影像擷取問題外，也新增版式軌道扣件與軌面缺失辨識，辨識系統亦以多執行緒設計，可以攝影後即時辨識；惟隧道段定位因陀螺儀損壞，更新後僅進行公路隧道測試。

本(110)年度計畫除完成鐵路隧道測試外，尚須進行軌側攝影以及增加軌側缺失資料，主要是利用人工智慧影像辨識自動分析，辨識軌道扣件缺失、軌面缺失(鋼軌裂縫及踏面不整)及軌腹缺失(側面裂縫、魚尾鉸缺失)，統稱軌道構件(扣件、道釘、鋼軌、魚尾鉸)缺失辨識。系統完成後辦理系統轉移至臺鐵局臺中工務段，進行該系統運作期間之維護及諮詢，訂定作業自動化程序，含程式撰寫並測試，可供操作人員新增缺失扣件影像至資料庫，並更新軌道構件 AI 辨識模型權重檔，俾利每次巡檢作業拍攝影像後之資料庫更新與辨識精確率精進。

3.1 研究方法

本研究將採用高速影像攝影機輔以足夠照明，透過無線網路或是 HDMI、USB 等介面，將攝影機拍攝的影像，傳送到前端系統，進行影像辨識或是儲存，配合外接 GPS 的定位功能，隧道段則輔以陀螺儀，即可標示出有問題的構件或軌面所在的軌道範圍。

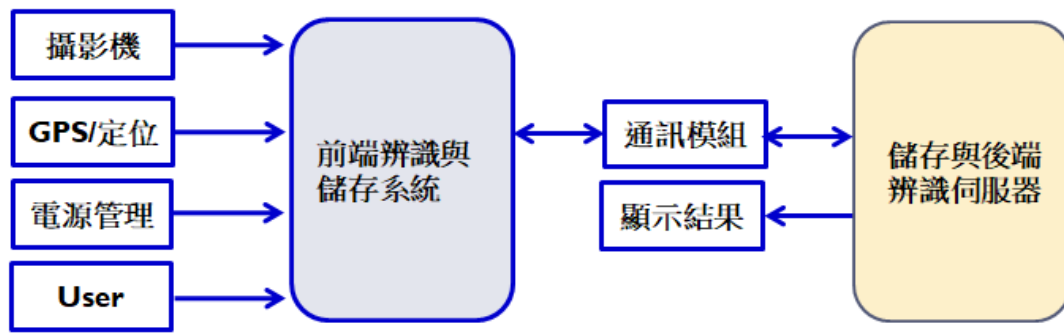
影像辨識的深度學習模型，108 年度計畫採用 YOLOv3^[10]，雖然 YOLOv3 非常快，小型的模型可以達到 155 fps，但是隨之而來的是 mAP 的降低，以及框選位置不準的問題。109 年度計畫採用更為有效

的 SSD^[37] 模型，SSD 則有點像 Faster R-CNN^[38] 中的多類別 RPN 網路，是一個十分成功的檢測框架。它採用特徵金字塔的多層預測方法，在不同的卷積層上設置前景方框，在不同大小的特徵圖上考慮不同的尺度，相當於每個層分開預測，最後一起得到結果。從 R-CNN 到 Faster R-CNN，再到 YOLOv3、YOLOv4，以及和其並駕齊驅的 SSD^[37]，目標檢測的發展在 2018~2020 年達到了一個巔峰。

本(110)年度計畫，在缺失構件樣本方面，除新增鋼軌側面缺失、魚尾銲缺失樣本外，將持續蒐集軌道扣件、道釘等既有缺失樣本，其中尤以軌面缺失、版式軌道扣件缺失相對其他類別在數量上少了許多，若能增加，將有助於平均類別精確率(mAP)、精確率(Precision)、與檢出率(Recall)的提升。至於神經網路模型的選擇，仍然是 SSD 與 YOLOv4^[11] 為首選，但是隨著技術的演進，Scaled YOLOv4^[39]，YOLOv5^[40] 的相繼出現，其中 Scaled YOLOv4，可以調整神經網路的大小以因應使用環境的計算能力做調整，其輕量級縮小版 YOLOv4-tiny^[41] 的辨識速度為 YOLOv4 的 4 倍以上，也是本計畫今年度的選項。

3.1.1 系統設計與架構

前端系統採用高速影像攝影機作為影像擷取裝置，攝影機透過無線網路或是 HDMI、USB 等介面連線，進行影像辨識，或是影像處理把原始影像轉存為適合傳輸的格式後，將欲判定的影像送至後端影像辨識深度學習伺服器進行後續的處理分析，系統運作架構如圖 3.1 所示。



註：前端可選擇辨識或儲存在後端再辨識。

圖 3.1 系統運作架構

影像擷取裝置設定在檢查期間能維持 1080P/60FPS 情況下運作，預計單次工作最長時間為 5 小時。前端系統除擷取影像外，還會記錄時間與 GPS 位置資訊；前端辨識與儲存系統提供人機操作介面，選擇自動辨識、手動紀錄輸入、錄影檢視，或透過網路將錄製影像回傳至後端影像辨識伺服器進行辨識。在與後端影像辨識伺服器連線時，須具備足夠的 I/O（Input/Output）效能與儲存資料能力，同時必須能運行 Windows10 或 Ubuntu18.04，方能在適當的時間內完成紀錄的壓縮與傳輸。而後端影像辨識伺服器，須具有足夠的效能以在最短時間內辨識完影片，並將資料統整分類。目前規劃的系統需求如下：

1. 高速影像攝影機（如圖 3.2 所示，需搭配適當的車外裝載方式）
[<https://www.aliexpress.com/>]

(1) Fisheye MJPEG 260fps@640X360 / MJPEG 120fps@720P / 60fps @1080P 錄影

(2) 連續運作時長 5 小時

(3) 具 HDMI 或 USB 連線功能

(4) 具 OpenCV-API 遠端控制接口

(5) 夜間拍攝功能

ELP



(a) 一般可見光攝影機

ELP



(b) 具紅外線感應攝影機

圖 3.2 Wide Angle USB Web Camera

2. 前端辨識與儲存系統驗證用電腦（軍規筆電車載電腦）

臺灣有多家電腦公司，以專門製作美軍軍用電腦、伺服器、軍規路由器和加密硬碟等產品，其中以神基（Cetac）為最大宗。軍用特規的筆記電腦，必須具備防摔、防塵、防水等基本的“三防”功能，而近代的軍用電腦，還必須阻擋 EMP 電磁脈沖攻擊，更甚至要能夠防炮彈碎片、甚至子彈的傷害，某些機型甚至有“防彈”的功能。

3. 後端處理伺服器（接收前端辨識結果統整，或錄影影像並進行辨識分析與資料儲存）

(6) CPU：8 核心 5Ghz 以上

(7) 記憶體：64G

(8) 運算加速卡：Nvidia GTX 2080Ti 兩張

(9) 儲存空間：1T 固態硬兩顆，2TB 資料 HDD 兩顆

(10) 螢幕：Full-HD 1080P

在前端辨識與儲存系統運作的部份，當系統開機後會先進行自我檢測，先驗證伺服器狀態確保後續服務可正常進行。待驗證完成後，可選擇「即時模式」或「紀錄模式」。若選擇「即時模式」則會進行影像

辨識，即時顯示辨識結果，並將辨識結果儲存前端，俟進場後再將資料傳送到後端伺服器。若選擇「紀錄模式」，則待完成錄影後再透過網路，將錄影料傳送到後端伺服器，進行辨識與儲存辨識結果。目前規劃的前端辨識與儲存系統運作流程圖，整理如圖 3.3 所示。其中影像前處理是同步 GPS 與影像資料。

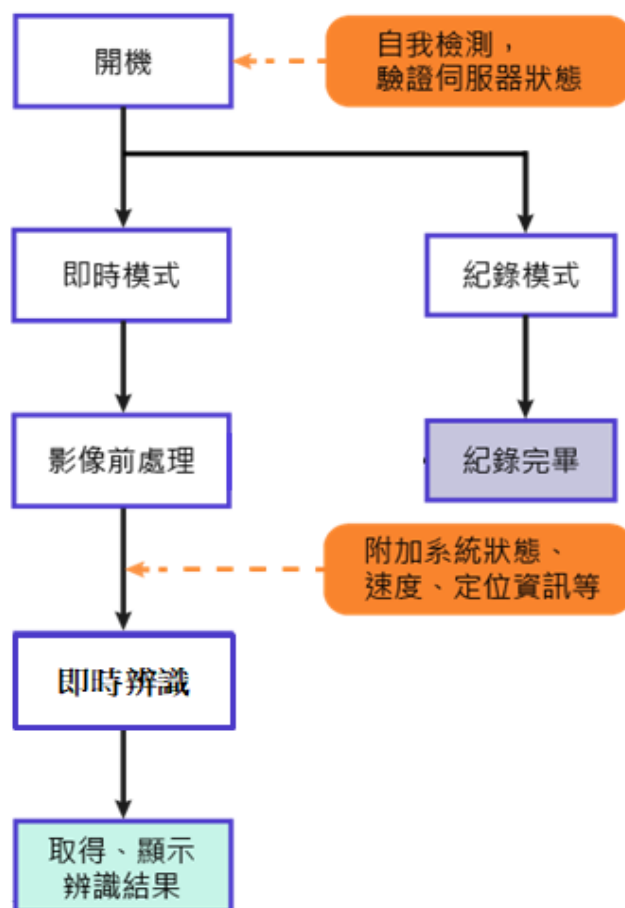


圖 3.3 前端辨識與儲存系統流程

在後端伺服器處理的部份，同樣開機時先進行自我檢測，以確定伺服器可正常運作，以接收前端回傳之影像資料。待完成自我檢測後即可進行待機模式，準備接收前端之請求。目前規劃的請求模式有三種：資料查詢、紀錄模式、即時模式。「資料查詢」的部份，係供使用者查詢

歷次的分析結果，以做為研析判斷使用。若是「紀錄模式」時，影像採批次上傳，待影像上傳後透過「影像辨識」服務，萃取出符合需求之結果，儲存辨識結果。若是「即時模式」服務，則快速回應辨識結果。目前規劃的後端處理伺服器流程整理如圖 3.4 所示。

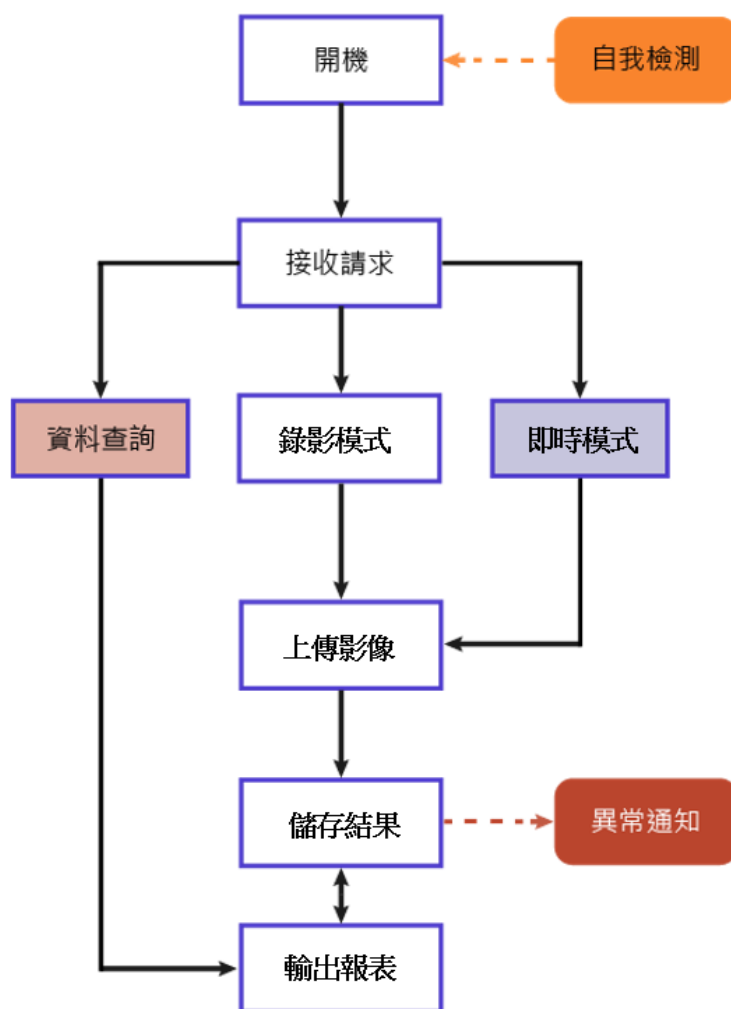


圖 3.4 後端處理伺服器系統流程

3.1.2 高速影像攝影機之比較

為了在列車高速行駛的狀況下依然能夠取得清晰的影像資料，故採用高速影像攝影機。相較於傳統攝影機，高速影像攝影機提供每秒 60

幀(每秒顯示張數, Frame per Second, FPS)以上的拍攝速度,以 120km/hr 的行駛速度作為預期的環境狀況,假如需要取得以每 0.5m 作為測量單位的精準度,則需要每秒拍攝 67 張相片的攝影機。但若以夜間臺鐵工程維修車行進速度約為 30km/hr 為使用條件,高速影像攝影機絕對可以滿足目前之需求。另外,考量外部環境的狀況,選用的高速影像攝影機須具備防水、防震及可遠端連線控制為佳。

以往對於軌道巡查採用的攝影機都是以「線掃描相機」(Linescan Camera)為主,如臺北捷運公司所採用的高速數位攝影機組廠牌:E2V、型號:AViiVA UM4 (掃描解析度為 8,192 pixels、資料產生頻率為 160MHz、掃描頻率為 19KHz),並搭配資料儲存的 DVR (數字視頻錄影機, Digital Video Recorder) 使用。一般而言此類的「線掃描相機」價錢在 20 餘萬左右,相對一般消費性攝影機貴了許多。

但隨著硬體的進步,目前也有一些替代方案,尤其現在運動型錄影機的功能大幅提昇,只要每秒拍攝的幀數能滿足取樣頻率,且影像直接儲存在記憶卡中,或是透過無線網路直接回傳,可大幅降低設備的費用。本研究 109 年度評估 GoPro 應用於軌道扣件巡查用的設備,可以承受長時間工作所需,也無熱當機現象,為本案首選,為求妥善起見,也提供高速攝影備案,相關設備說明如下:

1. GoPro Hero8 Black

GoPro 是近年相當受歡迎的運動型錄影機,尤其主打拍攝極限運動及 4K 高畫質,輕巧方便且具備防水防塵功能,廣受極限運動員的喜愛,甚至有一些電視節目也開始使用 GoPro 拍攝。由於 GoPro 運動型攝影機是以極限運動的拍攝為主,因此特別強調手持防震技術,而且有 GPS 記錄,經評估是可以在本研究案中進行軌道構件拍攝。先前採用的是 GoPro Hero7 Black,本研究計畫目前評估改選用的是 GoPro Hero8 Black 機型(如圖 3.5 所示),據官網所釋放出之訊息,GoPro Hero8 Black 的散熱效果要比 GoPro Hero7 Black 更好。此外 GoPro 其周邊的配件相當完整,將來若要將其固定在工程維修車上可依需求選用適當的配件,

詳細功能規格請見表 3-1 之比較說明。



圖 3.5 GoPro Hero8 Black

2. Ailipu Technology Inc.

艾利普科技有限公司是一家擁有 13 年歷史的專業監控系統製造商，擁有自己的 ELP 品牌，在安全監控系統方面享有盛譽，以自己獨特的研發團隊為基礎，專注的銷售團隊為導向，已發展成為集開發、生產、銷售、服務於一體的專業視頻產品公司，且正在開發特殊 USB 相機用於工業視覺，新的 USB 攝影鏡頭模組，範圍從 30、100、200、300、500、800~1300 萬像素，具自動對焦功能，可應用於各種工業系統，其具備夜視功能之 IR 高速攝影機如圖 3.6 所示。



圖 3.6 具夜視功能之 IR 高速攝影機

[<https://www.amazon.com/100fps-Infrared-Webcamera-Android-Windows/dp/B07PPN7TXQ>]

3. 綜合比較

市面上除了前述二款高速攝影機外，還有其他廠牌的產品，但功能大同小異，考量影像品質、資料傳輸等等，因此以前述二款進行比較，相關資料比較整理如表 3-1 所示。經實際驗證後，兩者均符合需求，目前本案仍將選用 GoPro 7/8/9 為主。

表 3-1 GoPro 攝影機、工業用攝影機模組之比較

型號	GoPro Hero8 Black	工業用攝影模組
光圈	-	2.8/3.6mm
錄影規格	4K@60fps、2.7K@100fps、 1440p@120fps、 1080p@240fps 及更多	1920X1080@30 fps 1280X720 @60 fps 1480P@120fps
影像解析度	1,200 萬像素	500 萬像素
防震	電子	N
WIFI 遙控	Y	N
夜間拍攝	Y	Y
防水	裸機水下 10 公尺	需裝防水殼
GPS	Y	N
加速度計	Y	N
藍芽	Y	N
Python API	Y	Y
即時串流	Y	Y
自動備份	Y	N
電池	1220mAh	150mAh
續航力	4K 可錄 1 小時	1080P 可錄超過 5 小時
參考價格	NT\$15,000	US\$80

3.1.3 設備架設

本年度新增軌腹缺失辨識，包括側面裂縫與魚尾鉸缺失，若採上視攝影將無法拍攝到軌腹畫面，因此將採鋼軌側視攝影，如圖 3.7(a)與(b)所示，單一軌道即需雙側燈光與 2 支攝影機，兩軌道就要共四側燈光，與 4 支攝影機；實際 LED 燈具仍建議 200W 以上，攝影機也採用 GoPro 7/8。



(a)降低燈光高度，左右側攝影



(b)八字投射燈光於被射物體，以增加亮度

圖 3.7 燈光與 GoPro 攝影機架設情形

本計畫前一年採用上視攝影，位於鋼軌腹部的缺失是位於死角，因此必須改用側視攝影，才能拍到構件缺失的部分，如 2 個軌道共 4 個側面，目前美國 ENSCO 公司採用的側向照明與攝影架設情形，如圖 3.8 所示，即屬於此種架設方式。

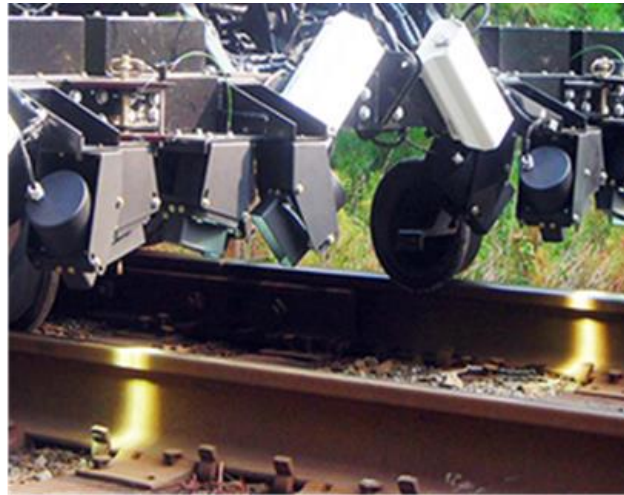


圖 3.8 美國 ENSCO 側向照明與攝影架設情形

3.1.4 魚尾銲缺失

魚尾銲是把鋼軌連接成軌道的方法之一，傳統做法會把二十米左右一截的鋼軌固定在軌枕之上，各節鋼軌之間有接縫。英國習慣兩條路軌會在相同的地方有接縫，但美國則會放在不同的地方。接縫處使用魚尾銲接合，它是一塊約六十厘米長的鋼板，兩端有四或六口鋼栓，用來扣在鋼軌上（如圖 3.9 所示）。鋼軌之間留有間隙約為 6mm 寬，以供伸縮之用。鋼軌上及魚尾銲上鋼栓通過的小孔是橢圓形的，鋼軌便有熱脹冷縮的空間，這對鋼軌是非常重要的：如果沒有膨脹的空間，每當溫度改變一度，鋼軌就需要承受 1.6 噸的壓力或拉力。如果一個地方每年最高及最低溫度相差三十度，則此力可以達到五十噸，鋼軌可能因而有裂縫（如圖 3.10 所示）影響行車安全。此外，實務上魚尾銲上用於固定在鐵軌上的螺栓也可能脫落（如圖 3.11 所示），也會影響行車安全，都是進行魚尾銲檢測時所需留意的地方。



圖 3.9 魚尾鉸-正常狀況



圖 3.10 魚尾鉸-右邊有裂縫

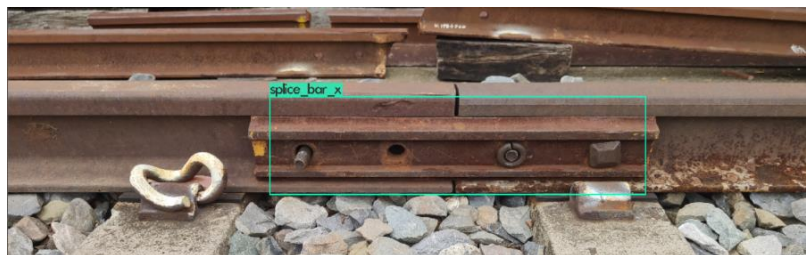


圖 3.11 魚尾鉸-螺栓脫落

雖然在兩段鐵軌上留有伸縮縫，卻會使列車行駛通過時產生噪音，也會影響鐵路運輸的平穩性。除非路軌保養得非常良好，否則有接縫的路軌不適合高速列車行駛，但很多鐵路發達的國家依然會在慢速路線、非重要的路線、或支線上使用這種方式接合路軌。

3.1.5 缺失定位

如何應用 GPS 訊號來達到目前定位的需求，是本研究所欲解決的問題，本研究前期計畫提出「虛擬偵測圓」結合 GPS/陀螺儀，搭配 Google Maps，可以提供維護鐵道工作人員一個有效定位缺失構件的方式。以

下先說明 GoPro 錄影與 GPS 資訊的編解碼，接著說明虛擬圖與 GPS 的結合應用，再說明隧道段以 GPS 結合陀螺儀進行慣性導航定位。

1. GoPro GPS 資料解析

利用 GoPro 拍攝的相片或影片，其儲存格式內含 GPS 資訊，可直接解析使用。自 GoPro Hero5 Black 以來，已經能夠獲得 GPS 數據，可用 Quik Desktop，Dashware，RaceRender 和 GoPro Mobile 應用程式都可以顯示相機所捕獲的 GPS 數據，嵌入在 mp4 檔案中，稱為 GPX (如圖 3.12 (a)所示)，這是目前最常用的格式，而且將持續使用。

所謂的 GPX 格式，是以.xml 格式存檔，所以 GPS 也隨著趨勢而進化。早期在 GPS 界，並沒有通用的格式，所以要在不同的 GPS 軟體間做資料流通，是相當困難的。必須下載一些國際通用的 GPS 後端軟體，利用這些軟體做 GPS 資料的轉換，才能順利在不同的軟體間開啟 GPS 資料檔。如今幾乎每一種 GPS 後端軟體都已經支援了 GPX 格式，只要是 GPX 格式，幾乎可以在任何 GPS 軟體開啟，解析後的資料也可直接在任何 GIS 軟體（如 Google Maps）中顯示（如圖 3.12(b)所示）。

本研究已可從影片中解析 GPS 位置，含影片紀錄時間(CST)等資訊。因為影片是 mp4 格式，並非每一張照片都存有 GPS 位置，所以每張照片的 GPS 位置，採用等速內插法進行資料回補，在一般巡查時是以等速錄影，較不會有太大誤差，但若忽前忽後，加速減速切換，誤差就比較大，譬如速度紀錄若僅在側線實驗，位移不夠，計算的結果即無法以線性內插進行短時間內頻繁地加減速變化，(10KM/S-->40KM/S)，所以內插出來的 GPS 位置，誤差就稍大。然而，若在正線巡檢，因維修車可以定速行駛，便可以正確內插出所需之 GPS 位置。

```

<name>../in/87ce4d6fc5d67aa2a3cb/GH010592</name>
<trkseg>
  <trkpt lat="24.3420355" lon="120.6257558">
    <ele>71.257</ele>
    <time>2019-03-28T06:38:36.674Z</time>
    <cmt>GpsAccuracy: 139; GpsFix: 3</cmt>
  </trkpt>
  <trkpt lat="24.3420354" lon="120.6257556">
    <ele>71.254</ele>
    <time>2019-03-28T06:38:36.732Z</time>
    <cmt>GpsAccuracy: 139; GpsFix: 3</cmt>
  </trkpt>
  <trkpt lat="24.3420353" lon="120.6257553">
    <ele>71.27</ele>
    <time>2019-03-28T06:38:36.790Z</time>
    <cmt>GpsAccuracy: 139; GpsFix: 3</cmt>
  </trkpt>

```



(a) GPX 檔案內容

(b) GoPro 軌道構件錄影檔案解析

定位顯示於 Google Maps

圖 3.12 GoPro 攝影機之 GPS 資料

2. 虛擬偵測圓

本研究規劃利用「虛擬偵測圓」(Virtual Detection Circle) 來尋找已定位好的缺失構件。目前臺鐵局內部已有百公尺的里程樁號(如圖 3.13 (a)所示)，針對每一個里程樁號設定半徑 20 公尺(將來可視需求調整半徑值)的「虛擬偵測圓」。當工程維修車行經這些「虛擬偵測圓」時，如圖 3.13 (b)所示，即可判斷工程維修車所在的位置。

維修人員首先利用缺失構件的 GPS 位置(x_f, y_f)找到最近的 100 米樁(x_h, y_h)，確認看到如圖 3.13(a)的百公尺標時，也就是當維修車輛通過這些 VDC 時，可以確定維修車輛的 GPS 位置，然後軌道工人可以移動($x_f - x_h, y_f - y_h$)距離接近構件。如果 $x_f - x_h$ 數值是負號，則代表是往西，否則往東；如果 $y_f - y_h$ 是負號，則代表是往南，否則往北。



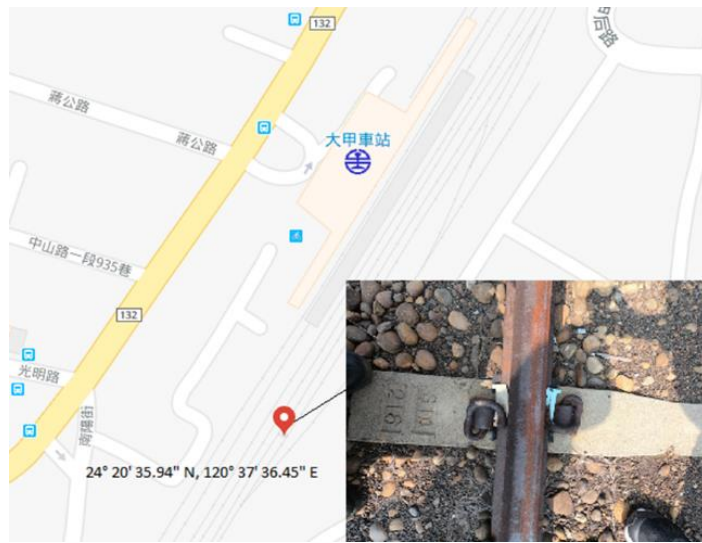
(a)臺鐵路百公尺標^[41]



(b)虛擬偵測圖

圖 3.13 臺鐵路百公尺標與虛擬偵測圖

使用實測的 GoPro 影像，解析出的 GPS 資料，誤差大約在 5 公尺左右，已可接近實用程度，定位結果如圖 3.14(a)所示。若需再更精準到公分級，需搭配差分訊號，升級為差分 GPS。然而本計畫 8/27 與臺鐵人員至現場測試缺失構件定位精度，將本系統所偵測缺失構件隨機抽取兩筆，依照 GPS 定位與顯示於 Google Maps 上，如圖 3.14 (a)，依照前述步驟，先找出最近百公尺樁，再往目標物移動，因為在錄影時已知目標物是在上行還是下行側，所以檢查時可以只找一條軌道，以測距儀如圖 3.14(b)量測所走距離，結果可以很快找出目標物，定位精度符合臺鐵需求。



(a) Google Maps 顯示



(b) 以測距儀實地勘察

圖 3.14 大甲分駐所旁軌道側線拍攝軌道構件定位測試

3. 隧道定位方式

導航衛星傳遞到地球的信號則像太陽的光輝一般，灑落在地球上，替我們指引行進的方向，隧道因為奇特的構造，以及其他方面的原因，

隔斷導航衛星與導航產品交流，為改善隧道內導航儀找不到衛星、無法進行定位的狀況，有下列三種方式可以選擇。

一種是放置 Waze 信標，該信標可以安裝在隧道裡面，直接通過藍牙功能，向車主的智慧型手機和平板電腦發送導航信號和隧道內路況通知。由於它是通過藍牙功能完成以上的操作，而且服務完全免費，所在當前任何帶藍牙功能的智慧型手機或平板設備都可以在隧道使用該導航服務。

第二種則是慣性導航系統(Inertial Navigation System, INS)，是一個使用加速度計和陀螺儀來測量移動物體的速度、位置、距離及姿態等資訊的裝置。最大特色在於它可以獨立運作，不需要外部參考資訊，常常被用在飛機、潛艇、飛彈和各種太空飛行器上。該導航依託於慣性導航系統，它的基本原理是以牛頓力學定律為基礎，通過測量載體在慣性參考系的加速度，將它對時間進行積分，且把它變換到導航坐標系中，就能夠得到在導航坐標系中的速度、偏航角和位置等信息。

這種導航有以下幾個優點：

- (1)由於它是不依賴於任何外部信息，也不向外部輻射能量的自主式系統，故隱蔽性好，也不受外界電磁干擾的影響；
- (2)可全天候、全時間地工作於空中、地球表面乃至水下；
- (3)能提供位置、速度、航向和姿態角數據，所產生的導航信息連續性好而且低干擾；
- (4)數據更新率高、短期精度和穩定性好。

缺點則有：

- (1)由於導航信息經過積分而產生，定位誤差隨時間而增大，長期精度差；
- (2)每次使用之前需要較長的初始對準時間；

(3)設備的價格較昂貴；

(4)無時間信息。

慣性導航技術(Dead Reckoning Technology)，可實際應用於高層建築物、高架橋路段下方、地下室停車場、隧道、稠密樹林等有遮掩物的環境區域內，同時結合了 GPS 信號、陀螺儀轉向信息、CAN-Bus 車速/脈衝推算，實現即時定位功能。

本計畫採用新士達 AHRS 航姿參考系統（如圖 3.15 所示），圖中圓形物體即為天線，內含電子陀螺儀。利用高精度加速度計、陀螺儀和磁力計來提供精確的橫滾、俯仰和航向訊息。並且可以通過校準敏感出周圍軟鐵和硬鐵的磁場干擾，消除磁場畸變，提高航向精度。



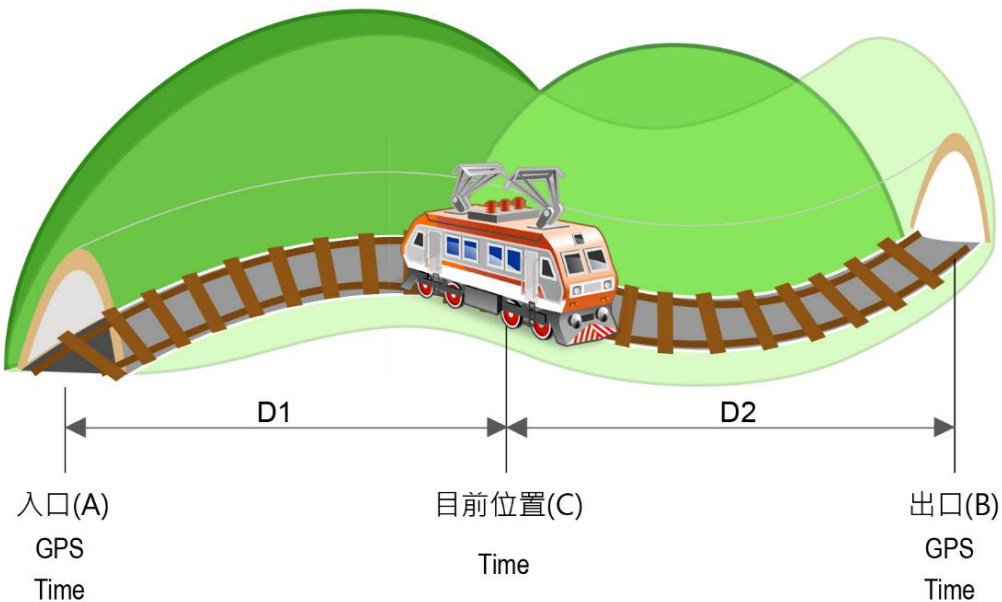
圖 3.15 慣性導航 Inertial Labs AHRS 航姿參考系統

產品特點：

- (1)高達 200Hz 的數據更新率；
- (2)1 度/小時的偏置運行穩定性；
- (3)5 μ g 加速度計偏置運行穩定性；
- (4)RS-232、RS-422、USB 和 CAN 2.0 的接頭；
- (5)所有感應元件的全溫度校準。

對於臺灣隧道，如長度在 2 或 3 公里內，誤差應該不會偏移過大 (1 度/小時)，除前述須結合硬體設備之定位方式外，還可以透過演算法之推演，計算構件缺失之位置。此演算法之運作原則在於透過 GPS 定位得知進出隧道之時間，因隧道長度為已知資料，因此透過下列公式之計算，即可推算出記錄構件缺失時所在之里程位置，運作示意圖如圖 3.16 所示。

$$\text{修正後缺失位置：入口里程} + \text{隧道長度} * \frac{(\text{記缺失時間}-\text{入隧道時間})}{(\text{出隧道時間}-\text{入隧道時間})}$$



註：此演算法不需 IMU 設備，但要求車速為定速。

圖 3.16 隧道內定位演算法

3.1.6 影像辨識環境

為能順利辨識回傳的影像資料，須搭配一些硬體（顯示卡）及作業系統，本研究相關採用的工具說明如下。

1. 前端系統硬體：軍規筆電

目前神基最新推出的 S410 Semi-Rugged 強固筆電，採用英特爾第六代 Core(酷睿)處理器（可搭配選擇不同的處理器，如：Intel Core i3-6100U 2.3GHz、Intel Core i5-6200U 2.3GHz、Intel Core i5-6300U vPRO 2.4GHz 或 Intel Core i7-6600U vPRO 2.6GHz）與 Window10 作業系統，大幅提昇電腦效能和影像處理能力（內建 Intel HD Graphics 520 顯示卡，可升級 NVIDIA GeForce GTX 950M 獨立顯示卡），重量也較前一代機種減輕 33%、厚度減少 24%。符合美軍標準規範 MIL-STD 810G 認證，提供 91 公分的防落摔保護，以及 IP51 的防塵防水等級。在硬碟容量部份，配備 500GB 硬碟儲存容量，可升級擴充至 1TB，或者選配 SSD 固態硬碟（128GB/256/512GB）保護資料不受碰撞毀損。對資訊安全以及作業效能要求較高的用戶，則可以選擇，甚至搭配第二顆內建硬碟（128GB/256GB SSD）。

在螢幕的部份，提供 14 吋 HD 高畫質螢幕（1366x768）或 14 吋 FHD 全高畫質螢幕（1920 x 1080）。長時間在戶外強光照射下工作的專業人士則可以選配 1000 nits 高亮度 HD 多點觸控螢幕或者 800 nits 高亮度 FHD 多點觸控螢幕。為保障戶外工作不斷電，S410 單顆電池續航力最長為 11 小時，亦可搭配第二顆電池，將電池續航力延伸至 22 小時。無線區域網路(WLAN)支援 802.11a/b/g/n/ac 以及 Bluetooth v4.2。

另外 S410 提供多元的連結埠和擴充能力，包括四個 USB 插槽(USB 3.0x3, USB 2.0x1)、RJ45、連結投影設備的 HDMI 和 VGA(選配)端口，以及專業領域所需要的 Serial Port(選配)連結埠。資訊安全防護上亦提供多項身分驗證保護措施，包括觸控式指紋辨識器、智慧讀卡機、非接觸式智慧卡(選配)以及 TPM2.0 等，使運算環境更加安全。S410 之售價端視採用的配備而定，價錢區間約從七、八萬到十五萬。

2. 前端系統軟體需求

系統將採用 Ubuntu 與 Windows 兩作業系統進行開發，Windows 將做為開發與驗證用途，影像與伺服器運算將於 Ubuntu 系統上進行，在深度學習與整個系統開發運用上，初步規劃採用 Python 作為主體架構

語言，使用深度學習神經網路進行物件或元件缺損偵測。

3. 後端系統硬體需求

為能順利辨識透過 GoPro Hero8 Black 錄回的影像資料，AI 伺服器所使用的硬體(顯示卡)，及作業系統，說明如下：用於接收 GoPro Hero8 Black 回傳的影像資料，將所收到的影像資料辨識儲存。CPU 採用擁有 16 核心 32 緒的 AMD Ryzen Threadripper 2950X，多工處理得心應手，加上四通道記憶體的高速讀寫，表現出 HEDT 平台強大力量，有性價比的 HEDT 平台。辨識效能的比較上雖然會略低一點，但是如果考慮多開線程(Thread)情況，當然還是 2950X 勝，還有加上 AMD 最大的優點就是後續的優化，不管是 BIOS 還是驅動的更新，都是較佳選擇。

主機板採用 ASRock X399 Taichi，不管在用料、配件上具有較好品質，目前中高價位下算是性價比算高，豐富 11 相位的電源方案下使用 2950X 超頻也是沒有問題的，另外搭載 Intel 雙網路卡和無線網路、藍牙功能等等通訊方式，也十分便利。至於處理器散熱方面是使用酷碼 MASTERLIQUID ML240 RGB TR4 Edition，2950X 開啟 PBO 後滿載溫度可以控制在 83~86 度之間，至於功耗方面，使用 BPO 模式，待機在 70W~80W 浮動，滿載 260W。

本研究採用 NVIDIA 2080Ti，可達最高性價比。用於加速辨識構件影像，將所收到的影像資料以及其他環境監測器材所接收到的資訊進行即時運算，並將辨識結果以 JSON 格式回傳送至前端控制電腦，前端（行動端或個人電腦）即可以網頁方式顯示辨識結果。

4. 後端系統軟體需求

系統採用 Ubuntu 與 Windows 兩作業系統進行開發，Windows 做為開發與驗證用途，影像與伺服器運算於 Ubuntu 系統上進行，在深度學習與整個系統開發運用上，規劃採用 Python 作為主體架構語言，使用深度學習神經網路進行物件或元件缺損偵測。

Ubuntu 為一現今常用的基於 Linux 的開源作業系統，是目前使用者最多、社群最廣、相容性最好的 Linux 發行版本，從伺服器到手機與嵌入式系統(包含 Nvidia TX2)均能運行於 Ubuntu。在本研究中，Ubuntu 作為伺服器使用，負責影像辨識運算，任務報告統計等的功能。本研究採用 Ubuntu18.04 LTS Bionic Beaver 版本，此版本的支援期限為 2023 年 4 月，採用 GNOME3.28 桌面系統，其 Linux Kernel 4.1 已經修復 Spectre 與 Meltdown 等安全漏洞，並搭載 Python3.6。

3.1.7 AI 辨識模型

本研究前期採用的是 You Only Look Once (YOLO)演算法^[10]，是一種物件偵測的神經網路演算法，優點在於輕量且高效率，追求快速辨識與高準確度，可以即時的產生結果，應用於物體辨識。神經網路的學習需要大量的樣本，樣本量決定神經網路的模型的泛用與準確度，為了辨識物件的類型，需要盡可能多的訓練資料（包括正常的、故障的、各種情況的資料）。

1. YOLOv3

YOLOv3^[10]並沒有做革命性的創新，而是參考其他的論文對本身的模型做優化，效果十分顯著，主要有兩項改良：

(1)使用 Resnet 網路 (Residual Network)

新的基底網路為 Darknet-53，有 53 層，隨著網絡層數不斷加深（數量級從 20~30 層到 ~50 層），採用了一般類神經網路加深時常用的 ResNet 結構來解決梯度問題。

(2)使用 FPN 網路 (Feature Pyramid Networks)

使用 FPN 多層級預測架構以提升小物體預測能力，特徵層從單層 13x13 變成多層 13x13、26x26 和 52x52，單層預測 5 種 bounding box 變成每層 3 種 Bounding Box (共 9 種)，網路結構如圖 3.17 所示。使用 FPN 架構可讓低層較佳的目標位置和高層較佳的語義特

徵融合，並且在不同特徵層獨立進行預測，使得小物體檢測改善效果十分明顯。

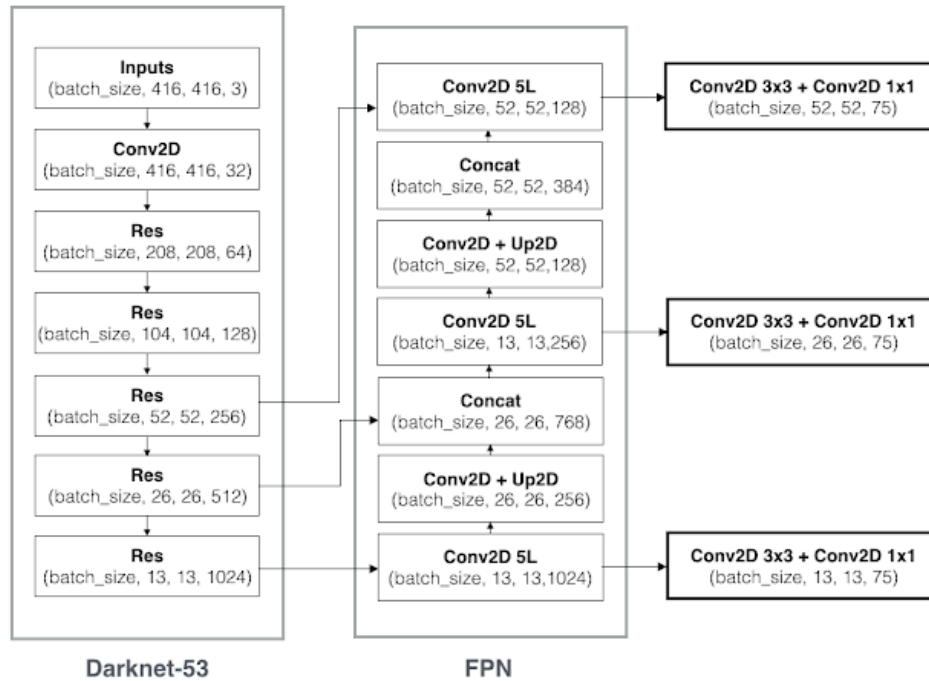


圖 3.17 YOLOv3 架構圖^[10]

2. YOLOv4

YOLOv4^[11] 由 Alexey Bochkovskiy, Chien-Yao Wang 和 Hong-Yuan Mark Liao 發佈，其中 Alexey 是開發 YOLO Windows 版本的作者，YOLOv4 的運行速度比 EfficientDet 快兩倍，具有可比性，該圖正式發表在 YOLOv4 的研究論文上。

Yolov4 屬於 One-Stage 的 Object Detection 演算法，但是 FPS 優於 Two-Stage，甚至 AP 都超越了 Two-Stage 的演算法。目前在 Tesla V100 的 GPU 上，使用 MS COCO 資料集，已經達到了接近 65 FPS 的表現，而且還有著 43.5% AP，已經完全超過 R-CNN 家族了。YOLOv4 擁有 AP 越高越準，FPS(Frame per Second)越來越快，YOLOv4 的深度學習模型如圖 3.18 所示。

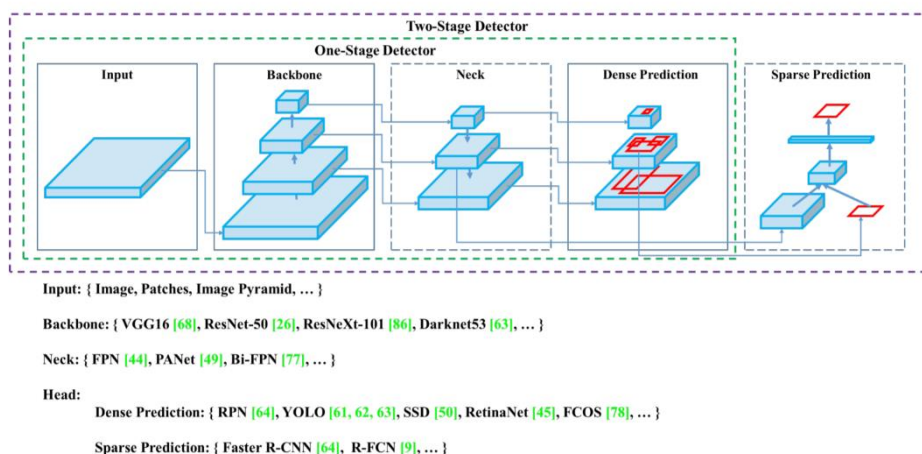


圖 3.18 YOLOv4 深度學習模型^[11]

YOLOv4 的一些新特性有：

- (1)任何擁有 1080 Ti 或 2080 Ti GPU 的人都可以輕鬆運行 YOLO v4 模型；
- (2)YOLO v4 包括 CBN (Cross-iteration Batch Normalization)和 PAN (PAN Aggregation Network)方法；
- (3)加權-剩餘-連接(WRC)；
- (4)跨階段-部分連接(CSP)，一個新的骨幹，以加強 CNN (卷積神經網路)；
- (5)自我對抗訓練：一種新的資料增強技術；
- (6)DropBlock 正規化。

3. Scaled-YOLOv4

Scaled-YOLOv4^[39] 於 2020 年 11 月 16 日提出，目的是改進 YOLOv4。總的來說，Scaled-YOLOv4 作者在構建模型時會平衡一些縮放概念，如圖像大小、層數和通道數，參見圖 3.19 同時優化模型性能

和推理速度，他們在網絡中考慮了一些 CSP 化的 CNN 主幹，ResNet、ResNeXt 和傳統的 Darknet 主幹。CSP-ize 意味著應用由 Wang et al.^[42] 發表的跨階段部分網絡論文中列出的概念，CSP 是一種構建卷積神經網絡的新方法，可以為各種 CNN 網絡節省高達 50% 的計算量（以 Darknet 主幹的計算量 FLOP 而言）。

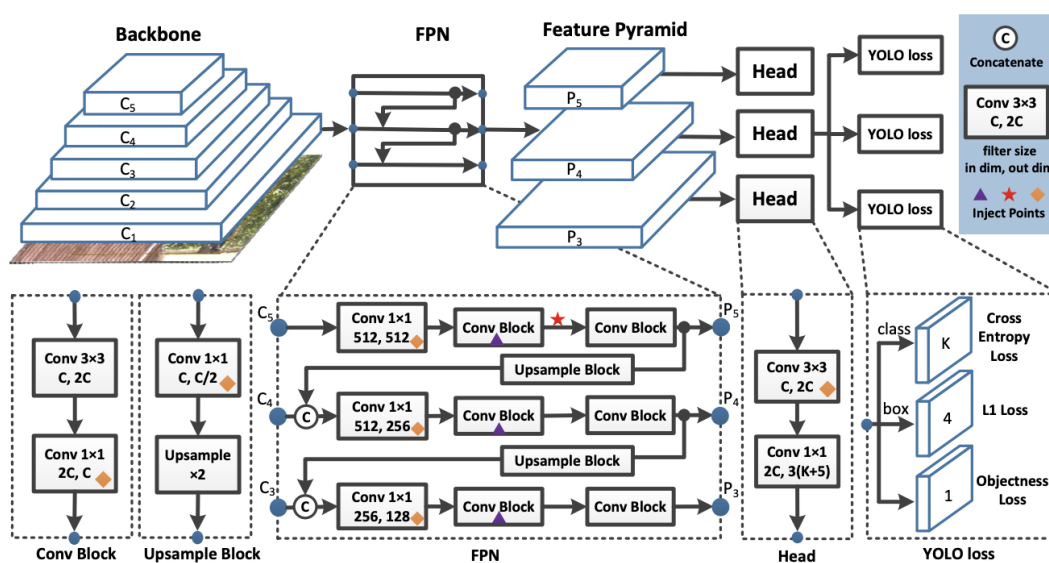


圖 3.19 Scaled-YOLOv4 之網路架構^[39]

為了檢測大圖像中的大物體，增加 CNN 主幹和頸部的深度和階段數很重要。（據報導增加寬度幾乎沒有影響）這使他們能夠首先擴大輸入大小和階段數，並根據實時推理速度要求動態調整寬度和深度。除了這些縮放因子，模型架構的配置也有調整。

Scaled YOLOv4 作者分析 CNN 模型對於不同模型縮放方式的總計算量 (FLOPs)，其中 CNN 模型有 ResNet、ResNext 和 Darknet，模型縮放方式有三種：增加/減少圖像大小、模型層數、通道數量，縮放因子分別為 α 、 β 、 γ 。由表 3-2 可以看出圖像大小、模型層數、通道數量的增加都會導致計算量增加， w, h 為 Feature Map 大小、 k 為模型層

數、 b 為通道數，接著比較將 CSPNet 應用於各種 CNN 模型，除了降低計算量，還提高了準確度以及推論速度。若模型加入 CSPNet，計算量會比原先的模型分別減少了 23.5%、46.7% 和 50.0%，因此作者選擇使用 CSP-ized 模型，所以也很值得本計畫參考。

表 3-2 YOLOv4 加入 CSP 之計算量比較^[39]

Model	original	to CSP
Res layer	$17whkb^2/16$	$whb^2(3/4 + 13k/16)$
ResX layer	$137whkb^2/128$	$whb^2(3/4 + 73k/128)$
Dark layer	$5whkb^2$	$whb^2(3/4 + 5k/2)$

YOLOv4 中的數據增強是 YOLOv4 令人印象深刻的性能的關鍵貢獻之一。在 Scaled-YOLOv4 中，會先在增強較少的數據集上進行訓練，然後在訓練結束時調高增強以進行微調。還使用“測試時間增強”，其中在測試集上進行了許多增強。然後對這些測試增強的預測進行平均，以進一步提高其非實時結果。Scaled-YOLO v4 與其他目標檢測模型的效能比較圖（如圖 3.20 所示），在所有的 YOLO 系列模型中是最好最快的。

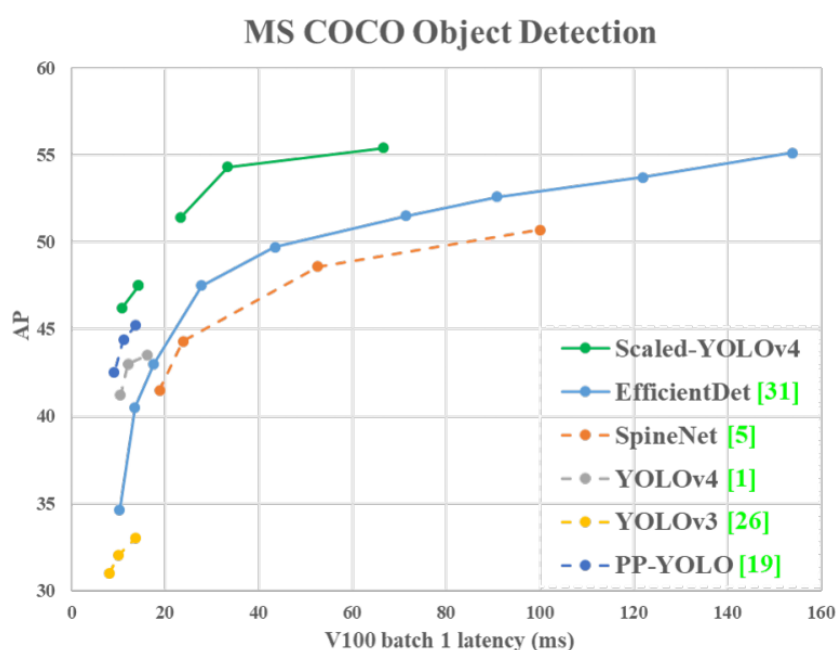


圖 3.20 Scaled-YOLOv4 之效能比較^[39]

4. YOLO4-Tiny^[43]

在低運算 GPU 中模型的推理速度除了會受到模型大小、計算量外，還會因為設備資源的限制而有所影響，因此需要考慮到記憶體頻寬 (memory bandwidth)、記憶體使用量 (memory access cost, MACs)、動態隨機存取記憶體流量 (DRAM)，在 AI 模型設計上要遵循以下規則：

- (1) 使計算複雜度少於 $O(whkb^2)$ 。

為了要在計算量小的情況下達到所要求的準確度，輕量模型會比大型模型的參數利用效率還要高。在進行模型縮放時，希望計算複雜度能夠盡可能的低，有效利用參數的網路: DenseNet 和 OSANet 模型的總計算量(FLOPs)，其中 $k \ll g < b$ ，因此 DenseNet 的計算複雜度為 $O(whgbk)$ 、OSANet 為 $O(\max(whbg, whg^2k))$ ，這兩個網路的複雜度都小於 Resnet: $O(whkb^2)$ 。最終選擇了 OSANet 作為 YOLOv4-tiny 的網路設計模型，因此 YOLOv4-tiny 的 Backbone 為 CSPNet + OSANet。

(2) 最小化/平衡 Feature Map 大小

為了在計算速度，準確度上獲得最佳 Trade-off，論文作者提出了一個新概念：在 CSPOSANet 的計算模塊之間進行梯度截斷。由於 OSANet module 屬於 PlainNet 結構，因此能夠在計算模塊的任一層中融合 CSPNet 都可以達到梯度截斷的效果；而在 DenseNet 或 ResNet Module 的架構中，需要將一整個計算模塊作為一個整體與 CSPNet 融合。

(3) 在卷積後維持相同的通道數

對於低運算設備的計算成本，需要考慮到功耗(Power consumption)，而影響功耗最大的因素就是記憶體使用量(MAC)。

YOLO v4-tiny Backbone 使用 CSPOSANet + PCB，網路架構由圖 3.21 所示。設定 $g = b/2$ 為增長率 (Growth rate)，最後使其增長為 $b/2 + kg = 2b$ ，由此可推斷 $k=3$ 。對於每個 Stage 的通道數量與 Neck 和 YOLOv3-tiny 相同，Neck 使用 FPN + Leaky activation。

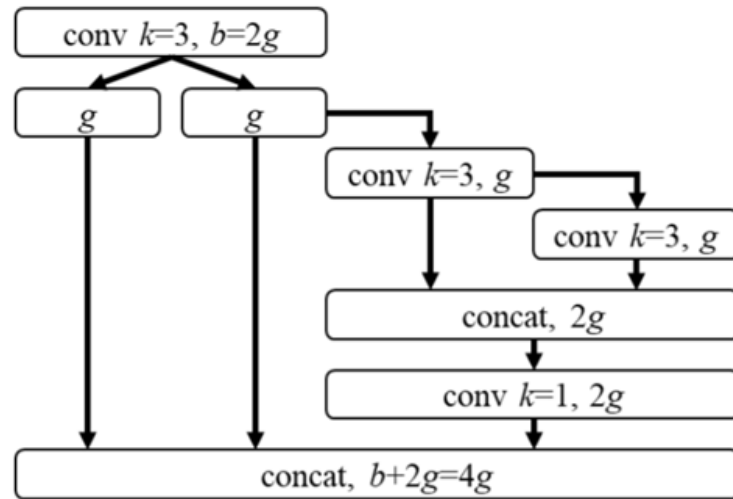


圖 3.21 YOLOv4 Tiny 之計算區塊^[42]

5. SSD

一種僅適用單一深度神經網路的影像中的目標檢測演算法，這種演算法稱為 SSD(Single Shot Detector) ^[37]，它輸出一系列 離散化 的 Bounding Boxes，這些 Bounding Boxes 是在不同的層次 (Layers) 上的 Feature Maps 上生成的，並且有著不同的 Aspect Ratio (長寬比)。

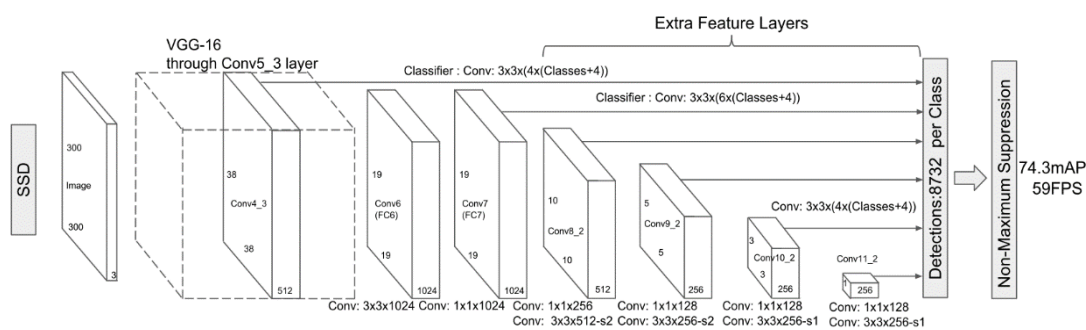
在預測階段的大致流程為：計算出每一個 Default Box 中的物體屬於每個類別的可能性，也就是計算出一個得分 (Score)；同時，對這些 Bounding Boxes 的 Shape 進行微調，以此來使其符合物體的物體的真實邊框。此外，為了處理相同物體的不同尺寸的情況，SSD 結合了不同解析度的 Feature Maps 的 Prediction 進行聯合預測。

與那些需要目標的 Region Proposal 的方法相比，SSD 是一種比較簡單的方法。因為 SSD 完全去掉了 Region Proposal 生成，Pixel Resampling 或是 Feature Resampling 這些操作。這使得 SSD 更容易進行優化訓練以及更為容易地將檢測模型融合到整個檢測系統中。在 PASCAL VOC，COCO，以及 ILSVRC 資料集上的實驗已經證實了

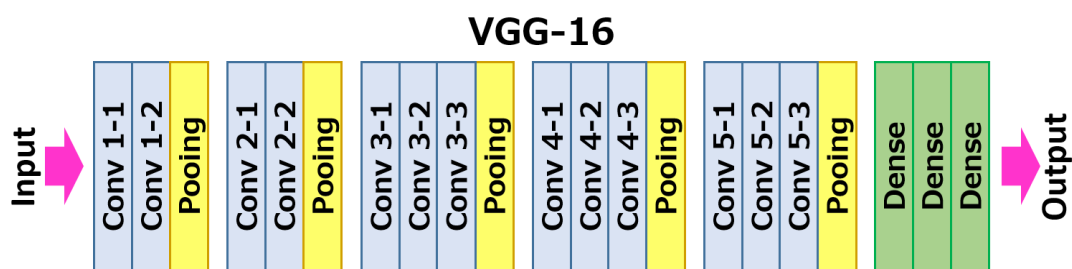
SSD 在保證檢測精度的同時，它的速度比現有的，使用 Region Proposal 的方法快得多。SSD 相比較於其他的單結構模型 (YOLO) 能夠取得更高的精度，即使是在輸入影像較小的情況下也能夠得到比較好的效果。

SSD 如圖 3.22 所示，有以下幾個特點：

- (1) 特徵提取網路的基礎架構是採用 VGG-16，去除了 VGG-16 的全連結層 FC8，將 FC6、FC7 轉換為卷積層。Pool 5 不進行分辨率減小，在 FC6 上使用擴張卷積(Dilated Convolution)彌補損失的感受野(Receptive Field)；並且增加了一些分辨率遞減的卷積層。
- (2) SSD 摒棄 Proposal 的生成階段，使用 Anchor 機制，就是位置和大小固定的 Box，可以理解成事先設置好的固定的 Proposal。
- (3) SSD 使用不同深度的卷積層預測不同大小的目標，對於小目標使用分辨率較大的較低層，即在低層特徵圖上設置較小的 Anchor，高層的特徵圖上設置較大 Anchor（如圖 3.23 所示）。
- (4) 預測模塊：使用 3x3 卷積對每個 Anchor 類別和位置直接進行回歸。
- (5) SSD 使用的資料增強(Data Augmentation)對效果影響很大。

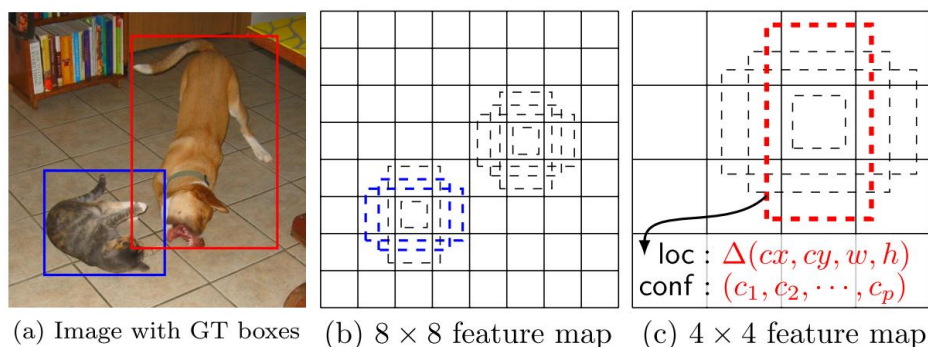


(a) SSD 深度學習網路模型^[37]



(b) SSD 特徵抽取採用 VGG-16 模型

圖 3.22 SSD 深度學習網路模型



(a) Image with GT boxes (b) 8×8 feature map (c) 4×4 feature map

圖 3.23 SSD 具備不同解析度的物體偵測^[37]

6. SSD 與 YOLO 比較

圖 3.24 顯示 Yolo 與 SSD 不同之處，SSD-MobileNet V2 比起 V1 改進了不少，根據 Liu 等人(2016)^[37]的研究，看起來 SSD 與 YOLOv4-Tiny 在伯仲之間，不過，相較於前者花了三天以上的時間訓練，YOLOv4-Tiny 只訓練了 10 小時，Average Loss 在 0.04 左右，還有下降的空間，但如果要應用於樹莓派或手機，SSD-MobileNet 還是較佳的選

擇。

SSD Inception V2 與 YOLOv4-Tiny 在不同角度的 Frame 各有擅場，從資料中看來前者的 Recall rate 稍高，YOLO 則是 Precision Rate 很漂亮。

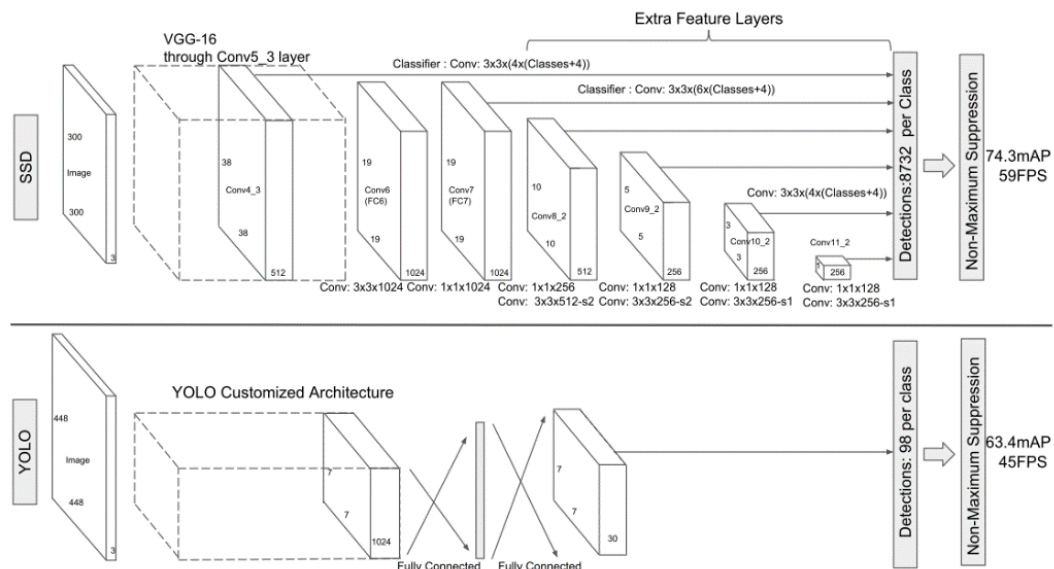


圖 3.24 SSD 與 YOLO 之比較^[37]

3.1.8 Web API

Web API 是透過網站應用程式達成讓資料與應用程式功能在不同工作環境中共同分享的工具，在本研究是以 Python 的框架 Flask 在伺服器設置 YOLO 的 Web API，藉此讓使用其他程式語言的使用者能更簡便地取得經過清理整併的結構化資料或模型輸出參數。

API (Application Programming Interface) 指的是一段程式碼與作業系統、與其他段程式碼彼此之間溝通的管道，系統開發人員可以專注在建構於網站應用程式的 API 類型，即 YOLO Web API，可以有效地讓各個工作流透過網路呼叫彼此的程式並回傳結果。Web API 是分享資料的一種方式，如果所提供出來的資料較小且不會頻繁隨時間而更動，

提供靜態的 JSON、XML 或 CSV 等常見文字格式資料集是很好的選擇，使用 Web API 分享就顯得比使用文字格式資料集提供下載來得更好。

3.1.9 巡查影像辨識與管理網站

後端處理伺服器網站，有三種請求模式：視頻上傳、影像辨識、構件查詢(包含構件定位)。在連接到後端深度學習伺服器時，需要有足夠的輸入輸出性能和構件分類能力，以便在適當的時間內完成。由於視頻上傳量大、分類時間長，使用兩個緩衝區保證流暢的工作流。構件查詢模式為提供使用者之前的分析結果以供判斷。對上傳的圖像進行分類後，根據日期/時間和構件類型對分類結果進行查詢。通過使用 GPS 座標，可以在 Google Maps 上顯示被識別出有缺陷的軌道構件，目前系統提供的功能畫面如圖 3.25 至圖 3.29 所示。

上傳日期	起訖座標	線別軌別區段	起訖站點	辨識狀態	備註	操作
2019-09-21 12:06:32	K179+405.31 K174.781.14	線別:東正線 軌別:左側 區段:台中線	起點:大甲 終點:日南	辨識完成	-----	    
2019-09-24 11:49:16	K179+405.31 K179+405.31	線別:東正線 軌別:左側 區段:台中線	起點:大甲 終點:大甲	辨識完成	-----	    
2019-09-26 13:49:55	K179+405.31 K167+013.83	線別:東正線 軌別:左側 區段:台中線	起點:大甲 終點:苑裡	辨識完成	-----	    
2019-09-26 18:16:34	K184+685.57 K179+405.31	線別:東正線 軌別:左側 區段:台中線	起點:臺中港 終點:大甲	辨識完成	-----	    
2019-09-27 13:59:05	K179+405.31 K179+405.31	線別:東正線 軌別:左側 區段:台中線	起點:大甲 終點:大甲	辨識完成	-----	    
2019-09-27 15:20:14	K184+685.57 K179+405.31	線別:東正線 軌別:左側 區段:台中線	起點:臺中港 終點:大甲	辨識完成	-----	    
2019-09-27 19:38:45	K179+405.31 K184+685.57	線別:東正線 軌別:左側 區段:台中線	起點:大甲 終點:臺中港	辨識完成	-----	    
2019-09-27 19:39:02	K179+405.31 K174.781.14	線別:東正線 軌別:左側 區段:台中線	起點:大甲 終點:日南	辨識完成	test 123	    
2019-09-30 13:03:23	K184+685.57 K174.781.14	線別:東正線 軌別:左側 區段:台中線	起點:臺中港 終點:日南	辨識完成	test parallel1213	    

圖 3.25 構件影像管理與辨識網站-歷次檢測辨識進度

分類

物件名稱

起點

終點

混凝土枕木eClip(損壞)

篩選

搜尋:

檔案	物件分類與名稱	辨識分數	時間點	操作	緯經度
	分類3 名稱:混凝土枕木eClip(損壞)	0.772641	2019-09-21 16:00:01	  	緯度24.347576 經度120.629424
	分類3 名稱:混凝土枕木eClip(損壞)	0.546630	2019-09-21 16:00:01	  	緯度24.347576 經度120.629424
	分類3 名稱:混凝土枕木eClip(損壞)	0.857118	2019-09-21 16:00:30	  	緯度24.349064 經度120.630436
	分類3 名稱:混凝土枕木eClip(損壞)	0.525587	2019-09-21 16:00:30	  	
	分類3 名稱:混凝土枕木eClip(損壞)	0.906463	2019-09-21 16:00:33	  	緯度24.349269 經度120.630575
	分類3 名稱:混凝土枕木eClip(損壞)	0.958273	2019-09-21 16:00:37	  	緯度24.349486 經度120.630721
	分類3 名稱:混凝土枕木eClip(損壞)	0.858266	2019-09-21 16:00:40	  	緯度24.349762 經度120.630906

圖 3.26 構件影像管理與辨識網站-辨識結果清單

	分類3 名稱:混凝土枕木eClip(損壞)	0.546630	2019-09-21 16:00:01		緯度24.347576 經度120.629424
	分類3 名稱:混凝土枕木eClip(損壞)	0.857118	2019-09-21 16:00:30		緯度24.349064 經度120.630436
	分類3 名稱:混凝土枕木eClip(損壞)	0.525587	2019-09-21 16:00:30		
	分類3 名稱:混凝土枕木eClip(損壞)				緯度24.349269 經度120.630575
	分類3 名稱:混凝土枕木eClip(損壞)				緯度24.349486 經度120.630721
	分類3 名稱:混凝土枕木eClip(損壞)				緯度24.349762 經度120.630906
	分類3 名稱:混凝土枕木eClip(損壞)				緯度24.349830 經度120.630953
	分類3 名稱:混凝土枕木eClip(損壞)	0.547084	2019-09-21 16:00:51		緯度24.350490 經度120.631402
	分類3 名稱:混凝土枕木eClip(損壞)	0.909849	2019-09-21 16:05:22		緯度24.368426 經度120.646066

顯示第 1 至 10 項結果，共 14 項

前一頁 1 2 下一頁

圖 3.27 構件影像管理與辨識網站-辨識結果內容

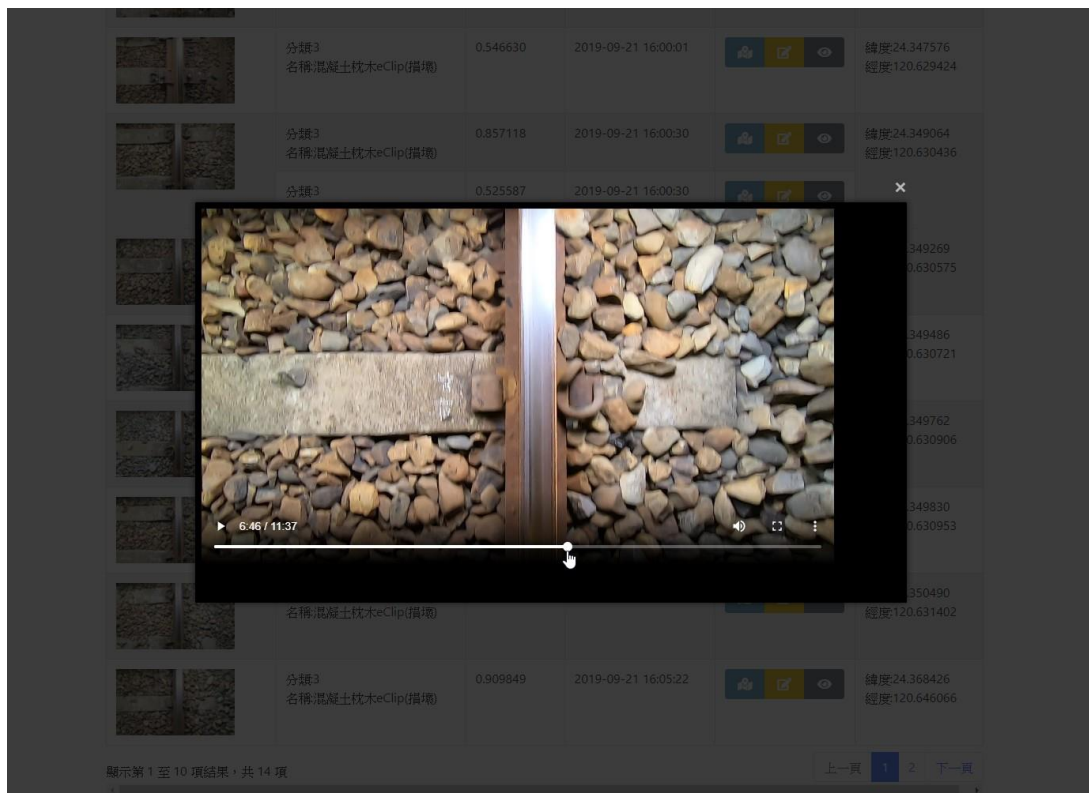


圖 3.28 構件影像管理與辨識網站-原始影像檢視

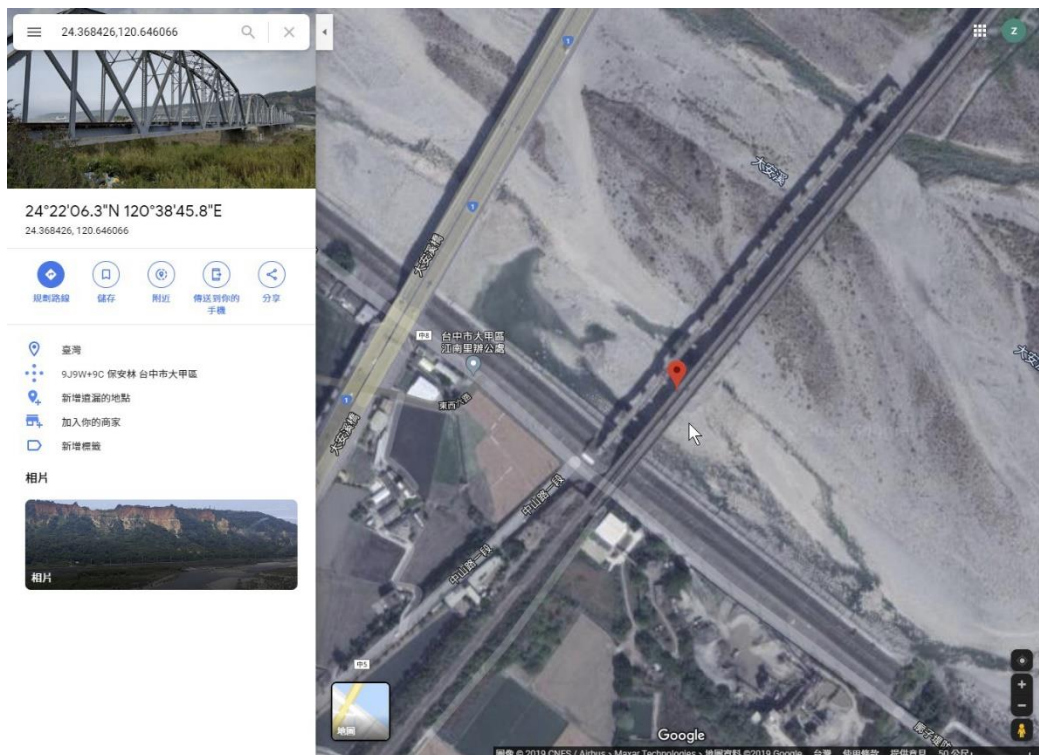


圖 3.29 構件影像管理與辨識網站-缺失位置顯示

3.1.10 即時辨識系統

實驗假設列車以時速 60 公里/小時速度進行辨識與移動，則移動距離為 $60 \times 1,000 = 60,000$ 公尺，每秒平均移動 17 公尺，攝影機拍攝長度約為 1 公尺，則至少需每秒完成辨識 17 張圖片。此外，若需同時進行兩個攝影機畫面的同時輸入處理並同步顯示，則需要兩倍的執行速度，即為每秒辨識 34 張照片(或 0.029 秒內完成單張圖片)的處理。為達即時辨識，在不影響辨識結果下，再將影像解析度由原本 416×416 降為 320×320 (YOLOv4)，調整影像解析度對於檢測效能的影響如表 3-3 所示。

表 3-3 即時辨識效能時間分析

解析度	416×416	320×320
檢測階段	6.32 秒	6.32 秒
啟動攝影機	2 秒	2 秒
雙側攝影機影像處理	0.02 秒	0.02 秒
影像辨識(單張)	0.023 秒	0.015 秒
顯示結果	0.001 秒	0.001 秒
完整運行一次辨識流程	0.05 秒	0.033 秒

本計畫將採用執行緒(Thread)來最佳化程式，它是作業系統能夠進行運算排程的最小單位，利用平行處理，多執行緒在理論上可以最大程度的利用電腦性能，但並非越多越快，如我們進行執行緒個數實驗，發現作業系統與電腦硬體需要切換才能存取不同程式的資料 (Context Switching)，在傳輸資料及等待資料的過程會產生內部延遲，以目前而言，採取 3 個執行緒處理是效能較佳的作法。

在前一期計畫因此調整前端程式架構與流程，採用三個執行緒，分別為攝影機、辨識、與顯示介面，其中加入攝影機意外斷線時的糾錯，已可避免當機情形。主程式結構優化，現在攝影機控制函數已從中分離至獨立程序，避免因 OpenCV 版本問題造成引用失敗，且增加可讀性。

3.1.11 AI 作業自動化與管理

軌道巡查人員以平車進行軌道構件錄影後，即可透過網路或是 USB 連線至後端伺服器進行缺失構件影像辨識，經檢視報表後，即可開工作會議，討論哪些是真實缺失(True Positive)，就可以安排維修期程進行修護；哪些是假性缺失 False Positive，可將之剔除；哪些是新缺失類別，是否要創一個新類別。這些辨識所得照片，將依照類別新增至構件資料集，當累積到一足夠數量，即啟動訓練機制，更新構件辨識的 AI 模型權重檔。

以上之 AI 作業將程序化，訂出作業的每一步驟，俾利每次巡查錄影，拍攝後之資料庫更新，提出軌道構件(扣件、軌面及軌腹) 缺失檢出率(Recall rate)及精確率(Precision)，檢視各項數據是否精進，以評估是否需要重新訓練 AI 模型。

3.1.12 實測路段

本研究於臺鐵局臺中工務段轄管範圍內選定一鐵路軌道區（來回里程總計至少 70 公里）進行實測，在時速 30km/hr 下，利用 GoPro Hero 7/8/9 Black 所拍攝之影像進行影像辨識。當發現有缺失構件時，則結合前述的 GPS/陀螺儀，定位缺失構件所在的里程地點。

前期臺中工務段未拍攝之轄區軌道，將優先進行構件缺失辨識系統之實地拍攝，含軌道正上方及側向拍攝，並建立構件缺失資料庫，提出軌道構件(扣件、軌面及軌腹) 類別平均精確率(mean Average Precision)與檢出率(Recall Rate)。

此外，擇一軌道段進行多次實地拍攝以視其辨識穩定度及精確率變化情形，亦擇一軌道段進行人工巡檢與人工智慧辨識構件缺失比較。

3.2 研究步驟

說明本研究計畫主要的研究步驟及內容。

1. 收集國內外鐵路軌道構件巡檢文獻、案例、產品

鐵路軌道長久以來一直扮演著客/貨運的重要角色，如何確保鐵路運輸的安全，也是相當重要的研究課題。本研究計畫執行過程中，將廣泛收集國內外鐵路軌道巡檢文獻及案例，特別針對美國、英國、瑞士等歐洲國家進行資料收集，敘述其檢測設備、方法及成效等。所收集的成果，也將做為本研究計畫開發軌道構件檢測之參考。

2. 評估可應用於軌道構件檢測之攝影記錄設備

本研究蒐集比較國內外檢測系統所採用之高速攝像頭設備，評估項目包括：影像解析度、影像品質、GPS、防震功能、資料傳輸方式、是否開放資料連接通道、夜視拍攝效果、每秒拍攝影像幀數、鏡頭廣度、可搭配的配件種...等，以找出最符合本研究計畫所需的高速攝影設備，目前評估以 GoPro Hero 7/8/9 Black 為主。

3. 評估及解決高速攝影設備之固定方式

由於採用的高速影像記錄設備須固定於平車上，平車行駛時的震動可能會影響影像拍攝品質，甚至造成高速影像記錄設備鬆脫，因此須研究安裝方式與採用的固定方式，是否有合適的配件可直接使用。雖然 GoPro 高速攝影設備已具備防震動功能，但若能再搭配硬體的防震功能，應該可以拍攝出更穩定的影像品質，也有利於後續的辨識精確率。目前評估使用「Joby JB29 攝影鎖臂夾具」，若臂長不夠時再尋找其他可搭配使用的延長支臂。若採用 Ailipu 攝像頭，因其未配備防震功能，需要外接防震設備，再固定於平車或維修車上。但若只攝像不錄影，可

以考慮只用三軸固定器即可，否則需要三軸穩定器。

本年度新增軌腹缺失辨識，包括側面裂縫與魚尾銲缺失，若採上視攝影將無法拍攝到軌腹畫面，因此將採鋼軌側視攝影(如圖 3.30 所示)，兩軌道共需要四側燈光，與 4 支攝影機。連同原上視攝影所需四盞燈光與 2 支攝影機，總共就需要 8 盞燈光與 6 支攝影機，至於即時辨識所需之前端電腦則需要 3 台筆電。不過我們建議側視攝影作業，採用錄影方式，因為即時辨識需要人員一直盯著電腦螢幕看，無形中也增加使用者負擔。



註：軌腹構件攝影機安裝於淡藍色長方形內，45 度朝向軌腹，共需 4 支攝影機(本圖僅供示意，實際安裝仍採平車)。

圖 3.30 軌腹構件攝影機安裝示意圖

4. 構件缺失定位精進

本研究前期計畫提出「虛擬偵測圓」結合 GPS 與陀螺儀，搭配 Google Maps，可以提供鐵道維護工作人員一個有效定位缺失構件的方式，本年度將在鐵路隧道中進行實測，測試過程仍需以軟體來加以輔助推估，此部分需事先蒐集臺鐵局所有隧道起訖里程等資訊。

5. 構件資料庫建立與訓練

本研究於完成安裝軌道側視攝影設備後，即著手進行實際影像拍攝。將收集到的軌道影像資料，先由軌道構件檢測專家分類，分類完成後，再蒐集更多資料，由人工進行影像標註(資料標籤化處理)，以建立構件資料庫，尤其是建立正樣本(待偵測標的)及負樣本(非偵測標的)影像資料庫的部份，利用建立好的構件資料庫可訓練 AI 模型，爾後即具自動辨識能力。

本期研究計畫，除採用原有的 YOLOv4/SSD 模型外，另外嘗試最新的 Scaled-YOLOv4 (含 YOLOv4-tiny)以及 SSD 300 模型，一樣需要提供大量的影像資料進行訓練。

6. 實地拍攝測試

在臺鐵局臺中工務段轄管範圍內選定一鐵路軌道區(來回里程總計至少 70 公里)，利用本研究建置的作業設備進行軌道影像擷取實測，並透過前端影像處理及後端影像分析，辨識及定位出有缺失之構件。驗證的部份，將請臺鐵道班工人員，以目視方式確認人工智慧自動辨識出之結果是否正確，以提出缺失構件平均類別精確率及檢出率。

7. 系統穩定度與人工檢測比較

在臺鐵局臺中工務段轄管範圍內選定一鐵路軌道區間，如大甲車站至臺中港線，進行多次實地拍攝以視其辨識穩定度及精確率變化情形；亦在該軌道段進行人工巡檢與人工智慧辨識構件缺失比較。首先由大甲分駐所的道班班長帶領一批巡查人員先自行檢測缺失構件，並在

路段長隨機製作缺失構件；接著道班班長再帶領另一批巡查人員，在維修車上以人工目視巡檢，同時以 GoPro7/8/9 攝影並進行人工智慧辨識，再比較兩者之差異。

8. 應用 AI 模型辨識軌道構件缺失

建立前端辨識與儲存所需之工作環境，包括準備筆電、NVIDIA CUDA 運算加速卡，並以 Windows 作業系統建構完整的前端辨識作業環境，可以連接高速影像記錄設備（GoPro Hero8 Black or Ailipu camera module），利用 AI 模型辨識軌道扣件缺失、軌面缺失(鋼軌裂縫及踏面不整)及軌腹缺失(側面裂縫、魚尾鈑缺失)。

9. 建立後端影像辨識/管理與前端手機查詢系統

以 Ubuntu 建構後端的影像資料處理環境，當接收到前端影像處理需求後，利用已開發訓練好的構件辨識 AI 系統進行影像辨識，再將辨識後的結果儲存於後端資料庫系統中，可輸出所需的統計報表，或是提供線上查詢缺失構件。

亦或可即時傳送給各權責道班工線上查詢使用，進行後續的缺失改善工作，在手機查詢與定位時，將會配合「虛擬偵測圓」的技術，快速推估出缺失構件所在的里程位置，與目前手機位置，提供定位搜尋之現場實務應用。

10. AI 自動化作業程序訂定

此部分在進行終身機器學習(Lifelong Machine Learning)，旨在設計可永續經營的 AI 系統和演算法，即保留過去所學的結果，從中提取知識，並利用這些知識幫助未來的學習和解決問題。其基本原理是，當面對一個新的情況時，我們人類會利用我們以前的經驗和知識來說明處理和學習新的情況。我們不斷地學習和累積知識，將這種能力結合到人工智慧系統中，使其具有通用性、整體性和智慧性，這一點至關重要。目前對 AI 終身學習的研究還處於初級階段，本計畫將先把現有的技

術，進行自動化作業，從而產生海量資料(Big Data)，在軌道人工智慧檢測上，獲取終身學習的重大進展。

初步想法是將軌道巡查影片辨識後輸出報表，即可開工作會議，討論辨識結果，再安排維修期程或是修正缺失類別，這些辨識所得照片，將依照類別新增至構件資料集，當累積到一足夠數量，即啟動訓練機制，更新辨識缺失構件的 AI 模型權重檔。以上之作業程序將撰寫程式，協助整個作業的自動化，俾利每次巡查錄影，拍攝後之資料庫更新，提出軌道構件(扣件、軌面及軌腹) 缺失檢出率(Recall rate)及精確率(Precision)，檢視各項數據是否精進。

11.研究成果移轉與發表

協助臺鐵局臺中工務段建立系統，辦理系統轉移教育訓練，說明內業及外業作業方式，與前述系統開發過程及實測情形；並進行系統運作期間之維護及諮詢；整理相關成果進行發表，發表在相關的研討會議及期刊上。除論文發表外，也將據以研提未來採購相關軟、硬體設備所需成本之參考。

本研究最大的挑戰在於如何擷取符合 AI 影像辨識所需求的軌道影像，由於攝影鏡頭必須要垂直朝正下方的軌道進行拍攝，或是攝影機位於兩側 45° 朝軌腹攝影，雖然目前設定的行車速度為 30km/hr，但是鏡頭與標的物的距離過近時，相對速度大，能否拍攝清晰且符合 AI 影像辨識需求的影像為最大挑戰，因為平車或維修車行駛均會產生較大的震動。

目前挑選的高速影像記錄設備 (GoPro Hero 7/8/9 Black or Ailipu Camera Module)，已具備每秒記錄 60 幀以上影像的能力，且有相當好的防震動功能(Ailipu 需外接三軸防震)，但仍需經多次實測後才能確定是否可行，未來將依實測結果調整攝像頭的架設高度。

平車目前較大的問題，是沒有防水防震防風功能，若需架設前端辨

識電腦，必須要考量防震防水；但若能架設前端電腦於維修車內，應該是比較好的選項，除了防水防風防震外，也解決供電的問題。不過高速攝影機仍然必須架攝於平車上或外接於維修車外，也需要做好防水處理。

第四章 軌道構件巡檢系統建置與驗證

主要依本年度工作項目，再依第三章構思之系統精進方向進行實作與修正，尤其是平車設備架設與缺失構件照片的分類訓練最為耗費人力與時間，因為一方面資料量很大，標記資料可能忙中有錯，另一方面測試後的資料更新與再訓練。

4.1 攝影相關設備安裝

本研究計畫原規劃將影像記錄設備 GoPro 固定於工程維修車前的護欄上，再使用市面上可購得的 GoPro 配件，將其固定於工程維修車的護欄上，但實際使用時，工程維修車並非每一工務段所使用的都是同一輛，而且型號也不一定相同，因此還是採用平車方式較為實際可行。在與臺鐵局臺中工務段大甲分駐所（以下簡稱大甲分駐所）同仁討論後，使用平車的方式，將來容易複製到其他單位使用。確定此方向後，由大甲分駐所同仁協助將第二代平車(如圖 4.1 所示)進行改良。



圖 4.1 第二代平車

4.1.1 第三代平車 v1 版—燈光正向投射

首先在車側如圖 4.2(a)安裝攝影架，GoPro 可輕易固定或拆卸位於左、右、中的固定架，中固定架可架設 2 台，分別對左右軌內側軌道攝影。燈光的位置如圖 4.2(b)位於被攝影軌道上側左右作正向投影，與原第二代平車燈光架設方式一樣，攝影機完成架設如圖 4.2(c)所示。



(a)攝影架安裝在平車左側、中間、右側情形



(b)燈光投射與攝影方式



(c)攝影機如紅色箭頭所示，分別進行側視攝影

圖 4.2 第三代平車 v1 版

大甲分駐所協助完成第三代平車 v1 改良後，於 110 年 5 月 6 日進行 GoPro7 與 GoPro8 設備架設與側線實測，並從大甲站至清水站來回

進行側拍實測，而後於 5 月 22 日從大甲站至大山站來回再次進行側拍實測。所攝左右軌影像如圖 4.3 所示，較暗且有陰影，若靜態或低速攝影則可使用，雖然有點模糊，但是仍屬堪用等級，已進行經人工標記處理完畢，納入訓練集。



圖 4.3 第三代平車 v1 版之側向軌道構件攝影結果

4.1.2 第三代平車 v2 版—燈光側向投射

為改善因燈光不足導致側向拍攝影像模糊的狀況，本研究將燈光投射方式由正向投射改為側向投射，但 200W 燈具很大，直接安裝在平

車左右側，燈具可能會與道碴碰撞，為解決此一問題，本研究在平車上加裝鋼架(如圖 4.4(a))，再將燈具安裝於鋼架上，安裝後的燈具如圖 4.4(b)所示，2 座燈具分別位於被攝影軌道之兩側。此外，將同時進行正向與側向拍攝測試，攝影機之安裝如圖 4.4(c)所示，正向拍攝的 2 台攝影機安裝在平車橫向固定架上，側向拍攝的 4 台攝影機分別安裝左、右、中 3 個縱向固定架上，其中，中固定架架設 2 台分別對左右側內側軌道攝影。



(a)設備架設情形



(b)燈光投射與攝影方式



(c)攝影機如紅色箭頭所示，分別進行上、側視攝影

圖 4.4 第三代平車 v2 版

大甲分駐所協助完成第三代平車 v2 版後，於 110 年 6 月 5 日進行 GoPro 設備架設與正線實測，從大甲站至大肚站，上視攝影的攝影結果如圖 4.5，將其與前期拍攝的上視影像作比較，是屬於同一等級，可以使用。

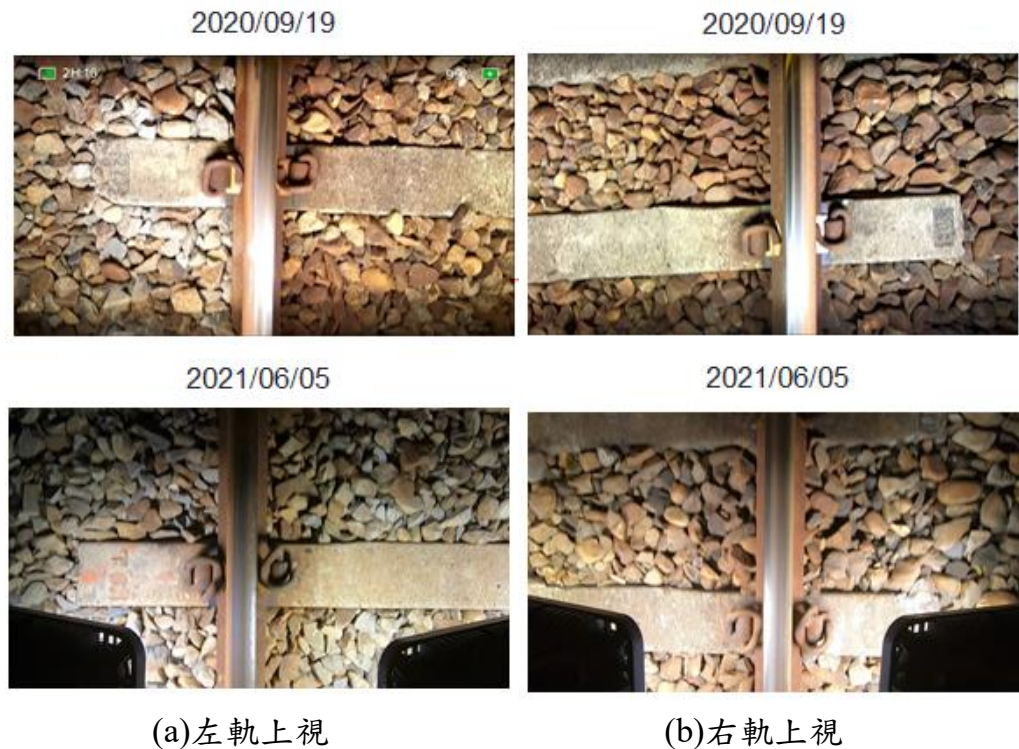


圖 4.5 第三代平車 v2 版之上視軌道構件攝影結果

圖 4.6(a)則是側向投射側視攝影，與 v1 版的影像作比較，鋼軌頭部下方的陰影明顯減少許多，僅圖 4.6(d)最下面的影像過於模糊，這是因為攝影機鏡頭設定錯誤，設定成影像放大；未來也會注意安裝距離，至少要超過 20cm，這是 GoPro 官方資料；經詢問大甲團隊，一般 GoPro 與軌距都在 40cm 以上，這張照片剛好是設定錯誤。圖 4.7 是本研究建議燈光投射角度，同時兼顧上視與側視攝影。6 月 5 日的影像，也都經人工標記處理完畢，納入訓練集。



(a)右軌內側



(b)右軌外側



(c)左軌內側



(d)左軌外側

註：側視軌道構件攝影所得左右軌影像，相較之前為亮，但一側較暗。

圖 4.6 第三代平車 v2 版之側視軌道構件攝影結果

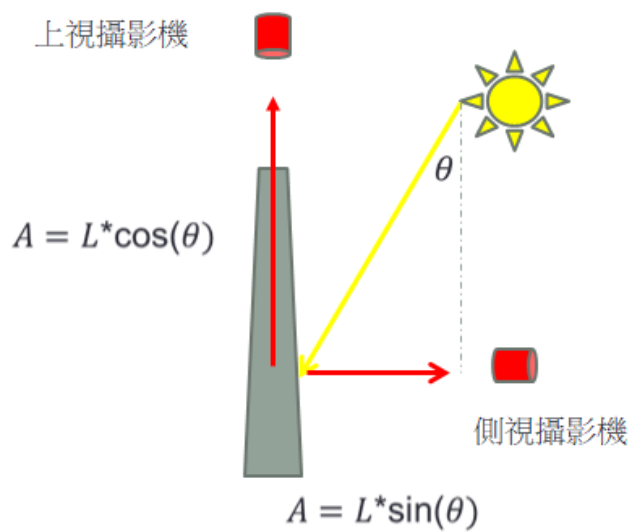


圖 4.7 建議燈光投射角度

4.1.3 第三代平車 v3 版

第三版側視攝影於 110 年 7 月 4 日進行拍攝，燈光由軌道上方八字側投射，並降低燈具高度，以增加側視亮度。另增加 2 盞投射燈，將暗的地方補亮，燈具安裝如圖 4.8 所示。因降低燈具高度，且燈具較大，容易導致與道碴撞擊，因此損失 1 燈具，已改安裝 2 臺較小的 LED 投射燈，亮度也夠，拍攝結果良好。上視攝影結果參見圖 4.9，最下面一列可清楚拍攝軌面與 e-Clip，且無軌面反光現象，更有利於 AI 辨識。圖 4.10 所示為軌側攝影，最後一列可清楚看到軌腹，遠比第一版側視攝影效果要好許多，無論上視或側視攝影，幾乎無盲區。



(a)八字側向投射



(b)燈具低於平台



(c)燈光投射角度

圖 4.8 第三代平車 v3 版



圖 4.9 第三代平車 v3 版之上視軌道構件攝影結果



圖 4.10 第三代平車 v3 版之側視軌道構件攝影結果

4.2 缺失辨識準則與資料庫建立

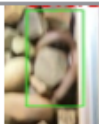
AI 辨識系統要正常運作，發揮即時偵測與辨識的功能，需要靠專業團隊提供原始資料，以及對欲辨識構件的分類與正確標籤。對於此，本研究持續與臺鐵局大甲分駐所合作，由大甲分駐所先提供欲辨識構件影像後，進行分類與訓練，再請大甲分駐所專家檢視構件分類狀況，並持續更新與收集不足之樣本，以做為訓練 AI 模型使用。本研究成果說明如下。

4.2.1 上視缺失構件分類與資料集

AI 訓練資料光有正樣本(缺失構件影像)還不夠，還必須提供負樣本(正常構件影像)供 AI 模型以區分缺損的構件與正常的構件。由臺鐵局大甲分駐所協助提供各類缺失構件，以去年度上視軌道構件缺失如表 4-1 為基礎，X 代表輕微缺失如圖 4.11 所示，和 XX 代表嚴重損壞如圖 4.12 所示，缺失構件資料集為 8,085 張，來源為上期計畫所收集到的。

表 4-1 上視軌道缺失構件分類

編號	扣件分類	圖片	說明
1	e扣件缺失X		位置偏離、未定位
2	e扣件缺失XX		遺失、斷裂
3	道釘缺失X		位置偏離、未定位
4	道釘缺失XX		遺失、斷裂
5	其他錯誤		軌道上其他異物、錯誤

6	元件被遮蔽X		扣件因線路、道碴、植物等原因遭到遮蔽
7	軌面缺失X		踏面損傷: 軌面中間凹陷、邊緣裂縫
8	軌面缺失XX		鋼軌裂縫
9	版式e扣件缺失X		扣夾位置偏離、未定位 螺栓鬆動
10	版式e扣件缺失XX		扣夾遺失、斷裂 螺栓遺失

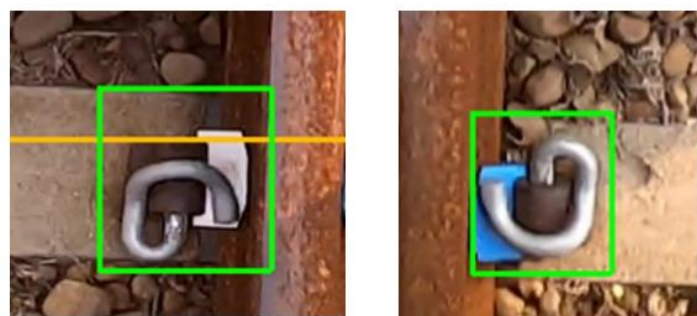


圖 4.11 e_Clip 扣件較不明顯之損壞 (X) — 輕微脫出

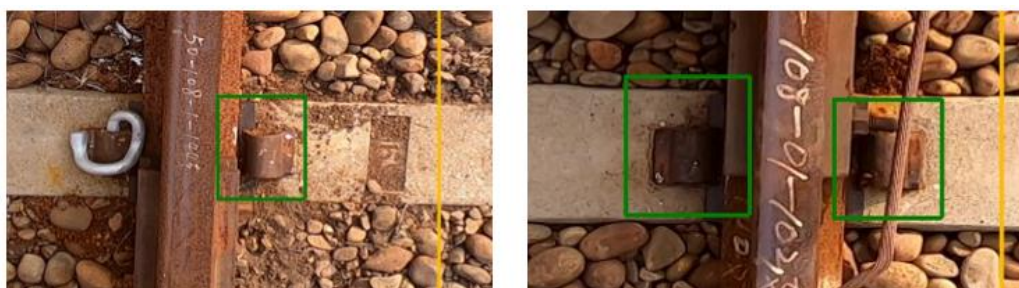


圖 4.12 e_Clip 扣件較明顯之損壞 (XX) — 完全脫落

有鑑於構件辨識的目的是將有缺失的構件檢測出來，原來正常的構件主要是當作負樣本，於是我們訓練時，會將有缺失的構件與正常構件一起進行訓練，訓練樣本張數 3420，測試樣本張數 380，目前資料庫中上視正向拍攝之缺失構件影像為 1417 張，表 4-2 為上視正向資料集樣本數分佈狀況，資料集中所有照片均為較清晰無殘影版本。因軌面缺失資料尚缺乏，臺鐵局提供些許新的鋼軌斷裂、軌裂樣本(如圖 4.13 所示)，則已納入本計畫訓練集。以 1920*1080 的解析度拍攝 1m*0.5m 的範圍，1 pixel 相當於 0.5mm² 的面積，因此鋼軌裂縫在 1cm 以上，應該就可以被偵測出來。

表 4-2 上視正向資料集

類別	真實影像(張)	小計(張)
1)e 扣夾輕微缺失	52	52
2)e 扣夾嚴重缺失	276	276
3)道釘輕微缺失	37	37
4)道釘嚴重缺失	58	58
5)軌面輕微缺失	77	77
6)軌面嚴重缺失	226	226
7)版式軌道道釘輕微缺失	35	35
8)版式軌道道釘嚴重缺失	28	28
9)其他缺失	17	17
10)元件被遮蔽	611	611
11)正常影像	2383	2383
合計		3800



圖 4.13 軌面缺失 (XX) —鋼軌裂縫

4.2.2 側視缺失構件分類與資料集

本研究參考相關文獻與諮詢臺鐵路臺中工務段大甲分駐所，得知魚尾鉋種類繁多(如圖 4.14 所示)，但可歸納出缺失種類，整理如圖 4.15，依此提出側視攝影軌道構件缺失類別，如表 4-3 所示，並說明如下：

1. 鋼軌裂縫：在鋼軌側邊出現的裂縫，或延伸到表面裂縫。
2. 魚尾鉋裂縫：因接頭輪錘衝擊作用導致魚尾鉋斷裂。
3. 螺栓脫落：魚尾鉋螺栓鬆脫或脫落。
4. 魚尾鉋異物：非屬魚尾鉋扣件之物體，如其他螺帽、垃圾等物體。



註：大部分為 6 孔，右下為 4 孔。

圖 4.14 不同類型的魚尾鉋

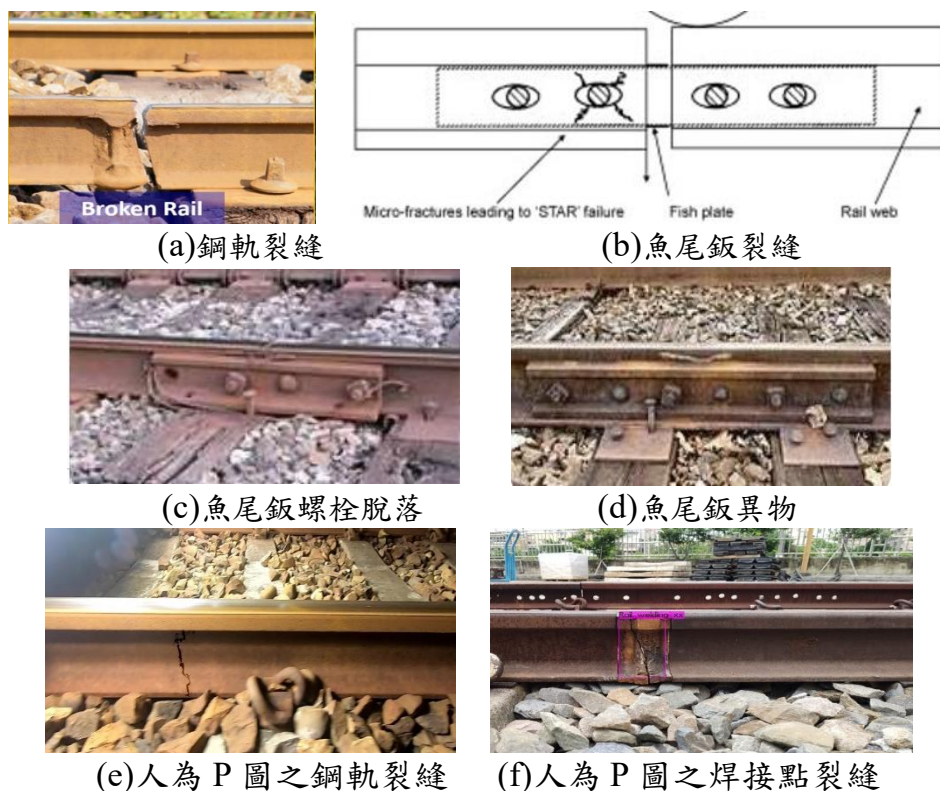


圖 4.15 軌腹缺失種類

因為鮮少有鋼軌裂縫、魚尾鉋斷裂、焊接處斷裂的圖像，故利用 P 圖的方式將裂痕貼到鋼軌影像上，以人為方式製造出軌側缺失的圖片，如圖 4.15(e)與(f)。

表 4-3 側視軌道缺失構件分類

編號	構件分類	圖片	說明
1	鋼軌裂縫		軌腹裂痕
2	魚尾鉋裂縫		魚尾鉋、或螺栓處有裂痕
3	魚尾鉋螺栓脫落		螺栓脫落、空缺
4	魚尾鉋異物		道碴、雜草、或其他異物遮蔽軌腹

有鑑於構件辨識的目的是將有缺失的構件檢測出來，正常的構件一般無偵測的必要，訓練時就以有缺失的側視構件加上容易混淆之正

常構件進行訓練，側向之缺失構件影像為 244 張(70+52+37+85)，表 4-4 為側視資料集樣本數之分佈狀況，資料集中所有照片均為較清晰無殘影版本。

表 4-4 側視資料集

編號類別	訓練數	測試數	總數量
1)鋼軌裂縫(Rail_xx)	50	20	70
2) 焊 接 處 裂 縫 (Rail_welding_xx)	35	17	52
3) 焊 接 處 (Rail welding)	109	55	185
4) 魚 尾 板 裂 縫 (Splice_bar_xx)	25	12	37
5)魚尾板螺栓脫落 (Splice_bar_x)	60	25	85
6)魚尾板(Splice_bar)	76	34	110
合計			539

4.3 AI 檢測模型訓練與辨識能力精進

軌道構件系統所採用的構件各國皆不相同，各國所發展的自動構件辨識標的也大相逕庭。臺灣所採用的構件種類更是聯合國，依據大甲分駐所專家建議，本計畫先由較常見的軌道構件開始蒐集，進而擴及軌面，最後再蒐集軌側影像，建議要辨識的標的已說明於表 4-1 與表 4-3。本研究第一期以 YOLOv3 驗證檢測自動化，構件辨識率 82.5%，構

件缺失檢出率(Recall)74.5%，第二期計畫採用 YOLOv4，訓練方式改用全缺失構件資料，構件缺失檢出率提升至 96%，類別平均精確率(mAP)提升為 86.8%，辨識系統速度更高達 62 張/秒。SSD 的辨識模型初步驗證效果也不錯，經過調校後，也跟 YOLOv4 不相上下。

本期計畫擬採用更準更快的 Scaled YOLOv4、輕量級 YOLOv4-tiny、與 SSD 512/300，預計在檢出率、平均精確率、和辨識速度上，將可再度提升。SSD 是一種非常優秀的 one-stage 目標檢測方法，其主要思路是利用 CNN 提取特徵後，均勻地在圖片的不同位置進行密集抽樣，抽樣時可以採用不同尺度和長寬比，所以速度快。但是均勻的密集採樣的一個重要缺點是訓練比較困難，主要是因為正樣本與負樣本（背景）極其不均衡，導致準確度稍低，應注意避免。

4.3.1 Scaled YOLOv4 and YOLOv4-tiny

表 4-5 先將神經網路模型評估所引出的指標混淆矩陣(Confusion Matrix)做一表列，以供後續參考。表 4-6 的專有名詞，前面的 T(rue)和 F(false)代表預測本身的結果是正確還是不正確的，而後面的 P(ositve)和 N(egative)則是代表預測的方向是正向還是負向的。故期望 TP 和 TN 可以多多出現，而 FP 和 FN 可以盡量不要出現，因此這兩種狀況就稱之為 Error。

先以表 4-2 上視資料集為主，再加上陸續從大甲分駐所接收所錄影片，測試後辨識錯誤者如 FP/FN，再滾動式修正增加至原資料集，以 Scaled YOLOv4 模型進行訓練，結果如表 4-6 所示，精確率 Precision = 94%，檢出率 Recall = 91%，平均精確率 mAP = 94.47%。

以 YOLOv4-tiny 模型進行訓練，結果如表 4-7 所示，精確率 Precision = 92%，檢出率 Recall = 91%，平均精確率 mAP = 91.7%，顯示結果也相差不遠，但是執行速度快了將近 7 倍多，在未來進行即時辨識相當有利。

表 4-5 神經網路評估指標

指標種類	準確率 Accuracy	精確率 Precision	檢出率 Recall
計算公式	$[TP+TN]/\text{全部資料總數}$	TP/模型預測結果為 positive 的總數	TP/真實資料為 positive 的總數
公式變形	$(TP+TN)/[TP+TN+FP+FN]$	$TP/[TP+FP]$	$TP/[TP+FN]$
中文解釋	預測結果皆正確(包含 TP 與 TN)	模型預測結果為真(TP+FP)，而真實資料為真的比率	真實資料為真(TP+FN)，而模型預測為真的比率
重視的點	最經典的顯示模型的正確率	重視模型預測結果為真。	重視真實資料被預測為真。

表 4-6 Scaled YOLOv4 Confusion Matrix 上視訓練結果

e扣件缺失X,	<u>ap</u> = 71.88%	(TP = 9, FP = 2, FN = 5)									
e扣件缺失XX,	<u>ap</u> = 97.24%	(TP = 68, FP = 4, FN = 3)									
道釘缺失X,	<u>ap</u> = 97.37%	(TP = 36, FP = 0, FN = 2)									
道釘缺失XX,	<u>ap</u> = 100.00%	(TP = 16, FP = 2, FN = 0)									
軌面缺失X,	<u>ap</u> = 98.58%	(TP = 25, FP = 1, FN = 1)									
軌面缺失XX,	<u>ap</u> = 92.04%	(TP = 25, FP = 4, FN = 3)									
版式e扣件缺失X,	<u>ap</u> = 94.28%	(TP = 8, FP = 1, FN = 1)									
版式e扣件缺失XX,	<u>ap</u> = 100.00%	(TP = 11, FP = 2, FN = 0)									
其他錯誤,	<u>ap</u> = 100.00%	(TP = 5, FP = 0, FN = 0)									
元件被遮蔽X,	<u>ap</u> = 93.30%	(TP = 133, FP = 6, FN = 18)									
Recall rate(TP/TP+FN):0.91 Precision(TP/TP+FP):0.94 mAP:94.47%											
		<table> <tr> <th></th><th>辨識損毀</th><th>辨識正常</th></tr> <tr> <th>實際損毀</th><td>336(TP)</td><td>33(FN)</td></tr> <tr> <th>實際正常</th><td>22(FP)</td><td>X(TN)</td></tr> </table>		辨識損毀	辨識正常	實際損毀	336(TP)	33(FN)	實際正常	22(FP)	X(TN)
	辨識損毀	辨識正常									
實際損毀	336(TP)	33(FN)									
實際正常	22(FP)	X(TN)									

表 4-7 YOLOv4-tiny Confusion Matrix 上視訓練結果

e扣件缺失X,	ap = 58.38%	(TP = 8, FP = 2, FN = 6)
e扣件缺失XX,	ap = 96.32%	(TP = 63, FP = 3, FN = 8)
道釘缺失X,	ap = 96.90%	(TP = 35, FP = 1, FN = 3)
道釘缺失XX,	ap = 97.25%	(TP = 16, FP = 3, FN = 0)
軌面缺失X,	ap = 86.93%	(TP = 24, FP = 6, FN = 2)
軌面缺失XX,	ap = 99.63%	(TP = 27, FP = 1, FN = 1)
版式e扣件缺失X,	ap = 87.65%	(TP = 8, FP = 1, FN = 1)
版式e扣件缺失XX,	ap = 100.00%	(TP = 11, FP = 2, FN = 0)
其他錯誤,	ap = 100.00%	(TP = 5, FP = 0, FN = 0)
元件被遮蔽X,	ap = 93.51%	(TP = 138, FP = 11, FN = 13)

Recall rate(TP/TP+FN):0.91		辨識損毀	辨識正常
Precision(TP/TP+FP):0.92			
mAP:91.66%			
實際損毀	335(TP)	34(FN)	
實際正常	30(FP)	X(TN)	

4.3.2 SSD 與 YOLOv4 比較

本計畫也採用 SSD 進行上視軌道構件訓練，結果如表 4-8 與 4-9 所示，為了公平起見，採用與 Scaled YOLOv4 相同資料集進行訓練與測試，比較其測試結果如表 4-10 所示。其中 SSD512/SSD300 的差異是訓練影像的解析度，分別是 512×512 與 300×300，SSD300 會犧牲一些準確度，但是速度可以提升約 2 倍。至於 YOLOv4-tiny 提升的速度就快 7 倍多，主要是 AI 模型的深度較淺，與所採用的 CNN 也比較簡化，對於本計畫而言，構件缺失的類別並不多，其實是很適合的。

YOLO 喪失部分精度，將圖片端到端的進行目標檢測，也引入了 RCNN 的 Anchor 框體系大幅提升 mAP，因為沒有進行區域採樣，所以對全域資訊有較好的表現，但是在小範圍的資訊上表現較差。SSD 可以實現參數共用，即在多個 feature map 上使用單一網路，它的 Anchor 框大小是計算出來的，相比 Faster RCNN 的固定 Anchor 框更加科學，以這角度來看，SSD 的確有較高 Recall Rate。

表 4-8 SSD512 辨識結果

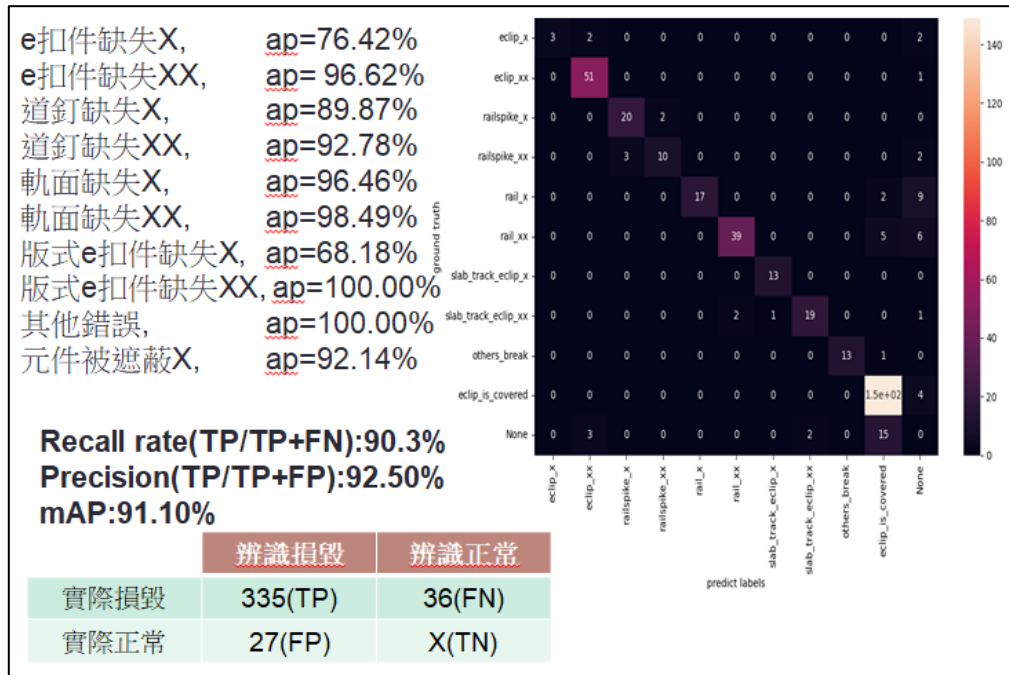


表 4-9 SSD300 辨識結果

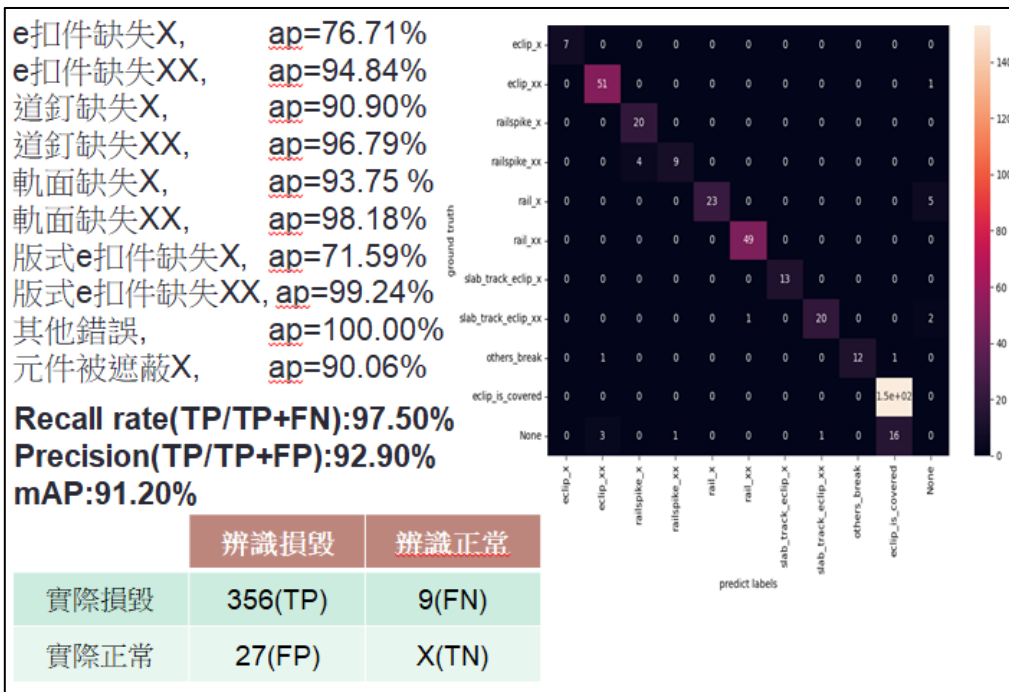


表 4-10 各式 AI 模型神經網路評估上視構件檢測結果

Model Index	Yolov4 (109)	Yolov4-tiny(新)	Scaled Yolov4(新)	SSD512	SSD300
mAP	86.8%	91.66%	94.47%	91.10%	91.20%
Precision	81%	92%	94%	92.50%	92.90%
Recall	96%	91%	91%	90.00%	97.50%
Speed	20~22 fps	150 fps	20~22 fps	22~24 fps	45~47 fps
I7筆電+2080					

以辨識指標而言，若以 Recall rate 角度來看，Scaled YOLOv4 與 SSD300 會是較佳的選擇，然而以 Precision 角度來看，Scaled YOLOv4 會是較佳的選擇，這也是意料中的，原本 YOLOv4-tiny 就是講究執行速度，犧牲些許精準度，辨識的指標當然會較低，不過在本計畫，因為分類的數量不多，所以 YOLOv4-tiny 其實還是很有競爭優勢的，頂多是低 2 個百分點，卻可以在較低階的電腦環境中執行。

4.3.3 側視構件模型訓練

進行方式同上視構件模型訓練，先以表 4-4 側視資料集為主，再加上陸續從大甲團隊接收所錄影片，測試後辨識錯誤者如 FP/FN，再滾動式修正增加至原資料集，如表 4-11 所示，增加許多人工 P 圖之缺失樣本，以增加缺失構件檢出率。訓練時大部分採用 P 圖所製作之缺失構件照片，測試集盡量選擇實際照片。本計畫以 YOLOv4-tiny 模型進行訓練，因為訓練時間較短，結果也還不錯，如表 4-12 所示，精確率 Precision = 96%，檢出率 Recall = 94%，平均精確率 mAP = 99.16%，驗證本系統的可行性，一些 AI 所偵測出的缺失構件，參見圖 4.16。

表 4-11 新增 P 圖之側視缺失構件資料集

編號類別	訓練數	測試數	總數量
1)鋼軌裂縫(Rail_xx)	50+3	20+3	70+6
2) 焊 接 處 裂 縫 (Rail_welding_xx)	35	17	52
3) 焊 接 處 (Rail welding)-正常	130+243	55	185+243
4) 魚 尾 板 裂 縫 (Splice_bar_xx)	25	12	37
5)魚尾鉸螺栓脫落 (Splice_bar_x)	60+1	25+1	85+2
6) 魚 尾 鉸 (Splice_bar)-正常	76+171	34	110+171
合計			539+422=961

表 4-12 YOLOv4-tiny 側視訓練結果與 Confusion Matrix

焊接處裂縫,	<u>ap</u> = 100.00%	(TP = 7, FP = 9, FN = 0) Precision = 0.44									
魚尾板裂縫,	<u>ap</u> = 100.00%	(TP = 12, FP = 0, FN = 0) Precision = 1.00									
鋼軌裂縫,	<u>ap</u> = 100.00%	(TP = 37, FP = 0, FN = 1) Precision = 1.00									
魚尾鉸螺栓脫落,	<u>ap</u> = 96.15%	(TP = 26, FP = 0, FN = 0) Precision = 1.00									
焊接處,	<u>ap</u> = 98.82%	(TP = 73, FP = 0, FN = 12) Precision = 1.00									
魚尾鉸,	<u>ap</u> = 100.00%	(TP = 49, FP = 0, FN = 0) Precision = 1.00									
Recall rate(TP/TP+FN):0.94 Precision(TP/TP+FP):0.96 mAP:99.16%											
		<table> <tr> <th></th><th>辨識損毀</th><th>辨識正常</th></tr> <tr> <th>實際損毀</th><td>204(TP)</td><td>13(FN)</td></tr> <tr> <th>實際正常</th><td>9(FP)</td><td>X(TN)</td></tr> </table>		辨識損毀	辨識正常	實際損毀	204(TP)	13(FN)	實際正常	9(FP)	X(TN)
	辨識損毀	辨識正常									
實際損毀	204(TP)	13(FN)									
實際正常	9(FP)	X(TN)									

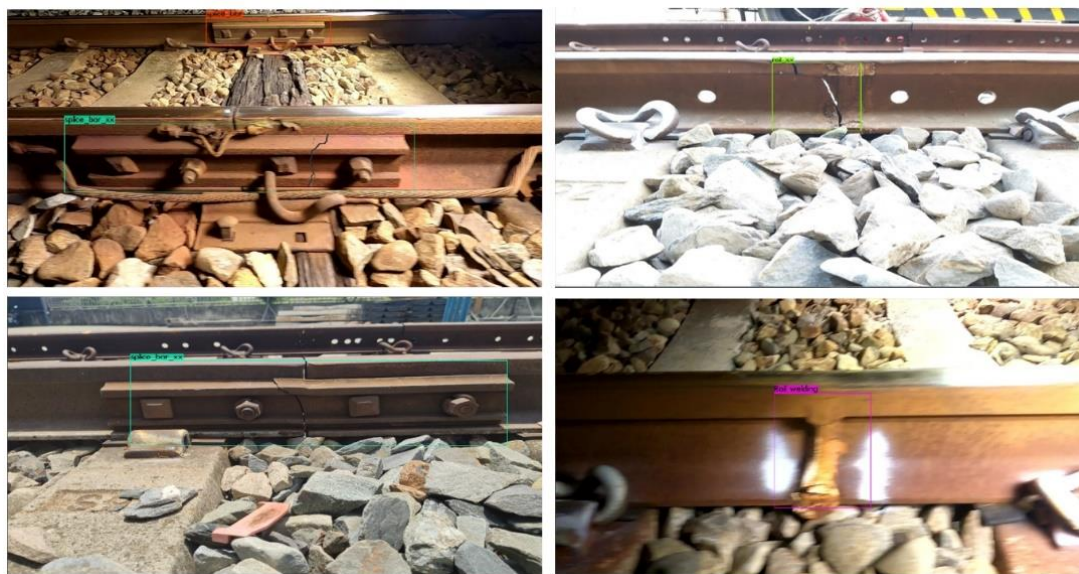
Rail_welding_xx 有較多 FP，這些皆是正常的焊接處(FP)被誤判成焊接處裂縫，之後都會再加到訓練集中，以降低誤判率。本次 Recall rate 稍有下降，是因為正常焊接處的 FN 較多，而這些 FN 都是在拍攝鋼軌

外側時會連同後方內側軌道一起入鏡，後方軌道上所出現的焊接處因為影像過小(遠)，因此沒辦法框到。

此外，本研究也以 SSD 進行軌側缺失構件訓練，一些 AI 所偵測出的實際缺失構件，參見圖 4.17，結果如表 4-13 所示，SSD512 的檢出率 98%為最高，但是 YOLOv4-tiny 的精確度 96%也是最高，因此，未來以速度為考量，卻又不失精確度，的確是最佳選項。

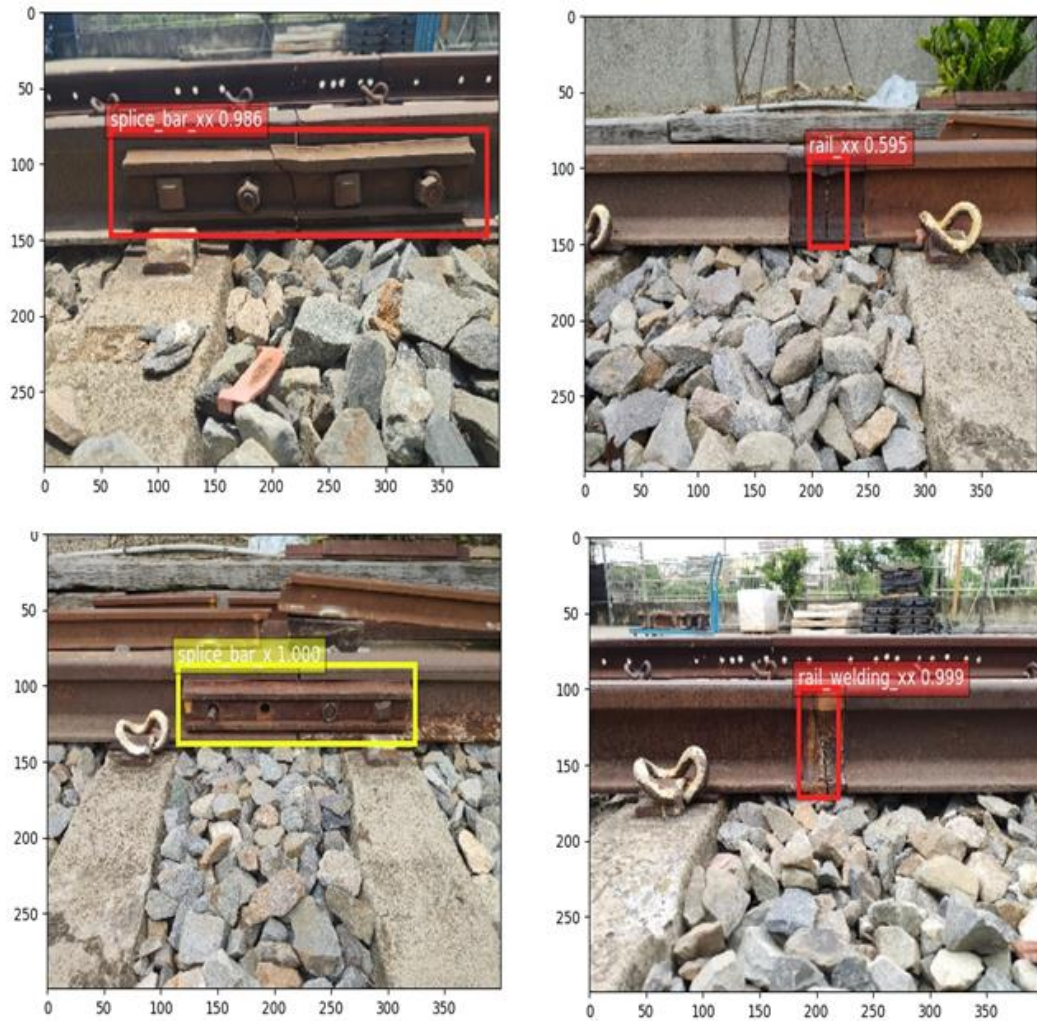
表 4-13 YOLOv4-tiny vs. SSD 訓練結果

AI model Index	YOLOv4-tiny	SSD300	SSD512
mAP	99.16%	99.49%	99.98%
Precision	96%	92%	80%
Recall	94%	94%	98%



註：(a)左上：魚尾鉸斷裂(P 圖)。(b)右上：鋼軌斷裂(實際)。(c)左下：魚尾鉸斷裂(實際)。(d) 右下：正常焊接點，看起來像有裂縫(FP)。

圖 4.16 YOLOv4-tiny 側視構件辨識實際案例



註：(a)左上:魚尾鉸裂縫。(b)右上:鋼軌裂縫。(c)左下:魚尾鉸螺栓脫落。(d)右下:焊接點裂縫。

圖 4.17 SSD300 側視構件辨識實際案例

4.4 AI PK 人力構件巡檢

110 年 9 月 23 至 24 日於臺中港~清水間東西正線進行檢測 PK，AI vs. 人力，首先製作缺失構件，上視缺失構件主要是 e_Clip 脫落，側向缺失構件主要是鋼軌斷縫_xx、魚尾鉸螺栓脫落_x，因為不能真實造成裂縫，危及軌道安全，故以奇異筆、鋁膠帶、黑膠帶模擬軌側裂縫，如圖 4.18 所示。共 32 處製作人工記號，13 處為扣件缺失，1 處魚尾鉸缺失、18 處為斷軌缺失模擬。表 4-14 與 4-15 各別將東線與西線的左右軌缺失構件一一列出。



圖 4.18 人工製作側視缺失構件方式

表 4-14 人工製作缺失構件-東線列表

東線(清水到臺中港)			
左軌			
K185+460	軌頭鋁膠帶	K188+700	奇異筆
K185+742	軌底鋁膠帶	K189+250	軌底鋁膠帶
K186+797	魚尾鈹螺栓鬆脫	K189+300	外側扣件
K188+610	內側扣件	K189+708	外側扣件
右軌			
K185+540	外側扣件	K188+392	軌頭鋁膠帶
K185+776	內側扣件	K188+680	軌腹鋁膠帶
K186+820	奇異筆	K189+670	鋁膠帶

表 4-15 人工製作缺失構件-西線列表

西線(臺中港到清水)			
左軌			
K185+742	鋁膠帶	K188+680	鋁膠帶
K186+779	內側扣件	K189+670	外側扣件
K186+820	鋁膠帶	K189+700	軌腹鋁膠帶
K188+392	軌底鋁膠帶		
右軌			
K185+420	內側扣件	K188+680	外側扣件
K185+460	軌腹鋁膠帶	K188+700	鋁膠帶
K186+779	外側扣件	K189+250	軌頭鋁膠帶
K186+800	軌腹鋁膠帶	K189+300	內側扣件
K186+820	黑膠帶	K189+776	外側扣件
K188+610	外側扣件		

4.4.1 YOLOv4 上視辨識

以 AI 伺服器辨識人工製作之缺失構件檢出率很低，如表 4-16 所示為 Round 1，原因為 PK 現場缺失樣本與原正樣本有差異，於是檢視原上視 e_Clip_xx 資料集，發現有部分樣本標記錯誤；更新後重新訓練，Round 2 可以將人工製作之缺失扣件完全檢出，並且多找出 1 個，如圖 4-19 所示。其中定位資訊以紅字標記者為與人工標記吻合，其他未吻合者，推論是本系統有漏幀現象。所謂漏幀，係因 GoPro 錄影速度為 60fps，連續兩幀重複甚多，本系統因而設定跳幀參數，但當車速提高，

而跳幀參數未調整，略過(跳幀)太多幀數，將產生漏幀現象，本研究已修正跳幀張數的參數，也將加強系統處理速度，以較完整覆蓋即可每幀都處理。

表 4-16 AI vs.人力檢測上視缺失構件(Round 1)

	人工記號	人工徒步查道	大甲伺服器 AI 辨識
扣件缺失	13	15	8 (里程錯誤)
斷軌缺失模擬	19	5	1(里程錯誤)
扣件缺失檢出率		115%	61.5%
斷軌缺失模擬檢出率		26.3%	5.3%

PK清水到台中港_左軌上視_GH010005.MP4



K189+324.09



K188+881.93

PK清水到台中港_右軌上視_GH020004.MP4

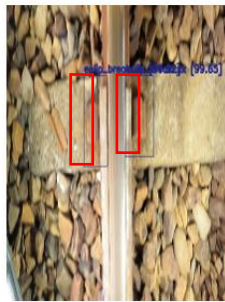


K185+545.35



K185+779.01

PK清水到台中港_右軌上視_GH010004.MP4



K187+281.64

東線(清水到臺中港)			
左軌			
K185+460	軌頭鋁膠帶	K188+700	奇異簾
		5.26	
K185+742	軌底鋁膠帶	K189+250	軌底鋁膠帶
K186+797	魚尾銼螺栓鬆脫	K189+300	外側扣件
K188+610	內側扣件	K189+708	外側扣件
右軌			
K185+540	外側扣件	K188+392	軌頭鋁膠帶
K185+776	內側扣件	K188+680	軌底鋁膠帶
K186+820	奇異簾	K189+670	鋁膠帶
	GH012792.9.11	GH012792	3.20

PK台中港到清水_左軌上視_GH020004.MP4



K185+233.92



K185+293.62

PK台中港到清水_左軌上視_GH010004.MP4



K185+122.45



K187+314.79

PK台中港到清水_右軌上視_GH020003.MP4



K188+743.04



K188+908.73

PK台中港到清水_右軌上視_GH010003.MP4



K185+404.24



K186+316.69

西線(臺中港到清水)			
左軌			
K185+742	鋁膠帶	K188+680	鋁膠帶
K186+779	內側扣件	K189+670	外側扣件
K186+820	鋁膠帶	K189+700	軌底鋁膠帶
K188+392	軌底鋁膠帶		
右軌			
K185+420	內側扣件	K188+680	外側扣件
K185+460	軌底鋁膠帶	K188+700	鋁膠帶
K186+779	外側扣件	K189+250	軌頭鋁膠帶
K186+800	軌底鋁膠帶	K189+300	內側扣件
K186+820	星膠帶	K189+776	外側扣件
K188+610	外側扣件		

註：清水至臺中港偵測得 6 個，其中 K187+281.64 照片有 2 個缺失扣件；
臺中港至清水則有 8 個，總共 14 個，比標準答案多 1 個。

圖 4.19 AI Round2 上視缺失構件辨識結果

Round 2 將所有正向資料集重新調整(未加上 PK 影片中的缺失資料)，主要是降低誤判率，本次之 Precision 和 mAP 有明顯上升，偽陽性也下降許多，但 Recall 有相對降低一些，主要因為資料集定義更加嚴謹，將界定模糊之照片刪除，因此相對有些照片會沒有檢測出來，改進之辦法是增加更多缺失之資料(需再麻煩大甲分駐所)，即可改善，正向 PK 之結果有明顯上升，AI vs. 人力比較如表 4-17 所示，在大甲伺服器所執行的是舊的 AI 模型，在大同伺服器所執行的是新的 AI 模型，檢出率是 $14/13=107\%$ ，比人工徒步巡檢少 1 個，未來將加強覆蓋率，以避免漏偵情況發生，而有所遺漏。

表 4-17 AI vs.人力檢測上視缺失構件(Round 2)

	人工記號	人工徒步查道	大甲伺服器	大同伺服器
扣件缺失	13	15	8	14
扣件缺失檢出率		115%	61.5%	107%

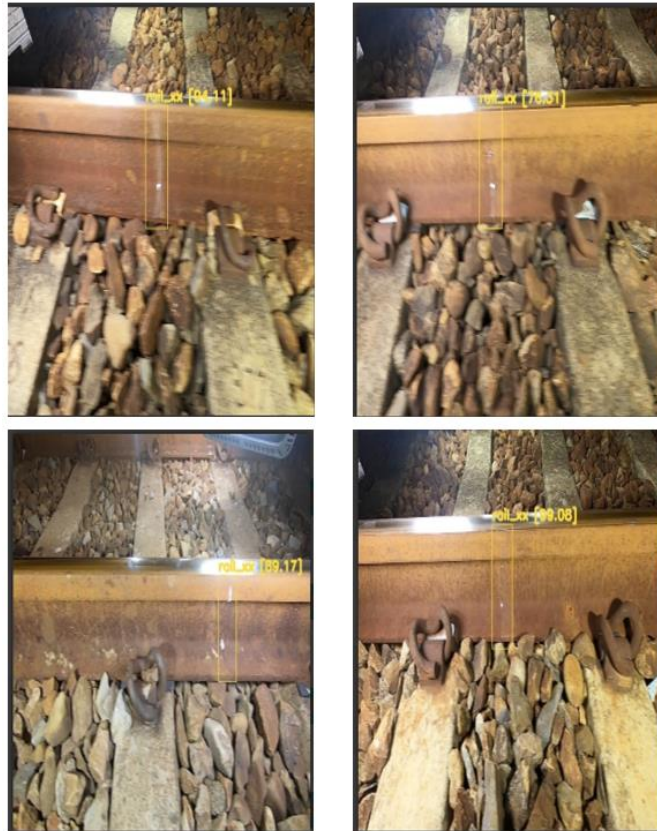
4.4.2 YOLOv4-tiny 側視辨識

Round 1 側視辨識如表 4-18 所示，大甲伺服器舊的 AI 模型僅偵測到 1 個軌側缺失，推論原因為 PK 現場缺失樣本與原正樣本差異太大。於是將肉眼能夠找到之鋁膠帶和黑膠帶之缺失樣本加入訓練集中重新訓練，再利用伺服器辨識所有側向的 PK 影片；過程中因軌底、軌頭、軌腹的鋁膠帶太不明顯，用肉眼找也沒辦法找到，因此未加入訓練資料中；奇異筆之資料也太過模糊，因此只找到一張並加入到訓練資料集中。

表 4-18 AI vs. 人力檢測結果

	人工記號	人工徒步 查道	大甲伺服器 器	大同伺服器
鋼軌裂 縫 _XX 模擬	19(所有個數) 8(去除 10 短橫 鋁膠帶缺失)	5	1	5(鋁膠帶) 1(黑膠帶) 1(奇異筆) 1(魚尾鉸)
檢出率		26.3%	5.3%	42.1%

Round 2 以新的 AI 模型辨識側向 PK 影片，有成功偵測得到不在訓練資料集中之鋁膠帶，側向 PK 之結果有明顯上升，如表 4-18，大甲伺服器是原 PK 前 AI 模型，以大同伺服器新 AI 模型辨識 PK 側視影片，誤判率下降非常多，因加入了正常魚尾鉸和正常銲接處兩個類別；側向缺失構件也比人工徒步巡檢多找出 2 個，正確偵測實例參見圖 4.20。至於鋼軌裂縫之誤判多半也都是軌腹上的樹枝或記號(真的很像鋼軌裂縫 TP)，如圖 4.21 所示，未來會將 FP、FN 納入資料集。



(a) 鋁膠帶模擬之 TP



(b) 黑膠帶/螺栓鬆脫之 TP

註：共偵測得 7 個，比標準答案少 1 個，但比人工徒步多 2 個。

圖 4.20 Round 2 AI 側視缺失構件辨識結果



(a)金屬銀色很像剛裂開之鋼軌裂縫 (b)不明記號就像黑奇異筆

圖 4.21 偽陽性誤判實例

4.5 構件巡檢實測

缺失構件巡檢實測於臺鐵局臺中工務段轄管範圍內選定一鐵路軌道區線進行，驗證 AI 模型檢測系統所偵測的結果具有穩定性。實地拍攝 113.8 公里，即大甲到大山來回: $43.4\text{km} * 2 > 70\text{km}$ ，三義到后里來回: $13.5\text{km} * 2 = 27\text{km}$ 。

4.5.1 YOLOv4 上視辨識

7 月巡檢大甲至大山路段共 13 支影片，檢測出 33 個 e_Clip 嚴重缺失，1 個道釘缺失，其中有 7 個 FP，精確率約為 80%，另於 8/13 測試了三義至后里正線路段來回，此區間樣本資料在系統內屬於很少接觸的路段，影片內還包含數個隧道等設施，因此以原 4.3 節之模型辨識缺失構件個數，參見表 4-19，其中三義-后里正線左(右)軌 1/2(3/4)，與后里-三義正線右(左)軌 6/4(5/1)，檢驗出一致的數量，顯示本系統具有穩定性，不致有劇烈變化。總共錄製 10 支影片，偵測出共 84 個 e_Clip_xx，其中誤判有 15 個，上視檢測精確率平均為 $69/84=82.14\%$ 。

表 4-19 山線實測上視檢測結果

路段影像	檔名	e 扣夾-嚴重損壞	實際缺失	誤判(FP)	精確率
三義-后里正線左軌 1	GH010036.MP4	4	2	2	2/4=50%
三義-后里正線左軌 2	GH020036.MP4	2	1	1	1/2=50%
三義-后里正線右軌 3	GH013972.MP4	17	16	1	16/17=94.1%
三義-后里正線右軌 4	GH023972.MP4	1	1	0	1/1=100%
后里-三義正線左軌 1	GH020038.MP4	0	0	0	-
后里-三義正線右軌 4	GH013973.MP4	2	1	1	1/2=50%
后里-三義正線左軌 5	GH023972.MP4	18	18	0	18/18=100%
后里-三義正線右軌 6	GH033973.MP4	1	1	0	1/1=100%
后里-三義正線左軌 2	GH010037.MP4	8	4	4	4/8=50%
后里-三義正線左軌 3	GH010038.MP4	31	25	6	25/31=80.6%
總計		84	69	15	82.14%

經過人工 PK 之後，進行重新訓練 AI 模型，希望能夠檢測出更多缺失，三義后里路段的影片經過重新測試，結果如表 4-20 所示，原模型辨識結果是 ➡ 左邊之數字，經過增加些許資料後重新訓練與辨識，新缺失構件個數是 ➡ 右邊之數字，紅字是比原 AI 模型多找出的缺失構件個數，總計有 31 個原本是 FN 的 e_Clip_xx 嚴重缺失被偵測出來，其中只有一張缺失照片如圖 4.22，是本次沒有框到，以-1 標記，直接以 YOLOv4 做測試，發現是信心值過低(39%)所以沒有框到，直接將此圖標記並加入訓練集，重新訓練，如表 4-20 所示，原本-1 即可改為+1，可以被偵測而得。



圖 4.22 偽陰性誤判實例

另外此次重新調整資料集後，因為每個類別在框選時都更加嚴格，才能夠抓到更多缺失，但也會提高誤判的數量，之後會直接將這些誤判照片加入當成背景訓練，來降低整體之誤判率。其中 $FP_{pkm} = 764/135 = 5.6$ 代表 $FP = 5.6$ per km，雖然增加 764 個 FP，但是 FN 多了 31+2 個，算是值得。

表 4-20 較嚴謹之 AI 模型山線實測上視檢測結果(→右邊數字)

路段影像	檔名	e 扣夾-嚴重損壞	實際缺失	誤判(FP)	FPpkm
三義-后里 正線左軌 1	GH010036.MP4	4→275	2→5(+3)	2→270	270
三義-后里 正線左軌 2	GH020036.MP4	2→32	1→1	1→31	31
三義-后里 正線右軌 3	GH013972.MP4	17→50	16→16(-1+1)	1→35	35
三義-后里 正線右軌 4	GH023972.MP4	1→3	1→1	0→2	2
后里-三義 正線左軌 1	GH020038.MP4	0→2	0→0	0→2	2
后里-三義 正線右軌 4	GH013973.MP4	2→20	1→1	1→19	19
后里-三義 正線左軌 5	GH023972.MP4	18→53	18→28(+10)	0→25	25
后里-三義 正線右軌 6	GH033973.MP4	1→182	1→5(+4)	0→177	177
后里-三義 正線左軌 2	GH010037.MP4	8→61	4→5(+1)	4→56	56
后里-三義 正線左軌 3	GH010038.MP4	31→185	25→38(+13)	6→147	147
總計		84→863	69→100(+31)	15→764	764/135→5.6

4.5.2 YOLOv4-tiny 側視辨識

側向缺失構件檢測相對比較難驗證，因為實務上很少有鋼軌裂縫的情形發生，我們一則以喜，一則以憂；喜的是臺鐵局的軌道檢測很嚴謹，都無嚴重的軌側裂縫，憂的是本計畫 AI 模型偵測得出的都是偽陽性(FP)，因此準確率為 0。所以我們能做的就是盡量減少 FP 的個數，如表 4-21 所示，發現類別數越多(4 類別, 5 類別, 到 6 類別)，檢測出來的 FP 會減少，其中 6 類別的 FP 已降到(0,4,32,0)參見紅字部分，當然也與資料集的 FP 不斷被加入資料集也有關係。

表 4-21 AI 模型的訓練類別數與 FP 個數

4類別：		5類別：		6類別：	
1. Rail_welding_xx		1. Splice_bar_xx		1. Rai_welding_xx	
2. Splice_bar_xx		2. Rail_xx (銲接處斷裂與斷軌合併)		2. Splice_bar_xx	
3. Rail_xx		3. Splice_bar_x		3. Rail_xx	
4. Splice_bar_x		4. Rail_welding (正常)		4. Splice_bar_x	
		5. Splice_bar (正常)		5. Rail_welding	
				6. Splice_bar	

編號	類別	數量(誤判張數/總張數)			
		4類別	5類別	6類別(9月)	6類別(10月)
1	焊接處斷裂 (Rail_welding_xx)	349	205	179	0
2	魚尾板斷裂 (Splice_bar_xx)	196	237	104	4
3	斷軌(Rail_xx)	21(24)	與1合併	3(10)	32
4	魚尾鉸螺栓鬆脫 (Splice_bar_x)	0	0	0	0

表 4-22 將所有后里-三義路段往返所錄得的影像全部用來測試，之前的誤判很多都是魚尾鉸和焊接處，更新權重後幾乎沒有再誤判這兩個類別(只有零星一兩個)，大多數的誤判都是在鋼軌裂縫這類別，但誤判之圖片大多都是跟大甲在 PK 時所製作的鋁膠帶、奇異筆等記號或是樹枝極為相似，如圖 4.23 是從三義后里路段所辨識出來極為相似的斷軌影像。實地測驗結果計算每公里誤判數(FPpkm)=總 FP 數/(13.5*10)=1219/310.5=3.9 個/km，算是可以大幅減低人力負擔。

表 4-22 AI 模型的側向檢測結果

路段影像	檔名	嚴重損壞	誤判	每公里 FP 個數 FPpkm
后里-三義正線左軌 外側	GH050283.MP4	0→0	0	
后里-三義正線左軌 外側	GH040283.MP4	0→0	20	
后里-三義正線左軌 外側	GH030283.MP4	0→0	45	
后里-三義正線左軌 外側	GH020283.MP4	0→0	10	
后里-三義正線左軌 外側	GH010283.MP4	0→0	2	
后里-三義正線左軌 內側	GH012838.MP4	0→0	442	
后里-三義正線左軌 內側	GH012837.MP4	0→0	37	
后里-三義正線左軌 內側	GH022838.MP4	1(疑似) →0	0	
后里-三義正線右軌 外側	GH033081.MP4	0→0	25	
后里-三義正線右軌 外側	GH023081.MP4	0→0	11	
后里-三義正線右軌 外側	GH013081.MP4	0→0	5	
后里-三義正線右軌 內側	GH032788.MP4	0→0	59	
后里-三義正線右軌 內側	GH022788.MP4	0→0	181	
后里-三義正線右軌 內側	GH012788.MP4	0→0	21	
三義-后里正線左軌 外側	GH030282.MP4	0→0	3	
三義-后里正線左軌 外側	GH020282.MP4	0→0	4	
三義-后里正線左軌 外側	GH010282.MP4	0→0	2	

三義-后里正線左軌 內側	GH022836.MP4	0→0	45	
三義-后里正線左軌 內側	GH012836.MP4	0→0	181	
三義-后里正線右軌 內側	GH022787.MP4	0→0	14	
三義-后里正線右軌 內側	GH012787.MP4	0→0	76	
三義-后里正線右軌 外側	GH013080.MP4	0→0	23	
三義-后里正線右軌 外側	GH023080.MP4	0→0	13	
總計			1219	$1219\text{FP}/(23*13.5\text{km})=3.9$



鋁膠帶



奇異筆



樹枝

註：跟訓練集的正樣本實在很像。

圖 4.23 偽陽性誤判實例二

4.6 缺失構件定位精進

在定位的部份，最常使用的定位方式不外乎就是 GPS。但目前商用 GPS 訊號的部份，因為有 SN 干擾碼的問題，所以定位精度一般為 15-20 公尺。在實際操作時，GPS 定位遺失可能是有很多因素，天候、訊號等，例如上期計畫錄影就偶有此情況發生，可能是臨時因素，所以 GoPro 拍攝時要注意圖 4.24 的紅框是否有亮起，通常來說室外定位應該能在 3-5 分鐘內定位成功。GoPro 的 GPS 定位如果訊號不夠就不會

記錄，影片的 1/10 必須連續定位成功才會寫入。另一個可能就是攝影機瑕疵問題，這可能就要再測試。



圖 4.24 GPS 定位燈號(紅框)

隧道因為隔斷導航衛星與導航產品交流，為改善隧道內導航儀找不到衛星、無法進行定位的狀況，使用慣性測量單元 (Inertial Measure Unit)，以加速計和陀螺儀來測量移動物體的速度、位置、距離及姿態等資訊的裝置，常常被用在飛機，潛艇，飛彈和各種太空飛行器上。通過測量載體的加速度，將它對時間進行積分，就能得到在導航坐標系中的速度、偏航角和位置等信息，可以應用來修正 GPS 訊號飄移的問題，目前已採購新士達陀螺儀+加速度計+GPS 三合一晶片組（如圖 4.25 所示），以及一般自行車用碼表一組（如圖 4.26 所示），結合碼表的轉速和輪子半徑，可以進行盲區導航（已修正偏移量）。

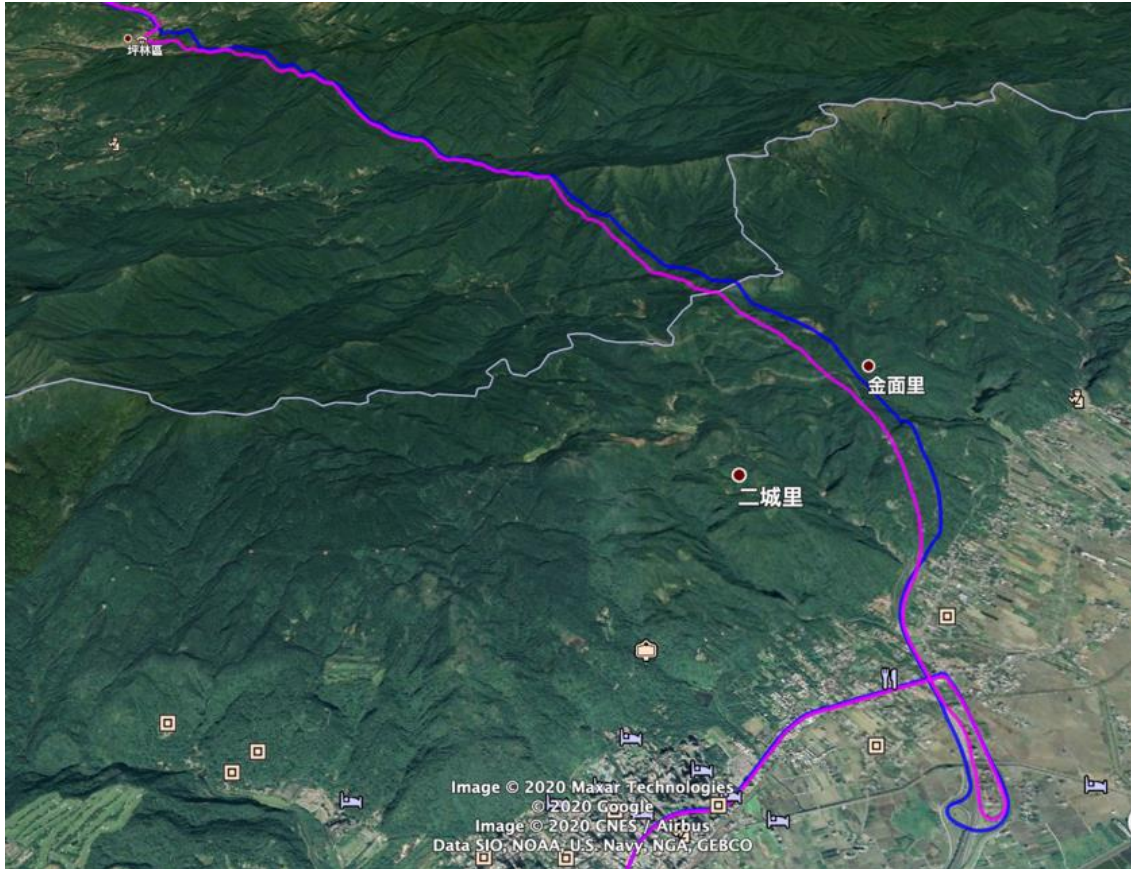
圖 4.27 為在 5 號國道雪山隧道段測試，藍色是由中和到宜蘭（去程），紫色是由宜蘭到中和（回程）實測路線，可以發現在隧道外都很精確，但是進入隧道內即開始偏移，在坪林進雪山隧道時，藍色線是正確的，但是隨著時間增加，就開始累積誤差；同理，在宜蘭進入雪山隧道時，紫色線是正確的，但也隨著時間增加，誤差也跟著累積，但是一出隧道，馬上可以用 GPS 校正位置，結果符合預期。



圖 4.25 新士達 IMU



圖 4.26 一般腳踏車碼表



註：5 號國道雪山隧道段，藍色是由中和到宜蘭（去程），紫色是由宜蘭返中和（回程）。

圖 4.27 IMU 測試結果

GPS+IMU 於 109 年 4 月 29 日於大甲在平車上安裝實測，感應器固定在平車鐵板上，其下是平車鐵輪，碼表接於 IMU 模組，在完成位置計算後，透過 USB 將資料傳送至筆電中，安裝情形如圖 4.28 所示。惟實測時發現，碼表感應器受到鐵板影響，以致於量測結果稍有偏差，但未來將平車鑽洞，應可正常運行。

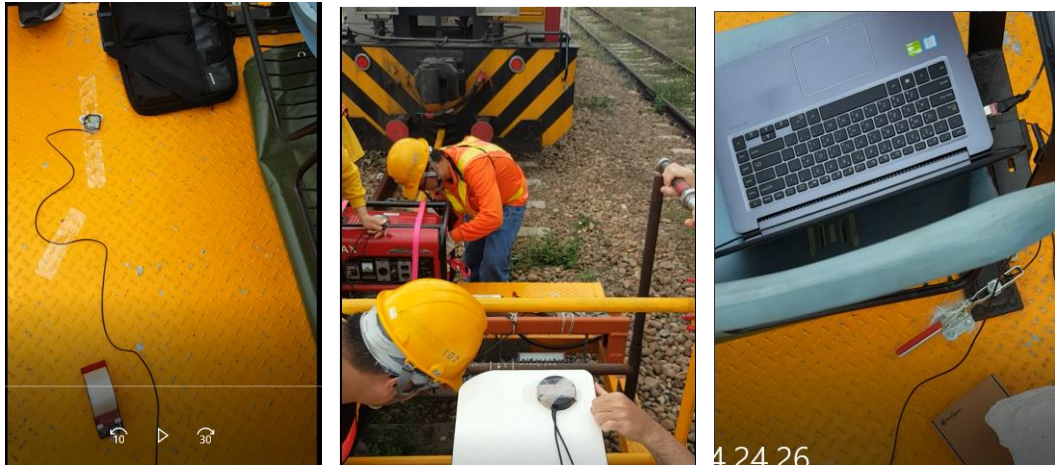


圖 4.28 IMU 安裝及實測情形一

本年度 IMU 設備經過多次測試後，發現速度表的輸入有問題，導致 GPS 在計算位置時偏離原本軌跡，目前已更新韌體，於本校區含地下四樓停車場測試（如圖 4.29 所示），在地下停車場的軌跡相當準確，運作正常。

本計畫於 110 年 4 月取得臺鐵軌道路網圖資，已轉成每公尺一個座標點，如圖 4.30 所示，若 IMU 定位與實際軌道不符，將以軟體修正為最近的軌道座標，綜合 IMU、GPS、輪距、圖資，將可更精確定位平車所在位置。此外，對於 IMU 於隧道定位，有諸多限制，無法停車再開，因為收不到 GPS 信號，無法定位，此為限制條件。



圖 4.29 IMU 安裝及實測情形二

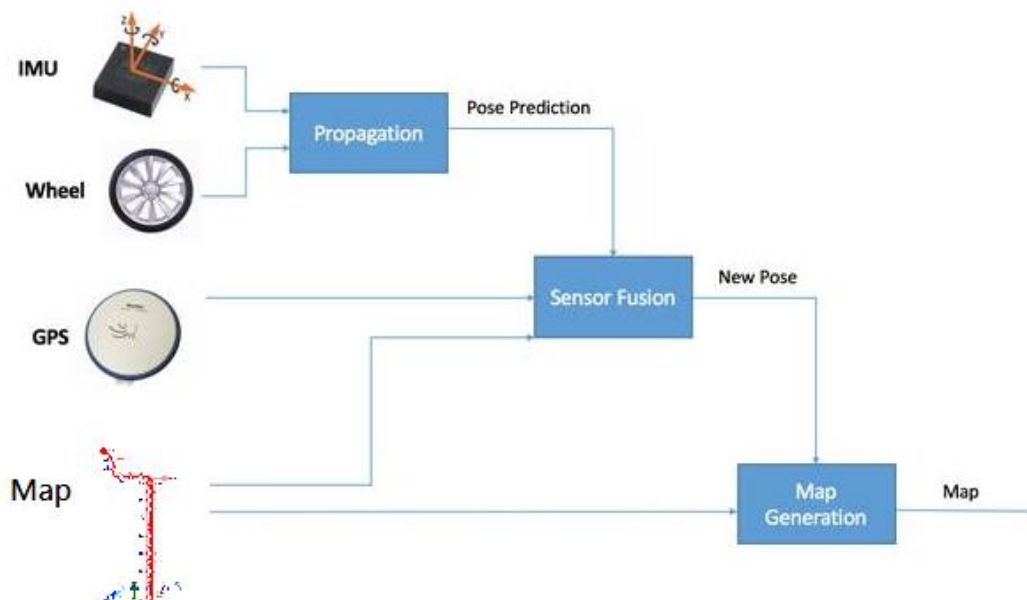


圖 4.30 結合多種感應器與圖資之隧道定位

110 年 8 月 12 日進行三義~后里間連續三個隧道東西正線的正拍、側拍、陀螺儀，如表 4-23，測試一切順利，但陀螺儀在隧道內的部份會跑掉，如圖 4.31 所示，慣性導航只有約 500 米內隧道的準度，因此 1 公里隧道出口偏了，待 GPS 定位再修正回來，這是合理的。此外，慣性導航設備一定要固定，震動也會影響精度。至於長隧道一定要加車速

線才行，因此慣性導航還需要軟體再修正。

表 4-23 隧道段定位測試

No.	隧道名稱	長度 (m)	單 / 雙線	所在區間	備註
1	豐富隧道	600	雙線	造橋 - 豐富	
2	苗南隧道	1000	雙線	苗栗 - 南勢	
3	銅鑼隧道	330	雙線	南勢 - 銅鑼	
4	三義隧道	7728	雙線	三義 - 泰安	台鐵第三長山岳隧道
5	三泰隧道	260	雙線	三義 - 泰安	
6	泰安隧道	508	雙線	泰安 - 后里	
7	后豐隧道	461	雙線	后里 - 豐原	
舊山線					
S1	造橋隧道	193	單線	造橋 - 豐富	整修後改為生態園區
S2	苗栗隧道	111	單線	苗栗 - 苗栗	鐵路局已封閉

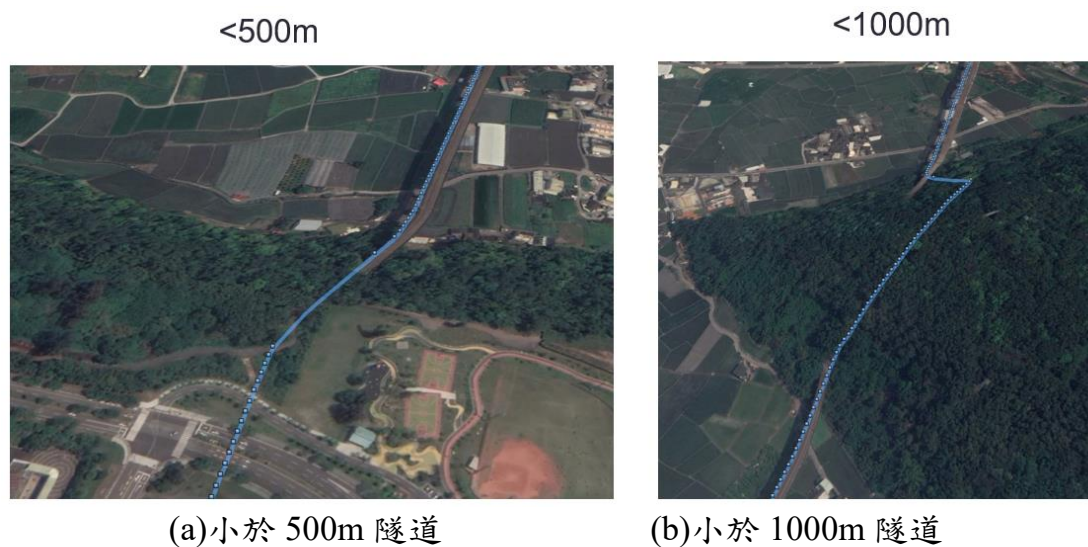


圖 4.31 結合 IMU 慣性導航之隧道內軌跡定位

本研究以 IMU 所測得位置，與臺鐵圖資比對，找出最近點作為軟體修正。以臺中線圖資為例，共 86009 個座標點，以線性搜尋法搜尋一個點須耗時約 8 秒，以二分法搜尋一個點須耗時約 0.0017 秒，以 2021_08_13_01_50_47.GPS 為例，共 59977 個座標點，以線性搜尋法搜

尋一個點須耗時約 3.7 天，以二分法搜尋一個點可降為約 87 秒。

4.7 即時辨識系統

為達 35fps 即時辨識，本研究將影像解析度由原本 416×416 降為 320×320，以研究團隊自有的 AI 伺服器進行運算，其瓶頸還是在於檢測階段，也就是辨識部分，所以建議 nVidia 的人工智慧加速卡是必需的。加速卡處理資料需要將資料自主記憶體複製至顯示卡記憶體內，處理完後再將結果複製回主記憶體，加速卡以批次處理資料，在大量資料處理的情況下有優勢，但如果以單張圖片依序傳入，則效能優勢則將較不凸顯（仍比 CPU 快），以此可得知整個系統的主要耗時均於辨識影像上，如欲加快即時模式的影像處理，還應調整模型，降低資料傳輸量，調整影像解析度對於 YOLOv4 檢出率的影響如表 4-24 所示，在不嚴重影響辨識結果下。

表 4-24 調整影像解析對於檢出率的影響

	解析度 416×416	解析度 320×320
FPS(單畫面)	55.77	69.87
精確率	0.948	0.901
檢出率	0.87	0.84
TP	130	125
FP	24	22
FN	19	24
閾值	0.5	

原本辨識程式流程如圖 4.32 所示，經實測有其使用瓶頸，因此調整前端程式架構與流程，採用三個執行緒，分別為攝影機、辨識、與顯示介面，辨識程式流程如圖 4.33 所示。其中加入攝影機意外斷線時的糾錯，已可避免當機情形。主程式結構優化，現在攝影機控制函數已從中分離至獨立程序，避免因 OpenCV 版本問題造成引用失敗，且增加可讀性。

攝影機控制功能新增一個檢測函數，用於測試使用的影像來源是否可以達到指定的解析度與快門速度，影像來源函式現在會自動依據多線程或一般使用需求解析輸入參數。影像來源函式現在的輸出格式具有 BGR 與 RGB 兩種模式，轉換模式基於記憶體的字元轉換，影像來源函式的縮小函數從雙線性插值改為像素區域關係進行重採樣。監視介面已經與圖片辨識功能進行拆分，現在介面不再因辨識速度導致更新緩慢。

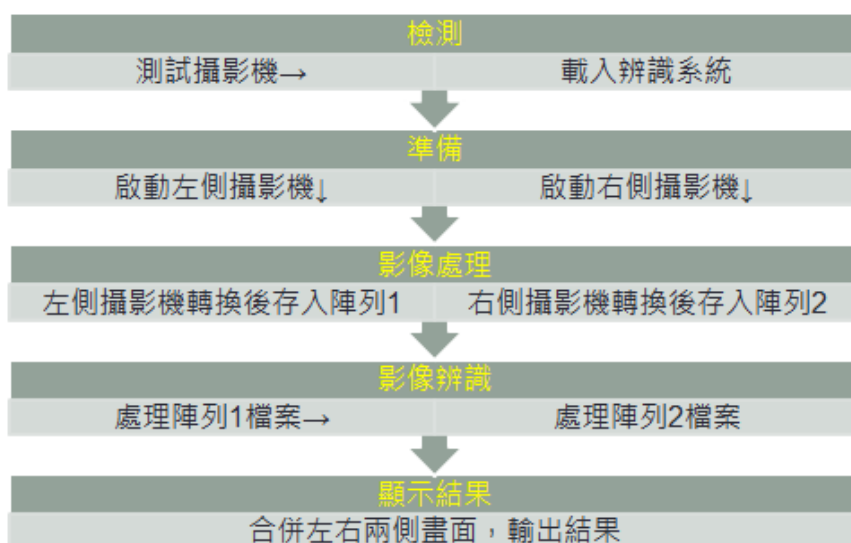


圖 4.32 即時辨識程式流程



圖 4.33 3 個執行緒處理流程

程式運行現在加入了 Signal 檢查，非正常關閉主程式時能自動將多執行序的其他子程序一併關閉；以及辨識速度控制，為維持即時的結果呈現速度，系統將在面臨資源不足時套用以下控制：略過部分輸入或縮小結果呈現時顯示的影像。

上視攝影，GoPro 攝影機的 $\text{fps}=60$ ，以 2080 筆電效能執行辨識程式，可以每 2 張照片取一張照片辨識，因此就相當於 $\text{fps}=30$ ；2 支上視鏡頭 GoPro， $\text{fps}=30*2=60$ 。若要加上側視攝影，總共就要使用 6 顆鏡頭，處理的速度 $\text{fps}=60*3=180$ 。因此若要用一台電腦達到處理 6 顆鏡頭，應該是不可能的。但是我們可以朝：1. 改善 I/O 的存取方式，在 Input 存取 Camera 時，改用大 buffer queue，2. Output: bgr2rgb 轉換的次數，盡量降低。3. AI 模型改為 YOLOv4-tiny。4. 原先使用 dictionary 儲存資料，最新程式改用 class 儲存。

目前即時辨識程式使用記憶體穩定，不會一直上升導致效能變低，影像呈現不會有延遲或卡頓，測試之攝影機為兩台羅技(Logitech)攝影機，取像速率設定為 $\text{fps}=30$ 。即時辨識人機介面如圖 4.34 所示，可以選擇即時線上(On-line)或線下(Off-line)辨識，簡易的人機操作介面，方便使用者操作，輸出則匯出為 Excel 報表檔案，參見圖 4.35，報告中包含物件編號、類型、拍攝時間、百公尺樁座標、對應的結果檔案位置、對應的影片中幀位置以及其他資訊。使用者可以馬上觀看，或待有空時再隨時打開觀看。



圖 4.34 即時辨識操作人機介面

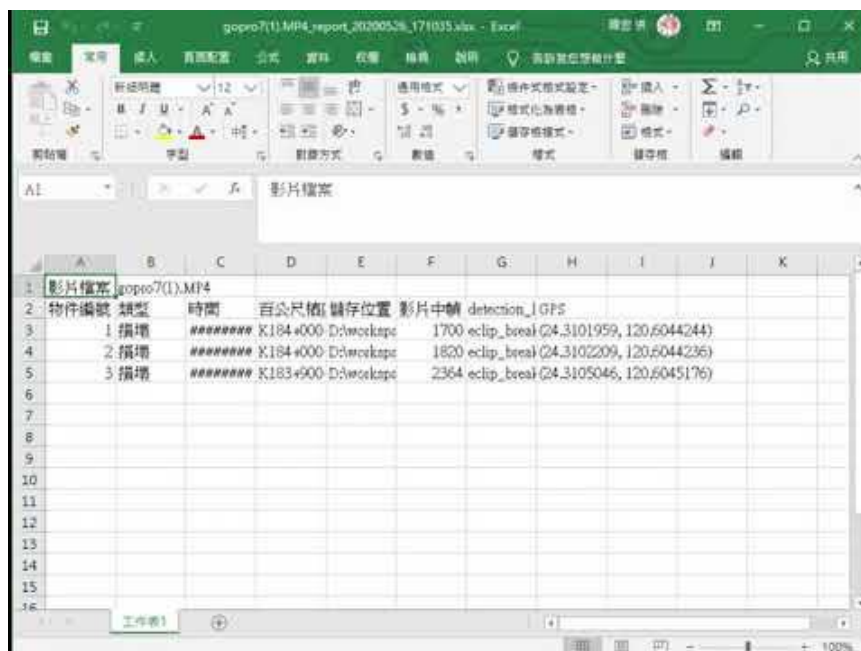


圖 4.35 辨識結果可隨時觀看或匯出為 Excel 檔案

4.8 手機查詢與定位

為方便巡檢起見，手機 APP 是最方便的使用方式，查詢與定位是最重要的部分。本 APP 操作介面與去年是一樣的，版面配置也與一般網頁一樣，先進行權限設定如圖 4.36(a)，可適用於有 GPS 的裝置上，再來是使用的情境，先在地圖標示(b)缺失構件位置，再來是(c)本人位置，接著是巡檢路線(d)，，接下來是(e)路線終點與扣件距離。



(a)登入



(b)查詢



(c)構件位置



(d)現在位置



(e)路線



(f)終點與構件距離

圖 4.36 手機操作介面

4.9 AI 作業程序運作情形

為順利將自動巡檢系統移轉至臺鐵局運行，本計畫先借 1 台 AI 伺服器給大甲分駐所，提供每次巡檢後的自動檢測，期間系統操作方式與整體運作，需要訂定一作業程序，以便有所遵循。茲條列如下：

1. 以平車進行軌道構件攝影(外業)：設備安裝方式參見 4.1 節以及附錄一臺鐵局製作之軌道攝影儀器安裝作業簡報資料，實際作業方式則由臺鐵局各工務段配合其巡查作業執行。
2. 執行人工智慧軌道構件缺失檢測(以下為內業)：透過網路或是 USB 連線，上傳至後端伺服器，進行缺失構件偵測。
3. 召開工作會議，檢視報表，討論哪些是真實缺失(True Positive)。
 - (1)假性缺失(False Positive)，可將之剔除；
 - (2)人力檢視錄影檔，找出 False Negative，進行資料增強，將依照類別新增至構件資料集。(註：此項工作在尚未普及於全線軌道時，確有此必要；待 FN 降至一定個數即可停止。)
 - (3)啟動訓練機制，提出軌道構件(扣件、軌面及軌腹) 缺失召回率(Recall rate)及精確率(Precision)，檢視各項數據是否精進。
 - (4)更新構件辨識的 AI 模型權重檔。
4. 安排維修期程
5. 手機 APP 定位
6. 更新報表與資料庫

系統於 110 年 8 月初運行至今，大甲分駐所團隊已熟悉系統操作方式，並可據以維修缺失構件，若系統操作介面不敷使用，本研究也依臺鐵局需求更新操作介面，如圖 4.37，逐漸變成日常生活的一部分。



增加檢修狀態，方便在檢修過後將記錄檢修狀態。

圖 4.37 伺服器操作介面更新，以記錄維修與否

此外協助彰化段，設定攝影機，GoPro9 GPX 有更新，所以本系統的 GPX reader 也要更新。檢查彰化段 GoPro 後，發現都有開啟超廣角，導致影片畫面出現魚眼效果，以及 GoPro 未取下鏡頭貼膜，使得影像較為模糊。

4.10 教育訓練

為推廣本計畫研究成果，舉辦教育訓練，目前上視檢測準確率平均為 82.14%，未來將再進一步提升改善，最終，期能達到鐵路軌道扣件 AI 影像辨識檢測替代人工巡檢的目的。教育訓練講義，分成外業及內業作業，外業參見附錄一「臺鐵局製作之軌道攝影儀器安裝作業簡報資料」、內業參見附錄二「軌道辨識系統網站使用手冊」、附錄三「軌道構件辨識系統手機 APP 使用手冊」、與附錄四「即時軌道扣件辨識系統使用手冊」。當天實際演練的情形參見圖 4.38(a)與(b)。



(a) 解說平車設備安裝情形



(b) 攝影機安裝情形

圖 4.38 教育訓練實際操作情形

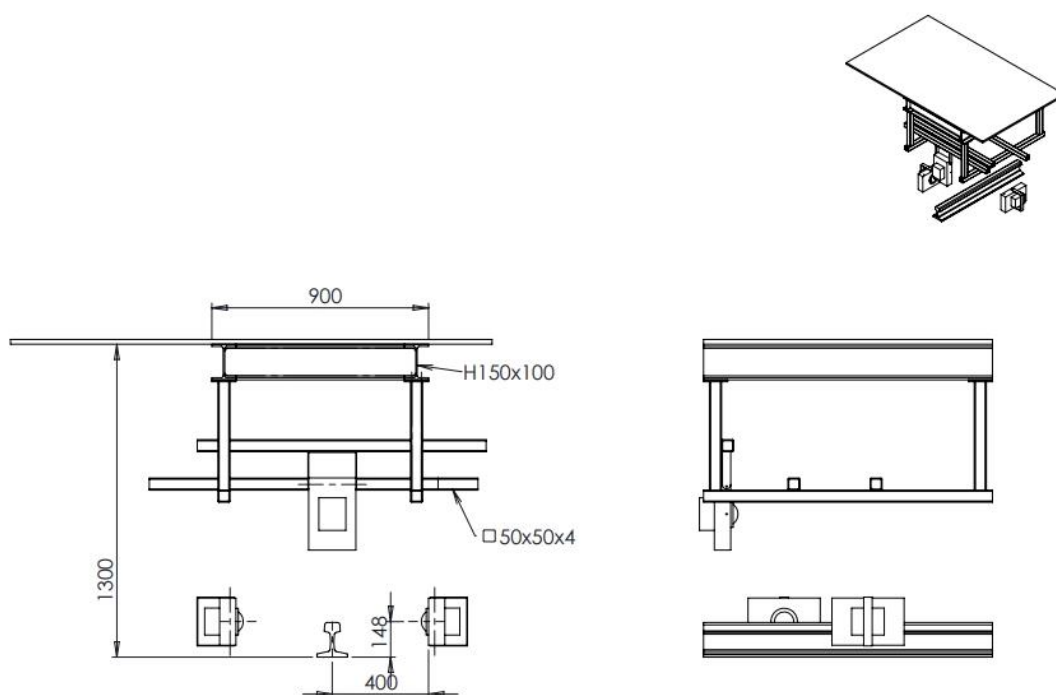
4.11 建議未來軟硬體設備

因平車無遮蔽，容易受天候影響，為推廣本系統，建議未來採用工程維修車/守車，如圖 4.38，60 公里以上檢測速度，燈具改小但加亮，精度需求，AI 模型 Recall rate > 90%, Precision > 90%，上視測試準確率(Accuracy) > 80%，側視偽陽性率(FPR) < 0.2%，系統運作之電腦可放

室內，GoPro 攝影參數設定目前是 60fps，在平車時速 30km 時，連續兩幀有超過 50%重複區域，未來若以 60fps 取像，維修車或守車以 60km 行駛，連續兩幀還有 25%重複區域，足夠覆蓋所有軌道，整體所需硬體設備參見表 4-25。



(a) 守車



(b) 燈光與攝影機支架

圖 4.39 未來安裝建議

表 4-25 未來硬體設備需求

品項	單價(NT\$)	數量	小計(NT\$)
維修車/守車			
發電機	35,000	1	35,000
高效能筆電	100,000	3	300,000
GoPro 攝影機	15,000	6	90,000
高功率 LED 投光燈	6,000	6	36,000
高階伺服器	200,000	1	200,000
寬頻月租費(Hinet 2G/1G)	3,069	12	36,828
總計			697,828

第五章 結論與建議

鐵軌扣件為軌道扣件系統最重要之組件，可將鐵軌緊扣在軌枕上，避免鐵軌三向（垂直、縱向、側向）變位過大，讓鐵軌能穩定固定於軌道上，對於列車能否平穩及安全的行駛影響至鉅。所以當扣件無法正常發揮作用時，即有可能造成火車出軌。為確保扣件的正常運作，非常仰賴人工巡檢，傳統鐵路軌道扣件巡檢方式係採用人工，以目視方式進行巡檢，而人工目視巡檢受限於巡檢車速及視察角度等問題，至今並無法有效快速進行，因此希望能利用人工智慧（Artificial Intelligence, AI）方式來協助完成巡檢任務。本研究之各工作項目之進度和研究成果已說明於第四章，本章則做個結論以及建議未來之工作內容與系統精進。

5.1 結論

本計畫主要完成精進軌道構件攝影及照明設備等影像擷取系統，在時速 30 公里拍攝時，可達到系統穩定、長時間拍攝及影像即時辨識之目的，除可在軌道正上方拍攝外，另進行軌道側向拍攝，之前側視攝影模糊，已調整高度與角度，並尋找更適合之燈具，已經多次測試並進行實測，總錄影片數超過 50 部，每部約 1~2 小時。

目前所建置軌道構件(扣件、道釘、軌面、魚尾鈑、與軌側)資料庫，上視攝影有 10 類構件，側視攝影有 6 類構件，經人力目視挑出 3800 張上視缺失構件，與 539 張側視缺失構件，再加上相當之正常照片構成基本訓練資料集。訓練結果上視以 YOLOv4 模型得到 mAP 94.47%，執行速度可達 20fps，以 YOLOv4-tiny 模型得到 mAP 91.66%，執行速度更高達 150 fps。至於側視則以 SSD512 模型得到 mAP 99.98%，執行速度可達 22fps，以 YOLOv4-tiny 模型可得到 mAP 99.16%，執行速度也是 150 fps。

接著完成軌道構件缺失即時辨識系統、雲端辨識伺服器、手機巡檢

APP 之改版與精進，並在實驗場域實測，包括海線大甲~大肚(67.5km*2)，山線三義~后里(13.5km*2)，進行實地巡檢。首先進行 PK，先以人工製作 Ground Truth 缺失構件，包括上視 13 個缺失構件，側視 9 個缺失構件，以人工徒步巡檢各檢出 15 與 5，而 YOLOv4 則各檢出 14 與 8，顯示 AI 檢測準度與速度均優於人工巡檢。

最後進行實地測試，在三義至后里區段進行 10 趟上視測試，AI 辨識精確率 83.3%，23 趟側視測試，AI 辨識精確率無法計算，因為無真實軌側缺失構件，所以改用 FP/km 當作檢測指標，結果為 5.6 個/km，也的確可以大幅減輕人力負擔。目前實地拍攝(上視+側視)里程已超過 70 公里，並以 YOLOv4/YOLOv4-tiny/SSD 完成測試，效果比前期計畫更好，達成辨識系統精進目標。

但是部分缺失構件如軌面裂縫、軌側裂縫、魚尾鉸裂縫等訓練資料集尚缺，有一半是 P 圖製作，與真實的軌道缺失應該是有差距的，未來將力求 P 圖盡量的接近真實狀況，以因應實際所需。

本計畫亦完成在同一軌道段，進行多次實地拍攝，比較其精確率及誤判率變化情形，顯示變動都不大，確實有一定的穩定度。

最後本計畫訂定作業自動化程序，讓業務單位依序執行，巡檢軌道構件影像拍攝後，即可上傳雲端辨識伺服器，檢視輸出報表後，即可以手機查詢缺失影像及定位搜尋之現場維修應用，若有 FP 或 FN，則將此二類缺失影像新增至訓練資料集，重新訓練後並更新 AI 模型權重檔，目前在大甲分駐所已運作順利，較人力方式增進軌道巡檢精確度與速度，持續此運作，未來 AI 巡檢將越來越精準，與越來越節省時間。為推廣本計畫成果，也舉辦教育訓練，說明巡檢自動化對鐵路管理機關之質化與量化效益。

5.2 建議與未來工作內容

目前建立具可擴充性的軌道構件缺失辨識準則與資料庫，以 YOLOv4/tiny/SSD 進行訓練，結合前端影像收集、影像處理及前後端影像分析與辨識，建立一套具實用價值的軌道構件判釋解決方案，並經實際正線測試驗證其可行性。

其成本效益，未來可大量減輕道班工作人員之工作負擔，並可減少人力之支出，減輕經濟成本的壓力，期望能有效疏解目前臺鐵局基層鐵路巡檢人力不足之問題。後續工作內容包括：

1. 持續蒐集訓練資料，須以人力針對影像內容進行驗證(Verify)處理，將目前所錄製路段的缺失構件統計出來，以維護鐵道安全。持續增加缺失樣本以供訓練，可以增強本系統的辨識能力；也建議在側線製作接近真實之缺失樣本，或以 P 圖複製真實缺失構件。未來將徵求工讀生協助進行標記工作，以期持續檢視資料，增加資料集。
2. 軌道巡檢的 SOP 作業處理機制，以本系統輔助缺失構件的檢測，進行後續的構件缺失辨識系統精進，依臺灣鐵路管理局實務執行情形，持續精進系統的辨識精度、功能與標準操作程序。
3. 針對計畫重要成果或執行過程，製作 1 則可供展示之海報或影片電子檔。
4. 未來將與大甲團隊詢問雲端網站增加之功能的介面設計，以切實用，例如增加彙整總表等功能。
5. 未來將朝模組化設計，以解決設備安裝與拍攝問題；另外定位將換更佳之 IMU 產品。

5.3 預期效益與應用情形

1. 提供一軌道構件缺失及軌面缺失的輔助巡檢系統，協助軌道構件巡檢判釋，提高軌道構件巡檢效率及扣件即時維修等管理效能。
2. 提供臺灣鐵路管理局等鐵道巡檢作業實務運用，並可提供交通部鐵道局、臺灣高速鐵路公司、臺北大眾捷運公司、高雄捷運公司等相關軌道管理單位參考。

參考文獻

1. 交通部臺灣鐵路管理局，取自認識臺鐵 <https://www.railway.gov.tw/tra-tip-web/adr/about-1-5> 臺灣鐵路路線建造史，查詢日期：2020 年 2 月 19 日。
2. 黃荻昌，2008 “台灣鐵路發展經緯——從歷史軌跡看台灣鐵路成長，”台灣鐵路史台鐵瑞龍風華百年圖像展，2008 年 11 月 6 日。
3. 交通部臺灣鐵路管理局，2019 “臺灣鐵路路線建造史，”取自 <https://www.railway.gov.tw/tw/CP.aspx?sn=3700&n=6841>，查詢日期：2019 年 1 月 14 日。
4. 臺鐵鐵軌扣件，2019 “Blair’s 鐵道攝影，”取自 http://blair-train.blogspot.com/2014/06/blog-post_89.html，查詢日期：2019 年 1 月 14 日。
5. “臺鐵南迴線連續破壞事件，”維基百科，取自 <https://zh.wikipedia.org/wiki/臺鐵南迴線連續破壞事件>，查詢日期：2019 年 1 月 14 日。
6. 曹悅華，2021 “鋼軌裂縫，”取自 <https://udn.com/news/story/7266/5160558>，查詢日期：2021 年 1 月 12 日，聯合報。
7. 交通部，2018，“1067 公厘軌距鐵路長焊鋼軌鋪設及養護規範，”交通技術標準規範鐵路類工務部。
8. 林雅雯、謝禎罔、黃維信、謝尚琳、洪瑋宏、李明德, 2020 “軌道扣件巡檢系統建置(1/2)：扣件缺失辨識系統建置研究,” 臺北市：交通部運研所，民國 109.02。
9. 謝禎罔、黃維信、謝尚琳、林雅雯、洪瑋宏、杜宇豪、賈漢文、徐侖雲，“軌道扣件巡檢系統建置(2/2)：扣件缺失辨識系統精進驗

- 證,” 臺北市：交通部運輸研究所，民國 110.02。
10. J. Redmon and A. Farhadi, 2018, “YOLOv3: An Incremental Improvement,” 1804.02767, arXiv.
 11. A. Bochkovskiy, C. Y. Wang, and H. Y. Mark, 2020. “YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection,” eprint=2004.10934, arXiv:2004.10934
 12. “Yolo 與 SSD 比較, 2019. “<https://chtseng.wordpress.com/2019/03/19/hand-gesture-test-for-yolo-ssd-mobilenet-inception/>,查詢日期：2019 年 1 月 16 日。
 13. C.-C. Hsieh, Y.-W. Lin, L.-H. Tsai, W.-H. Huang, S.-L. Hsieh, and W. H. Hung, 2020 “Offline Deep-learning-based Defective Track Fastener Detection and Inspection System,” Sensors and Materials, Vol. 32, No. 10(3).
 14. Chen-Chiung Hsieh, Ya-Wen Lin, Wei-Hsin Huang, Shang-Lin Hsieh, and Wei-Hung Hung, “A YOLOv4 based Cloud Server for Railway Fault Fastener Detection,” Journal of the Chinese Institute of Civil and Hydraulic Engineering, Vol. 33, No. 4, pp. 263-272, 2021.
 15. Y. W. Lin, C.-C. Hsieh, W.-H. Huang, S.-L. Hsieh, and W.-H. Hung, 2019. “Railway Track Fasteners Fault Detection using Deep Learning,” 2019 IEEE Eurasia Conference on IOT, Communication and Engineering, 3-6 Oct.
 16. 謝禎罔、謝幼屏、賴瑞應、賈漢文、杜宇豪、謝尚琳、黃維信，
“一個基於 SSD 的軌道缺失扣件即時偵測系統,” 中華民國運輸學會 2021 年年會暨學術論文國際研討會，臺北，2021。
 17. “How Swiss Federal Railways Is Improving Passenger Safety With The Power Of Deep Learning,” 2018, Forbes.

18. “Railway imaging systems,” ENSCO,
<https://www.ensco.com/rail/track-imaging-systems>，查詢日期：2020
年 1 月 19 日。
19. Pavemetrics, “Laser Rail Inspection System (LRAIL),” 2019, Canada,
<http://www.pavemetrics.com/applications/rail-inspection/laser-rail-inspection-system/>,查詢日期：2019 年 1 月 14 日。
20. “Networking and Multicasting for Railway Inspection,” 2020
<https://www.pleora.com/markets/machine-vision/railway-inspection/>，
查詢日期：2020 年 1 月 19 日。
21. “Visual Inspection Systems for Track Maintenance,” bvSys
Bildverarbeitungssysteme, <https://www.railway-technology.com/contractors/track/bvsys/>，查詢日期：2020 年 6 月 18
日。
22. “Fishplate / Joint bar Inspection , ” Mermec ,
<http://www.mermecgroup.com/inspect/track-inspection/65/fishplate--joint-bar.php>，查詢日期：2021 年 1 月 14 日。
23. 臺北捷運公司, “TRTC 臺北捷運北投機廠軌道檢查車 EM-80E,”
<https://www.youtube.com/watch?v=JqEQARYCkag>，查詢日期：2020
年 6 月 18 日。
24. A. Ladola, C. Parekh, D. Patel, and H. Bhagatwala, 2018, “Solar Based
Railway Track Fault Detection System,” International Research
Journal of Engineering, Vol. 5, Issue, 5, May.
25. S. Ritika, Shruti Mittal, and Dattaraj Rao, 2017, “Railway Track
Specific Traffic Signal Selection Using Deep Learning,”
arXiv:1712.06107 [cs.CV]
26. M. Karakose, O. Yaman, M. Baygin, K. Murat, and E. Akin, 2017, “A
New Computer Vision Based Method for Rail Track Detection and

- Fault Diagnosis in Railways,” International Journal of Mechanical Engineering and Robotics Research, Vol. 6, No. 1, Jan.
27. X. Gibert, V. M. Patel, R. Chellapp, 2017, “Deep Multitask Learning for Railway Track Inspection,” IEEE Transactions on Intellig. Transportation Systems, Volume 18 Issue 1, Jan.
 28. 劉鈺韋, 2010, “高速影像擷取與枕木定位應用於軌道監視系統,” 國立臺灣科技大學電機工程系碩士論文, 臺北市。
 29. 陳南鳴、謝翔宇、劉鈺韋, 2008, “軌道運輸系統之監控技術開發,” 科技部計畫編號: NSC 97-2221-E011-151-MY3, 執行期間: 97 年 8 月 1 日至 100 年 7 月 31 日。
 30. L. Fernando, M. Camargo, et al., 2011, “Machine Vision Inspection of Railroad Track,” Graduate Research Assistant, University of Illinois at Urbana Champaign, Grant No. DTRT07--G--005 of the U.S. Department of Transportation, Final Report, January.
 31. J. Chen, Z. Liu, H. Wang, A. Núñez, and Z. Han, 2018, “Automatic Defect Detection of Fasteners on the Catenary Support Device using Deep Convolutional Neural Network,” IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement 67(2): 257-269, February. DOI: 10.1109/TIM.2017.2775345
 32. J. Jang, M. Shin, S. Lim, J. Park, J. Kim, J. Paik. 2019 “Intelligent Image-Based Railway Inspection System using Deep Learning-Based Object Detection and Weber Contrast-Based Image Comparison,” Sensors, 19(21):4738.
 33. Yang, C., Sun, Y., Ladubec, C., and Liu, Y. 2021 “Developing Machine Learning-Based Models for Railway Inspection,” Appl. Sci. 2021, 11, 13. <https://doi.org/10.3390/app11010013>.
 34. Xavier, G. 2015 “Deep Multi-task Learning for Railway Track Inspection,” arXiv: 1509.05267 [cs.CV].

35. Ashish, J., Wang, J., Ye, C., Nguyen, B. N., Lou, Y., Su, Y., Vijay, C., Zeng, Z. 2018 “TrackNet - A Deep Learning Based Fault Detection for Railway Track Inspection,” 2018 International Conference on Intelligent Rail Transportation (ICIRT), pp. 1-5, doi: 10.1109/ICIRT.2018.8641608.
36. Song, Q., Guo, Y., Jiang, J., Liu, C., and Hu, M. 2019 “High-speed Railway Fastener Detection and Localization Method based on Convolutional Neural Network,” Beijing University of Posts and Telecommunications, arXiv:1907.01141 [cs.CV]
37. W. Liu, D. Anguelov, D. Erhan, C. Szegedy, S. Reed, C. Y. Fu, and A. Berg, 2016 “SSD: Single Shot MultiBox Detector,” Lecture Notes in Computer Science, pp. 21-37.
38. S. Ren, K. He, R. Girshick, and J. Sun, 2015 “Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks,” 1506.01497, arXiv.
39. C.-Y. Wang, A. Bochkovskiy, and H.-Y. M. Liao, 2020. “Scaled-YOLOv4: Scaling Cross Stage Partial Network”, arXiv <https://arxiv.org/abs/2011.08036v>, 2020.
40. G. Jocher, “YOLOv5,” <https://github.com/ultralytics/yolov5>, May, 2020.
41. “臺鐵局各種里程標,” Blair’s 鐵道攝影, 取自 http://blair-train.blogspot.com/2011/11/blog-post_8911.html, 查詢日期: 2019 年 1 月 16 日。
42. Chien-Yao Wang, Hong-Yuan Mark Liao, I-Hau Yeh, Yueh-Hua Wu, Ping-Yang Chen, and Jun-Wei Hsieh. 2019 “CSPNet: A New Backbone that can Enhance Learning Capability of CNN,” arXiv: 1911.11929, [cs.CV]

43. Z. Jiang, L. Zhao, S. Li, and Y. Jia, 2020. “Real-time Object Detection Method based on Improved YOLOv4-tiny”, arXiv <https://arxiv.org/abs/2011.04244v2>, 2020.

附錄一

軌道構件缺失辨識系統 外業作業方式操作介紹

軌道構件缺失辨識系統外業 作業方式操作介紹

硬體測試單位：臺灣鐵路管理局臺中工務段

報告者：大甲分駐所主任 莊瓊智

日期：110.10.28

交通部臺灣鐵路管理局 版權所有 ©2020 All Rights Reserved

軌道平車硬體設備裝置



交通部臺灣鐵路管理局 版權所有 ©2020 All Rights Reserved

2

軌道平車硬體設備裝置



交通部臺灣鐵路管理局 版權所有 ©2020 All Rights Reserved

3

軌道平車硬體設備裝置



交通部臺灣鐵路管理局

4

GoPro 9攝影機與手機連線設定



交通部臺灣鐵路管理局 版權所有 ©2020 All Rights Reserved

5

GoPro 9攝影機與手機連線設定



交通部臺灣鐵路管理局 版權所有 ©2020 All Rights Reserved

6

GoPro 9攝影機與手機連線設定



攝影畫面與手機畫面同步連線

交通部臺灣鐵路管理局 版權所有 ©2020 All Rights Reserved

7

 交通部臺灣鐵路管理局

THANK YOU

安全・準確・服務・創新・團結・榮譽

交通部臺灣鐵路管理局 版權所有 ©2020 All Rights Reserved

8

附錄二

軌道構件缺失辨識系統 網站使用手冊

軌道構件缺失辨識系統網站使用手冊

(一)登入畫面

功能：註冊/登入



1.註冊

- (1)在登入畫面右下角點選「註冊」
- (2)進入「新增帳號」畫面，輸入帳號、密碼後點選「註冊」
- (3)待管理員開通後方可使用帳號登入



2.登入

- (1) 在登入畫面中輸入帳號、密碼後點選「登入」
- (2) 若管理員已經開啟權限則會出現可操作功能
- (3) 若沒開啟僅會顯示修改資料與登出



(二)系統功能

- 1.新增→上傳檔案
- 2.瀏覽檔案→查看上傳檔案
- 3.檢視結果→查看辨識結果
- 4.修改個人資料



(三)新增

Step1 選擇上傳模式(影片/圖片)

選擇辨識模式(正向/側向)

選擇線別

選擇軌別

選擇區間

選擇當天天氣

填寫附註

Step2 點擊下方黃色區域上傳

Step3 選擇是否進行辨識，然後點擊「上傳」

Step 1

Step 2

Step 3

☒ 上傳 ☐ 僅上傳不辨識

(四)瀏覽檔案

- 1.畫面左側顯示檔案詳細資料
- 2.畫面右側顯示系統操作功能，包括：
 - (1)觀看檔案 (2)檢視結果 (3)下載檔案 (4)編輯 (5)刪除

軌道構件缺失辨識系統 新增 瀏覽檔案 檢視結果 demo 登出

年 月 日
2021 10 25

顯示檔案詳細資料

顯示系統操作功能

檔案類型	上傳日期	起訖座標	線別軌別區段	辨識狀態	備註	操作
影片	2021-10-22 01:16:57	起點：K167+237.57 終點：K159+340.25	線別:東正線 軌別:右側 區段:台中線	辨識完成	13972_晴天	    
影片	2021-10-22 00:58:57	起點：K159+125.79 終點：K159+31.36	線別:東正線 軌別:右側 區段:台中線	辨識完成	后里到三義_第二趟_左軌上側_GH020038.MP4_新權重_晴天	    
影片	2021-10-22 00:43:18	起點： 終點：	線別:東正線 軌別:左側 區段:台中線	辨識完成	后里到三義_第二趟_左軌上側_GH010039.MP4_新權重_晴天	    
影片	2021-10-22 00:42:58	起點：K159+31.39 終點：K0+0.0	線別:東正線 軌別:左側 區段:台中線	辨識完成	后里到三義_第二趟_左軌上側_GH010038.MP4_新權重_晴天	    
影片	2021-10-22 00:25:32	起點：K0+0.0 終點：K172+6.27	線別:東正線 軌別:右側 區段:台中線	辨識完成	后里到三義_第二趟_左軌上側_GH010037.MP4_新權重_晴天	    
影片	2021-10-22 00:24:43	起點：K159+668.22 終點：K0+0.0	線別:東正線 軌別:右側 區段:台中線	辨識完成	后里到三義_第二趟_右軌上側_GH033973.MP4_新權重_晴天	    
影片	2021-10-22 00:07:10	起點：K0+0.0 終點：K0+0.0	線別:東正線 軌別:右側	辨識完成	后里到三義_第二趟_右軌上側_GH023973.MP4_新權重_晴天	    

(五)檢視結果

- 1.畫面下方顯示檢視結果
- 2.畫面上方顯示檢視結果的系統操作功能，包括：
 - (1)根據類別篩選
 - (2)下載報表(Excel)
 - (3)僅顯示嚴重損壞
 - (4)單頁顯示數量

軌道構件缺失辨識系統

新增

瀏覽檔案

檢視結果

demo

登出

物件名稱

起點

終點

篩選

1.根據類別篩選

下載報表(資料較大時需稍做等待)

2.下載報表(Excel)

僅顯示嚴重損壞

3.僅顯示嚴重損壞

顯示 10 項結果

4.單頁顯示數量

顯示檢視結果

搜尋:

(六)檢視結果之系統操作功能

1.各檢視結果的操作功能，包括：

(1)顯示構件定位 (2)導航 (3)編輯檔案(4)檢視檔案

軌道構件缺失辨識系統 新增 瀏覽檔案 檢視結果 demo 登出

物件名稱 起點 終點

篩選

下載報表(資料較大時需稍做等待)

僅顯示嚴重損壞

顯示 10 項結果

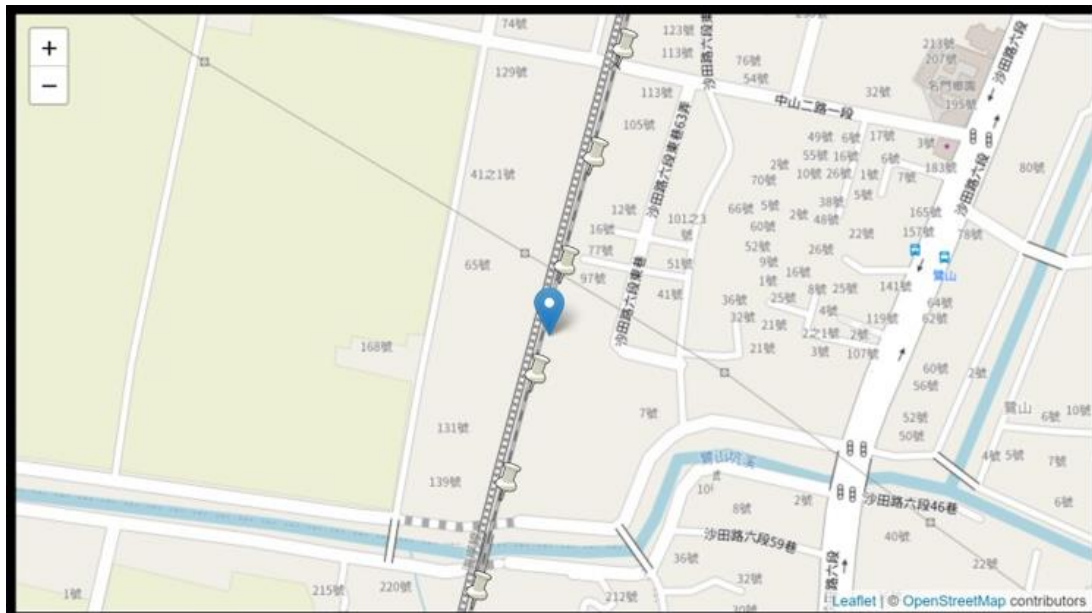
搜尋:

操作功能：

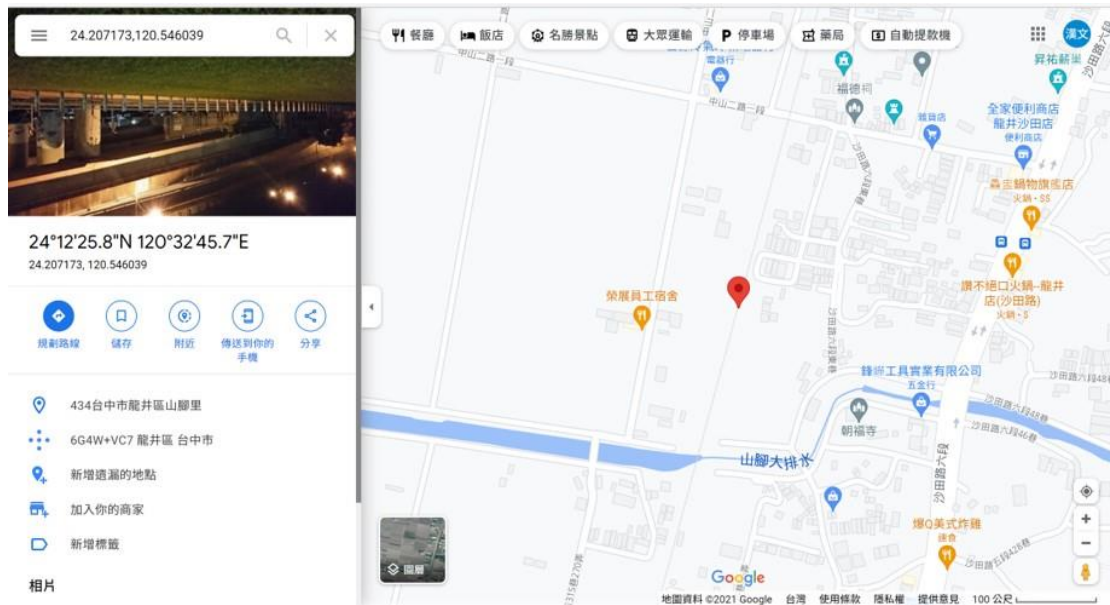
- 1.顯示構件定位
- 2.導航
- 3.編輯檔案
- 4.檢視檔案

檔案	物件名稱	辨識分數	時間點	操作	緯經度
	名稱：eClip遭覆蓋	58.5300	2021-08-12 19:11:16	   	緯度：24.379306 經度：120.810186 K0+0.0
	名稱：eClip明顯損壞	95.3600	2021-08-12 19:12:11	   	緯度：24.377335 經度：120.849356

2.顯示構件定位：以地圖顯示該損壞扣件位置與百公尺樁



3.導航：以 Google Map 顯示損壞扣件的位置並進行路線規劃



附錄三

軌道構件缺失辨識系統 手機 APP 介面手冊

軌道構件缺失辨識系統手機 APP 介面手冊

1. 下載方式：



2. 版面配置：與一般網頁一樣



3. 權限設定：依照步驟設定



點開應用程式和通知



找到軌道辨識系統 APP



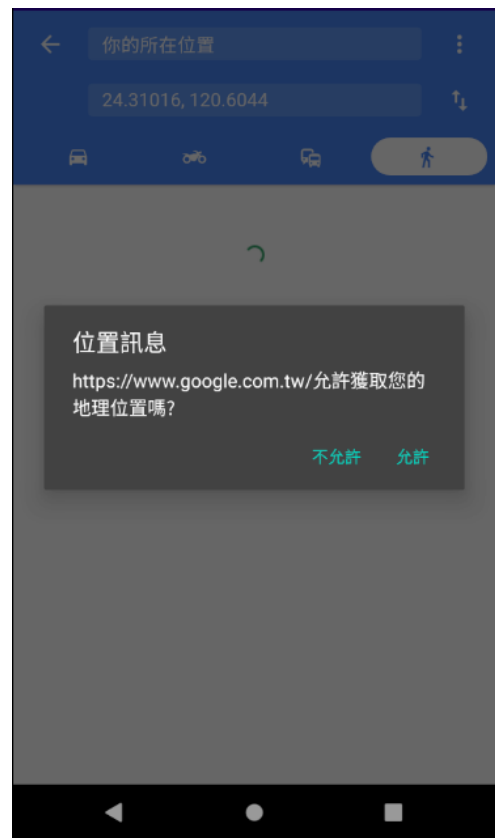
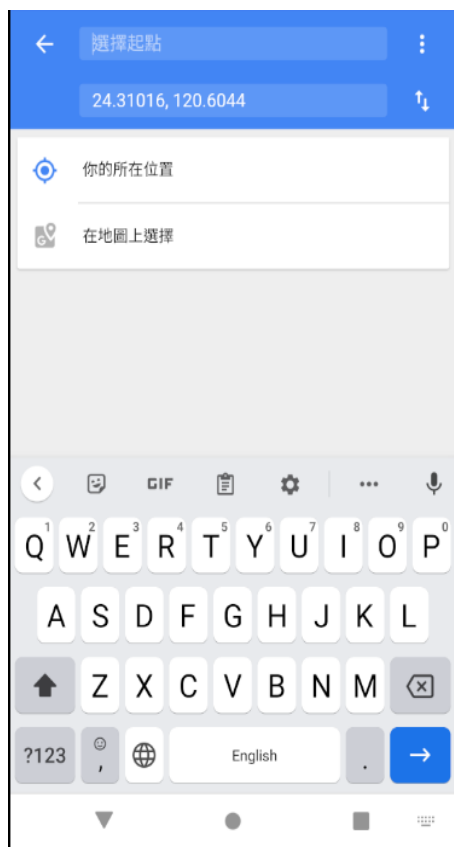
點開權限



打開位置和檔案權限

4.定位系統：適用於有 GPS 的裝置上

時間 點	操作	緯經度
2020-03-19 16:58:51		緯度： 24.310165 經度： 120.604450 K184+14.11
2020-03-19 16:58:51		緯度： 24.310165 經度： 120.604450 K184+14.11
2020-03-19		緯度： 24.310165



5.地圖標示：1.路線 2.本人位置 3.扣件位置



6.檔案上傳：APP 檔案上傳目前沒有開放功能

登出

上傳模式：

影片

線別

☐ 東正線

☐ 東副線

☐ 西正線

☐ 西副線

☐ 東線

☐ 西線

☐ 中線

軌別

☐ 左側

☐ 右側

區間

☐ 台中線

☐ 縱貫線

附註

檔案附註說明

點擊或拖曳檔案上傳

上傳

☐ 僅上傳不辨識

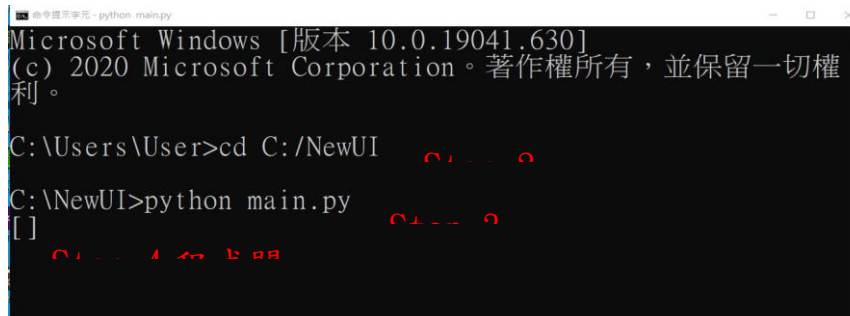
附錄四

即時軌道構件缺失辨識系統介面手冊

即時軌道構件缺失辨識系統介面手冊

1. 啟動程式步驟

- Step 1 開啟命令提示字元(cmd)
- Step 2 將資料夾切換到程式的目錄下(cd C:/NewUI)
- Step 3 輸入 python main.py 按下 Enter
- Step 4 啟動程式等待初始化介面開啟



```
Microsoft Windows [版本 10.0.19041.630]
(c) 2020 Microsoft Corporation。著作權所有，並保留一切權利。

C:\Users\User>cd C:/NewUI

C:\NewUI>python main.py
[[]]
```

2. 程式操作介面步驟

STEP 1 啟動程式後會開啟初始化介面

STEP 2 選擇區間，使用下拉式選單或自行輸入

STEP 3 選擇線別，使用下拉式選單或自行輸入

STEP 4 選擇軌別，使用下拉式選單或自行輸入

STEP 5 選擇鏡頭，東軌西軌各選擇一個鏡頭編號

STEP 6 按下左邊的進入正向即時辨識，右邊進入側向即時辨識



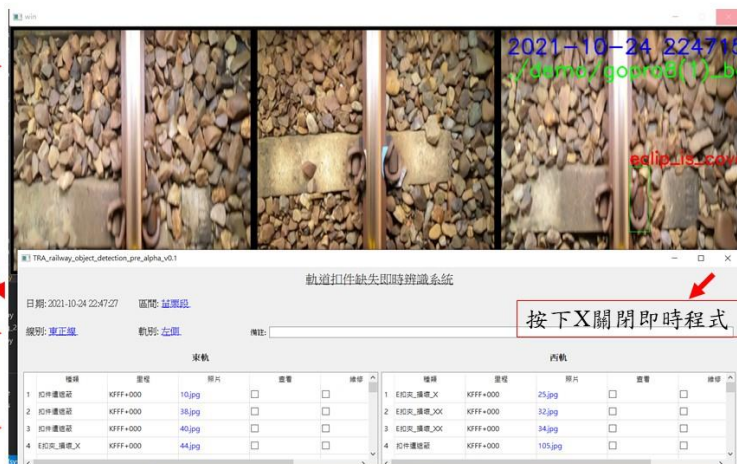
STEP 7 進入即時辨識系統介面

左邊為東軌畫面 中間為西軌畫面 右邊為損壞的軌道畫面

顯示當前時間

顯示選擇的線別、區間、軌別，若想更改任一處只需點兩下藍色的字，即可做更改

表單會列出詳細的損壞資料



STEP 8 按下右上角關閉鍵在按下是確定關閉後就會停止程式，報表也會儲存起來。

STEP 9 報表存在當前程式的資料夾中有個saves

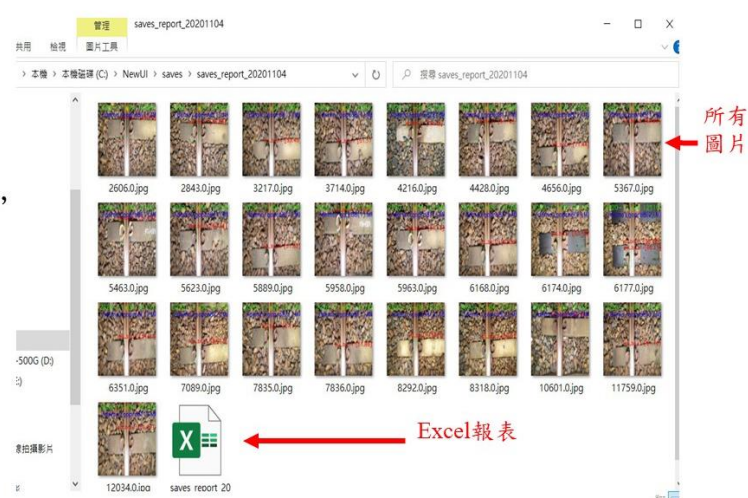


STEP 10 點開後裡面會有當下日期的資料夾(ex: save_report_20211024)



STEP 11 點開資料夾裡面會有壞掉扣件的照片和excel報表

STEP 12 點開excel報表，裡面會有詳細的扣件資料



STEP 13 裡面excel中的
儲存位置欄位可以直接
點選，會顯示壞掉扣件
的圖片



序號	物件編號	東聯/西	類型	百公尺格	儲存位置	查看	維修
1	1	東聯	E扣夾_損壞_XX	2000.0.jpg	0		
2	2	東聯	E扣夾_損壞_XX	2843.0.jpg	0		
3	3	東聯	E扣夾_損壞_XX	3217.0.jpg	0		
4	4	東聯	E扣夾_損壞_XX	3214.0.jpg	0		
5	5	東聯	E扣夾_損壞_XX	4428.0.jpg	0		
6	6	東聯	E扣夾_損壞_XX	4633.0.jpg	0		
7	7	東聯	E扣夾_損壞_XX	5302.0.jpg	0		
8	8	東聯	E扣夾_損壞_XX	5463.0.jpg	0		
9	9	東聯	E扣夾_損壞_XX	5623.0.jpg	0		
10	10	東聯	E扣夾_損壞_XX	5892.0.jpg	0		
11	11	東聯	E扣夾_損壞_XX	5953.0.jpg	0		
12	12	東聯	E扣夾_損壞_XX	5963.0.jpg	0		
13	13	東聯	E扣夾_損壞_XX	6163.0.jpg	0		
14	14	東聯	E扣夾_損壞_XX	6163.0.jpg	0		

點選此欄位



會開啟此壞掉扣件
之圖片

附錄五

期中報告審查意見處理情形表

交通部運輸研究所合作研究計畫(具委託性質)

期中報告審查意見處理情形表

計畫名稱：軌道扣件缺失人工智慧辨識現地測試及精進研究

合作研究單位：大同大學

參與審查人員及其 所提之意見	合作研究單位 處理情形	本所計畫承辦單位 審查意見
一、鍾志成委員		
(一) 整體意見		
1、這個研究非常好，可以用比較經濟的手段進行軌道構件的檢測，大幅減少道班巡軌的負擔，以及減少購買軌道檢測車的成本支出。	感謝委員肯定。	無。
2、目前的研究成果符合預定進度。	謝謝委員。	無。
(二) 具體意見		
1、前端攝影機每次拍攝的範圍有多大？為確保可以擷取到鋼軌的連續影像，每秒的影格率必須搭配列車的速度來選擇合適的高速攝影機。	影像對應的實際尺寸為 $W \times H = 1.33\text{m} \times 1\text{m}$ 。 本案拍攝選用的 GoPro 攝影機可設定每秒影格率從 30~120fps，我們將影格率設為 60fps，在此設定下可滿足列車在 120km/hr 的高速行駛下，拍攝的前後 2 張照片仍有近 50% 的重複，以確保可以擷取到鋼軌的連續影像，且實際平車車速在 30km/hr，必可確保軌道構件不會被遺漏。以上的說明在 3.1.2 節有論述。	同意合作研究單位的說明。
2、根據表 3-3 即時辨識時間分析結果，即使在解析度下降為 416 X 416 的情況下，每秒大概可以辨識 30 幀影像，因此，若每秒拍攝的影像數高於 30 幀，可能導致即時辨識處理不及，但若影格率太低，可能導致無法拍攝鋼軌的連	本系統的設計規格，即依據臺鐵局營運列車行駛速度在 120km/hr 以下，所以影格率定為 60fps，即大約 $120/30=4$ 倍率的取樣速度，所以即時辨識時，不須每張照片都處理，目	同意合作研究單位的說明。

續影像，因此，就現有的系統規格，是否應定出列車行駛速度的要求；或是根據列車行駛速度，定出硬體的規格要求。	前是每 2 張照片取 1 張辨識，也就是 $60\text{fps}/2=30\text{fps}$ ，剛好符合目前電腦硬體處理的速度。	
3、實地驗證時，平車的行駛速度為何？建議補充說明，若需要得到比較好的辨識結果，必須限制平車的行駛速度，也請提出建議。如果能直接裝設在營運列車上，應該是更好的選擇，若能評估可行性並提出待解決問題，對於臺灣鐵路管理局(以下簡稱臺鐵局)或許更有幫助。	1. 按臺鐵局規定，平車速限在 30km/hr，故本案實地驗證時平車的行駛速度為 30km/hr。 2. 另關於將設備直接裝設在營運列車上，目前臺鐵局不允許在營運列車上加裝實驗設備，以避免發生安全事故。不過，本案會朝提高拍攝影像速度去努力。	同意合作研究單位的說明。
4、從天氣歷史站發現，5 月 17 日與 5 月 22 日大甲地區都是好天氣未下雨，是否考慮蒐集不同天氣條件下之樣本，並評估天候對於 AI 判讀效果的影響。	本計畫第一年即已陸續蒐集各種天候狀況的影像，並測試過雨天的影像，尚符合所需，未來仍朝委員建議，持續蒐集不同天候影像。	同意合作研究單位的說明。
5、前端影像辨識與後端影像辨識的功能差異為何？	前端影像辨識是即時辨識；後端影像辨識是錄影上傳後辨識。	同意合作研究單位的說明。
6、如何分辨斷軌與鋼軌接縫？魚尾鈑的不同缺失是否應該依缺失樣態分別訓練模型？	由臺鐵局提供的正負樣本學習而得，斷軌與鋼軌接縫(接合處較細且平整)有明顯差異；魚尾鈑不同樣態缺失，目前採用 YOLOv4 尚足以分辨，未來可以考慮各用不同模型。	同意合作研究單位的說明。
7、能理解缺失圖較難取得，故以 P 圖替代之，但此舉是否造成上線預測時無法偵測（因為真實相片與 P 圖一定有落差）。	目前採取以 P 圖製作缺失圖片，經 AI 模型訓練後，驗證可以正確辨識出真實缺失樣態，證明 P 圖若	同意合作研究單位的說明。

	做得好，仍有助於真實應用情境。	
8、目前的偵測邏輯似乎只能找出缺失物件，但無法解決物件遺失，例如魚尾鈑已經脫落或者被拆卸等。	本計畫所採用的YOLOv4的確可以偵測物件遺失，包括e-扣件或魚尾板脫落或被拆卸，因為AI模型可以學習脫落狀態。	同意合作研究單位的說明。
9、未來預測模型在應用時，如果攝影機的拍攝角度不同，是否就不適用P4-7所提到的8,085張照片，實際上這8,085張可能本身也包含多種角度，是否需要做敏感度分析？	本研究的攝影機拍攝角度是固定的，8085張照片都是同一角度拍攝；如果更改拍攝角度，就不適用於現有的AI模型。	同意合作研究單位的說明。
10、前端辨識與儲存系統及後端處理伺服器系統之間的通訊模組採用甚麼技術？有效通訊範圍為何？是即時傳輸，還是回場段後才能傳輸？	前端與後端伺服器之間的通訊模組採用TCP/IP，包括4G/5G/WiFi均可，目前以4G測試可行性，通訊範圍依所採用4G營運商而定；因網路通訊費用問題，目前採用回場段後再傳輸。	同意合作研究單位的說明。
11、對於缺失位置定位的問題，研究採用GPS，隧道段則是加裝陀螺儀，由於GPS的定位精確度不高，即使加裝陀螺儀，是否真的可以確認正確的位置？如果能夠精確定位，建議也可建立含空間資訊的影像baseline基準，亦即持續蒐集並建立魚尾鈑分佈位置，當發現異狀（數量短少）時即能示警，達到自動清點扣件、構件數量之目的。	本研究所偵測出的缺失構件，均經過臺鐵局大甲團隊實地以本系統虛擬偵測圖定位，誤差在3-5公尺內，可以很快找出缺失構件加以維修。 未來可以考慮建立含空間資訊的Tag，清點構件數量。	同意合作研究單位的說明。
12、未來亦可單用YOLO判斷「魚尾鈑螺栓」數量，若不等於4，亦可能須檢修。	是的，謝謝委員建議。	同意。
13、P4-7倒數第3行、P4-12第1行、P4-13倒數第2段，以及P4-23最後1行有錯誤文字，請修正。	謝謝委員指正。	同意。

二、鄭德發委員		
(一) 初期階段雖可將設備安裝於平車進行測試，建議後續回歸原始設定及目標(時速 30 公里)，將該設備安裝至工程維修車上，建構一臺專屬工程車也可提升檢測速度。	謝謝委員建議，將列入後續研究方向。	同意。
(二) 影像辨識系統中照明對影像品質影響很大，為使影像較清晰，光源須平均且具適當照度(照度太亮，鋼軌踏面缺陷易被遮蔽)，建議可評估採用適當照度 LED 燈具。	遵照委員建議辦理。	同意。
(三) 針對長隧道或地下段區段，若僅依靠慣性導航技術輔助，恐因長距離及行駛速度無法維持定速(例：行經連鎖區或工區前須減速行駛)造成較大誤差，建議可增加人工標註(如：百公尺標)功能進行補償，並由軟體計算後得出較精準里程位置。	遵照委員建議，將開發軟體修正技術。	同意。
(四) 軌面斷軌與魚尾銲接縫處影像相近，建議建立較多資料庫，避免誤判。	遵照委員建議辦理。	同意。
(五) 構件為逐漸損壞，可評估是否針對有高風險之缺陷進行即時異常通知。	本研究依構件缺失程度分為嚴重(XX)、輕微(X)兩類，在進行即時辨識時可設定即時異常通知。	同意。
(六) 其他建議事項 1、P4-20 中腳踏車碼表建議改採用精度較高制式 Encoder(路碼器)。	謝謝委員建議，因只需感應圈數，功能較簡易，故暫不採用路碼器。	同意。
2、後續建議納入連鎖區構件缺陷分析。	遵照委員建議辦理。8/25 與臺鐵局討論後，決定後續若發現連續三個或 5 公尺內有三個缺失扣件，即列為連鎖區，系統在辨識結果輸出時將產生警示文字或警示鈴聲以提示。	同意合作研究單位的說明與處理。

3、側視攝影、側像攝影及側向攝影名詞應統一。	已修正。	同意。
(七) 文件內容部分：		
1、文件中所引圖表多次出現「錯誤！找不到參照來源」字眼(P1-8、P3-8、P4-7、P4-12、P4-13 及 P4-23 等)。	已修正。	同意。
2、P4-5 中圖 4-5 左右軌照片有錯置。	已修正。	同意。
3、P4-5 倒數第 3 行中這張照片誤植為這張「張」片。	已修正。	同意。
4、P4-7 中圖 4-7 側視攝影機誤植為「測」視攝影機。	已修正。	同意。
5、P4-8 中表 4-1 道碴誤植道「渣」，另表格名稱建議修正為「上視軌道缺失構件分類」。	謝謝委員建議，已修正。	同意。
6、P4-11 中表 4-2 表格名稱建議修正為「側視軌道缺失構件分類」。	謝謝委員建議，已修正。	同意。
三、廖慶隆委員		
(一) 辨識速度是否包括取像速度在內(150fps)，跟取得影像張數(5,600)不成比例。	辨識速度不包括取像速度；所取得影像張數 5600，係經過人工挑選過，成為正負樣本的資料集而言。	同意合作研究單位的說明。
(二) 實地測試之車輛速度應標明。	已標明於 3.1.12 節。	同意。
(三) 基本上，本研究在應用上很有價值。但仍應著重在確認正常的準確率上。所有無法辨識問題的路段都列入不正常路段。	本研究第一年度，有偵測正常扣件，成功地學習二元分類器，但其辨識率不如同時給正負樣本的方法來的好，而且訓練時間要相當久，因為訓練樣本太多。	同意。
(四) 在辨識缺失上分開正常辨識與有缺失之辨識，方向是對的，基本上巡軌分兩階段，因為扣件正常應居大部分，所以把沒有問題路段先標明，	8/25 與臺鐵局討論此方式之可行性，臺鐵局大甲分駐所認為目前本研究提出的 AI 辨識系統已符合其執行巡查工作之需求，	同意合作研究單位的說明。

然後再進一步檢查有缺失風險路段，前者最好能用快篩方式進行，後者就用精細檢查方式進行。因此最好能先建立快篩方法，速度要快但 accuracy 要高。換言之，檢查正常與有缺失路段應該用不同精度檢測。	而且快篩要重新訓練，也不保證 100%無缺失，故先維持現行方式。	
(五) 在實務上，對養護單位最有用的應該是快篩部分，最主要的是量大，先把確認沒有問題路段剔除，然後再進行精密檢查，肉眼辨識是逃不掉的。	8/25 與臺鐵局討論，結論同上，若採用新方式，比較耗時費力，還要用肉眼辨識，就更增加人力負擔。	同意合作研究單位的說明。
四、洪士林委員		
(一) 本計畫已進入第 3 年，系統辨識之召回率(Recall rate)與平均準確率(mAP)已提升。建議應用 Federated Learning models 或多數決策方案來提升系統之辨識正確率與可靠度，及降低錯殺率。	此建議甚佳，本計畫未來將朝此方向研究，惟硬體辨識速度恐不夠，比較適合伺服器版本。	同意。
(二) 可考慮採 random forest (隨機森林)模型來降低學習誤差。	謝謝委員建議。	無。
(三) 缺失構件資料仍不足，目前係以人工彩繪方式增加案例。建議利用 GAN (生成對抗網路)系統增加缺失構件案例，解決 data imbalance (資料量不平衡)問題；或利用影像處理技術提升案例間之差異度(特徵)，以利提升鑑識率。	此建議甚佳，本計畫資料增強部份將應用 GAN 產生資料集，以及辨識前做影像前處理，提升鑑識率。	同意。
(四) 檢測車建議逐步朝系統整合方式建置，讓資料採樣、案例標記、資料情況、分析、儲存系統化(如 ENSCO 或 bvSys 系統)。	8/25 與臺鐵局討論未來的系統應用情境，會將檢測設備模組化，並安裝於維修車或守車上，進行整體作業程序標準化。	同意合作研究單位的說明。
(五) 隧道定位，建議可於隧道特定點加設簡易 IoT 節點，與檢測車建構物聯網協助定	本計畫第一期時與臺鐵局討論此 IoT 定位之可行	同意合作研究單位的說明。

位。	性，但因為增加 IoT 設備將增加安裝與維護經費，故暫不採用。	
(六) 報告中有誤植之資料請訂正(如評估指標值)，表 4-4 之定義不完整亦請訂正。	已修正。	同意。
五、廖國偉委員		
(一) AI 訓練時，有缺失(或損毀)的構件數占絕對多數，未來應用時的情境可能剛好相反，所得 AI 模型的適用性？	目前採取以 P 圖製作缺失圖片，經 AI 模型訓練後，驗證可以正確辨識出真實缺失樣態，證明 P 圖若做得好，仍有助於真實應用情境。	同意合作研究單位的說明。
(二) 於國道 5 號雪隧定位結果不佳，但團隊後續已提改善策略，請詳細說明兩者差異。	目前採用新士達 IMU，改善策略已加強說明於 P4-22，最後第二段。	同意。
(三) P4-11，建議統一 V3、V4 分析結果的專有名詞，以利清楚理解準確率確有提升。	V3、V4 因為訓練集不太相同，為免造成誤會，故而兩者名詞是不一樣的，參見 P4-14 第一段。	同意。
(四) 虛擬偵測圖在後續定位之應用是否有案例輔助說明？	3.1.5.2 最後兩段已有詳述。	同意。
(五) P3-32，Web-API 有應用於本計畫中嗎？	P3-32 簡述設置 YOLO 的 Web API，藉此讓使用其他程式語言的使用者透過 HTTP 更簡便地取得辨識的結果。雖然目前尚未應用，但未來可以提供更方便的服務。	同意合作研究單位的說明。
(六) P4-11，文字中的數字與表 4-5 中的數字不一致。	謝謝委員指正，已更正文字中數字，與表內容一致。	同意。
(七) P4-12，表 4-4 的內容請確認。	經查，並未發現有定義不對之處。此外，補充欠缺說明之處。	同意。
六、郭振銘委員		

(一) 非常肯定運輸研究所願意投資國內自主研發軌道檢測設備，怎麼算都比外購划算。當然，研發成果要好好追蹤！	感謝委員肯定。	無。
(二) 目的在取代每週 1 次徒步巡查？減少徒步頻率？研發重點應以應用目的內容為主！	謝謝委員指正。目前以輔助巡查、提升巡查效率、降低因巡查人員受光線、視覺疲勞因素影響巡查作業為目標。	同意合作研究單位的說明。
(三) 人工辨識比對資料也來自於平車上的觀察？或是以徒步巡查人工記錄為準？	人工辨識比對資料，一樣也來自於平車上的觀察。	同意合作研究單位的說明。
(四) 請說明即時辨識的目的與必要性。	因應臺鐵局的需求，希望可以立即修復缺失構件。	同意。
(五) 若白天巡檢，速度就不可能太慢。因此本系統將應用於夜間？因此需要燈光！燈光的數量、角度對不同項目的辨識率應該有不同影響。	本系統應用於夜間巡檢，以便維修。燈光的數量現在為 6 支，以獲取足夠清晰照片，供 AI 辨識。	同意合作研究單位的說明。
(六) 應用於工程車加掛，車速大約 20-30kph，每秒照片數可以恰好涵蓋無死角？影像沒有 loss? 如果 overlap 怎麼處理？	以 60fps 拍攝有 50% 的重複 overlap 範圍，目前採用 GPS 座標，挑出重複的缺失構件。	同意合作研究單位的說明。
(七) 車速對辨識結果的影響如何？	目前平車行駛速限為 30km/hr，惟當車速超過 40km/hr 時，拍攝會有殘影。最適合運作速度是 35km/hr 以下。	同意合作研究單位的說明。
(八) 報告內容的用詞與臺灣慣用語不同，並請留意文獻引用的技巧。	謝謝委員指正。	同意。
七、朱我帆委員		
(一) 臺鐵局目前查道方式有二，其一為人工徒步查道，另為維修車夜間查道，二者均採目視方式，針對構件缺失之檢查，前者易受視線角度及地形地貌影響，無法全面徹底檢視；後者則受光線、視覺疲乏等因素，容易有漏	謝謝委員說明。	無。

失，故與運輸研究所合作此案，用以提升扣件缺失辨識率，輔助目視檢查之盲點。		
(二) 請說明目前樣本數量、目標樣本數量，是否樣本數量愈多，辨識率愈高？但目前現場實務之鋼軌裂縫情形不多，是否影響辨識率？	本年度新增側視攝影，樣本數量已補充說明在報告內，參見表 4-3 與表 4-4。樣本數量越多，辨識率愈高。目前鋼軌裂縫臺鐵局已提供 10 餘張照片，再加上資料增強，應可用於大部分情況。	同意合作研究單位的說明與處理。
(三) 攝影機電池續航力僅約 30 分鐘，需靠發電機支援電力，如遇雨天，所有檢測之設備能否正常運作，請說明。	GoPro 攝影機本身是防水的，但改由發電機直接供電，在雨天使用時，兩者之接頭處都須加防水處理。	同意合作研究單位的說明。
(四) P4-8 表 4-1，圖片太小無法閱讀。	遵照委員建議放大，另因紙本輸出品質較差，若以電子檔觀看，可以放更大。	同意合作研究單位的說明與處理。
(五) 本報告請增加說明如何製造缺失態樣資料庫，未來是否再增加？	在 P4-11 新增第一段，說明如何製造缺失態樣資料。未來若資料不同，將會新增。	同意合作研究單位的說明與處理。
(六) 本計畫是否涵蓋即時辨識，如何執行？預期目標為何？	4-6 節已有對即時辨識做詳細說明。將採用 3 台筆電，每台每秒處理 60fps 以上。	同意合作研究單位的說明。
(七) P1-8、P4-7、P4-12、P4-13、P4-23 參照錯誤需修改。	已修正。	同意。
(八) 圖 3-10、3-11 建議改成目前常用的魚尾鉸（上次有提供側拍素材），這樣與圖 3-9 才能相對應。	已修正。	同意。
(九) P3-11，圖 3-7 GoPro 攝影機固定情形之照片請重新選用（報告中之照片為初期燈光架設照片），文中位於軌道頭凹槽處的缺失，改為位於鋼軌腹部的缺失。	已修正。	同意。

(十) P3-12 圖 3-10 魚尾鈹中間重壓變形之照片，臺鐵局無此形式之魚尾鈹，且其為熱劑焊接處使用。	已修正。	同意。
(十一) P3-13 第 1 行：小接縫建議改成伸縮縫。	已修正。	同意。
(十二) P3-16 倒數第 4 行中間，圖 3-13(a) 的標竿時改百公尺標。	已修正。	同意。
(十三) P3-19 倒數第 6 行，隧道「大部分都在 2 或 3 公里內」，建議改「如在 2 或 3 公里內」。	已修正。	同意。
(十四) P4-5 中，內文對於圖 4-6 (d) 敘述，建議修改成攝影機鏡頭設定錯誤，設定成影像放大而非原文中敘述的安裝距離過近。	已修正。	同意。
(十五) P4-9 的魚尾鈹裂縫敘述為螺栓太緊導致星狀裂縫，應該為接頭輪錘衝擊作用導致魚尾鈹斷裂。	已修正。	同意。
(十六) P1-2 第 10 行刪除「大肚」；P1-3 第 4 行「視察局限」請改成「受光線、視覺疲乏因素影響」，第 10 行「脫落」改成「鬆脫」；P1-4 第 14 行刪除「軌道的巡檢…重要任務，」；第 18 行刪除「照像機或」；倒數第 2 行刪除「驗證」。	已修正。	同意。
八、陳信雄委員(書面意見)		
(一) 報告書中有許多段落出現「錯誤！找不到參照來源。」，應該是編輯軟體的問題，建議於期中報告定稿時更正。	謝謝委員指正。	同意。
(二) 報告書 P3-35 最後段指出「調整影像解析度對於召回率之影響如表 3-3 所示」，然而表 3-3 並無召回率資訊，建議查明後調整。	已修正。	同意。

(三) 有關各缺失態樣 AI 辨識之訓練，建議未來可提出「達合理辨識準確率」之訓練條件，以利實用階段之參考。	一般 AI 訓練條件，每一類別至少需要 10 幾張，但是因臺鐵局鋼軌斷裂等類似缺失非常少見，所以我們採用資料增強方式，以達實用階段。	同意。
(四) 建議依據理論與研究實證結果，明訂量測平車之最高行駛速度，以利實用階段遵循。	臺鐵局規定平車最高速限為 30km/hr，本案依此規定執行。	同意合作研究單位的說明。
(五) 「有缺失卻未發現」會比「正確分辨缺失態樣」更為重要，建議說明前者之發生率大概是多少。	這跟路段有關係，若有學習過的路段，「有缺失卻未發現」的機率會較低，否則會較高。	同意合作研究單位的說明。
(六) 實務操作會面臨不同之天候狀況，例如強日照、陽光斜射、夜間、下雨、濃霧、潮濕、強風等情境，建議未來可探討本研究檢測方法在不同天候狀況下的績效表現。	將朝委員建議，在不同天候狀況下錄影，進行比較。	同意合作研究單位的說明與處理。
(七) 高亮度光源照射時，因被照物反光而會影響判讀，是否有更佳的解決方案，例如採用高 ISO 降噪攝影機+擴散軟質光源？	謝謝委員建議，本計畫第一、二期所處理的軌面，如有高度反光，將更能凸顯缺失，目前暫不採降噪攝影機	同意合作研究單位的說明。
(八) 鐵路路線為線性型式，針對找尋缺失構件位置一事，建議未來可考慮於百公尺里程標位置之軌枕埋設 RFID 或 i-Beacon，以利系統自動讀取精確位置，並結合以影像計數方式計算從最近里程標開始之軌枕數目，或者是輔以電子里程計資訊，應有助於快速鎖定缺失構件位置。	埋設 RFID 或 i-Beacon 需要大量施工，比較耗時費力，其他的方式，可以列為選項。	同意合作研究單位的說明。
九、本所港灣技術研究中心第一科(書面意見)		

(一) 報告第二章有蒐集到很多的國外檢測車並加以說明其功能，建議最後補充一個小節，論述引進國外相關檢測設備或研發本土檢測設備之優劣，以支持本計畫有執行的必要性。舉例來說，國外設備整合性高，功能齊全，但價格昂貴，是否適用於臺鐵局多規格的軌道與複雜線形，還須進一步的驗證，且相關設備引進後之維護與精進可能都要依靠原廠來處理，也是日後會遭遇的問題。而本計畫研發之系統是針對臺鐵局軌道規格及線形客製化研發的系統，未來推廣應用於該局全臺各工務段，較無適用性問題，且未來系統精進與維護，臺鐵局可自行處理，無須依靠原廠。	已新增最後一節於第二章。	同意合作研究單位的處理。
(二) 報告中 Recall rate 及 Precision rate 的翻譯有很多種，建議 Recall rate 翻成檢出率，比較能符合本研究以檢出臺鐵局軌道缺失構件的比率，Precision rate 翻成準確率，反應本系統檢測出的缺失構件準確的比率。	遵照委員建議，Recall rate 翻成檢出率，但 Precision rate 一般翻譯為精確率，準確率是 Accuracy rate，定義為$(TP+TN)/(Total)$。	同意合作研究單位的說明。
(三) 報告 P3-8，提到擬測試圖 3-6 具夜視功能攝影機，此部分今年會測試嗎？請確認。	因已決定採用 GoPro，故此部分將不進行測試。	同意合作研究單位的說明。
(四) 報告 3.2 研究步驟之寫法，似乎是提送服務建議書的寫法，請檢視後，依目前的進度，將已完成及後續要進行的項目予以說明，並將本服務建議書等不適宜的字眼予以修訂。	已修正。	同意。
(五) 由過去正向攝影及今年的側向攝影過程中發現，相關現場設備(如燈光、攝影機等)的規格及安裝位置與角	遵照委員建議，後續會朝此方向努力。	同意。

度等，均花費研究團隊(大同大學)很多的測試時間，建議未來能將相關設備模組化設計，以利後續系統的推動。		
(六) 目前研究團隊為拍攝正向及側向，以進行扣件、道釘、軌面、軌腹及魚尾鉸之缺失偵測與辨識，使用 6 臺(2 臺正向，4 臺側向)攝影機同時拍攝，建議後續系統精進，可以研究是否可以減少到 4 臺攝影機拍攝即可。	遵照委員建議，後續會朝此方向努力。	同意。
(七) 今年系統若能成功辨識所有構件的缺失，後續設備的模組化及精簡化，就是本研究的方向，希望研究團隊能以此目標努力。	遵照委員建議，後續會朝此方向努力。	同意。
(八) 本計畫研究團隊與臺鐵局(臺中工務段大甲分駐所)花了極大心力去研究與調整平車上的攝影機拍攝角度、燈光亮度、燈光安裝位置與安裝角度，失敗多次，好不容易才取得目前的影像。影像取得之後，因為軌道裂縫、魚尾鉸裂縫的缺失影像不多，研究團隊很用心，參考實際缺失影像，利用牆壁裂縫模擬合成製造出軌道側向裂縫影像。對於研究團隊工作執行上的努力是給予肯定的。	謝謝委員肯定。	無。
(九) 報告封面標題，請按本案的採購案標的名稱撰寫，為「軌道扣件缺失人工智慧辨識現地測試及精進研究」。至於本案實際上是針對「軌道構件」做研究，已於第一章緒論中說明即可。	遵照委員建議。	同意。
(十) 報告書請依本所出版品格式編排： 1、封面請按本所報告格式編排，並在其後加上書名頁、中英文	已修正。	同意。

摘要表。		
2、目錄(含圖目錄、表目錄)請按本所報告格式編排;頁碼字型請放大至 12 號字;圖目錄中各圖名的第 2 行請縮排對齊。	已修正。	同意。
3、目錄中,各章標題請由「第 1 章、第 2 章、…」改為「第一章、第二章、…」。	已修正。	同意。
4、本文部分(第一~五章):各章標題請由「第 1 章、第 2 章、…」改為「第一章、第二章、…」;標題(第一章)字型放大至 18 號字;標題(1.1)字型放大至 16 號字;頁碼字型放大至 12 號字。	已修正。	同意。
5、圖名表名改用粗體字;圖名的分隔用「.」,表名的分隔用「-」,例如:圖 1-1 改成圖 1.1。表格儘量放在同 1 頁中,建議表 1-1 調整後將全表放入 P1-9 中。	已修正。	同意。
(十一) 關於第一章:		
1、在 1.3 工作項目,第 1 段建議不必說明前期計畫,直接說明本年度工作重點,刪除第 1 段第 1~8 行,改成:本計畫今(110)年主要為建立臺中工務段轄區物件辨識資料庫、…。文中「軌道構件(扣件、軌面及軌腹)」請改成「軌道構件(扣件、道釘、鋼軌、魚尾鈑)」,以符合構件的定義,以下各章節內容亦請一併修訂。	已修正。	同意。
2、在 1.4 研究流程,請在提出工作流程圖後,說明第二章做什麼,第三章做什麼,先行說明以下各章節進行哪些工作。	已修正。	同意。
(十二) 關於第二章:		
1、請問臺鐵局是否可以直接購買臺北捷運所使用的檢測車?或直接向國外購買第 2.1~2.6 節所述的檢測車?	經費問題。	同意合作研究單位的說明。

2、本章除依蒐集到的文獻說明國內外軌道檢測系統外，並請按工作項目 1「蒐集國內外軌道檢監測文獻及商業化產品，並分析其設備、方法及國內適用性」之要求，在本章最後新增 1 節，綜整分析國內外相關案例及產品的設備、方法及國內適用性，並最好整理成表格來顯示。	已新增一節說明之。	同意合作研究單位的處理。
3、在第二章的標題下，請加一段文字說明本章的主要內容，以利讀者掌握本章重點。後續各章亦請比照辦理。	已修正。	同意。
4、部分文句的語意不順，請再檢視修訂。	已修正。	同意。
(十三) 關於第三章，該章的標題為「研究方法與步驟」，內容除少部分說明本年度的系統精進方向外，大部分在說明既有系統的建置現況。一般研究報告是將「研究方法與步驟」撰寫在第一章緒論處，建議重新調整章節內容：將第三章中有關於本案之「研究方法與步驟」內容移至第一章，第三章的標題改為「系統建置現況與精進方向」，或更合適的標題。	一般科技部計畫或國際期刊論文或碩博士論文，第一章是緒論，第二章是相關研究，第三章則是研究方法與步驟，第四章是實驗結果，最後是結論。因此暫不更動。	同意合作研究單位的說明。
(十四) 關於第四章： 1、在「影像擷取設備精進」部分，建請研究團隊將試驗時所費心研究、調整平車上的攝影機拍攝角度等相關過程與結果，撰寫於報告中，最後綜整提出最適合的攝影機拍攝角度、燈光規格、燈光安裝高度與角度，作為後續臺鐵局其他工務段、分駐所安裝設備之參考。	新增圖 4-7、4-8，以及各一段文字說明安裝位置與過程。此部分細節，有許多做法，並非需要完全比照大甲團隊。	同意合作研究單位的說明。
2、在資料庫擴充部分，請說明去年資料庫中有多少影像資料，截至目前為止新增多少影像	已修正。	同意。

資料？其中，各類缺失構件影像、正常構件影像各有多少？建議以表格方式呈現結果。		
3、建議文中「上視」改成「軌道正向拍攝」，「側視」改成「軌道側向拍攝」。	正(側)向不若上(側)視來的淺顯易懂。	同意合作研究單位的說明。
4、P4-7，正樣本應是缺失構件影像，負樣本則為正常構件影像，建請以括弧說明方式表示。如：正樣本(缺失構件影像)、負樣本(正常構件影像)。	已修正。	同意。
十、本所港灣技術研究中心第三科(書面意見)		
(一) 報告中軌面缺失並沒有提及準確率為何？是否可由歷年的上視攝影畫面重新檢視軌面缺失情形，另2020/9/19 軌面拍攝反光情形是否會影響辨識結果？	表 4-5、圖 4-16 均有提及軌面缺失(Rail_break_x、Rail_break_xx)的準確率。至於 2020/9/19 軌面拍攝反光情形，尚不至於影響辨識結果，惟須進行測試。	同意合作研究單位的說明。
(二) 側向拍攝及隧道段拍攝建議可再增加，以檢核辨識及定位正確性。	遵照委員建議辦理。	同意。
(三) 由於軌道側面上部仍會受軌面陰影影響，故建議於報告中陳述研究對象範圍限制。	謝謝委員建議。在軌面下之凹槽則不在本研究範圍內，已增加於 1.6 節第一段最後一行。	同意。
(四) 簡報側向辨識 FN 實際損毀辨識正常有 1 個，建議釐清原因並加入缺失資料庫。	因為是 P 圖出來的缺失，推測是與訓練的圖片差異較大，所以未能辨識成功；後續會加入缺失資料庫。	同意合作研究單位的說明與處理。
(五) 如果臺鐵局臺中工務段再打造 1 臺平車，是否能增加檢測量能？	理論上可以節省一半時間。	同意合作研究單位的說明。
十一、本所陳天賜副所長		
(一) 本案報告中，雖準確率及檢出率結果理想，但因軌腹構件樣本數較少，未來實際使用時可能造成檢測效果不	持續蒐集缺失樣本與資料增強，以增進檢出率。	同意合作研究單位的處理。

好，後續將如何處理？		
(二) 本案為研究改善臺鐵局第一線軌道檢測人員所面臨之問題，期能持續精進以契合臺鐵局之需求。	遵照委員指示。	同意。
(三) 請臺鐵局持續協助本案後續軌道構件辨識增加樣本數，以建立資料庫，改善缺失構件定位、即時辨識等相關問題，以利達成年底上線檢測之目標。	已將伺服器安裝於臺鐵局大甲分駐所，開始上線測試。	同意合作研究單位的說明。
(四) 如廖慶隆委員提出先辨識確認 90% 正常之構件，剩餘 10% 再以人工確認之檢測方式，亦請研究團隊評估可行性及效果。	8/25 與臺鐵局討論，若採用廖委員建議方式，比較耗時費力，還要用肉眼辨識，就更增加人力負擔，故暫不考慮。	同意合作研究單位的說明。
(五) 臺鐵局上線開始使用後，資料庫之檢測照片、缺失樣本將可快速累積，未來本系統將越趨完善。	遵照委員指示。	同意。

附錄六

期末報告審查意見處理情形表

交通部運輸研究所合作研究計畫(具委託性質)

期末報告審查意見處理情形表

計畫名稱：軌道扣件缺失人工智慧辨識現地測試及精進研究

合作研究單位：大同大學

參與審查人員及其 所提之意見	合作研究單位 處理情形	本所計畫承辦單位 審查意見
一、洪士林委員		
(一)p.1-10，工作項目 9：「即時構件缺失辨識系統、手機查詢缺失及定位系統之現場實務應用」是否完成？請確認。	缺失構件定位系統的精進與即時辨識系統分別撰寫於 4.6 節與 4.7 節，並新增 4.8 節說明手機查詢缺失構件與定位搜尋功能。	同意合作研究單位的說明與處理。
(二)p.3-24，YOLOv4 的開發者英文姓名打錯，請更正。	已依委員指示修正。	同意。
(三)p.3-37 表 3-3 及 p.4-41 表 4-25 之解析度與內容不一致，請確認。	已依委員指示修正，將表 3-3 的解析度修正為 416×416 與 320×320。	同意。
(四) 側視訓練案例，表 4-4 與表 4-6 中之數量不一致，是否有誤？請確認。	表 4-4 是側視資料，而表 4-6 是上視資料，本即不同，請委員諒察。	同意合作研究單位的說明。
(五) p.4-12 之描述「只將有缺失的構件進行訓練，…」是否有將正常構件納入訓練？請確認修訂。	依委員意見修正 p.4-12，實際狀況有將正常構件納入訓練。	同意合作研究單位的說明與處理。
(六) 關於不同模型間的比較，請儘可能說明不同 ML 模型之間之差異(非結果論)。	4.3 節第 1 段最後增加 SSD 的優缺點說明。	同意合作研究單位的說明與處理。
(七)建議以 lifelong ML 方式增加系統穩定度。	本計畫提出的 AI 實務巡查作業程序(4.9 節)即朝委員建議方向，持續 lifelong 修正模型，增加系統穩定度。	同意合作研究單位的說明。
(八)再檢討如何降低 FN(漏放)率，以達瑕疵檢測之目的。	本計畫提出的 AI 實務巡查作業程序(4.9 節)第 3 點，已提出以人力檢視錄影檔，找出 FN，資料增強後，再依類別新增至構件資料集重新訓練，據以降低 FN(漏放)率，以達瑕疵檢測之目的。	同意合作研究單位的說明。

二、廖國偉委員		
(一)AI 分析主要有 3 個部分：①訓練、②AI v.s.人工、③現地，建議將(1)各部分的照片來源清楚說明，(2)請說明第②部分及第③部分，為何一個使用檢出率，一個使用準確率來評估系統的表現？(3)請明確定義「準確率」，(4)第 ④ 部分的「準確率」是如何計算出來的？	(1)4.2 節的標題是「缺失辨識準則與資料庫建立」，表 4-2，表 4-4 即清楚說明資料來源，4.3 節「AI 檢測模型訓練」p4-17 第一段也已說明用表 4-2 訓練，p4-20 最後一段也已說明用表 4-4 與表 4-11 訓練。 (2)②是 AI v.s. 人工，已經有 Ground Truth，所以可以用檢出率 $TP/(TP+FN)$ ，③因為是現地測試，沒有 Ground Truth，FN 無法得知，所以只能算精確率。 (3)準確率是按照表 4-5 的 Accuracy 計算而得。 (4)公式參見表 4-5，原「準確率」為誤植，已更新為「精確率」。	同意合作研究單位的說明與處理。
(二)p.4-21，表 4-11，建議補充說明正常與缺陷的項目。	表 4-11 原本即有 x/xx 代表缺失構件，另補充「正常」於正常構件處。	同意合作研究單位的說明與處理。
(三)表 4-8、表 4-9，內文似未引用。	p.4-18 在 4.3.2 節一開始原本即有引用，請委員諒察。	同意合作研究單位的說明。
(四)p.3-19，誤差 2~3 km 為可接受的？	因用語不適合，導致誤解，已修正。	同意合作研究單位的處理。
(五)p.4-12，只有將缺失項目納入訓練？請釐清。	實際狀況有將正常構件納入訓練，已依委員意見修正 p.4-12。	同意合作研究單位的說明與處理。
三、鍾志成委員		
(一)為利未來大量蒐集資料，建議可將攝影機/LED 燈/電瓶等各式設備予以整合為單一模組化設備，同時設計便於平車裝卸。	運研所已先指示本計畫進行模組化設計，參見 4.11 節圖 4.39。	同意合作研究單位的說明。
(二)目前模式皆奠基於相同角度之照片，未來大規模採樣時，可考慮先訂立容許的拍照角度範圍，據此蒐集不同	謝謝委員建議，未來將納入考量，蒐集不同角度樣本。	同意。

角度樣本後再建模，藉此提高模式應用的相容性。		
(三)5.2 節提到未來將徵求工讀生協助標記，建議事前先進行教育訓練，以確保工讀生有能力將異常圖片全數標記，因為軌道領域裡，較不允許「有異常卻未檢出」。	遵照委員建議，未來會先由學長姊為工讀生先進行教育訓練，以確保工讀生有能力將異常圖片全數標記。	同意合作研究單位的說明。
(四)承上，混淆矩陣中 FN 與 FP 雖然同屬 Error，但兩相權衡時，建議儘量讓 FN 降低，FP 略高仍可接受。	遵照委員指示，未來將對訓練模型進行多次訓練，如 k-fold，挑選 FN 最低者。	同意合作研究單位的說明。
(五)4.8 節的作業程序建議詳盡補充，例如第 1 點「以平車進行軌道構件攝影」，可進一步說明執行步驟與注意事項。又例如第 3-2 項用人力檢視錄影檔找出 FN 會耗費大量人力，是否適合長期執行？或者未來是否考慮放寬標準藉由增加假性缺失(FP)來降低全面檢視影片的負擔？	關於作業程序第 1 點「以平車進行軌道構件攝影」，已新增說明「設備安裝方式參見 4.1 節以及附錄一軌道構件缺失辨識系統外業作業方式操作介紹，而外業作業方式則由臺鐵局各工務段配合其實際作業方式執行。」 另關於第 3-2 項找出 FN，本研究建議在尚未普及於全線軌道時，確有此必要；待 FN 降至一定個數即可停止。此一建議已補充說明於文內。	同意合作研究單位的說明與處理。
(六)招標文件提及本案應提供手機查詢缺失影像及定位搜尋系統，相信研究團隊也已實作相關功能，但報告書中似乎僅在 P.3-43 提及手機查詢系統，建議多補充一些手機查詢功能之畫面截圖，利於履約驗收的認定。	新增 4.8 節說明手機查詢缺失構件與定位搜尋功能。相關操作介面參照圖 4.36。	同意合作研究單位的說明與處理。
(七)同樣地，招標文件提及辦理系統轉移教育訓練時，須說明「內業及外業作業方式」，建議也應於報告書適當處補充之。	補充於 4.9 節「AI 作業程序運作情形」，與新增 4.10 節說明外業及內業運作方式。	同意合作研究單位的說明與處理。
(八)表 4-26 之設備未來若是由臺灣鐵路管理局或第三方單位採購，建議應列出更詳細的客觀規格要求，否則單	3.1.6 節原即有規範辨識環境所需之軟硬體規格，請委員諒察。未來進行採購，價格亦會隨時間改變，因	同意合作研究單位的說明。

就「高階伺服器」等描述無法進行採購，同時可能買到未達規格之產品。	此 3.1.6 節之規格為最低標準。	
四、朱我帆委員		
(一)報告 p.3-16 圖 3.14 (b)的照片與主題重點無關，請抽換。	遵照委員意見修正。	同意合作研究單位的處理。
(二)請增加網頁或 APP 之輔助使用說明。	已增加網頁與 APP 之輔助使用說明，於附錄二「軌道構件缺失辨識系統網站使用手冊」與附錄三「軌道構件缺失辨識系統手機 APP 介面手冊」。	同意合作研究單位的處理。
(三)請增加測試路段日期、時間、里程之彙整總表及成果。	增加「110 年度軌道構件缺失巡檢實測資料彙整表」於附錄十。此外，在雲端網站都有紀錄每一影片之路段、日期、時間、與里程。	同意合作研究單位的說明與處理。
(四)p.4-32，p.4-33 表 4-20、4-21 數字➡之意義？另 4、5、6 類別為何？請說明。	已在內文 p.4-31~33 增加說明，解釋表 4-20、表 4-21 之意義。	同意合作研究單位的說明與處理。
(五)p.4-34 表 4-22 準確率空白？0 %？請說明。	因尚無軌側缺失構件，故將精確率改為每公里 FP 個數(FPpkm)，以切實際。	同意合作研究單位的處理。
(六)網頁介面改善：請增加刪除影片及影片分類功能，提高檔管效率。	將與大甲分駐所團隊詢問所需精進之介面功能，以切實用。	同意合作研究單位的說明。
(七)因側向負樣本無法大量提供，如何能增加缺失構件辨識率？	建議在側線製作接近真實之缺失樣本，或者以 P 圖複製真實缺失構件。	同意合作研究單位的說明。
(八)8 月 13 日測試三義隧道定位誤差大，請說明改善方式。	p.4-40 已說明將增加車速線(Odometer)或者以臺鐵圖資進行軟體修正。	同意合作研究單位的說明。
(九)今年執行區段為大甲約 340 km、苗栗 104 km、彰化 160 km，仍有拍攝、定位、辨識之問題，仍需研究團隊持續合作精進。	未來將朝模組化設計，以解決拍攝問題；定位將換更佳之 IMU 產品；辨識則繼續蒐集更多之樣本努力。	同意合作研究單位的說明。
五、陳信雄委員		
(一)p.1-3 第 3 段，如績效指標為扣件辨識率、扣件缺失檢出	遵照委員建議，增加第一期計畫所缺少之 mAP。	同意合作研究單位的處理。

率、類別平均精確率 3 者，建議針對第一期與第二期均應敘明此 3 項績效值。		
(二)p.1-5 第 1 段，考量影像識別只能辨識軌道扣件外觀是否正常，因此建議將「…提供以 AI 方式來達到全自動辨識鐵路軌道扣件是否牢固」調整為「…提供以 AI 方式來達到全自動辨識鐵路軌道扣件外觀是否正常」。	遵照委員建議修正。	同意。
(三)p.2-11，建議將「台灣北捷」修訂為「臺北大眾捷運股份有限公司」。	遵照委員建議修正。	同意。
(四)p.2-18 表 2-1，建議將「取像速度」修改為「檢測運行速度」。	遵照委員建議修正。	同意。
(五)p.2-19 第 1 段，商用化系統常搭配部分客製且標準化及可靠度較高，而本研究仍屬持續研發改良中之未商用化系統，二者實不宜如此比較，建議重新調整此段內容，可多著墨於此計畫創新之處。	本計畫將朝模組化及商品化發展，也依委員建議增加創新性之說明於 p.2-19。	同意合作研究單位的說明與處理。
(六)p.3-6 與 p.4-41，所謂「即時模式」，辨識結果回應時間大概需要幾秒？建議於成果說明中能敘述。	p.4-41，4.7 節第一段第一行原即已說明，須達 35fps，也就是 $1/35=0.028$ 秒。	同意合作研究單位的說明。
(七)p.3-41 圖 3.30，建議可使用實際照片或設計圖。	圖 3.30 是未來產品化的可行方式之一，也是一種設計方式，請委員諒察。	同意合作研究單位的說明。
(八)p.4-32 第 1 段，此段落敘及會將這些誤判照片加入當成背景訓練來降低整體誤判率，建議說明訓練後之績效表現為何？	本計畫採用 AI 模型訓練，本即是滾動式修正，藉由誤判照片的重新訓練模型修正錯誤，降低整體誤判率，意即績效表現會較佳。	同意合作研究單位的說明。
(九)鋼軌裂縫之產生，初期經常是肉眼難以察覺，因此多仰賴超音波探傷技術，建議本研究可更清楚定義所要辨識之軌面「裂縫」為「可視裂縫」。	遵照委員建議，已於 p.1-5 第一段，說明以 AI 方式來達到全自動辨識鐵路軌道構件外觀是否正常。	同意合作研究單位的說明。
(十)鐵路具有線性特徵，近代技	遵照委員建議，已於 p.4-40	同意合作研究單位

術以 GPS+IMU+Odometer 為主流，相關文獻甚多，建議未來研究可針對此部分去回顧探討，找出最適合的技術方案，期望能提升缺失構件定位之精確性，減少人工查找之作業負擔。	說明將以 GPS+IMU，再結合車速線(Odometer)，以達到更佳之定位精確性。	的說明。
(十一) 考量各項檢測元件需精準安裝，建議未來商用化時可考慮發展專用設備安裝框架及檢測車輛。	已於 4.11 節說明未來商用化可用之模組，與可用之檢測守車。	同意合作研究單位的說明。
六、鄭德發委員		
(一) 本人期中報告所提意見，已見修正。	謝謝委員。	無。
(二) 針對 Yolo v4 之 Recall rate 下降，是否可研究其他方法克服？	將採 k-fold 訓練方式，以改善此現象。	同意合作研究單位的處理。
(三) 上視 AI 辨識準確率中誤判比尚高，請思考提升方案。	將誤判之 FP，持續加入訓練集再訓練，應可提升精確率。	同意合作研究單位的處理。
七、郭振銘委員		
(一) 技術移轉時，請留意使用單位有能力回饋 AI 學習數據。	大甲團隊已有種子學員，熟悉本系統之操作，另外本計畫亦將持續優化 AI 程序。	同意合作研究單位的說明。
(二) 建議後續結合工業團隊，使系統具有工業水準之商品。	謝謝委員建議。	同意。
(三) 宜增加人工實測與 AI 檢測之時間、檢出結果之比較。	檢出結果請參照表 4-16 與表 4-17。至於時間，明顯是 AI 檢測優於人工實測。	同意合作研究單位的說明。
(四) 後續研究可比較車速與準確率之關係。	謝謝委員建議。	同意。
八、本所港灣技術研究中心蔡立宏主任		
(一) 本計畫目標希望能移轉給臺灣鐵路管理局且實際操作。	遵照委員指示努力。	同意。
九、本所港灣技術研究中心		
(一) p.1-8，1.4 節研究流程，請將	遵照委員指示修正。	同意。

本計畫「預計」、「將」等字眼刪除。		
(二)目前隧道段定位似乎未臻理想，建議後續可評估於隧道內安裝 Waze 信標的可行性。	謝謝委員建議。	同意。
(三)p.3-20，圖 3.16 隧道內定位演算法，建議計算公式可以改為積分方式表示，較為合理。	此演算法不須 IMU，隧道內也無 GPS 定位資訊，若車速為定速，即可不須積分，已補充說明於圖 3.16。	同意合作研究單位的說明與處理。
(四)建議報告 3.2 節研究步驟、3.3 節預期成果及 3.4 節可能遭遇之困難及解決方案能改寫或刪除，因為似乎是服務建議書的撰寫方式，而非成果報告的方式。	遵照委員建議，刪除 3.3 節與 3.4 節，但保留 3.2 節，因為研究步驟是執行計畫順序的依據。	同意合作研究單位的說明與處理。
(五)Precision rate 在報告中有準確率及精確率兩種名稱，請予以統一。	表 4-5 有定義「準確率」與「精確率」，並已將混用之處更正。	同意。
(六)建議針對本研究拍攝的解析度推算本系統所能辨識的裂縫寬度，以利瞭解本系統的適用範圍。	已補充說明於 p.4-12 第 1 段最後 3 行。	同意。
(七)後續的精進建議依臺灣鐵路管理局實務執行情形，持續精進系統的辨識精度、功能與標準操作程序。	遵照委員指示，修正 5.2 節第 3 點。	同意。
(八)第五章名稱建議依本所格式改為「結論與建議」，並於章節前增加論述臺灣鐵路管理局之軌道構件檢測問題及本計畫之研究目的，再依結論、建議、研究成果效益及提供應用情形分別撰寫。結論部分，請避免以交代計畫工作項目完成情形撰寫，而是應該以計畫主要達成成果來撰寫，建議部分，則以計畫執行過程及後續研究方向提出相關建議。	已遵照委員建議修正。	同意。
(九)定稿報告請補充期中及期末報告審查意見回應處理情形表。	遵照辦理。	同意。

(十)p.4-8，建議於第 1 段內說明第三版於 110 年 7 月 4 日進行拍攝（如同前 2 版的文章敘述）。另關於第 4 行指出：「損失 1 燈具，未來將採購較小的 LED 投射燈」，實際上後續已改安裝 2 臺較小的 LED 投射燈，建請補充說明已更換燈具，且安裝後拍攝結果良好。	已遵照修正於 p.4-8。	同意合作研究單位的處理。
(十一) 請問報告 p.4-25 最後 1 段：「其中定位資訊以紅字標記者為與人工標記吻合，其他未吻合者，推論是本系統有漏幀現象，未來將加強系統處理速度，以較完整覆蓋即可每幀都處理。」其中「其他未吻合者，推論是本系統有漏幀現象」之意思為何？是系統抓不到定位值嗎？為何加強系統處理速度後，就可以處理到？	因 GoPro 錄影速度為 60fps，連續兩幀重複甚多，因而設定跳幀參數。「其他未吻合者，推論是本系統有漏幀現象」，這是因為車速提高，而跳幀參數未調整，略過(跳幀)太多幀數；未來將把跳幀參數調為 1，拍 1 跳 1，甚或不跳，就有較完整覆蓋，不致漏幀。已補充說明於 p.4-25。	同意合作研究單位的說明與處理。
(十二) p.4-26 圖 4.19，清水至臺中港的缺失扣件偵測得到 6 個，但照片只有 5 張，其中第 5 張照片中有 2 個缺失扣件，請再標示清楚。	遵照修正。	同意。
(十三) p.4-31 表 4-19 第 1 欄的路段影像名稱，其中第 8 行與第 10 行均是「后里-三義正線左軌 1」，第 9 行與第 11 行均是「后里-三義正線左軌 2」？是否應改為不同的名稱？	已修正表 4-19 與表 4-20。	同意合作研究單位的處理。
(十四) p.4-31 表 4-19 與 p.4-32 表 4-20 的內容不一致，在表 4-19 中的實際缺失有 70 個，而在表 4-20 中的實際缺失只有 69 個，建請統一。	已修正表 4-19 與表 4-20。	同意合作研究單位的處理。
(十五) 請問 PK 與實測的上視辨識是採用 YOLOv4-tiny 模型嗎？為何 4.4.1 節與 4.5.1 節的標題均為	因為上視辨識的模型以 YOLOv4 為佳，而側視辨識的模型以 YOLOv4-tiny 為佳，故而有此差異。	同意合作研究單位的說明。

「YOLOv4 上視辨識」？		
(十六) 在 4.5 節構件巡檢實測，研究團隊除進行三義至后里路段外，尚有進行大甲至大山的巡檢實測，請將該路段的實測辨識結果亦納入報告。	4.5.1 節第 1 段，新增大甲至大山的實地測試結果，以文字說明，精確率約為 80%。	同意合作研究單位的處理。
(十七) 請問 4.5.1 節實測上視辨識結果，應辨識的缺失除扣件缺失外，尚有道釘與軌面缺失，請補充辨識結果為何？	三義后里段並未發現有道釘與軌面缺失，推測可能是新山線，都是水泥枕木，無道釘。	同意合作研究單位的說明。
(十八) 關於 4.5 節構件巡檢實測的辨識結果，請提出缺失檢出率(recall rate)、辨識精確率(Precision rate)等評估指標。	4.5 節構件實測的影片，依據表 4-5，並未有 Ground Truth，因此無法計算 Recall rate，但是 Precision 可以算出，已列在表 4-19，但是表 4-20、表 4-22，則因為 FP 過多或無 TP，因此提供 Precision 其值過低或為 0，已無意義，故而改為提供 FPpkm，每公里誤判數較為有參考價值。	同意合作研究單位的說明。
(十九) 側向拍攝及正向拍攝辨識盲點(區)及限制，建議補充。	已補充無盲區之說明於 p.4-8 第 1 段。	同意合作研究單位的處理。
(二十) 目前人工與 AI 進行 PK，將鋁膠帶、黑膠帶及奇異筆製造之缺失照片納入缺失資料庫，與真實軌側裂縫辨識差異多少？如此缺失辨識資料庫是否足以實務應用？	因為無法在正常軌道進行缺失構件製作，但是又必須在正線上 PK，因此採用此方式，盡量製作成與真實軌側裂縫差不多，未來會朝側線製作正樣本與人工 P 圖並行。	同意合作研究單位的說明。
(二十一) p.4-17 開始表 4-6~表 4-9、表 4-12 之訓練類別建議以中文顯示。	遵照修正。	同意。
(二十二) p.4-20 表 4-10，Yolov4-tiny 速度快 7 倍，SSD300 較 SSD512 快 2 倍且 recall rate 更高，比較僅敘述優點，建議優缺點均分析。	p.4-18 增加最後 1 段文字，比較 YOLO 與 SSD 質性的分析。	同意合作研究單位的說明與處理。
(二十三) p.4-21 表 4-12，焊接	焊接處 FN=12，並非實際	同意合作研究單位

處實際損毀但辨識正常 FN=12，焊接處辨識建議再研析。	毀損，而僅是焊接處，增加此類別，可供未來維修之用，請委員諒察。	的說明。
(二十四) p.4-25，第3列發現有部分樣本標記錯誤，日後如何避免發生？漏幀現象如何？建議補充說明。	標記錯誤是人員異動，交接未明確定義，日後交接會列出清單，一一確認。漏幀現象也是人員異動，設定跳過幀數參數過多所致，已修正參數，不致漏幀。	同意合作研究單位的說明。
(二十五) p.4-31 表 4-19，準確率為 50 %情形建議說明，P.4-32 將誤判照片(圖 4.22 誤判圖)加入背景訓練的結果？補充說明。	表 4-19 的準確率已將算式寫在最後一欄；p.4-32 的表 4-20 則是重新訓練的結果，已補充說明於 p.4-31 與 p.4-32。	同意合作研究單位的說明與處理。
(二十六) p.4-43，FPS=200，2 台 Logitech 攝影機？建議補充說明。	FPS=200 為誤植，其餘已補充修正於 p.4-43。	同意合作研究單位的說明與處理。
(二十七) p.4-46，60 fps/30 km 意義？建議補充說明。	已修訂該段文句。	同意合作研究單位的處理。
(二十八) 文字修訂建議：		
1. 摘要中的類別平均精確率、平均精確率是否均是 mAP？請統一中文用語。	均是 mAP，已遵照修正。	同意。
2. 建請將圖表目錄中的上標刪除。	遵照修正。	同意。
3. 第一章內文有標點符號外溢的問題，建請修改編排版設定，勿讓標點符號溢出於欄外空白處。	遵照修正。	同意。
4. 報告中，臺鐵、臺中、臺東等名稱請勿用簡體字「台」。	遵照修正。	同意。
5. p.1-3，第2段列出引用本案 108~109 年的前期計畫，但參考文獻的文獻 8 與 9 卻列示發表之期刊論文，非報告書，請修正。	遵照修正。	同意。
6. p.1-3，最後1段「在參與過程中本研究團隊已累積相當多之實務經驗，且由原本的研究人員繼續進行，相信對於本研究計畫之推動將會相當之順利。」此為服務	遵照修正。	同意。

計畫書用語，請刪除此句。		
7. p.1-5，最後1段「依招標計畫書所載之內容」之文字請予刪除。	遵照修正。	同意。
8. p.1-8，第1段「第五章將呈現本研究目前的成果與未來之工作內容」，請改為「第五章將呈現本研究目前的成果。」	遵照修正。	同意。
9. p.1-10，表 1-1 指出：(*：預定進度，+：代表實際進度)，請修訂該表格內容。	遵照修正。	同意。
10.p.4-10，第1段中的扣件請改成構件。	遵照修正。	同意。
11.圖 4-14 請放在內文論及該圖之後。	遵照修正。	同意。

附錄七
期末報告簡報資料



軌道扣件缺失人工智慧辨識 現地測試及精進研究 期末報告



報告人: 謝禎罔 教授
列席: 黃維信 教授、謝尚琳 教授
大同大學資工系、媒設系

Nov. 15, 2021

簡報大綱

- 研究目的
- 按計畫工作項目報告
- 結論

國內現況(一)

- 為解決巡查人力不足的問題，臺鐵也引進軌道檢測車，由美國Plasser American Corp.公司出產的**EM-80軌道檢測車**
- EM-80必須負責環繞全台，每個工務段一季只能檢測一次，且該檢測車自1980年開始使用至今，也已超過當時設定的使用年限。
- 鑫通所生產的新式軌道檢查車，其軌道幾何量測系統係採用美國ENSCO公司的慣性檢測技術，該慣性檢測技術是基於慣性原理，使用光纖陀螺儀、加速度計及**非接觸式雷射照相感測器**，對軌道幾何中的軌距、高低、方向、水平、平面性**參數進行量測**，並非採用X光掃描檢測器材。



國內現況(二)

- EM-80軌道**檢測車巡檢頻率較低**的問題。
- 臺鐵局也嘗試使用工程維修車以協助巡檢作業
- 利用車頭前的**探照燈**提供巡查時必要之**光線**。
- **巡查人員**則站在前方的平台（如圖2- 3所示）中以**目視**方式進行檢測。



研究目的

- 傳統鐵路軌道扣件巡檢方式係採用人工，以目視方式進行巡檢，而人工目視巡檢受限於巡檢車速及視察角度等問題，至今並無法有效快速進行。
- 配合交通部鐵路工程局鐵道巡檢工作自動化之需求，利用人工智慧 (Artificial Intelligence, AI) 方式進行影像擷取及分析，檢測鐵路軌道扣件是否脫落，建立一套扣件影像巡檢系統。
- 影像擷取的部份，規劃利用照相機或攝影機搭配AI深度學習方法，作為鐵路軌道扣件自動判釋分析之用途，替代目前人工巡檢工作，達到鐵路軌道扣件影像辨識檢測的目的。
- 前二期計畫偵側上視攝影之軌道構件，本期則擴及側視攝影軌腹，與現地測試。
- 2021年1月9日聯合報報導[6]，寒流連日影響，臺鐵多起鋼軌發現裂縫，鋼軌斷裂事件頻傳，軌側扣件列為重要檢測項目之一。



前期計畫研究成果

- 本研究團隊參與執行第一期計畫、第二期計畫
- 透過收集之軌道扣件資料，進行影像標記處理
 - 影像擷取採用運動型攝影機GoPro進行拍攝，共錄製超過70公里軌道扣件影像
- 第一期以YOLOv3驗證，扣件辨識率82.5%，扣件缺失檢出率74.5%，雖可達到鐵路軌道扣件影像辨識檢測的目的，但是仍然有進步的空間。
- 第二期計畫採用YOLOv4/SSD，訓練方式改用缺失扣件資料，扣件缺失檢出率 (Recall rate) 提升至87%，類別平均準確率 (mAP) 提升為94.8%，辨識系統速度更高達55張/秒 (在伺服器電腦或高效能筆電上執行)。SSD經過調校後，也跟YOLO v4不相上下。為方便軌道巡檢人員尋找構件，另開發雲端儲存、辨識、與查詢等功能，可在Google Maps上顯示百公尺樁，容易定位缺失構件，便於進行維修。

計畫成果

軌道扣件巡檢1.0 - 甘苦



軌道扣件巡檢2.0 - 上線



軌道扣件巡檢3.0 - 精進



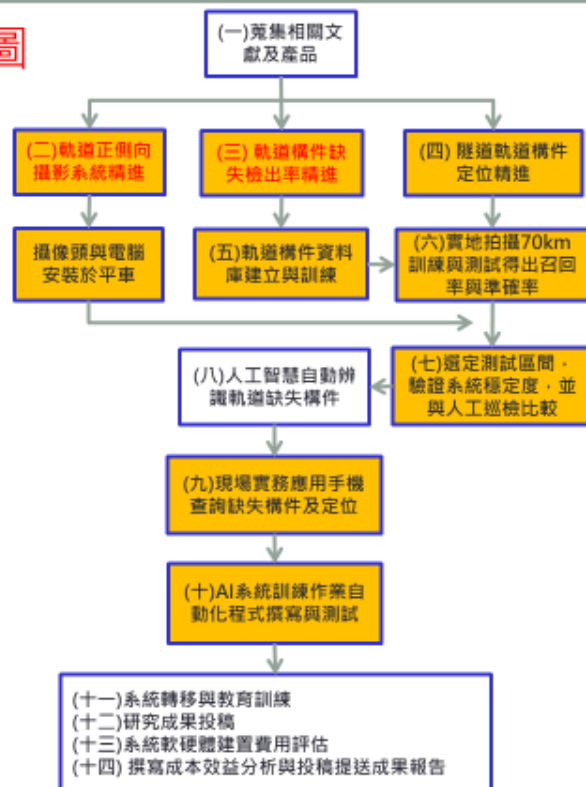
本期成果

- Upgrade即時辨識系統+雲端辨識伺服器+手機巡檢APP
- 實驗場域
 - 海線:大甲~大肚(67.5km*2)
 - 山線:三義~后里(13.5km*2)
- 總錄影片超過百部，每部約1~2小時
- 構件資料庫
 - 上視攝影10類構件檢測 + 側視攝影6類構件檢測
 - 3800張上視缺失構件 + 539 張側視缺失構件 + 相當之正常照片
- 訓練結果
 - 上視: YOLOv4 mAP 94.47% @ 20fps · Yolov4-tiny mAP 91.66% @ 150 fps
 - 側視: SSD512 mAP 99.98% @ 22fps · Yolov4-tiny mAP 99.16% @ 150 fps
- PK
 - 上視 (13缺失構件) · 人工徒步: YOLOv4 = 15 : 14
 - 側視(9缺失構件) · 人工徒步: YOLOv4 = 5 : 8
- 現地測試 ·
 - 上視AI辨識準確率: 83.3%
 - 側視AI辨識準確率: 8.64 FP (個 / km)

甘特圖

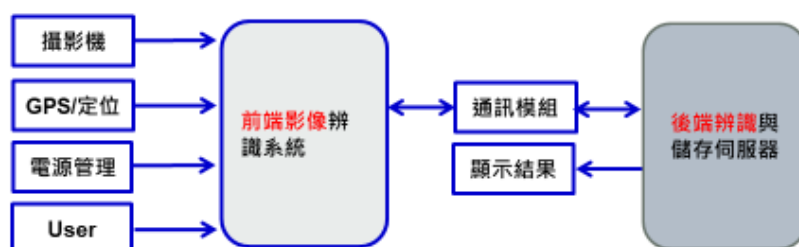
工作項目	第1月	第2月	第3月	第4月	第5月	第6月	第7月	第8月	第9月	第10月
1.蒐集國內外相關案例及產品，分析其設備、方法及國內適用性。	***									
2.構建軌道構件攝影及照明設備等影像擷取系統，包括正向與側向攝影。	***	***	***							
3.軌道構件(扣件、軌面及軌腹)缺失辨識系統辨識準確度構建。		***	***	***						
4.軌道隧道段構件(扣件、軌面及軌腹)缺失定位方式構建。			***	***	***					
5.建立軌道構件(扣件、軌面及軌腹)缺失之辨識準則，資料庫之建立與訓練。			***	***	***	***				
6.實地拍攝至少70公里，提出軌道構件辨識召回率及準確率。				***	***	***	***			
7.擇一軌道段測試穩定度及準確率變化情形，亦擇一軌道段進行人工巡檢與人工智慧辨識缺失進行比較。				***	***	***				
8.利用人工智慧模型，驗證辨識軌道構件缺失。						***	***	***		
9.即時構件缺失辨識系統、手機查詢缺失及定位系統之現場實際應用。								***	***	
10.AI作業程序自動化，便利影像拍攝後之資料庫更新及辨識準確率構建。						***	***	***		
11.辦理系統轉移教育訓練與系統運作期間之維護及諮詢。								***	***	***
12.研究/計畫成果投稿運輸季刊、國內外期刊、或學術研討會						***	***			
13.計畫驗收時，須提供本軟體 / 系統平台等資訊軟體設備建置或增修開發費用									***	
14.填寫(GRB)研究計畫合適量化或質化績效指標，說明本計畫主要研究成果及重大突破，期中、 期末審查					***					***
預定進度累計百分比(%)	6	12	24	40	52	65	75	85	90	100

本研究流程圖



構件巡檢系統架構

1. 高速影像攝影機，1080P/30fps取像(0.28m/f)，具Wi-Fi連線功能，具Python-API遠端控制接口，抗震、防水、夜錄
2. 採用高速影像攝影機，透過有線界面將欲判定的影像送至前端影像辨識系統。
3. 前端車載電腦，需搭配NVIDIA 2080以上加速卡
4. 後端影像辨識深度學習伺服器，具有足夠的效能以在最短時間內辨識完影片，並將資料統整分類。



本年度計畫研究範圍

- 因應臺鐵局實務巡檢辨識需要，以重要性較高之軌道扣件為研究範圍，包括
 - e-Clip、版式軌道e-Clip、道釘、及魚尾銼。
 - 軌面缺失有兩項：鋼軌裂縫及踏面不整。
 - 軌腹缺失，則包括側面裂縫、魚尾銼缺失(如螺栓鬆脫等)
- 本研究主題與重點之辨識對象由軌道「扣件」改為軌道「構件」
 - 扣件、軌面及軌腹。
- 研究項目如圖1.3所示，主要為建立軌道構件缺失之辨識準則，進行正向及側向軌道構件影像擷取及分類，再以人工智慧模型訓練辨識軌道構件缺失。
- 依本計畫之研究主題與重點所提，測試路段為臺鐵局臺中工務段轄管範圍內選定一鐵路軌道區(含隧道段、版式軌道段)進行軌道構件檢測系統之實地應用及驗證(里程至少70公里)，提出軌道缺失構件準確率(Precision rate)與召回率(Recall rate)並驗證。

(1)蒐集相關文獻及產品

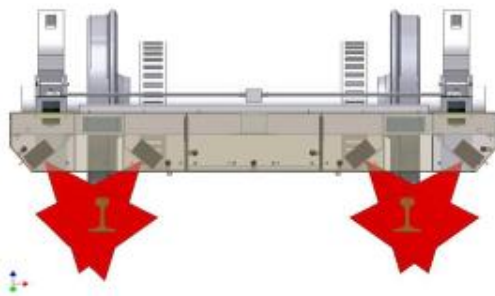
文獻	載具	辨識項目	取像方式	取像速度	辨識引擎	準確率	辨識速度
瑞士CSEM	列車	5大類共20種	HR Cam	160km/h	AI/GAN	NA	Real time
美國ENSCO	卡車	5大類每類3-5種	Cam	NA	傳統	93%	NA
加拿大LRAIL	車頭	9大類	Laser	180km/h	NA	NA	Real time
德國bvSys	列車	5大類	Line Scan	NA	NA	High	Real time
台灣北捷	列車	扣件	Line Scan	<30km/h	傳統	NA	Real time
Our*	平車	2大類共16種	Sports Cam	30km/h	AI/Yolov4	>83%	Real time

相關研究文獻

- 印度有世界上最大的鐵道網絡，Ladola et al.[11] 設計用於鐵路軌道故障自動檢測的一些組件，如紅外線傳感器，用於檢測**裂縫檢測**，**故障定位利用GPS**，此位置將使用GSM簡訊發送，運行系統採用Arduino。
- Karakose et al. [13] 基於計算機視覺的監測方法，進行**不良軌道偵測**，把相機放在火車頂部，拍攝和火車相鄰的軌道圖像。由產生的鐵路之間距離判斷是否有故障。
- 劉鈺韋[15]設計高速影像擷取系統，自動改變「線掃描攝影機」(Linescan Camera)的取樣率，**枕木定位系統**則可以將偵測到的枕木位置傳送給電腦終端機，以便工程人員查修。
- 陳南鳴等人[16]提出軌道運輸系統的監控技術，並規劃研究「軌道扣件影像即時辨識系統」的研究。系統利用**鋼軌與枕木對扣件的相對位置做為扣件區域定位**的依據。由於需要對整張影像做鋼軌偵測，因此所需運算時間較長，演算法較複雜。
- Fernando et al.[17]於2011提出以電腦視覺加攝影鏡頭於**道叉處檢驗軌道缺失**，並整理1998-2009年間最常見造成脫軌的原因，使用機器視覺進行檢查的道岔部件/缺陷。
- Chen et al. [18]提出了一種基於視覺的扣件缺陷檢測方法，將深度卷積神經網路應用於電氣化鐵路扣件缺陷的自動檢測；**串聯三個 dcnn** 基於檢測階段的粗細方式，通過對 Wuhan-Guangzhou 高速鐵路接觸網支撐裝置缺陷檢測的大量實驗和比較，具有良好的自我調整性和強健性，對於運營安全和降低運營成本具有重要意義。

相關產品-軌側攝影

- 採用專利線掃描成像方法，從檢測車輛上收集和記錄連續的高解析度軌道表面圖像。該系統允許高解析度的檢查條件下的鐵路表面，包括滾動接觸疲勞、剝落、蹲表面裂紋、發動機燒傷和斷軌。



(2) 軌側設備架設(v1)

1. 方形底板固定:



第一版:燈光由上而下



2. 方形鐵架固定:



軌側設備架設(v2)

第二版:燈光由軌道2側投射



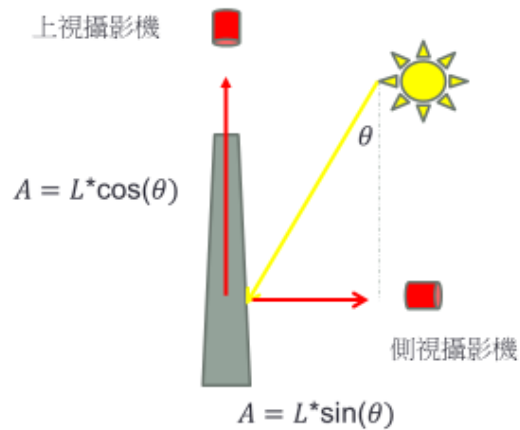
軌側設備架設(v3)

- 第三版:燈光由軌道上側投射・八字攝影
- 降低高度・另增加2盞投射燈・將暗的地方補亮。
- 因降低燈具高度・且燈具較大・導致與道碴撞擊・損失。



攝影品質改善方式

- 燈具
 - 較小的LED投射燈
 - 長條型的LED燈管
- 攝影機
 - Gopro的最近對焦距離基本在20cm左右，所以在使用的過程中儘量保持拍攝物體跟Gopro的最近距離 $\geq 20\text{cm}$ 以上。



左軌上視

2020/09/19



2021/06/05



2021/07/04



右軌上視

2020/09/19



2021/06/05



2021/07/04



右軌內側

2021/05/06



2021/05/22



2021/06/05



2021/07/04



右軌外側

2021/05/06



2021/05/22



2021/06/05



2021/07/04



左軌內側

2021/05/06



2021/05/22



2021/06/05



2021/07/04



左軌外側

2021/05/06



2021/05/22



2021/06/05

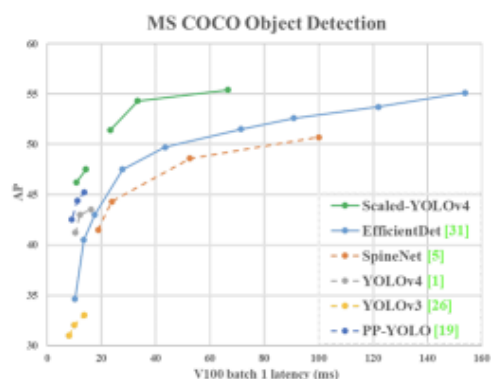


2021/07/04



(3) 軌道構件缺失檢出率精進

- 第一期計畫採用YOLOv3 [24]並沒有做革命性的創新，而是參考其他的論文對原來模型做優化，主要有兩項改良：
 - 使用 Resnet 網路 (Residual Network)
 - 使用 FPN 網路 (Feature Pyramid Networks)
- 第二期採用YOLOv4[28]，新特性有：
 - 包括 CBN (Cross-iteration Batch Normalization)和 PAN (PAN Aggregation Network)方法。
 - 跨階段-部分連接(CSP)，一個新的骨幹，以加強 CNN (卷積神經網路)
 - 自我對抗訓練：一種新的資料增強技術
- 本期計畫擬採用Scaled YOLOv4
 - Scaled-YOLOv4 is now **the best model** for object detection
 - PP-YOLO, arXiv:2007.12099v3 [cs.CV] 3 Aug 2020



缺失辨識系統精進(正向攝影)

		SSD512	SSD300	Yolov4	Yolov4-tiny
測試集1 (708張)	Recall rate	96%	96%	98%	98%
	Precision	93%	91%	97%	96%
	mAP	89%	88%	94.3%	93.4%
測試集2 (709張)	Recall rate	99.5%	99.7%	98%	98%
	Precision	98%	95%	98%	97%
	mAP	98%	95%	95.9%	95.1%
speed	fps/sec	22~24	45~47	20~22	150

PC: i7 筆電，配備1060

軌側缺失資料集(v2)

資料來源: 大甲7/4提供之資料，以及人為P圖之照片
測試集大多為真實之圖片

編號	類別	總數量	訓練數	測試數
0	焊接處斷軌 (rail_welding_xx)	52	35	17
1	魚尾板斷裂 (splice_bar_xx)	37	25	12
2	斷軌(rail_xx)	70	50	20
3	魚尾板螺栓脫落 (splice_bar_x)	85	60	25
total		244		

側視SSD300 VS YOLOv4-tiny (v2)

	Yolov4-tiny (thresh=0.4)	SSD300
mAP	100%	100%
Precision	100%	97.3%
Recall	99%	100%

(4) 隧道軌道構件定位精進

- 本研究前一期計畫提出「虛擬偵測圖」(VDC) 結合GPS，搭配Google Maps，可以提供維護鐵道工作人員一個有效定位缺失扣件的方式。
- 目前臺鐵內部已有**百公尺的里程樁號**，針對每一個里程樁號設定半徑20公尺（將來可視需求調整半徑值）的「**虛擬偵測圖**」。當工程維修車行經這些「虛擬偵測圖」時，即可判斷工程維修車所在的位置。
- 維修人員首先利用缺失扣件的GPS位置(x_f, y_f)找到最近的100米樁(x_h, y_h)，確認看到如圖的標竿時，也就是當維修車輛通過這些 VDC 時，可以確定維修車輛的GPS位置，然後軌道工人可以移動($x_f - x_h, y_f - y_h$)距離接近扣件。

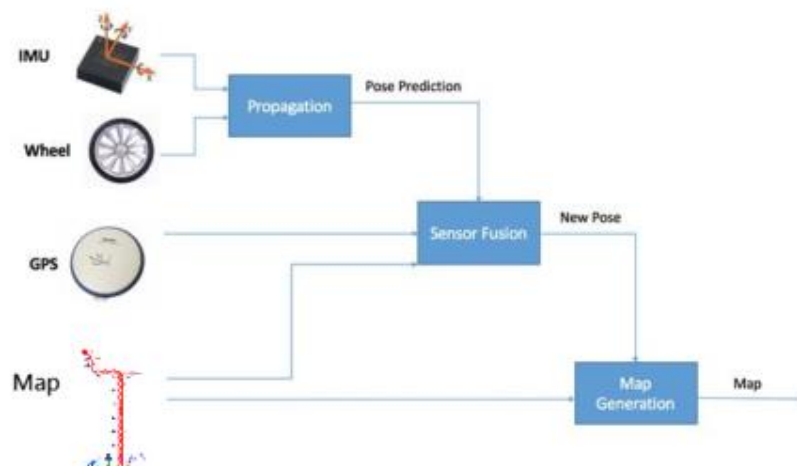


新烏日火車站附近之虛擬偵測圖

臺鐵軌道路網GPS圖資

● 隧道定位

- 隧道外GPS定位，隧道內結合IMU，搭配**臺鐵軌道路網圖資**，進行盲區導航，可更精確定位平車所在位置。



GPS 韌體更新-測試結果



2021/11/22

32

定位方式(GPS+IMU)

• 測試日期:6月30日 · 路段:侯硐-板橋

示德隧道(517m)



福住隧道(393m)



四瑞第一隧道(365m)

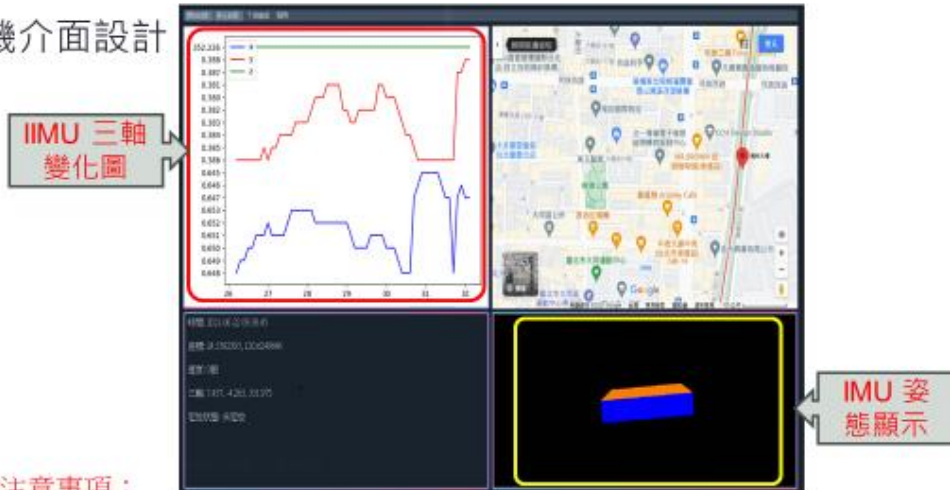


四瑞第二隧道(273m)



IMU與使用者人機介面(UI)設計

• UI 人機介面設計



GPS使用注意事項：

- *將GPS固定好後，才可插電
- *GPS內韌體設定最大角速度為125°/s使用過程須注意不可過度晃動
- *只要一開始方向正確向前，火車往回開時，GPS 就不需轉方向

兩次定位測試

1. 螺栓脫落的照片: 出現在大甲到大山
右軌內側GH022768.MP4 8分鐘之後

Location: 24° 26' 36" N 120° 39' 3" E



2. 大甲到大山 /右軌內側/影片：
GH022780

• 8:49左右發生道碴撞擊燈具



(5) 扣件資料庫之建立與訓練

- 各類缺失影像的數量如下：
- 上視攝影

類別	真實影像(張)	小計(張)
1)e扣夾輕微缺失	52	52
2)e扣夾嚴重缺失	276	276
3)道釘輕微缺失	37	37
4)道釘嚴重缺失	58	58
5)軌面輕微缺失	77	77
6)軌面嚴重缺失	226	226
7)版式軌道道釘輕微缺失	35	35
8)版式軌道道釘嚴重缺失	28	28
9) 其他缺失	17	17
10) 元件被遮蔽	611	611
11) 正常影像	2383	2383
合計		3800

建立扣件及軌面缺失之分類準則

#1樣本已依照要求對訓練與測試資料進行對應的尺寸縮放

#2本次資料樣本來源為前一期+本期+軌面+版式軌道

編號	扣件分類	圖片	說明
1	e扣件缺失X		位置偏離、未定位
2	e扣件缺失XX		遺失、斷裂
3	道釘缺失X		位置偏離、未定位
4	道釘缺失XX		遺失、斷裂
5	其他錯誤		軌道上其他異物、錯誤

編號	扣件分類	圖片	說明
6	元件被遮蔽X		扣件因線路、道碴、植物等原因遭到遮蔽
7	軌面缺失X		踏面損傷: 軌面中間凹陷、邊緣裂縫
8	軌面缺失XX		鋼軌裂縫
9	版式e扣件缺失X		扣夾位置偏離、未定位 螺栓鬆動
10	版式e扣件缺失XX		扣夾遺失、斷裂 螺栓遺失

側視辨識類別數量

編號類別	訓練數	測試數	總數量
1)鋼軌裂縫(Rail_xx)	50+3	20+3	70+6
2)焊接處裂縫 (Rail_welding_xx)	35	17	52
3)焊接處(Rail welding)	130+243	55	185+243
4)魚尾板裂縫 (Splice_bar_xx)	25	12	37
5)魚尾板螺栓脫落 (Splice_bar_x)	60+1	25+1	85+2
6)魚尾板(Splice_bar)	76+171	34	110+171
合計			539+422

軌側構件缺失種類

編號	構件分類	圖片	
1	鋼軌裂縫XX		
2	焊接處裂縫XX		
3	焊接處(Rail welding)		
4	魚尾鉸裂縫XX		
5	魚尾鉸螺栓脫落X		
6	魚尾板(Splice_bar)		

(6) 實地拍攝

- 實地拍攝至少70公里，提出軌道構件辨識召回率及準確率
- 大甲到大山: $43.4\text{km} * 2 > 70\text{km}$
- 三義到后里: $13.5\text{km} * 2 = 27\text{km}$
- 蒐集側視訓練資料集
- 蒐集上視測試資料集

資料庫之更新與訓練

- 檢視訓練資料集，更新錯誤
- 9/23-9/24，PK，台中港~清水，東西正線檢測
- 9/23-9/24，PK結果
 - 上視攝影，e扣件XX，檢出率61.5%，經重新檢視資料集，發現部份資料標籤錯誤。
 - 側視攝影，鋼軌缺失模擬檢出率5.3%，經加入奇異筆、鋁膠帶、黑膠帶等缺失樣本後，重新訓練。

Scaled YOLOv4上視辨識(重新整理之訓練結果)

e_Clip_x, ap = 71.88%	(TP = 9, FP = 2, FN = 5)
e_Clip_xx, ap = 97.24%	(TP = 68, FP = 4, FN = 3)
Railspike_x, ap = 97.37%	(TP = 36, FP = 0, FN = 2)
Railspike_xx, ap = 100.00%	(TP = 16, FP = 2, FN = 0)
Rail_x, ap = 98.58%	(TP = 25, FP = 1, FN = 1)
Rail_xx, ap = 92.04%	(TP = 25, FP = 4, FN = 3)
Slab_track_eclip_x, ap = 94.28%	(TP = 8, FP = 1, FN = 1)
Slab_track_eclip_xx, ap = 100.00%	(TP = 11, FP = 2, FN = 0)
Others_break, ap = 100.00%	(TP = 5, FP = 0, FN = 0)
e_Clip_is_covered, ap = 93.30%	(TP = 133, FP = 6, FN = 18)

Recall rate(TP/TP+FN):0.91
Precision(TP/TP+FP):0.94
mAP:94.47%

	辨識損毀	辨識正常
實際損毀	336(TP)	33(FN)
實際正常	22(FP)	X(TN)

YOLOv4-tiny上視辨識(重新整理之訓練結果)

eclips_x, ap = 58.38% (TP = 8, FP = 2, FN = 6)
 eclips_xx, ap = 96.32% (TP = 63, FP = 3, FN = 8)
 railspike_x, ap = 96.90% (TP = 35, FP = 1, FN = 3)
 railspike_xx, ap = 97.25% (TP = 16, FP = 3, FN = 0)
 rail_x, ap = 86.93% (TP = 24, FP = 6, FN = 2)
 rail_xx, ap = 99.63% (TP = 27, FP = 1, FN = 1)
 slab_track_eclip_x, ap = 87.65% (TP = 8, FP = 1, FN = 1)
 slab_track_eclip_xx, ap = 100.00% (TP = 11, FP = 2, FN = 0)
 others_break, ap = 100.00% (TP = 5, FP = 0, FN = 0)
 eclips_is_covered, ap = 93.51% (TP = 138, FP = 11, FN = 13)

Recall rate(TP/TP+FN):0.91
 Precision(TP/TP+FP):0.92
 mAP:91.66%

	辨識損毀	辨識正常
實際損毀	335(TP)	34(FN)
實際正常	30(FP)	X(TN)

YOLOv4 (舊) vs. YOLOv4(新)

	Yolov4(舊)	Yolov4(新)
mAP	83.16% → 94.47%	
Precision	82% → 94%	
Recall	95%	91%

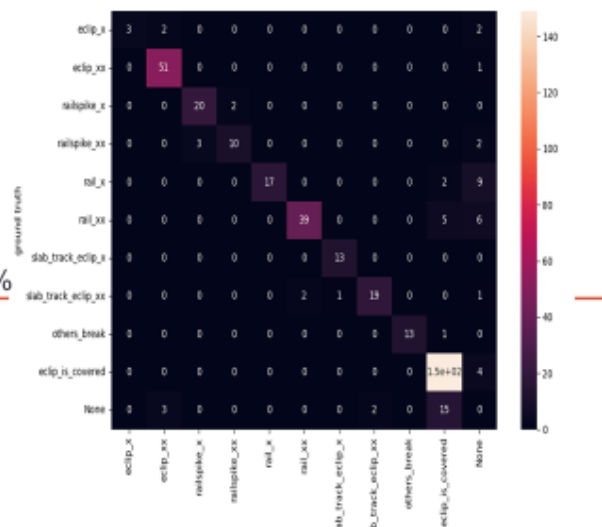
精進

Yolov4之Recall rate下降主要是因為eClip_x的Recall rate下降，原因在於我們重新調整資料集，eClip_x之資料太難界定導致，要麻煩大甲分駐所給大同eClip_x之扣件掉出之範圍(幾公分算輕微缺失)

	Yolov4-tiny(舊)	Yolov4-tiny(新)
mAP	90.77%	91.66%
Precision	82%	92%
Recall	96%	91%

SSD512

e_Clip_x=76.42%
 e_Clip_xx=96.62%
 Railspike_x=89.87%
 Railspike_xx=92.78%
 Rail_x=96.46%
 Rail_xx=98.49%
 Slab_track_eclip_x=68.18%
 Slab_track_eclip_xx=100.00%
 Others_break=100.00%
 e_Clip_is_covered=92.14%

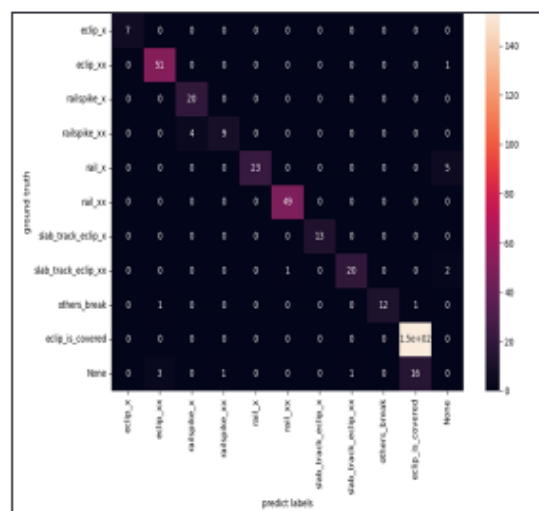


Recall rate(TP/TP+FN):90.3%
 Precision(TP/TP+FP):92.50%
 mAP:91.10%

	辨識損毀	辨識正常
實際損毀	335(TP)	36(FN)
實際正常	27(FP)	X(TN)

SSD300

eclip_x=76.71%
 eclip_xx=94.84%
 railspike_x=90.90%
 railspike_xx=96.79%
 rail_x=93.75 %
 rail_xx=98.18%
 slab_track_eclip_x=71.59%
 slab_track_eclip_xx=99.24%
 others_break=100.00%
 eclip_is_covered=90.06%



Recall rate(TP/TP+FN):97.50%
 Precision(TP/TP+FP):92.90%
 mAP:91.20%

	辨識損毀	辨識正常
實際損毀	356(TP)	9(FN)
實際正常	27(FP)	X(TN)

YOLOv4 vs. SSD (正向)



Model Index	Yolov4 (109)	Yolov4-tiny(新)	Scaled Yolov4(新)	SSD512	SSD300
mAP	86.8%	91.66%	94.47%	91.10%	91.20%
Precision	81%	92%	94%	92.50%	92.90%
Recall	96%	91%	91%	90.00%	97.50%
Speed	20~22 fps	150 fps	20~22 fps	22~24 fps	45~47 fps
I7筆電+2080					

YOLOv4-tiny側視訓練結果

Rail_welding_xx, AP = 100.00% (TP = 7, FP = 9, FN = 0) Precision = 0.44
 Splice_bar_xx, AP = 100.00% (TP = 12, FP = 0, FN = 0) Precision = 1.00
 Rail_xx, AP = 100.00% (TP = 37, FP = 0, FN = 1) Precision = 1.00
 Splice_bar_x, AP = 96.15% (TP = 26, FP = 0, FN = 0) Precision = 1.00
 Rail_welding, AP = 98.82% (TP = 73, FP = 0, FN = 12) Precision = 1.00
 Splice_bar, AP = 100.00% (TP = 49, FP = 0, FN = 0) Precision = 1.00

Recall rate(TP/TP+FN):0.94
Precision(TP/TP+FP):0.94
mAP:99.16%

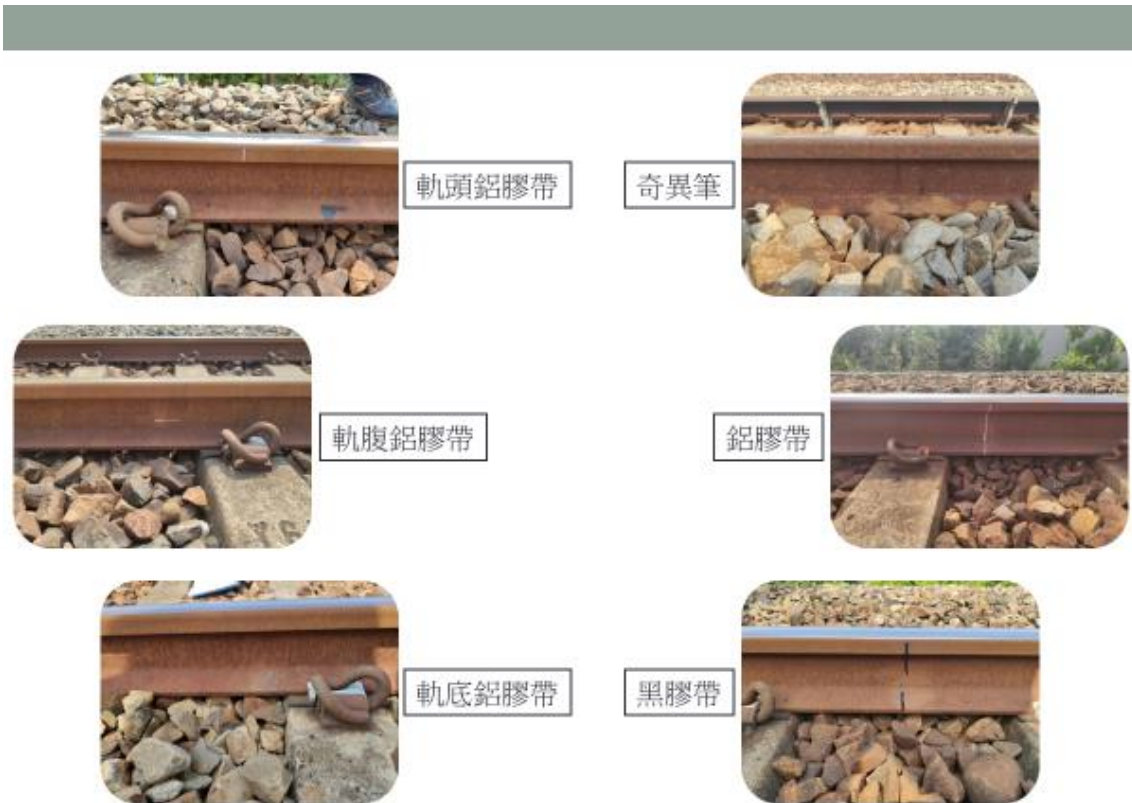
	辨識損毀	辨識正常
實際損毀	204(TP)	13(FN)
實際正常	9(FP)	X(TN)

6種類別側視辨識

Index \ AI model	YOLOv4-tiny	SSD300	SSD512
mAP	99.16%	99.49%	99.98%
Precision	96%	92%	80%
Recall	94%	94%	98%

(7) 人工巡檢與人工智慧辨識缺失進行比較

- PK (人力 vs. AI): 9/23~9/24
- 場域: 台中港~清水間東西正線
- 製作側向2類缺失構件
 - 類別: 鋼軌斷縫XX、魚尾鉸螺栓脫落X
 - 方式: 以奇異筆、鋁膠帶、黑膠帶模擬軌側裂縫。
- 在大甲伺服器辨識人工製作之線條檢出率很低，原因為現場負樣本與系統內負樣本差異太大。



上視正向PK – GROUND TRUTH

東線(清水到臺中港)				西線(臺中港到清水)			
左軌				左軌			
K185+460	軌頭鋁膠帶	K188+700	奇異筆	K185+742	鋁膠帶	K188+680	鋁膠帶
K185+742	軌底鋁膠帶	K189+250	軌底鋁膠帶	K186+779	內側扣件	K189+670	外側扣件
K186+797	魚尾板螺栓鬆脫	K189+300	外側扣件	K186+820	鋁膠帶	K189+700	軌腹鋁膠帶
K188+610	內側扣件	K189+708	外側扣件	K188+392	軌底鋁膠帶		
右軌				右軌			
K185+540	外側扣件	K188+392	軌頭鋁膠帶	K185+420	內側扣件	K188+680	外側扣件
K185+776	內側扣件	K188+680	軌腹鋁膠帶	K185+460	軌腹鋁膠帶	K188+700	鋁膠帶
K186+820	奇異筆	K189+670	鋁膠帶	K186+779	外側扣件	K189+250	軌頭鋁膠帶
				K186+800	軌腹鋁膠帶	K189+300	內側扣件
				K186+820	黑膠帶	K189+776	外側扣件
				K188+610	外側扣件		

共32處製作人工記號，13處為扣件缺失，19處為斷軌缺失模擬

上視 PK Round 1

	人工記號	人工徒步查道	大甲伺服器AI辨識
扣件缺失	13	15	8 (里程錯誤)
斷軌缺失模擬	19	5	1(里程錯誤)
扣件缺失檢出率		115%	61.5%
斷軌缺失模擬檢出率		26.3%	5.3%

PK結果人工徒步查道較佳

上視 PK Round 2

- 本次將所有正向資料集重新調整(未加上PK影片中的缺失資料)，主要是降低誤判率，本次之Precision和mAP有明顯上升，偽陽性也下降許多，但Recall Rate有相對降低一些，主要原因為資料集定義更加嚴謹，將界定模糊之照片刪除，因此相對有些照片會沒有檢測出來，改進之辦法是增加更多缺失之資料(需再麻煩大甲分駐所)，即可改善。
- 正向PK之結果也有明顯上升，如表。

小贏

	人工記號	人工徒步查道	大甲伺服器	大同伺服器
扣件缺失	13	15	8	14
扣件缺失檢出率		115%	61.5%	107%

PK清水到台中港_左軌上視_GH010005.MP4 PK清水到台中港_右軌上視_GH020004.MP4



K189+324.09



K188+881.93



K185+545.35



K185+779.01

PK清水到台中港_右軌上視_GH010004.MP4



K187+281.64



PK台中港到清水_左軌上視_GH020004



K185+233.92



K185+293.62



K185+122.45



K187+314.79

PK台中港到清水_右軌上視_GH020003



K188+743.04



K188+908.73



K185+404.24



K186+316.69

側視 PK Round 1 – Ground Truth

東線(清水到臺中港)			
左軌			
K185+460	軌頭鋁膠帶	K188+700	奇異筆
K185+742	軌底鋁膠帶	K189+250	軌底鋁膠帶
K186+797	魚尾板螺絲鬆脫	K189+300	外側扣件
K188+610	內側扣件	K189+708	外側扣件
右軌			
K185+540	外側扣件	K188+392	軌頭鋁膠帶
K185+776	內側扣件	K188+680	軌底鋁膠帶
K186+820	奇異筆	K189+670	鋁膠帶

西線(臺中港到清水)			
左軌			
K185+742	鋁膠帶	K188+680	鋁膠帶
K186+779	內側扣件	K189+670	外側扣件
K186+820	鋁膠帶	K189+700	軌底鋁膠帶
K188+392	軌底鋁膠帶		
右軌			
K185+420	內側扣件	K188+680	外側扣件
K185+460	軌底鋁膠帶	K188+700	鋁膠帶
K186+779	外側扣件	K189+250	軌頭鋁膠帶
K186+800	軌底鋁膠帶	K189+300	內側扣件
K186+820	黑膠帶	K189+776	外側扣件
K188+610	外側扣件		

共32處製作人工記號，13處為扣件缺失，19處為斷軌缺失模擬

側視 PK Round 2

- 本次將肉眼能夠找到之鋁膠帶和黑膠帶之資料加入訓練集中訓練，再利用伺服器辨識所有側向的PK影片，因軌底、軌頭、軌腹的鋁膠帶太不明顯，用肉眼找也沒辦法找到，因此未加入訓練資料中，奇異筆之資料也太過模糊，因此只找到一張並加入到訓練資料集中。
- 伺服器辨識側向PK影片有成功框出沒有在訓練資料集中之鋁膠帶。
- 側向PK之結果有明顯上升，如表。



	人工記號	人工徒步查道	大甲伺服器	大同伺服器
模擬缺失	19(人工記號) 9(不包含10軌底軌頭軌腹)	5	1(里程錯誤)	5(鋁膠帶) 1(黑膠帶) 1(奇異筆) 1(魚尾板)
檢出率		26.3%	5%	42.1%

鋁膠帶



黑膠帶/螺栓鬆脫



側視 PK Round 2 缺失誤判數

- 舊權重 vs 新權重(GH012792.MP4)

	舊(實際缺失/誤判)	新(實際缺失/誤判)
銲接處裂縫	0/13	0/0
魚尾鉸裂縫	0/31	0/1
魚尾鉸螺栓鬆脫	0/0	1/0
鋼軌裂縫	0/1	1/13

側視誤判率下降

- 新AI側視模型辨識PK影片，誤判率下降非常多，因加入了正常魚尾鉸和正常銲接處兩個類別。
- 斷軌之誤判多半也都是軌腹上的樹枝或記號(真的很像斷軌)，如圖



(8) 實測與驗證

• 8/13實測

- 上視
 - 精確率(Precision)
- 側視
 - 缺失構件精確率(Precision) → 不適用，因為無真正缺失構件
· Precision=0

上視AI辨識準確率

路段影像	檔名	e扣夾-嚴重損壞	實際缺失	誤判	準確率
三義-后里正線左軌1	GH010036.MP4	4→275	2→5(+3)	2→270	50%
三義-后里正線左軌2	GH020036.MP4	2→32	1→1	1→31	50%
三義-后里正線右軌3	GH013972.MP4	17→50	16→16(-1+1)	1→35	94.1%
三義-后里正線右軌4	GH023972.MP4	1→3	1→1	0→2	100%
后里-三義正線左軌1	GH010037.MP4	8→61	4→5(+1)	4→56	50%
后里-三義正線左軌2	GH010038.MP4	31→185	25→38(+13)	6→147	80.6%
后里-三義正線右軌3	GH020038.MP4	0→2	0→0	0→2	0%
后里-三義正線右軌4	GH013973.MP4	2→20	1→1	1→19	100%
后里-三義正線左軌1	GH023972.MP4	18→53	18→28(+10)	0→25	100%
后里-三義正線左軌2	GH033973.MP4	1→182	1→5(+4)	0→177	100%
總計		84→863	69→100(+31)	15→764	82.14%

上視AI辨識準確率(更新權重結論)

這次更新主要是能夠抓出更多的缺失，三義后里路段經過測試，比舊權重多找出了30個eclip嚴重缺失，**只有一張缺失照片是本次沒有框到的**，直接拿到yolo上做測試發現是**信心值過低(39%)**所以沒有框到，會直接將此圖標記並加入訓練集。另外此次重新調整資料集後，因為每個類別在框選時都更加嚴格，才能夠抓到更多缺失，但也會提高誤判的數量，之後會直接將這些誤判照片加入當成背景訓練，來降低整體之誤判率。



側向測試結果(三義到后里_右軌外側_第二趟)

4類別：

1. Rail_welding_xx
2. Splice_bar_xx
3. Rail_xx
4. Splice_bar_x

5類別：

1. Splice_bar_xx
2. Rail_xx(銲接處斷裂與斷軌合併)
3. Splice_bar_x
4. Rail_welding(正常)
5. Splice_bar(正常)

6類別：

1. Rai_welding_xx
2. Splice_bar_xx
3. Rail_xx
4. Splice_bar_x
5. Rail_welding
6. Splice_bar

偽陽性率 (False Positive Rate , FPR) =FP/(FP+TN)

編號	類別	數量(誤判張數/總張數)			
		4類別	5類別	6類別(9月)	6類別(10月)
1	銲接處斷裂 (Rail_welding_xx)	349	205	179	0
2	魚尾板斷裂 (Splice_bar_xx)	196	237	104	4
3	斷軌(Rail_xx)	21(24)	與1合併	3(10)	32
4	魚尾板螺栓鬆脫 (Splice_bar_x)	0	0	0	0

側向AI辨識(三義后里往返)-1

路段影像	檔名	嚴重損壞	誤判	準確率
后里-三義正線左軌外側	GH050283.MP4	0→0	0	0
后里-三義正線左軌外側	GH040283.MP4	0→0	20	0
后里-三義正線左軌外側	GH030283.MP4	0→0	45	0
后里-三義正線左軌外側	GH020283.MP4	0→0	10	0
后里-三義正線左軌外側	GH010283.MP4	0→0	2	0
后里-三義正線左軌內側	GH012838.MP4	0→0	442	0
后里-三義正線左軌內側	GH012837.MP4	0→0	37	0
后里-三義正線左軌內側	GH022838.MP4	1(疑似)→0	0	0
后里-三義正線右軌外側	GH033081.MP4	0→0	25	0
后里-三義正線右軌外側	GH023081.MP4	0→0	11	0
后里-三義正線右軌外側	GH013081.MP4	0→0	5	0
后里-三義正線右軌內側	GH032788.MP4	0→0	59	0
后里-三義正線右軌內側	GH022788.MP4	0→0	181	0

側向AI辨識(三義后里往返)-2

路段影像	檔名	嚴重損壞	誤判	每公里FP個數
后里-三義正線右軌內側	GH012788.MP4	0→0	21	
三義-后里正線左軌外側	GH030282.MP4	0→0	3	
三義-后里正線左軌外側	GH020282.MP4	0→0	4	
三義-后里正線左軌外側	GH010282.MP4	0→0	2	
三義-后里正線左軌內側	GH022836.MP4	0→0	45	
三義-后里正線左軌內側	GH012836.MP4	0→0	181	
三義-后里正線右軌內側	GH022787.MP4	0→0	14	
三義-后里正線右軌內側	GH012787.MP4	0→0	76	
三義-后里正線右軌外側	GH013080.MP4	0→0	23	
三義-后里正線右軌外側	GH023080.MP4	0→0	13	
總計			1219	1219FP/(23*13.5km) =3.9

側向AI辨識(三義后里往返)-更新權重辨識結論

之前的會誤判很多都是魚尾鉋和焊接處，更新權重後幾乎沒有在誤判這兩個類別(只有零星一兩個)，大多數的誤判都是在斷軌這項類別，但誤判之圖片大多都是跟大甲在pk時所製作的鋁膠帶、奇異筆等記號或是樹枝極為相似，如以下圖片皆是從三義后里路段所辨識出的極為相似的斷軌影像。



鋁膠帶



奇異筆



樹枝

(9) 伺服器及網頁更新

- 網頁新增辨識模式的選擇，可選擇正向辨識或是側向辨識
- 修正大甲與彰化GOPRO9影片無法讀取及辨識的問題
- 更新網頁檔案排序方式，改為新的在上舊的在下
- GPS定位修正



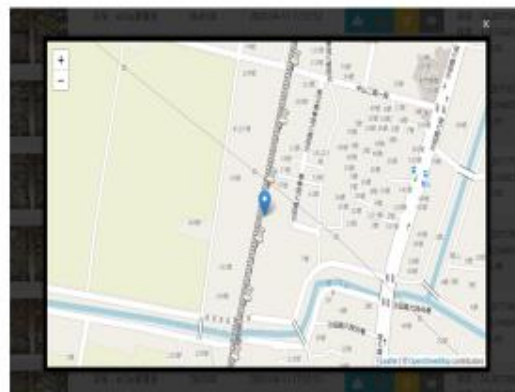
檢視結果

1. 顯示扣件定位

以地圖顯示該損壞扣件位置與百公尺樁

2. 導航

以 Google Map 顯示損壞扣件的位置並進行路線規劃



即時辨識操作介面

左邊為東軌畫面 中間為西軌畫面 右邊為損壞的軌道畫面

顯示當前時間

顯示選擇的線別、區間、軌別，若想更改任一處只需點兩下藍色的字，即可做更改

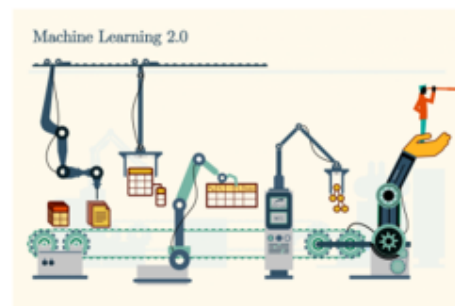
表單會列出詳細的損壞資料



(10) 作業程序自動化Machine Learning 2.0

1. 以平車進行軌道構件錄影
2. 透過網路或是USB連線，上傳至後端伺服器，進行缺失構件偵測
3. 開工作會議，檢視報表，討論哪些是真實缺失(True Positive)
 - 假性缺失False Positive，可將之剔除；
 - 人力檢視錄影檔，找出False Negative，進行資料增強，將依照類別新增至構件資料庫
 - 啟動訓練機制，提出軌道構件(扣件、軌面及軌腹) 缺失召回率(Recall rate)及準確率(Precision)，檢視各項數據是否精進。
 - 更新構件辨識的AI模型權重檔。
4. 安排維修期程
5. 手機APP定位
6. 更新報表與資料庫

提供一台伺服器(RTX2060)，在大甲測試滾動式修正



(11) 系統轉移教育訓練10/28

時 間	內 容	
9:30~10:00	報 到 (臺灣鐵路管理局臺中工務段監工房大會議室)	
成果發表及移轉應用活動		
時 間	議題	主持人
10:00~10:15	「臺鐵軌道構件缺失辨識系統」研發成果技術移轉	蔡立宏 主任 (運輸研究所) 朱我帆 段長 (臺灣鐵路管理局)
10:15~10:30	「臺鐵軌道構件缺失辨識系統」成果發表	謝幼屏 研究員 (運輸研究所)
「臺鐵軌道構件缺失辨識系統」教育訓練		
時 間	講題	主講人
10:40~11:20	軌道構件缺失辨識系統外業作業方式操作介紹	莊瓊智 主任 (臺灣鐵路管理局)
11:20~11:50	軌道構件缺失辨識系統內業作業方式操作介紹	謝禎同 教授 (大同大學)
11:50~12:00	綜合討論	

扣件缺失辨識系統精進，撰寫使用手冊並辦理教育訓練暨座談會1場次



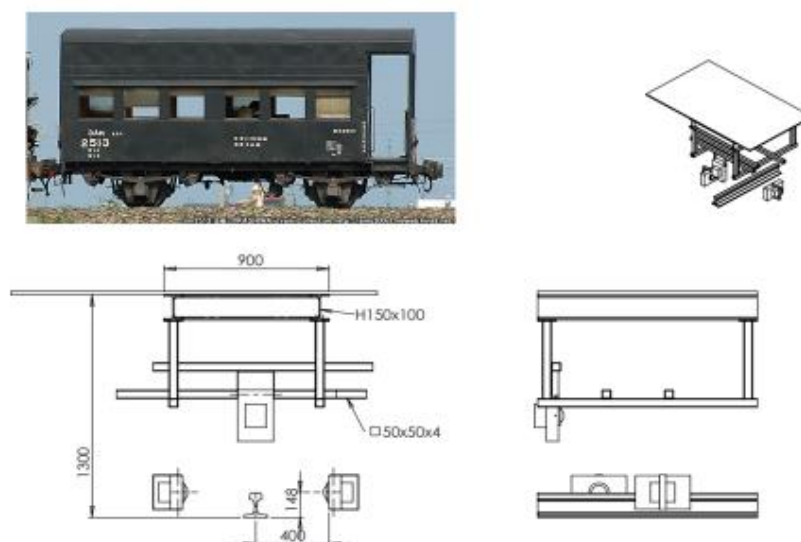
(12) 投稿運輸計劃季刊、國內外期刊、學術研討會

- 稿件「基於YOLOv4的軌道缺失扣件偵測系統」發表於中國土木水利工程學刊，Vol. 33, No. 4, pp. 263-272, June 2021
- 運輸學會論文研討會2021/12



(13) 本系統建置或增修開發費用

• 模組化設計



檢測設備費用

品項	單價(NT\$)	數量	小計(NT\$)
維修車/守車			
發電機	35,000	1	35,000
高效能筆電	100,000	3	300,000
GoPro攝影機	15,000	6	90,000
高功率LED投光燈	6,000	6	36,000
高階伺服器	200,000	1	200,000
寬頻月租費(Hinet 2G/1G)	3,069	12	36,828
總計			697,828

結論—現地測試+精進研究

- **Upgrade**即時辨識系統+雲端辨識伺服器+手機巡檢APP
- **Upgrade** 總錄影片超過百部・每部約1~2小時
 - 構件資料庫
 - 上視攝影10類構件檢測 + 側視攝影6類構件檢測
 - 3800張上視缺失構件 + 539 張側視缺失構件 + 相當之正常照片
- **Upgrade AI模型**
 - 上視: YOLOv4 mAP 94.47% @ 20fps・Yolov4-tiny mAP 91.66% @ 150 fps
 - 側視: SSD512 mAP 99.98% @ 22fps・Yolov4-tiny mAP 99.16% @ 150 fps
- **Upgrade PK**
 - 上視 (13缺失構件)・人工徒步: YOLOv4 = 15 : 14
 - 側視(9缺失構件)・人工徒步: YOLOv4 = 5 : 8
- **現地測試**
 - 海線:大甲~大肚(67.5km*2)
 - 山線: 三義~后里(13.5km*2)
 - 上視AI辨識準確率: **83.3%**
 - 側視AI辨識準確率: **3.9 FP** (個 / km)

Q & A



附錄八

資訊安全測試報告

以 SonarQube 檢測本計畫原始碼

一、介紹

SonarQube 是一套相當完整的 Open Source 程式碼品質分析工具及管理平台，目前已支援超過 20 種主流程式設計語言，它管理的程式碼品質主要涉及七個維度：程式碼架構與設計、重複度、單元測試覆蓋率、複雜度、潛在 bug、程式碼撰寫風格及標準、程式碼註釋。

1. Web 化操作介面
2. 可分析多種程式語言，並可加購以支援更多種類
3. 檢測安全漏洞
4. 分析可靠性、重覆性、技術債務、測試覆蓋率
5. 提供問題標註資訊以及程式碼改善建議
6. 提供追蹤修訂機制，可以了解問題改善歷程
7. 支援團隊協作，以及權限機制
8. 可以細部調整程式分析的策略
9. 整合 GitHub、Gitlab、LDAP、AD 等驗證機制
10. 成熟的更新中心，可方便的升級系統與安裝外掛套件
11. 中文操作介面

二、相關資料

SonarQube 提供多種規則讓使用者搭配，而本次使用的規則為 OWASP Top 10 (開放網路十大安全弱點)以及由 SANS 提出的 SANS Top 25(共三大類 25 個細項)。

1. OWASP Top 10

- (1) Cross Site Scripting (XSS)
- (2) Injection Flaws
- (3) Insecure Remote File Include
- (4) Insecure Direct Object Reference
- (5) Cross Site Request Forgery (CSRF)
- (6) Information Leakage and Improper Error Handling
- (7) Broken Authentication and Session Management
- (8) Insecure Cryptographic Storage
- (9) Insecure Communications
- (10) Failure to Restrict URL Access

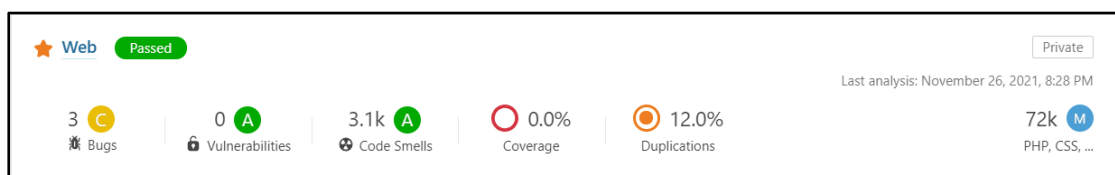
2. SANS Top 25

- (1) Porous Defenses
- (2) Risky Resource Management
- (3) Insecure Interaction Between Components

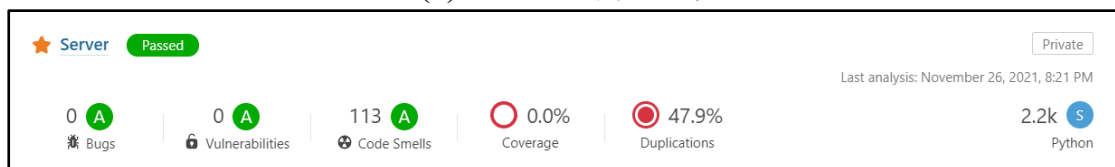
三、 原始碼分析結果

對於程式碼品質標準，我們可以針對每種程式語言選擇適合的品質規則組合(Quality Profile)，SonarQube 據以分析潛在的 issue，包括 bug、安全弱點(Vulnerability)及不良的程式(Code smell)，以提高軟體可靠度(Reliability)、安全性(Security)及軟體可維護性(Maintainability)。

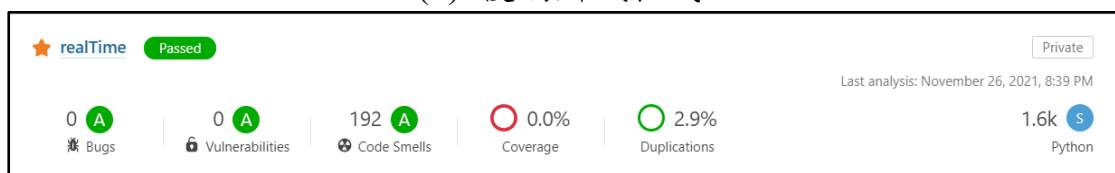
本計畫包括雲端網頁程式、後端辨識程式、即時辨識程式、GPSUI 陀螺儀操作程式、錄影程式等 5 個程式。以 SonarQube 檢測上述 5 個程式原始碼，結果顯示：5 個程式的分析結果均為 Passed(通過)，安全性指標皆為 A 級，雖然 SonarQube 檢測指出在雲端網頁程式中有 3 項 Bug，經檢視 SonarQube 提出的問題清單與改善建議，已確認不會影響程式執行，不需修復。軟體檢測總覽如附錄圖 8.1。



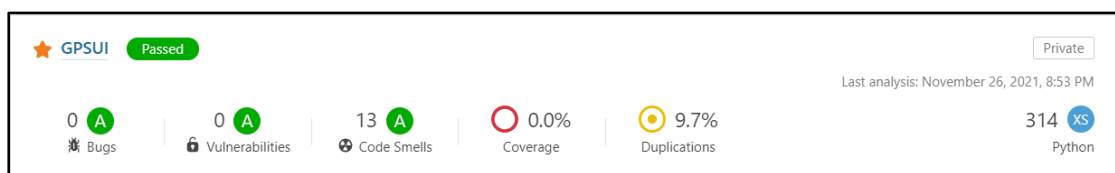
(a) 雲端網頁程式



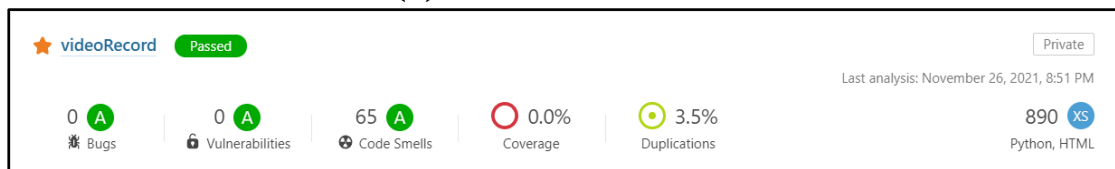
(b) 後端辨識程式



(c) 即時辨識程式



(d) GPSUI 陀螺儀操作程式



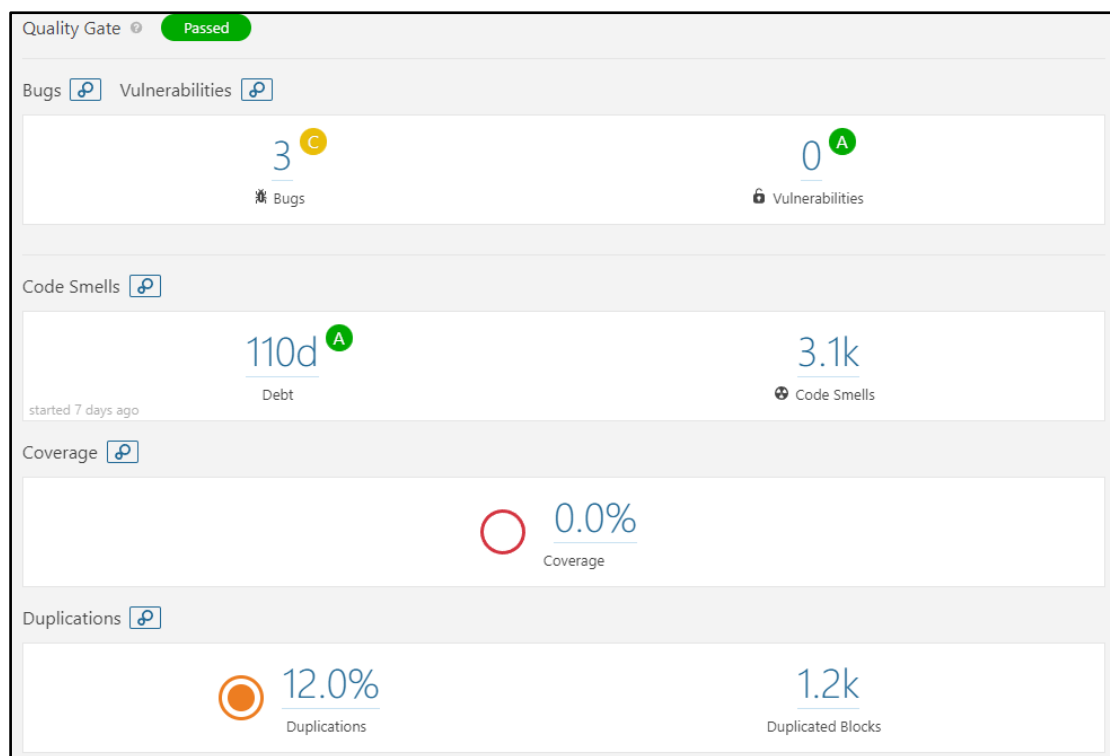
(e) 錄影程式

附錄圖 8.1 軟體檢測總覽

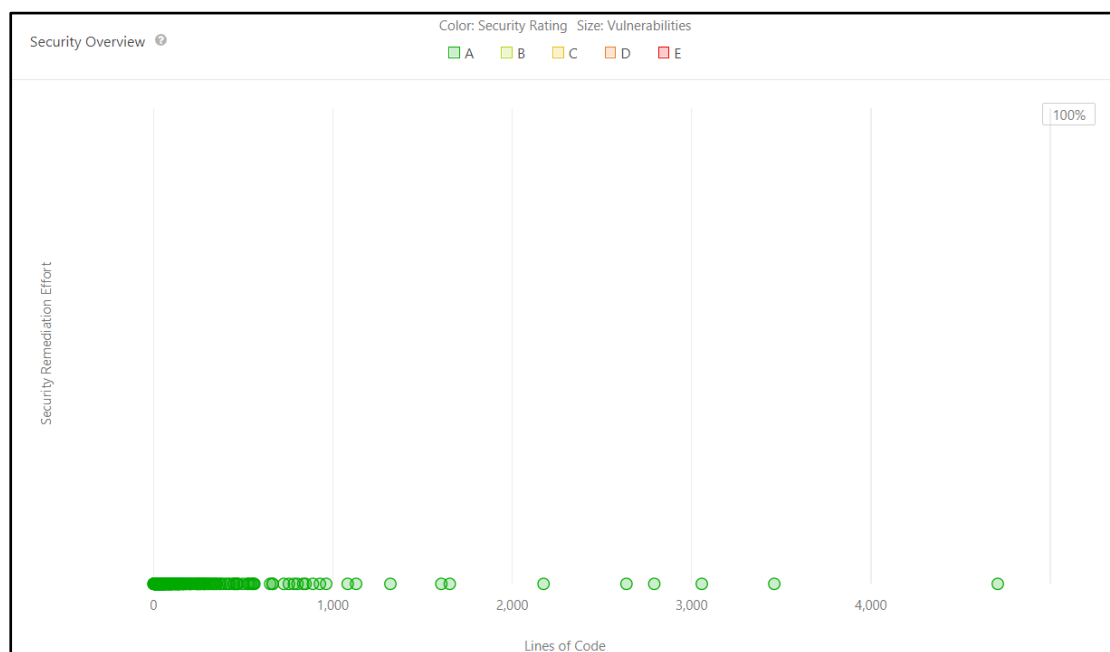
以下分別就 5 個程式的原始碼檢測細項做說明。

1. 雲端網頁程式

經 SonarQube 分析雲端網頁程式結果為 Passed(通過)，其中 Bugs 數為 3、Vulnerabilities(弱點)為 0，如附錄圖 8.2。安全性指標圖(附錄圖 8.3)也顯示所有程式碼的安全性皆為 A 級，詳細的各項安全性指標如附錄圖 8.4。



附錄圖 8.2 雲端網頁程式-各細項總覽



附錄圖 8.3 雲端網頁程式-安全性指標

Categories	Vulnerabilities
A1 - Injection ?	0 A
A2 - Broken Authentication ?	0 A
A3 - Sensitive Data Exposure ?	0 A
A4 - XML External Entities (XXE) ?	-
A5 - Broken Access Control ?	0 A
A6 - Security Misconfiguration ?	0 A
A7 - Cross-Site Scripting (XSS) ?	0 A
A8 - Insecure Deserialization ?	0 A
A9 - Using Components with Known Vulnerabilities ? +	-
A10 - Insufficient Logging & Monitoring ?	0 A
Not OWASP	0 A

(a) OWASP Top 10

Categories	Vulnerabilities
Porous Defenses ?	0 A
Risky Resource Management ?	0 A
Insecure Interaction Between Components ?	0 A

(b) SANS Top 25

附錄圖 8.4 雲端網頁程式-安全性報告

以下三點為雲端網頁程式的問題清單與改善建議。(詳如附錄圖 8.5~8.7)

(1) Variables should be initialized before use:

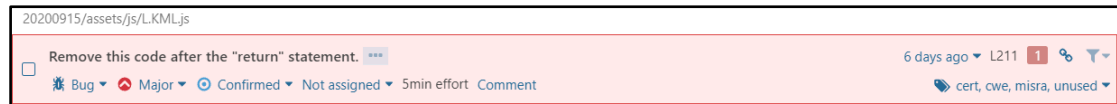
因本程式為動態載入，因此在這一支程式中不需初始化。

20200915/.../Classes/PHPEXcel/Shared/JAMA/Matrix.php	6 days ago L990
☐ Review the data-flow - use of uninitialized value. ***	
Bug Major Confirmed Not assigned 15min effort Comment	cwe, misra

附錄圖 8.5 雲端網頁程式-Bug 1

(2) Jump statements should not be followed by dead code:

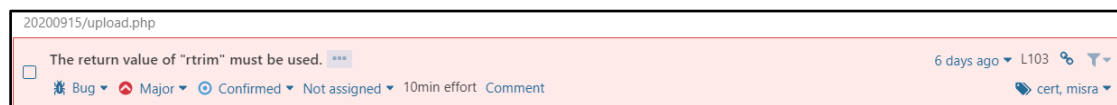
此寫法不影響程式流程。



附錄圖 8.6 雲端網頁程式-Bug 2

(3)Return values from functions without side effects should not be ignored:

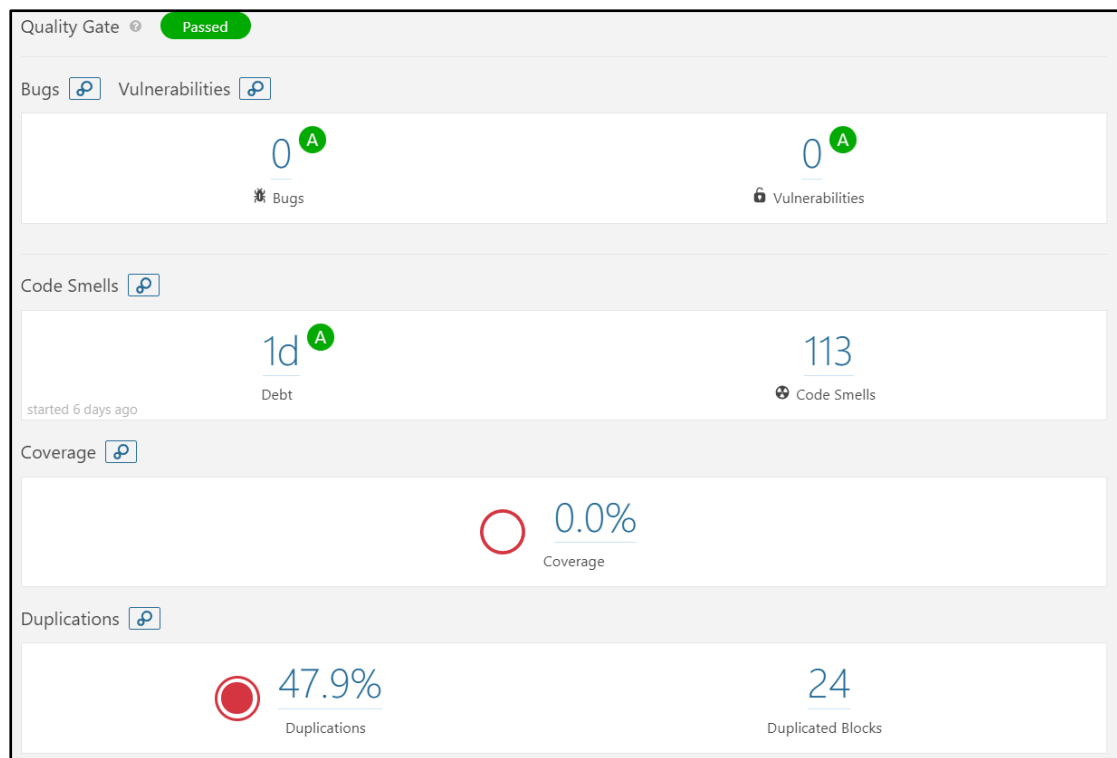
後續不需要使用到 rtrim 的回傳值，因此不影響程式執行。



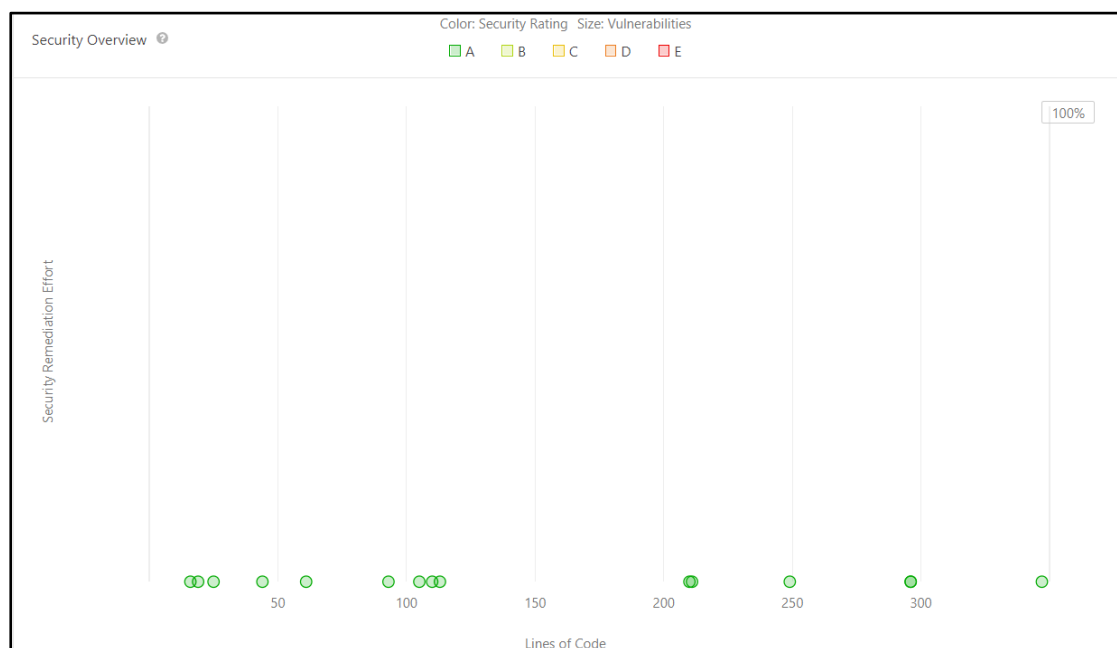
附錄圖 8.7 雲端網頁程式-Bug 3

2. 後端辨識程式

經 SonarQube 分析後端辨識程式結果為 Passed(通過)，其中 Bugs 與 Vulnerabilities(弱點)皆為 0，如附錄圖 8.8。安全性指標圖(附錄圖 8.9)也顯示所有程式碼的安全性皆為 A 級，詳細的各項安全性指標如附錄圖 8.10。



附錄圖 8.8 後端辨識程式-各細項總覽



附錄圖 8.9 後端辨識程式-安全性指標

Categories	Vulnerabilities	
A1 - Injection ?	0	A
A2 - Broken Authentication ?	-	
A3 - Sensitive Data Exposure ?	0	A
A4 - XML External Entities (XXE) ?	-	
A5 - Broken Access Control ?	-	
A6 - Security Misconfiguration ?	0	A
A7 - Cross-Site Scripting (XSS) ?	0	A
A8 - Insecure Deserialization ?	-	
A9 - Using Components with Known Vulnerabilities ?	-	
A10 - Insufficient Logging & Monitoring ?	-	
Not OWASP	0	A

(a) OWASP Top 10

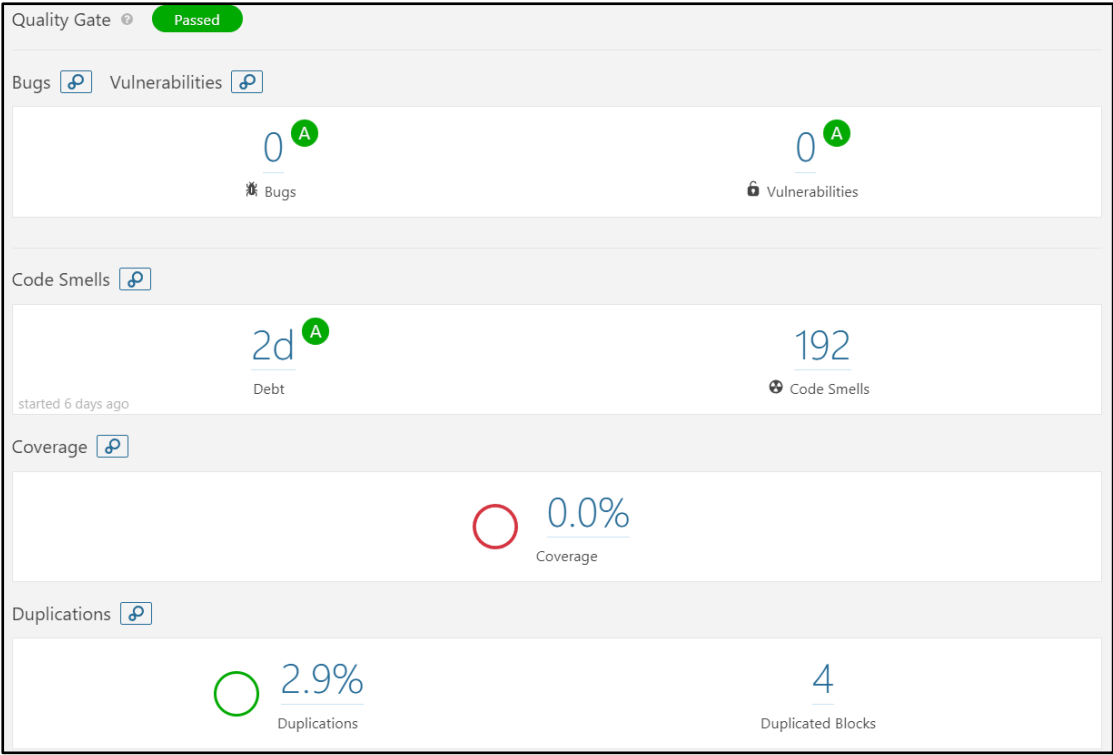
Categories	Vulnerabilities	
Porous Defenses ?	0	A
Risky Resource Management ?	0	A
Insecure Interaction Between Components ?	0	A

(b) SANS Top 25

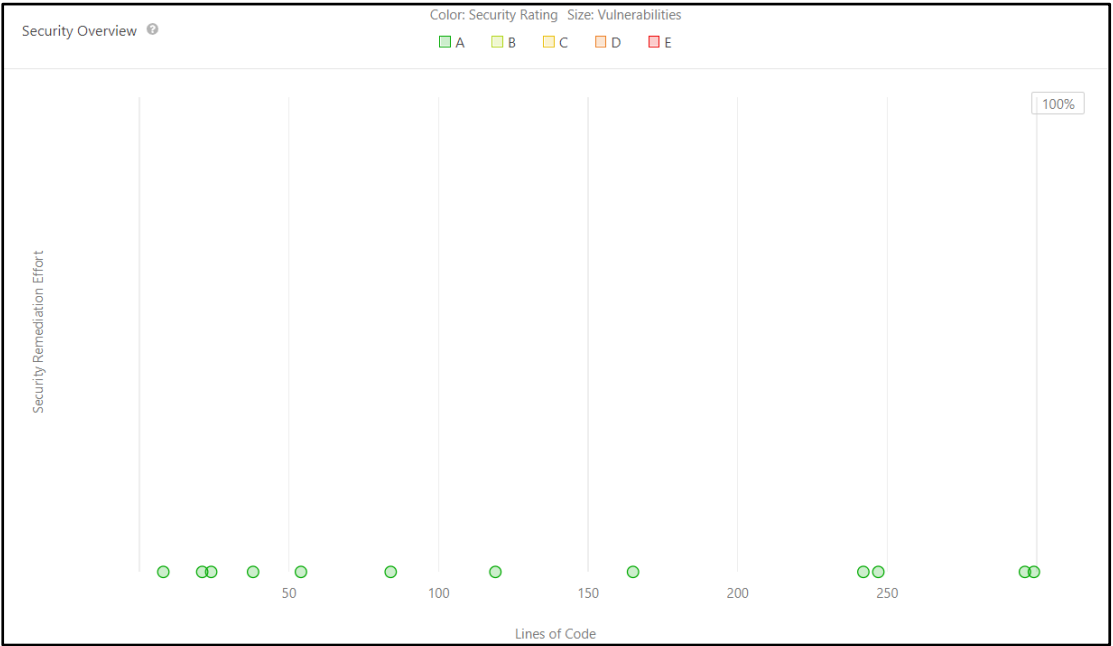
附錄圖 8.10 後端辨識程式-安全性報告

3. 即時辨識程式

經 SonarQube 分析即時辨識程式結果為 Passed(通過)，其中 Bugs 與 Vulnerabilities(弱點)皆為 0，如附錄圖 8.11。安全性指標圖(附錄圖 8.12)也顯示所有程式碼的安全性皆為 A 級，詳細的各項安全性指標如附錄圖 8.13。



附錄圖 8.11 即時辨識程式-各細項總覽



附錄圖 8.12 即時辨識程式-安全性指標

Categories	Vulnerabilities
A1 - Injection ?	0 A
A2 - Broken Authentication ?	-
A3 - Sensitive Data Exposure ?	0 A
A4 - XML External Entities (XXE) ?	-
A5 - Broken Access Control ?	-
A6 - Security Misconfiguration ?	0 A
A7 - Cross-Site Scripting (XSS) ?	0 A
A8 - Insecure Deserialization ?	-
A9 - Using Components with Known Vulnerabilities ?	-
A10 - Insufficient Logging & Monitoring ?	-
Not OWASP	0 A

(a) OWASP Top 10

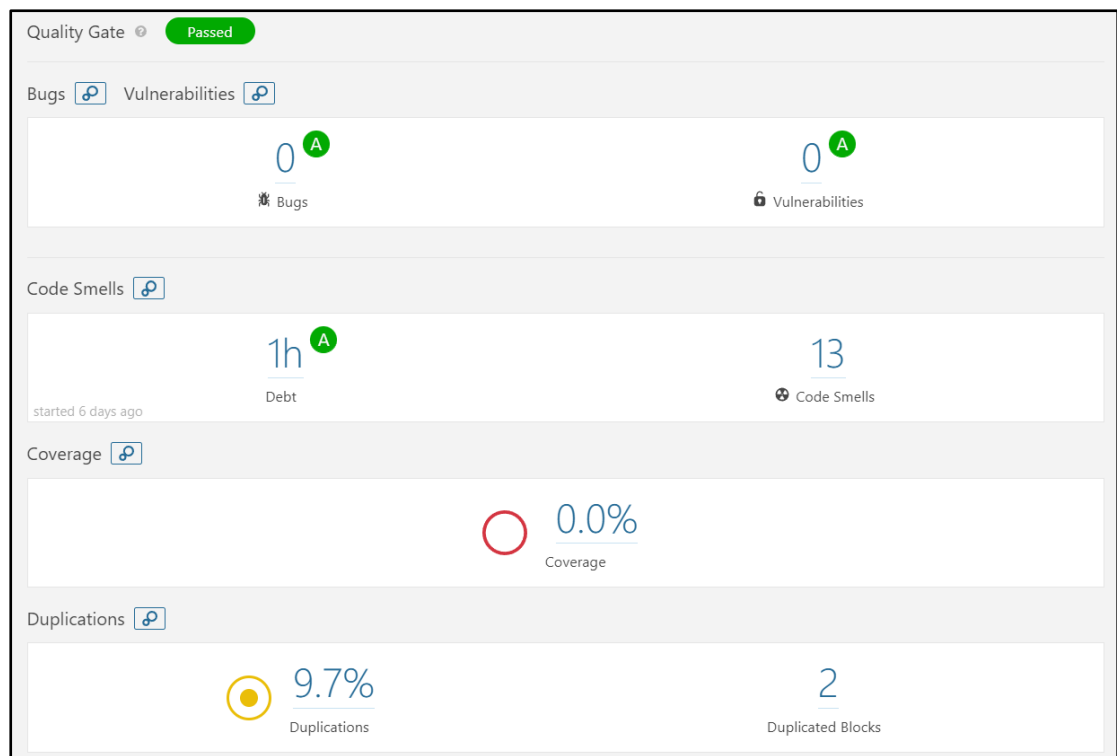
Categories	Vulnerabilities
Porous Defenses ?	0 A
Risky Resource Management ?	0 A
Insecure Interaction Between Components ?	0 A

(b) SANS Top 25

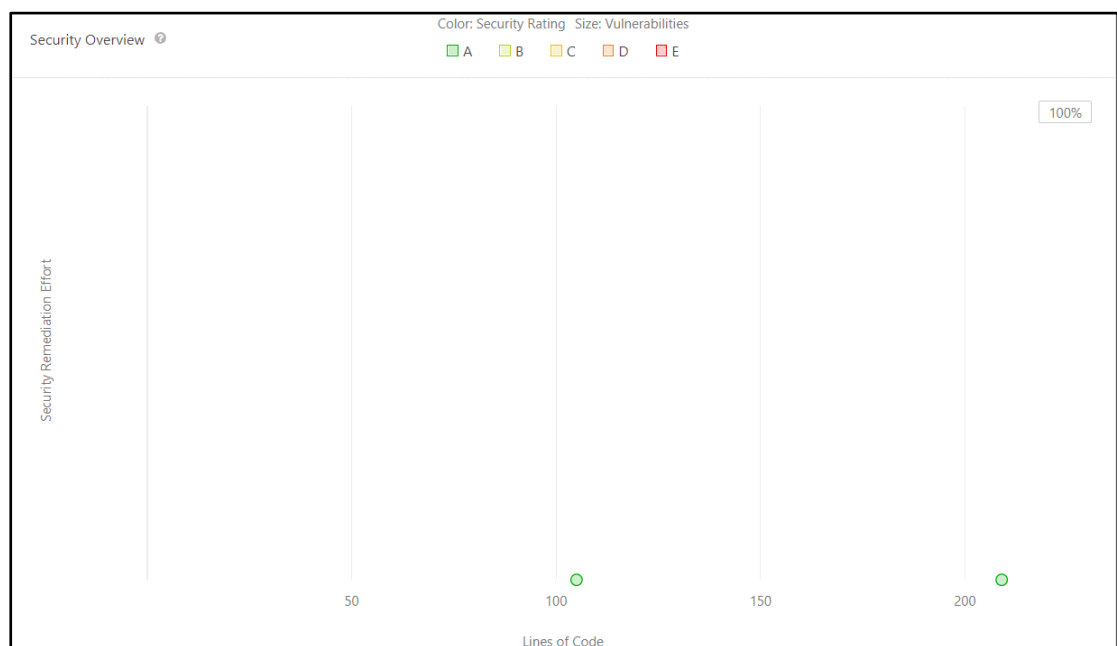
附錄圖 8.13 即時辨識程式-安全性報告

4. GPSUI 陀螺儀操作程式

經 SonarQube 分析 GPSUI 陀螺儀操作程式結果為 Passed(通過)，其中 Bugs 與 Vulnerabilities(弱點)皆為 0，如附錄圖 8.14。安全性指標圖(附錄圖 8.15)也顯示所有程式碼的安全性皆為 A 級，詳細的各項安全性指標如附錄圖 8.16。



附錄圖 8.14 GPSUI 陀螺儀操作程式-各細項總覽



附錄圖 8.15 GPSUI 陀螺儀操作程式-安全性指標

Categories	Vulnerabilities
A1 - Injection ?	0 A
A2 - Broken Authentication ?	-
A3 - Sensitive Data Exposure ?	0 A
A4 - XML External Entities (XXE) ?	-
A5 - Broken Access Control ?	-
A6 - Security Misconfiguration ?	0 A
A7 - Cross-Site Scripting (XSS) ?	0 A
A8 - Insecure Deserialization ?	-
A9 - Using Components with Known Vulnerabilities ?	-
A10 - Insufficient Logging & Monitoring ?	-
Not OWASP	0 A

(a) OWASP Top 10

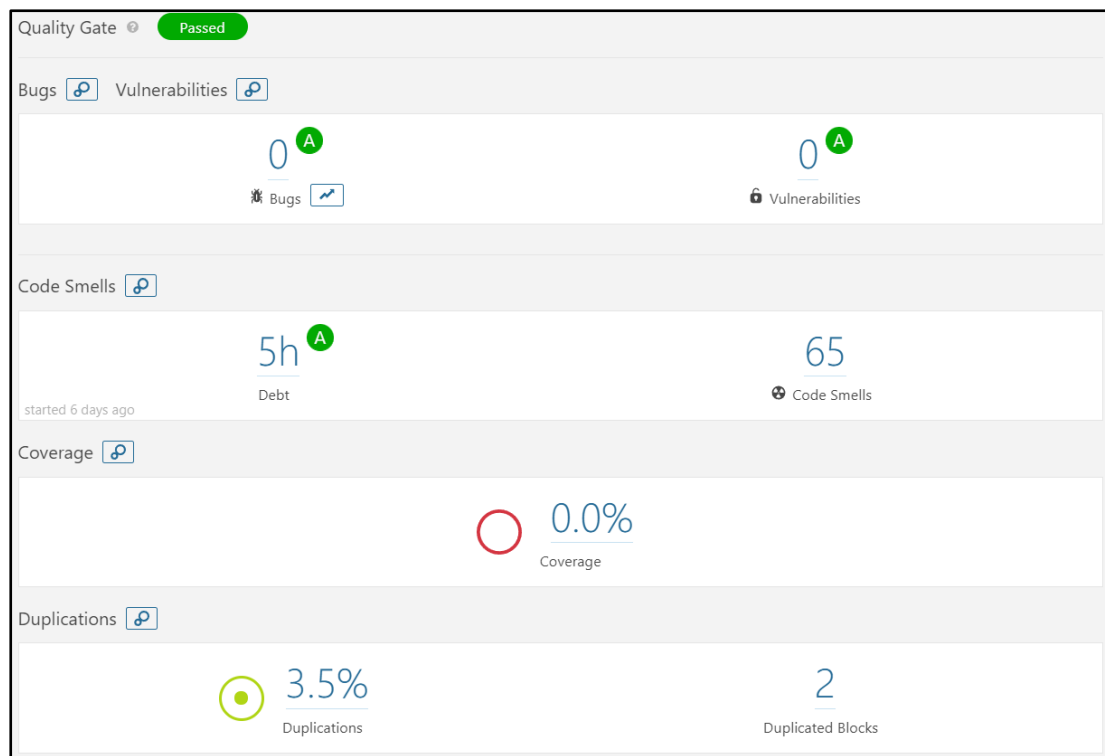
Categories	Vulnerabilities
Porous Defenses ?	0 A
Risky Resource Management ?	0 A
Insecure Interaction Between Components ?	0 A

(b) SANS Top 25

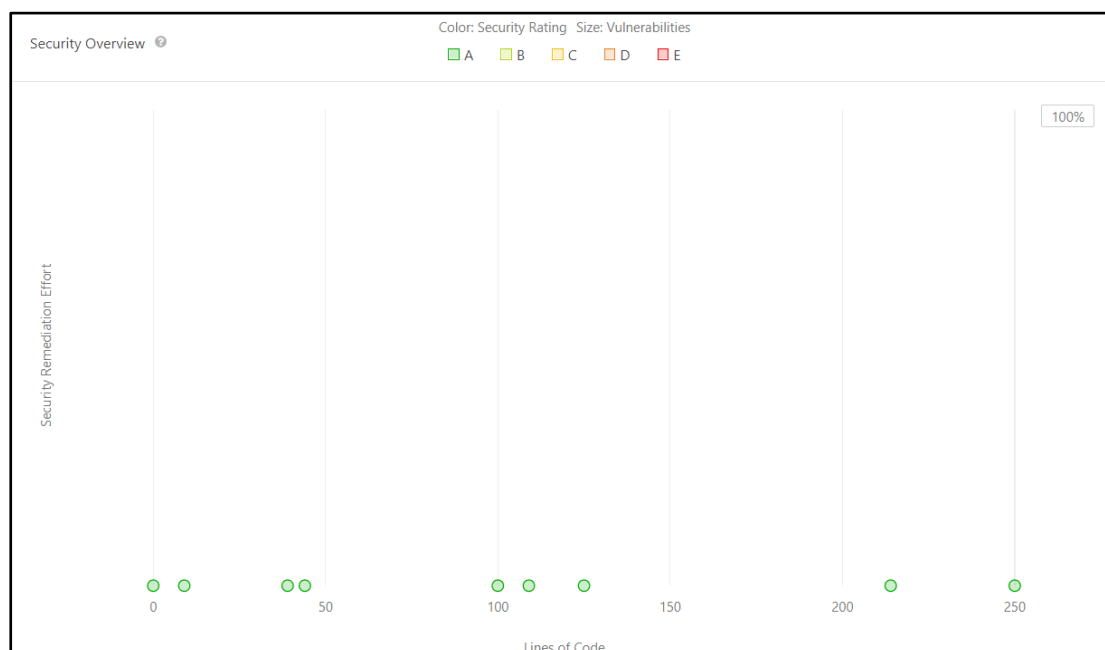
附錄圖 8.16 GPSUI 陀螺儀操作程式-安全性報告

5. 錄影程式

經 SonarQube 分析錄影程式結果為 Passed(通過)，其中 Bugs 與 Vulnerabilities(弱點)皆為 0，如附錄圖 8.17。安全性指標圖(附錄圖 8.18)也顯示所有程式碼的安全性皆為 A 級，詳細的各項安全性指標如附錄圖 8.19。



附錄圖 8.17 錄影程式-各細項總覽



附錄圖 8.18 錄影程式-安全性指標

Categories	Vulnerabilities
A1 - Injection ?	0 A
A2 - Broken Authentication ?	-
A3 - Sensitive Data Exposure ?	0 A
A4 - XML External Entities (XXE) ?	-
A5 - Broken Access Control ?	-
A6 - Security Misconfiguration ?	0 A
A7 - Cross-Site Scripting (XSS) ?	0 A
A8 - Insecure Deserialization ?	-
A9 - Using Components with Known Vulnerabilities ?	-
A10 - Insufficient Logging & Monitoring ?	-
Not OWASP	0 A

(a) OWASP Top 10

Categories	Vulnerabilities
Porous Defenses ?	0 A
Risky Resource Management ?	0 A
Insecure Interaction Between Components ?	0 A

(b) SANS Top 25

附錄圖 8.19 錄影程式-安全性報告

附錄九

110 年度軌道構件缺失巡檢實測資料 彙整表

110 年度軌道構件缺失巡檢實測資料彙整表

日期	測試路段	里程數	說明
110.05.06	大甲-清水-大甲	22.55 公里	1. 安裝側拍攝影機，進行軌道側拍測試； 2. 側拍影像進行人工標記，加入訓練集，進行側拍影像辨識測試。
110.05.22	大甲-大山-大甲	85.60 公里	1. 進行軌道側拍測試； 2. 側拍影像進行人工標記，加入訓練集，進行側拍影像辨識測試。
110.06.05	大甲-大肚-大甲	48.08 公里	1. 調整燈光，同時進行正向與側向拍攝； 2. 正拍影像因燈光調整後有陰影，燈罩過大也有遮蔽，無法進行辨識； 3. 側拍影像進行人工標記，並加入訓練集。
110.07.04	大甲-大山-大甲	85.60 公里	1. 再次調整燈光，同時進行正向與側向拍攝。 2. 正拍影像辨識出 e_Clip 嚴重缺失 10 個； 3. 側拍影像進行人工標記，並加入訓練集。
110.08.13	三義-后里-三義	26.94 公里	1. 正拍影像辨識出 e_Clip 嚴重缺失 100 個； 2. 側拍影像辨識誤判多，已將誤判影像放入訓練集中。
110.09.24	清水-臺中港-清水	11.99 公里	1. 進行 AI 與人工辨識比較； 2. 正拍影像 AI 辨識出 e_Clip 嚴重缺失 10 個、側拍影像 AI 辨識出人工標記的側向斷軌 8 個。
110.10.16	龍井-日南-大肚-龍井	57.33 公里	10.28 取得資料，先行儲存，後續處理。
110.12.18	大甲-後龍-大甲	78.16 公里	資料先行儲存，後續處理。

註：110 年臺中工務段大甲分駐所共計執行 8 次，累計里程 416.25 公里的軌道構件缺失巡檢實測。