

# 以影像辨識輔助軌道巡查作業 —臺灣鐵路宜蘭段及臺中段實證研究<sup>1</sup>

USING IMAGE RECOGNITION TO ASSIST TRACK INSPECTION  
OPERATIONS—EMPIRICAL RESEARCH ON YILAN SECTION  
AND TAICHUNG SECTION OF TAIWAN RAILWAY

鄭登鍵 Teng-Chien Cheng<sup>2</sup>

賴瑞應 Jui-Ying Lai<sup>3</sup>

朱我帆 Wo-Fan Chu<sup>4</sup>

(112年3月2日收稿，112年5月3日接受)

## 摘要

本研究透過實證研究方法，探討人工智慧影像辨識方法是否有助於軌道巡查作業。國營臺灣鐵路股份有限公司（以下簡稱臺鐵公司，前身為交通部臺灣鐵路管理局）軌道巡查作業以人力目視檢查為主，容易受到行進速度、光線角度與視線角度影響，造成遺漏或誤判，且因執行效率無法提升，以致日常巡查進度有限，因此亟需發展一套自動化巡檢輔助系統，輔助巡查工作。本研究透過文獻回顧、系統設計、資料蒐集、模型訓練與實地驗證等流程，研發軌道構件缺失辨識系統，最終模型之訓練效果 mAP 可達 96.2%。經過多次於臺鐵公司營運與養護之軌道環境進行資料蒐集與系統驗證，已確認本系統於夜間環境且行駛速度達 60km/hr 情況下，具有一定的檢出率與準確度。本研究結果顯示，人工智慧影像辨識方法確實有助於軌道

- 
1. 本文為軌道構件缺失人工智慧辨識建置應用-系統擴建與宜蘭段現地測試（計畫編號：MOTC-IOT-111-H1CB001g）部分研究成果，特此致謝。
  2. 交通部運輸研究所運輸技術研究中心副研究員(聯絡地址：臺中市梧棲區中橫十路 2 號、電話：04-26587112、email：xdchien@mail.ihmt.gov.tw)。
  3. 交通部運輸研究所運輸技術研究中心研究員兼科長。
  4. 國營臺灣鐵路股份有限公司工務處副處長。

巡檢作業，亦可做為輔助軌道巡查作業之發展基礎。

**關鍵詞：** 鐵道巡查、人工智慧、辨識、軌道缺失

## ABSTRACT

*This study uses empirical research methods to explore whether artificial intelligence (AI) image recognition methods are helpful for track inspection operations. The Taiwan Railways Administration (TRA) track inspection operation is mainly based on human visual inspection, which is easily affected by the speed, the angle of light and the angle of sight, resulting in omissions or misjudgments. The inspection progress is limited, so it is urgent to develop an automatic inspection auxiliary system to assist the inspection work. In this study, through the process of literature review, system design, data collection, model training and field verification, the missing identification system of track components was developed. The mAP of the final model training effect can reach 96.2%. After repeated data collection and system verification in the track environment of the TRA's operation and maintenance, it has been confirmed that the system has a certain detection rate and accuracy in the night environment and the driving speed reaches 60km/hr. The results of this study show that the AI image recognition method is indeed helpful for track inspection operations, and can also be used as the basis for the development of auxiliary track inspection operations.*

**Key Words:** *Railway inspection ; Artificial intelligence ; Detection ; Railway defect*

## 一、前言

軌道運輸在臺灣的公共運輸服務中擔任重要的角色，而軌道運輸的發展除了持續建設增加營運里程之外，軌道安全的重要性更是社會所關注的重點。至 2020 年底，臺鐵公司的營運距離超過 1,000 公里，車站總數約 240 座，軌道總長度更是高達 2,000 公里<sup>[1]</sup>，為持續維護軌道的安全與舒適，主要依靠定期執行的軌道巡檢作業。

鐵道形變是最直接影響軌道運輸安全的因素之一，而軌道扣件及其他構件負責固定鐵軌於枕木上，除固定鋼軌維持線形外，並具有乘載荷重、提供適當彈性及絕緣的功能，因此鋼軌、軌道扣件及構件的妥善性，是軌道運輸安全的基礎，需要透過「定期巡查、精確發現、立即改善」的 3 大原則，來維持良好鐵道品質，其中「定期巡查」更是軌道養護作業重點。傳統上，軌道構件巡查係採用人工目視方式進行，然而人工目視巡查受限於巡查車速、視察角度及眼力疲乏等諸多問題，至今仍無法有效快速進行。2019 至 2021 年期間，交通部運輸研究所（以下簡稱運研所）已配合臺鐵公司軌道巡查工作自動化之需求，初步

建置可用於軌道缺失的人工智慧影像辨識系統，包含以下 3 期研究案：

1. 2019 年「軌道扣件巡檢系統建置 (1/2)-扣件缺失辨識系統建置研究」<sup>[2]</sup>
2. 2020 年「軌道扣件巡檢系統建置 (2/2)-扣件缺失辨識系統精進驗證」<sup>[3]</sup>
3. 2021 年「軌道扣件缺失人工智慧辨識現地測試及精進研究」<sup>[4]</sup>

本研究旨在透過現地實證，確認是否可以透過人工智慧影像辨識方法，進行軌道構件缺失之檢測作業，以自動化的方式輔助第一線軌道養護人員的目視巡查作業。研究目的包含：

1. 延續既有軌道構件缺失檢測系統進行精進。
2. 於指定路段完成系統驗證作業，包含臺鐵公司宜蘭工務段及臺中工務段。
3. 系統可於夜間環境中運行，運行時速最高可達 60km/hr，至少須達 30km/hr。

## 二、文獻回顧

### 2.1 國內外軌道檢測產品

由於軌道檢測為保障鐵路運輸安全之基礎，因此國內外已長期發展許多不同的軌道妥善度檢測技術，瑞士 RailCheck 計畫為瑞士聯邦鐵路公司 (Swiss Federal Railway, SBB) 與瑞士電子和微技術中心 (Centre Suisse d'Electronique et de Microtechnique, CSEM) 合作計畫<sup>[5]</sup>，裝載多個高畫質攝影機與各式偵測器，可以在時速 160 公里下，取得各類軌道資料，再透過大數據與深度學習模型，辨識出軌道上的缺失，並即時回報處理。其特點為建立了一套半自動化標記系統，透過鐵道專家的協助下，可持續改善缺失辨識之準確率。

美國 Energy Service Company (ENSCO)<sup>[6]</sup> 公司透過攝影機與超音波等多種不同的感測器，推出軌道構件檢測系統 (Track Component Imaging System, TCIS)，使用了影像辨識方法進行軌道扣件與枕木檢測。ENSCO 提供多種不同的檢測車輛類型，可根據客戶需求客製化安裝選用。

加拿大 Pavemetrics 公司開發的 Laser Rail Inspection System (LRAIL)<sup>[7]</sup>，為由 2 個感測裝置所組成軌道檢測系統，該裝置依客戶需求可安裝於不同位置，如軌道工程車之車頭或車尾、高軌卡車 (High-Rail Truck)、拖車等，可在一次的巡檢行程中同時取得 2D 影像與 3D 掃描數值，並透過人工智慧影像辨識與圖像套疊後，取得精準的軌道檢測結果，此產品具有輕量化、低能耗、高儲存量的特色，並可提供精準定位結果，供快速檢修之用。

日本大量採用「電氣軌道總合試驗車」<sup>[8]</sup>，做為整體軌道及相關儀器檢查的重要工具，2021 年西日本鐵道公司 (JR West) 採用 AI 影像辨識，全新的 DEC741 列車，僅有 2 節車廂，在車頂、車側與車底總計裝設 64 組攝影機與 44 組補光設備，可在運行速率 100km/hr 環境下，對軌道、電氣設施與號誌設備進行取像，並透過人工智慧辨識軌道及其他設備缺失。

臺灣仲碩科技<sup>[9]</sup> 2021 年起投入軌道巡軌機器人之研發工作，主要採用無人飛行載具執

行巡軌作業。執行過程中，採樣無人機將沿途取得之軌道圖資即時上傳至雲端，並傳送至智慧影像平臺進行辨識，以取得即時辨識成果，可提供軌道構件之相關缺失檢測結果。

綜合統整國內外軌道檢測技術現況 (如表 1 所示)，顯示影像辨識技術已逐漸成為軌道檢測之重要工具，且多數檢測工具已能涵蓋大多數軌道常見的缺失問題，軌道檢測系統移動方式大多透過既有或新造車輛進行移動，以確保移動速度及電力保障，且能在較高的運行速度下運作。本研究辨識系統過去 (2019 至 2021 年) 架設於平車，執行檢測作業需以工程維修車拖行，因臺鐵公司相關作業規定平車之最高限速為時速 30 公里，為能提高本系統之實用性，增加檢測速度提升檢測效率，本研究改以復興號車廂取代平車，搭載模組化巡檢系統，巡查速度由原來時速 30 公里提升至時速 60 公里，待系統之穩定度及檢測成效提升後，視巡檢作業需求，將能持續提高檢測作業之速度。

表 1 國內外軌道檢測系統綜合比較

	移動方式	偵測技術	偵測物件	即時性	運行速度
瑞士 RailCheck	專用檢測車	攝影機與其他感測器	鋼軌及扣件	即時	160 km/hr
美國 ENSCO	專用檢測車輛，提供客製化服務	超音波、雷射、攝影機、線掃描成像	鋼軌及扣件	即時	高速
加拿大 LRAIL	安裝於任何車輛	攝影機與雷射	鋼軌及扣件	即時	180 km/hr
日本 Doctor Yellow	專用檢測列車	電氣感測設備 攝影機	鋼軌、集電弓與軌側設備	即時	100 km/hr
臺灣 仲碩科技	無人飛行載具	攝影機	鋼軌及扣件	無提供	無提供

## 2.2 影像辨識檢測演算法

隨著人工智慧科技蓬勃發展，自動化道路及鐵路巡檢系統已經逐漸受到關注。透過文獻回顧得知，已有透過影像處理檢測路面的方法，例如 Youngtae Jo 等人提出使用商用黑盒子相機檢測道路坑洞的系統 (Youngtae Jo & Seungki Ryu<sup>[10]</sup>)，以及 Chun 等人提出 Naive Bayes based machine-learning approach 路面裂縫自動檢測技術等 (Chun et al.<sup>[11]</sup>)，近年來研究文獻發表使用類神經網路可準確檢測路面破損區域，如 Allen Zhang 等人提出 CrackNet 可使用 Pixel-wise 的分類來檢測道路品質 (Allen Zhang et al.<sup>[12]</sup>)，但此方法只針對道路損壞的有無，雖有些研究針對道路破損類型進行分類 (Eduardo Zalama et al.<sup>[13]</sup>; Mehmet KARAKÖSE et al.<sup>[14]</sup>; Makoto Kawano et al.<sup>[15]</sup>)，但大多數研究集中在幾種道路破損，因此需要可檢測不同道路破損的檢測模型。鐵路巡檢相關的研究上，早期 Mehmet Karakose et al.<sup>[16]</sup> 使用電腦視覺方法檢測鐵道上的瑕疵與破損，近期則有研究使用深度學習模型來檢

測鐵道品質，相關研究如 Junwen Chen et al.<sup>[17]</sup> 提出使用深度卷積模型檢測扣件缺失、損壞，以及 Xavier Gibert et al.<sup>[18]</sup> 使用 Multi-task deep learning 深度學習模型於鐵道品質自動巡檢。

## 2.3 前期研究發展技術

運研所於 2019-2021 年期間，已建置透過人工智慧影像辨識發展自動化軌道構件巡檢所需之初步基礎，並於臺鐵公司臺中工務段軌道進行初步測試，整體發展如下：

1. 2019 年「軌道扣件巡檢系統建置 (1/2) -扣件缺失辨識系統建置研究」合作研究案，利用攝影器材獲取人工智慧判釋所需之清晰影像，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。
2. 2020 年「軌道扣件巡檢系統建置 (2/2) -扣件缺失辨識系統精進驗證」合作研究案，改善攝影機當機情形、軌道實測範圍由一般道碴段擴及到隧道及版式軌道段，辨識對象由扣件缺失擴及到軌面缺失，辨識系統由攝影後辨識擴增可即時辨識。
3. 2021 年「軌道扣件缺失人工智慧辨識現地測試及精進研究」合作研究案，建立臺中工務段轄區軌道物件辨識資料庫、精進系統並提升辨識準確度，除原軌道正上方拍攝，增加側向拍攝。辨識對象由扣件、道釘、鋼軌軌面等缺失，擴及魚尾鉸、鋼軌側面等缺失。

前期研究所發展之軌道構件缺失檢測系統具有下列特色：

1. 取像視角採用軌面上方之正向與軌腹之側向，單側鋼軌總計需要 3 台攝影機，且正向與側向攝影機需套用兩種不同運算模型。
2. 可滿足於夜間情境下，以時速 30 公里以下進行取像與辨識。
3. 辨識物件包含扣件、道釘、鋼軌、魚尾鉸等項目，針對不同程度缺失樣態與缺失程度，總計分為 16 類辨識物件。

## 三、研究流程與方法

### 3.1 研究流程

本研究主要採取實證研究法，透過建立一套可用的軌道構件缺失辨識系統投入軌道巡檢，執行現場驗證並且持續進行系統設計與演算法精進流程，尋求影像辨識技術於一般軌道巡查作業使用上之易用性與可行性。

透過文獻回顧了解國內外類似產品之技術特點、影像辨識演算法使用情形，並延續前期研究之成果，做為系統設計之參考。系統設計階段包含硬體設備、演算法及網頁平台等 3 方面，除演算法延續前期部分成果外，本研究重新設計適用方案，在系統設計後即進行實地測試與資料蒐集。由於演算法與硬體設備之調整，於臺鐵公司臺中工務段完成第一次硬體設備測試與圖資蒐集作業後，緊接著將蒐集之圖像資料進行清洗、分析與標記作業，

重新投入模型訓練工作，以提升模型精準度，為最後的驗證階段準備。

進入實地驗證階段後，本研究總計完成 2 次實地驗證測試，第 1 次在臺鐵公司宜蘭工務段進行整體系統驗證，第 2 次則回到臺中工務段，以人工製造缺失的方式進行準確度驗證，確認本系統是否可以有效輔助第一線維修人員進行軌道巡查作業，本研究流程如圖 1 所示。

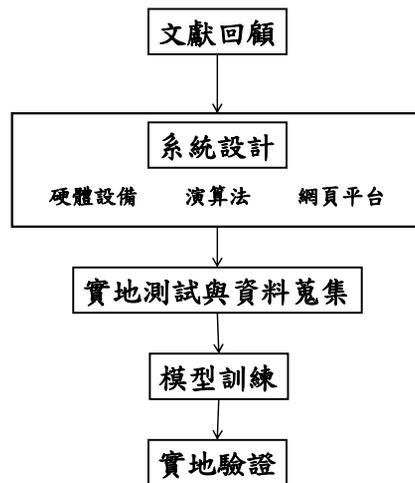


圖 1 研究流程

### 3.2 研究範圍

本研究主要之實地驗證範圍包含臺鐵公司臺中工務段及宜蘭工務段，臺中工務段位於臺灣西部平原區，地形開闊且軌道線型較為平順，適合進行系統資料蒐集與初步驗證。宜蘭工務段則屬於丘陵地區，區域內小半徑曲線彎曲路段較多，一般而言在小半徑曲線彎曲路段中另需裝設防脫護軌，將增加辨識複雜性，且丘陵區長短隧道遍布，隧道內 GPS 訊號容易被遮蔽中斷，易造成定位誤差，因此選定宜蘭工務段進行驗證測試，若能於宜蘭完成系統驗證，即表示此系統可適用多種不同地形環境。

### 3.3 實驗設備

本研究採用設備可分為 3 部分，包含攝影設備、系統運行環境與其他設備，以下分別說明本研究如何配合現場需求，進行設備之選用及安裝設計。

#### 3.3.1 攝影設備與安裝角度

針對影像擷取之需求，採用 Basler\_a2A2448-75ucPRO 攝影機，該設備接口為 USB3.0，相機配有 Sony IMX547 CMOS 芯片，幀速率達 70 fps 以上，解析度達 500 萬像素，並搭配

8mm 的鏡頭。因為鐵軌物件屬於長型標的，故本系統之補光設備將選用長度 48 公分 45 瓦之白光長排燈，燈光光源可均勻散佈在鐵軌踏面與腹部表面之上。

透過計算得知 60km/hr 的車速與相機取像關係，當時速 60km 時，每秒的移動距離為 1667cm (四捨五入計算)，相機的 FOV (Field of View，即視野範圍) 寬度為 58cm，故相機感測器設備至少需達每 34.4 毫秒擷取 1 張照片，如下算式 (2) 所示；另時速 30km 之取像速率於算式 (1) 提供參考。本研究之攝影設備可穩定擷取每 27 毫秒 1 張的照片，因此當系統能穩定擷取影像的條件下，連續影像幀與幀之間將能重疊，可避免遺漏畫面邊緣的物件。

$$30\text{km/hr 車速} = \frac{1000 \text{ 毫秒}}{\frac{834\text{cm}}{58\text{cm FOV 寬}}} = 69.5 \text{ 毫秒要擷取一張影像} \quad (1)$$

$$60\text{km/hr 車速} = \frac{1000 \text{ 毫秒}}{\frac{1667\text{cm}}{58\text{cm FOV 寬}}} = 34.4 \text{ 毫秒要擷取一張影像} \quad (2)$$

### 3.3.2 系統運行環境

考量系統運算即時性與效能之需求，本研究系統設計採用雲端地端混合概念，因此包含地端 (巡軌車輛) 環境與雲端環境 2 部分，系統運行環境分別如表 2 及表 3 所示。

表 2 地端運行環境說明

項目	說明
硬體設備	CPI: Intel i7-12700 RAM: DDR4-3200 16G*2 Storage: 1TB M.2 SSD VGA: Nvidia RTX 3090 Power: 1000W 電源供應器
作業系統	Ubuntu 18.04
程式語言	Python
Deep learning framework	Darknet

表 3 雲端運行環境說明

項目	說明
硬體設備	x64 架構伺服器
作業系統	Ubuntu 18.04 or later
程式語言	TypeScript
Server Runtime	Node.js 16.15.x LTS
Frontend framework	React v18

### 3.3.3 設備安裝結構與其他

本研究實證所採用之檢測車輛與過去之維修平車不同，採用甫退役之復興號車廂執行，設計上需配合臺鐵公司資產管理相關規範，在不破壞車廂箱體條件下，採用可拆裝的模組化設計，可於現場配合實際車輛狀況機動進行調整。初期設計完成之外掛機構如圖 2 所示，整體結構採用鋁擠型材料製作，具有容易輕量化且容易調整的特色，自車廂向外延伸一個支撐架結構，左右兩側分別吊掛一組檢測設備，以單邊鐵軌為中心，上方結構向左右延伸分別安裝相機與補光設備，單邊檢測設備如圖 3 所示。

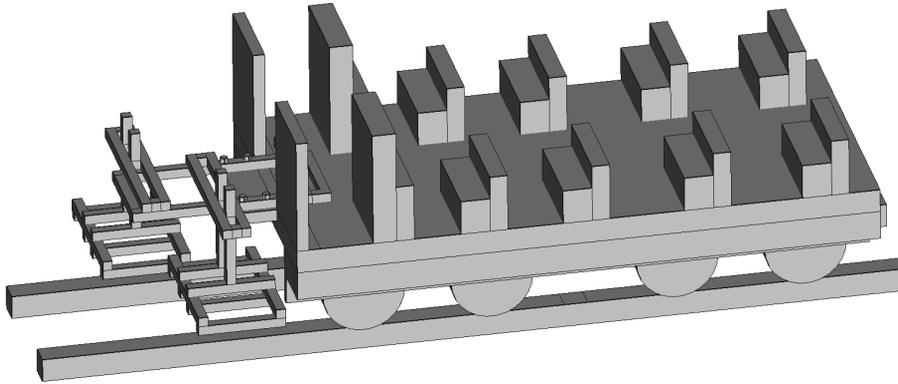


圖 2 復興號車廂外掛機構設計與點位示意圖

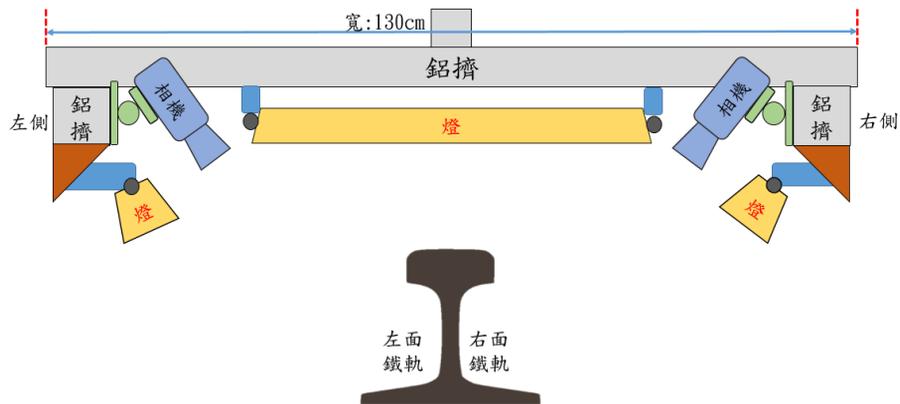


圖 3 軌道構件單軌檢測模組前視圖

## 3.4 演算法

### 3.4.1 辨識模型設計

影像辨識的深度學習模型，本研究過去曾採用 YOLOv3、SSD 模型，雖 YOLOv3 非

常快，小型的模型可達 155fps，但有 mAP 降低及框選位置不準的缺點。SSD 模型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，並於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，最後再一起得到結果。

本研究於神經網路模型以 SSD 與 YOLOv4 為首選，隨著技術的演進，Scaled YOLOv4，YOLOv5 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，本研究所採用其輕量版 YOLOv4-tiny 的辨識速度為 YOLOv4 的 4 倍以上。

YOLOv4-tiny 相對於其他演算法，在軌道巡檢作業上具有較好的表現<sup>[4]</sup>。YOLOv4-tiny 演算法是基於 YOLOv4 的精簡版，模型架構之參數只有 600 萬相當於原來的十分之一，YOLOv4-tiny 大幅縮減神經網路中關於特徵抽取網路之架構，以達到模型加速效果，同時 YOLOv4-tiny 整體網路架構共有 38 層，具備有多任務、端到端、注意力機制和多尺度的特點 (AlexeyAB<sup>[19]</sup>)。

本研究將前期研究使用的 2 個 YOLOv4-tiny 偵測正/側向鐵軌，合併為單一 YOLOv4-tiny 模型，如此可以同時偵測正/側向鐵軌。在進行演算法訓練時首先採用前期計畫所得的軌道圖資進行投入，訓練時首先統計資料集內各類別資料數量，發現原始的資料集內不同類別的分布相當不平均，這對模型的訓練會造成一定程度的影響，導致模型對資料較多的類別產生過度擬合現象，而過度擬合會使模型對資料量較少的類別判別能力下降。因此，本研究在訓練過程中，於背景程式中自動執行 CV Augmentation (CV Aug.，即影像處理)，來增加資料的隨機性，以防止模型訓練出太單一的辨識方式，前期資料經 CV Aug. 前後所得圖資數量如表 4，並確認由 CV Aug. 處理後可以提升少量物件的準確度如表 5 所示。由此可知，只要各類別物件數量足夠且分佈平均，採用單一 YOLOv4-tiny 模型具有可行性，本研究後續之發展及驗證皆採取單一模型進行，用來有效率進行鐵道軌面正面與側面之瑕疵偵測的應用。

### 3.4.2 偵測物件類別

在物件偵測演算法中，錯誤樣態的圖資是不可或缺的重要資料，透過正確與錯誤圖資互相比對可建立起物件辨識資料庫，做為資料標記及後續模型訓練的基礎。本研究採用單一 YOLOv4-tiny 演算法建立物件辨識模型，並檢視物件分類資料庫之分類方式與數量分布，考量到部分物件屬於相似缺失但嚴重程度不同，並造成部分物件之圖資數量過低具有過度擬合的風險，可能降低模型準確度，故後續發展中重新整理並篩選圖資內容，最後於初期訓練圖資不足之前，將原先 16 項類別改分為 8 類。整理篩選的過程中，部分缺失項目由於可使用之參考圖資數量較少，因此暫時移出物件類別，若未來研究中此類別圖資累積至一定數量後，再行單獨成立一類別投入模型訓練。最後，本研究將模型歸納彙整成可辨識的 8 種物件類型，如表 6 所示。

表 4 軌道瑕疵缺陷物件數量分布(經過 CV Aug.前後比較)

物件類型	缺失說明	未經 CV Aug.	經過 CV Aug.
eclip_x	e 扣夾輕微缺失	62	992
eclip_xx	e 扣夾嚴重缺失	317	1177
railspike_x	道釘輕微缺失	148	1492
railspike_xx	道釘嚴重缺失	74	944
rail_x	軌面輕微缺失	114	932
rail_xx	軌面嚴重缺失	186	768
slab_track_eclip_x	版式軌道道釘輕微缺失	67	1172
slab_track_eclip_xx	版式軌道道釘嚴重缺失	74	741
others_break	其他缺失	43	1392
eclip_is_covered	元件被遮蔽	750	1361
rail_welding_xx	焊接處裂縫	20	953
splice_bar_xx	魚尾鈹裂縫	37	1246
rail_xx	鋼軌裂縫	108	864
splice_bar_x	魚尾鈹螺栓脫落	87	1392
rail_welding	焊接處正常	514	1028
splice_bar	魚尾鈹正常	350	822

表 5 同模型與圖資來源訓練準確率比較

物件類型	模型與圖資	前期模型與前期圖資	本期模型與前期圖資 (經 CV Aug.)
	e 扣夾輕微缺失		68.55%
e 扣夾嚴重缺失		87.68%	97.33%
道釘輕微缺失		57.36%	99.99%
道釘嚴重缺失		46.48%	99.86%
軌面輕微缺失		17.46%	100%
軌面嚴重缺失		34.29%	89.20%
版式軌道道釘輕微缺失		98.24%	100%
版式軌道道釘嚴重缺失		99.96%	99.97%
其他缺失		100%	99.96%
元件被遮蔽		98.35%	95.36%

物件類型	模型與圖資	前期模型與前期圖資	本期模型與前期圖資 (經 CV Aug.)
	焊接處裂縫	99.05%	100%
	魚尾鈹裂縫	100%	100%
	鋼軌裂縫	42.51%	100%
	魚尾鈹螺栓脫落	54.72%	100%
	焊接處正常	82.93%	99.64%
	魚尾鈹正常	67.31%	99.99%
	mAP	72.18%	98.83%

表 6 前期研究與本期研究圖資類型比較

前期研究 16 類物件	本期研究 8 類物件
物件類別	物件類別
eclip_x	eclip_break
eclip_xx	
slab_track_eclip_x	
slab_track_eclip_xx	
eclip_is_covered	eclip_is_covered
railspike_x	wood_crossties_break
railspike_xx	
rail_x	rail_surface_break
rail_xx	rail_crack
rail_welding_xx	
splice_bar_xx	
rail_xx	
splice_bar_x	splice_bar_x
splice_bar	splice_bar
rail_welding(移除分類)	rail_screw_break(新增分類)
others_break(移除分類)	

### 3.5 系統設計

軌道構件缺失巡檢系統設計時須同時考量即時性與易用性，軌道構件之辨識速率必須支援於夜間環境行駛且速度達 60km/hr 之情境，並提供圖像化使用介面供後續查詢。因此，

系統設計上採用雲地整合概念設計，地端係指巡軌車輛上所安裝之辨識設備；而雲端則包含資料儲存空間與圖形化使用者介面 (Web GUI)。

巡檢車輛上的地端辨識設備會同時接收由影像擷取設備 (即攝影機) 及全球衛星定位系統 (GPS) 所取得的即時經緯度座標資訊。當地端辨識設備自影像中辨識出指定軌道缺失類別，將會融合當下的經緯度座標資訊並將辨識結果透過 Web API 寫入物件辨識成果資料庫中。雲端的 Web GUI 亦透過 API 方式存取辨識成果資料庫，提供使用者透過移動裝置或電腦設備直接查詢軌道構件缺失辨識結果，整體系統架構如圖 4 所示。

此系統之 Web GUI 設計時，同時考量行動裝置使用情境與使用者操作友善性，並以資料視覺化方式將軌道構件缺失辨識成果呈現於地圖上 (如圖 5 所示)，提供工作人員快速查詢確認缺失事件發生地點。在後續實驗中，此系統將做為構件缺失辨識成果之主要呈現與查詢方式。

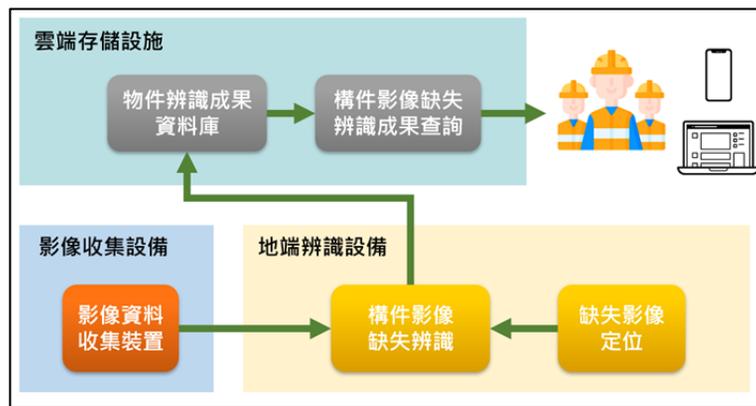


圖 4 軌道構件缺失巡檢系統架構圖

### 3.6 現地驗證計畫

本研究總計完成 6 次現地驗證工作，可分為 3 個階段，執行日期與說明如表 7 所示。

第一階段於臺鐵公司臺中工務段進行初步驗證與圖資蒐集，透過此階段的現地準備工作確認硬體設備運作可行性與微調，並完成初次實地系統整合測試，確認系統足以支援高速行徑環境下的資料蒐集、辨識與傳輸作業。

第二階段則移師臺鐵公司宜蘭工務段執行，主要進行完整系統驗證工作，並因應隧道段地形特色，首度納入具有慣性測量單元 (Inertial measurement unit, 簡稱 IMU) 之定位系統加強定位結果。

第三階段再次回到臺鐵公司臺中工務段進行最後的人工智慧影像辨識成效驗證，透過

人工製造或模擬軌道及扣件缺失物件做為基礎考題，檢視本研究開發之辨識模型是否可辨識出軌道構件缺失項目。

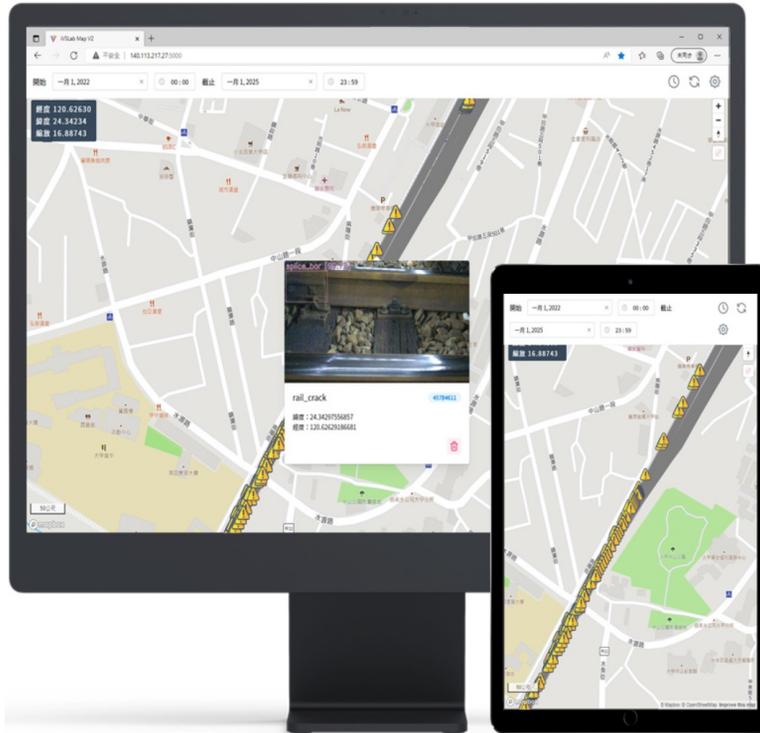


圖 5 系統查詢介面示意圖

表 7 本研究影像蒐集與系統驗證紀錄

日期	執行路段	距離(來回)	車速(km/hr)	主要驗證事項
2022/5/6	大甲至白沙屯	約 60 km	30-60	硬體設備可行性驗證、圖資蒐集
2022/5/27	大甲至沙鹿	約 30 km	30-60	圖資蒐集
2022/7/8	后里至新烏日	約 60 km	30-60	系統整合驗證、圖資蒐集
2022/8/12	瑞芳至蘇澳新 (東線)	約 80 km	30-60	系統現地驗證、定位系統驗證、 圖資蒐集
2022/8/19	瑞芳至蘇澳新 (西線)	約 80 km	30-60	系統現地驗證、定位系統驗證、 圖資蒐集
2022/9/23	大甲至日南	約 9 km	30-60	AI 模型現地驗證

## 四、結果

### 4.1 人工智慧影像辨識模型

本研究採用 YOLOv4-Tiny 演算法建立軌道構件缺失辨識模型，訓練過程中，又將資料集分類為訓練集與驗證集進行投入，以計算模型準確度，資料集分布數量如表 8 所示。

表 8 模型各類物件資料集數量

物件類別	驗證集	訓練集 (依版本別進行圖資累計)			
		P3-8	P3-9-1	P3-9-2	P3-9-3
eclip_break	115	413	445	451	503
eclip_is_covered	172	623	623	623	623
wood_crossties_break	46	172	172	172	172
rail_surface_break	23	103	103	103	103
rail_crack	65	261	261	261	332
rail_screw_break	19	66	214	288	294
splice_bar_x	18	69	69	69	69
splice_bar	74	276	369	742	951

除透過訓練集與驗證集自動比對外，為確保最終成效具有說服力，本研究隨機擷取一段於臺鐵公司臺中段所錄製之現地圖資影片進行人工比對驗證，驗證標的影片總長 4 分 17 秒，距離約 4,284 公尺，透過人工先行檢視完整內容，與模型檢出結果互相比對。然因影像採集當下之軌道維護狀態優良且未刻意模擬出錯誤樣態，故本次測試選擇「splice\_bar(正常的魚尾鉸)」做為主要標的物件，經人工檢視共計 23 處魚尾鉸，各階段模型檢出成果如表 9 所示。

表 9 模型訓練準確度(Darknet 框架)

版本	模型訓練數據			比對人工檢驗數據 (共計 23 處魚尾鉸)	
	Precision (%)	Recall (%)	mAP (%)	魚尾鉸 檢出量(個)	魚尾鉸 檢出率(%)
P3-8 版本	98 %	91 %	95.8 %	2	8.7 %
P3-9-1 版本	99 %	94 %	96.8 %	17	73.9 %

本研究初步採用 Darknet 框架進行模型訓練並將信心指數門檻 (Confidence Threshold)

設定為 0.25。顯示模型訓練數據準確度 mAP 介於 95.8%~96.8%，與人工檢驗比對，仍有一段差距。因此，考量鐵道安全性，寧可誤判正常構件優於漏掉缺失構件，改採用 PyTorch 訓練框架，此框架對於信心水準門檻之計算會更貼合理想概念，並採取預設的框架門檻值，可在降低部分準確率 (Precision Rate) 情形下，提升檢出率 (Recall Rate)，重新投入模型訓練後訓練結果如表 10 所示。

表 10 模型訓練準確度(PyTorch 框架)

版本	模型訓練數據			比對人工檢驗數據 (共計 23 處魚尾鈹)	
	Precision (%)	Recall (%)	mAP (%)	魚尾鈹 檢出量(個)	魚尾鈹 檢出率(%)
P3-9-2	81.3 %	97.7 %	96.5 %	18	78.2 %
P3-9-3	79.6 %	96.7 %	96.2 %	21	91.3 %

## 4.2 現地驗證成果

在第三階段現地驗證中，主要進行影像辨識模型成效驗證。本次現地驗證由臺鐵公司臺中工務段人員先行製作 3 種類的軌道缺失數個，包括 `eclip_break` (扣件缺失)、`splice_bar_x` (魚尾鈹缺失) 與 `rail_crack` (鋼軌裂縫模擬)，在未取得物件缺失外觀與所在位置情況下，直接於指定區間中進行檢測，以證明本研究所發展的辨識模型是否符合工務段作業需求，可做為輔助巡查工具，表 11 為本次現地驗證中人工製作的缺失項目與系統檢測結果比較，可發現魚尾鈹缺失與鋼軌裂縫模擬上有較高的檢出率與準確度，然而在扣件缺失檢測上，則有所遺漏，推測主要原因為扣件因其形狀特殊性，在不同角度與光線下呈現出多種不同的樣貌而容易造成誤判，因此未來須納入更多的扣件相關資料進行訓練。

因此本趟現地驗證作業實際檢出工程單位製做的缺失項目總計 12 項，另外檢出非工程單位製做的缺失項目總計 2 項，因此已知總計 16 項缺失中檢出共計 14 項。當然，本次驗證過程中亦發現系統具有誤判情形，進一步分析誤判事件，歸納常見的誤判情形統整如下：

### 1. 鐵軌銲接處誤判為鋼軌裂縫

軌道銲接處經由補光後產生的光影現象，與鋼軌裂縫樣態具有相同特徵，可透過投入更多鋼軌裂縫圖資進行訓練以降低誤判情形，然而考量到軌道銲接處為裂隙好發位置，鋼軌裂縫具較高風險性，建議初期儘量採取不可錯放的原則，待累積更多圖資再重新投入訓練。

### 2. 油漬痕跡誤判為鋼軌裂縫

在本次現地驗證中，發現部分油漬痕跡因其形狀分布與鋼軌裂縫模擬圖相似而被判斷為鋼軌裂縫的情形，除納入更多圖資以進行訓練外，後續可以利用調整模型時的權重值進

行調整優化，雖無法完全規避該誤判的發生，但一定能有效降低機率。

### 3. 小石塊誤判為扣件缺失

由於扣件缺失之枕木扣夾與道碴石塊樣貌相似，易遭到誤判。因此，可利用系統規劃的誤判回報功能，待收錄更多誤判圖資後進行模型的再訓練作業，以利提升準確度。

表 11 本研究影像蒐集與系統驗證紀錄

人工製作缺失項目 A：扣件缺失					
#	方向	里程座標	經緯度座標	缺失數量	檢出數量
1	東向	K181+026	24°19'59"N 120°37'02"E	2	0
2	東向	K181+973	24°19'39"N 120°36'37"E	1	1
3	西向	K180+860	24°20'02"N 120°37'06"E	1	1
4	西向	K181+096	24°19'58"N 120°36'59"E	1	1
5	西向	K182+374	24°19'27"N 120°36'32"E	2	2
6	西向	K182+405	24°19'26"N 120°36'31"E	1	1
7	西向	K183+704	24°18'46"N 120°36'19"E	1	1
人工製作缺失項目 B：魚尾鉸缺失					
1	14A	岔後	24°34'07"N 120°62'47"E	1	1
2	14B	岔後	24°34'11"N 120°62'50"E	1	1
人工製作缺失項目 C：鋼軌裂縫(模擬)					
1	東向	K181+247	24°19'56"N 120°36'55"E	1	1
2	西向	K181+327	24°19'54"N 120°36'53"E	1	1
3	西向	K182+300	24°19'30"N 120°36'32"E	1	1
總計				14	12

## 五、結論

本研究透過文獻回顧、系統設計、實地測試、模型訓練與系統驗證等流程，完成軌道構件缺失辨識系統之建置與實地驗證研究，確認了在臺鐵公司實際軌道環境中，具有一定的檢測準確率，顯示透過人工智慧影像辨識的方法建立自動化檢測方式，可以輔助軌道巡檢工作人員的巡軌工作，增進其工作效率並降低工作負擔。

首先透過文獻回顧，本研究確認現階段學界已可利用的智慧學習，應用在軌道等交通

運輸場景，利用人工智慧進行影像辨識尋找瑕疵與缺失，並分析業界實際產品的發展進程與技術，證明本研究的構想具有可行性，亦進一步參考現有技術與產品優點，做為軌道構件缺失巡檢系統之設計方向。

本研究所搭建的軌道構件缺失辨識系統採用雲地混和的系統架構設計，透過復興號車廂外部安裝攝影及補光設備，連接至車廂內的運算設備，經即時運算後將辨識結果連同座標資訊一併上傳至雲端儲存，並以 Web GUI 呈現圖像化資訊供使用者參考，經過現地驗證，已確認本系統設計概念之可行性，然而在實務應用上仍需配合軌道業者的巡查流程進行微調。

影像辨識演算法精進為本研究之重點工作之一，延續運研所於 2021 年執行之「軌道扣件缺失人工智慧辨識現地測試及精進研究」合作研究案中採用的 YOLOv4-Tiny 演算法，在本研究中，更將前期的軌面與軌腹兩個模型合併為單一模型以節省運算資源。為了提升辨識準確率並避免過度擬合問題，本研究重新分類了既有的辨識物件項目，改為 8 大類辨識項目。為了增加訓練資料集，透過多次上軌機會蒐集的大量圖資資料做為基礎，再利用 CV Augmentation 方法進一步擴增構件缺失資料庫，持續提升模型辨識準確程度。

軌道構件缺失辨識系統於本研究中共完成了 6 次三階段的現地測試驗證作業，包含期初階段於臺鐵公司臺中段進行系統設備測試與資料蒐集，期中階段於臺鐵公司宜蘭段執行區間總計 160 公里以上系統驗證，及最後再次回臺中段以人工製造缺失方式進行現地驗證，經過一系列現地實測，足證本研究發展之軌道構件缺失辨識系統可於夜間行進時速至少 30 公里以上進行影像擷取、辨識與定位缺失構件，達成本研究的預期目標，然而在現地實證結果中發現到較多誤判或遺漏項目，未來在蒐集到更多的缺失圖像後，需重新投入模型進行訓練，以利改善模型總體準確度。

本研究透過實地驗證方法，確認了以人工智慧影像辨識方法進行軌道構件缺失巡查作業之可行性，並於研究中完成一組可用於協助提升軌道構件巡查效率的自動化輔助巡查系統。以此做為基礎，後續研究可朝向模型準確率提升與設計更符合巡查作業的系統流程 2 大面向進行。

## 參考文獻

1. 交通部臺灣鐵路管理局，109 年臺灣鐵路統計年報，民國 109 年。
2. 交通部運輸研究所，軌道扣件巡檢系統建置 (1/2)-扣件缺失辨識系統建置研究，民國 109 年。
3. 交通部運輸研究所，軌道扣件巡檢系統建置 (2/2)-扣件缺失辨識系統精進驗證，民國 110 年。
4. 交通部運輸研究所，軌道扣件缺失人工智慧辨識現地測試及精進研究，民國 111 年。
5. Forbes, HOW SWISS FEDERAL RAILWAY IS IMPROVING PASSENGER SAFETY WITH THE POWER OF DEEP LEARNING, <https://reurl.cc/Z4voXa>, 2022.

6. ENSCO, <https://www.ensco.com/>, 2022.
7. Pavemetrics, Laser Rail Inspection System (LRAIL™), <https://www.pavemetrics.com/applications/rail-inspection/laser-rail-inspection-system/>, 2022.
8. 私鐵王國, Doctor Yellow—923 形新幹線電氣軌道總合試驗車, <https://reurl.cc/4LnMLX>, 民國 111 年。
9. 仲碩科技, AI 自動化智慧巡檢服務, <https://www.jctech.tw/applications/detail/13>, 民國 111 年。
10. Youngtae Jo, Seungki Ryu., “Pothole detection system using a black-box camera”, *Sensors*, Vol. 15, No.11, 2015, pp. 29316-29331.
11. Chun, Pang-jo, Hashimoto, Kazuaki, Kataoka, Nozomu, Kuramoto, Naoya, Ohga, Mitao., “Asphalt pavement crack detection using image processing and naive bayes based machine learning approach”, *Journal of Japan Society of Civil Engineers, Ser. E1 (Pavement Engineering)*, Vol. 70, No.3, 2015, pp.I\_1-I\_8.
12. Allen Zhang, Kelvin C. P. Wang, Baoxian Li, Enhui Yang, Xianxing Dai, Yi Peng, Yue Fei, Yang Liu, Joshua Q. Li, Cheng Chen., “Automated Pixel-Level Pavement Crack Detection on 3D Asphalt Surfaces Using a Deep-Learning Network”, *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, Vol. 32, No.10, 2017, pp. 805-819.
13. Eduardo Zalama, Jaime Gómez-García-Bermejo, Roberto Medina, José Llamas., “Road Crack Detection Using Visual Features Extracted by Gabor Filters”, *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, Vol. 29, No.5, 2014, pp. 342-358.
14. Mehmet KARAKÖSE, Büşra AKARSU, Koray PARLAK, Alişan SARIMADEN, Erhan AKIN. “A Fast and Adaptive Road Defect Detection Approach Using Computer Vision with Real Time Implementation”, *International Journal of Applied Mathematics Electronics and Computers, Special Issue*, 2016, pp. 290-295.
15. Makoto Kawano, Kazuhiro Mikami, Satoshi Yokoyama, Takuro Yonezawa, Jin Nakazawa. “Road marking blur detection with drive recorder”, *2017 IEEE International Conference on Big Data, Institute of Electrical and Electronics Engineers*, 2017, pp. 4092-4097.
16. Mehmet Karakose, Orhan Yaman, Mehmet Baygin, Kagan Murat, and Erhan Akin., “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, 2017, pp. 22-27.
17. Junwen Chen, Zhigang Liu, Hongrui Wang, Alfredo Núñez, Zhiwei Han., “Automatic Defect Detection of Fasteners on the Catenary Support Device Using Deep Convolutional Neural Network”, *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, Vol. 67, No. 2, 2018, pp. 257-269.
18. Xavier Gibert, Vishal M. Patel, Rama Chellappa., “Deep Multitask Learning for Railway Track Inspection”, *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, Vol. 18, No. 1, 2017, pp. 153-164.
19. AlexeyAB, YOLOv4-tiny released: 40.2% AP50, 371 FPS (GTX 1080 Ti), 1770 FPS tkDNN/TensorRT, Retrieved from <https://github.com/AlexeyAB/darknet/issues/6067>, 2022.