人工智慧軌道構件巡檢系統精進及驗證

鄭登鍵 [1] 賴瑞應 [2] 謝禎冏 [3] 黃維信 [4]

[1] 交通部運輸研究所港灣技術研究中心副研究員
[2] 交通部運輸研究所港灣技術研究中心簡任研究員兼科長
[3] 大同大學資訊工程學系教授
[4] 大同大學媒體設計學系教授

摘要

為協助交通部臺灣鐵路管理局(以下簡稱臺鐵局)改善人工徒步目視巡檢作業，交通部運輸研究所港灣技術研究中心(以下簡稱港研中心)導入人工智慧(AI)深度學習方式進行鐵路軌道構件缺失檢測，期能降低人力負擔並提升巡檢效能。透過蒐集國內外鐵路軌道構件檢測案例，比較其設備及分析方法，依據國內軌道環境及相關構件樣態，打造軌道構件影像擷取設備。透過實地檢測蒐集軌道構件影像，依俯視及側視軌道構件樣本，分為俯視 10 種缺失類別、側視 4 種缺失類別與 2 種正常類別。本研究採用 YOLOv4-Tiny[15]物件偵測技術模型進行深度學習訓練，再從測試資料中驗證構件缺失檢出率(Recall rate)，並搭配定位系統，標註缺失構件並記錄其位置。本研究經實地檢測共錄製超過 70 公里軌道構件影像，相較於 2020 年研究採用 YOLOv4[5]模型，僅針對俯視軌道扣件缺失進行檢測，扣件缺失檢出率 87%，平均精確率(mAP)為 94.8%，辨識速度約 55 張/秒，本研究改採輕量級 YOLOv4-Tiny 模型，除原本俯視軌道扣件外，再新增其他俯視及側視軌道構件(扣件、道釘、鋼軌、魚尾鈑)資料集進行訓練及辨識，所得俯視缺失與側視缺失檢出率分別為 91%與 94%，平均精確率為 91.7%與 99.2%，顯示辨識效能明顯進步，速度也提升至 150 張/秒。研究過程中 YOLOv4-Tiny 模型與人工徒步巡檢比較，辨識效能初始較差，發現原因為訓練集標記錯誤，或是實際檢測與訓練集之訓練樣本差異過大，經修正標記與新增缺失樣本重新訓練後，AI 辨識效能整體優於人工徒步巡檢。

一、前言

軌道運輸為臺灣主要的交通運輸工具之一，影響軌道安全包含自然環境因素（地震、颱風、豪雨、邊坡滑動、落石等）、人為因素（設備破壞、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），其中軌道變形直接影響軌道安全，軌道扣件負責將鐵軌固定於枕木上，避免鬆脫變形。臺鐵局過去軌道扣件巡檢係採用人工目視配合巡檢車方式進行，受限於巡檢車速度、視線角度及視力疲勞等問題，至今無法有效快速進行。本研究提出利用 AI 協助巡檢任務，期能解決巡檢人員視察侷限等問題，有效提升巡檢效率。爰此，本研究利用攝影設備搭配 AI 深度學習方法，協助目前人工巡檢工作，達到鐵路軌道構件自動化辨識缺失之目標。

在 2019、2020 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」[1]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」[2]中，透過蒐集軌道扣件資料，進行影像標記處理，使用 YOLOv3[4]、YOLOv4 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，建立一套可自動辨識軌道扣件缺失影像之系統。

2019 年以 YOLOv3 驗證，扣件缺失檢出率 74.5%，平均精確率 90.32%，2020 年採用 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%，辨識系統速度更達 55 張/秒。為提供軌道巡檢人員缺失扣件位置，本研究並開發雲端儲存、辨識與查詢等功能，可於 Google Maps 上顯示百公尺樁，用以定位缺失扣件，便於維護人員追蹤進行維修。另依 2020 年研究之結論建議，持續增加缺失樣本以供訓練，增強系統辨識能力，精進缺失構件定位功能，並於實際路段進行軌道構件辨識，測試系統穩定度，以符合臺鐵局第一線維修人員使用。

本研究為因應臺鐵局實務巡檢需要，AI 辨識系統增加軌面及軌腹構件缺失辨識項目，軌道構件包含扣件、道釘、鋼軌、魚尾鈑等。為建立臺鐵局臺中工務段轄區軌道構件辨識資料庫、精進系統並提升辨識準確度，將原僅有軌道正上方拍攝，增加軌道兩側之側向拍攝模組，以辨識鋼軌側面裂縫及魚尾鈑螺栓缺失，研究成果 110 年年底已移轉給臺鐵局臺中工務段進行實務運用。

二、文獻回顧

本文蒐集國內外軌道檢測系統及相關研究案例，比較分析其優缺點，做為本研究研發符合國內軌道環境檢測系統之參據。

2.1 瑞士 CSEM

瑞士電子和微技術中心（Centre Suisse d'Electronique et de Microtechnique, CSEM）2007 年進行自動化系統[7]開發，其中瑞士聯邦鐵路公司（Swiss Federal Railway, SBB）使用具多個高解析度攝影機及感測器的「診斷列車」（Diagnosis Trains），以時速 160 公里速度行駛，取得影像資料，透過深度學習技術，改善鐵路軌道故障檢測和分類技術、減少現場目視檢查次數及專家處理誤報的問題。SBB 每個月檢查 3,800 公里的軌道，透過訓練模型檢測圖像並利用「生成對抗網路」（Generative Adversarial Network, GAN）辨識鐵軌常見缺失。將約 20 種不同的缺失濃縮為 5 大類並標籤化處理，藉由反覆學習與訓練，提升模型辨識精準度。

2.2 美國 ENSCO

自 1970 年以來，ENSCO(Energy Service Company)[8]公司致力於鐵路安全相關技術之研發，與聯邦鐵路管理局 FRA(Federal Railroad Administration)合作開發 JBIS(Joint Bar Inspection System)，以視覺檢測技術和方法，對軌道接合處(魚尾鈑)進行自動裂紋檢測，測量鋼軌間隙並

提供整合報告。ENSCO RSIS(Rail Surface Imaging System)採用專利線掃描成像方法，從移動的車輛上蒐集並記錄高解析度軌道表面連續圖像。該設備已成功應用於軌道構件檢測，項目包括魚尾鈑、枕木、扣件、軌面及電力線，此系統可晝夜運行，以避免營運中斷。

2.3 加拿大 LRAIL

加拿大 Pavemetrics 公司 2018 年研發之全方位軌道檢測系統 LRAIL(Laser Rail Inspection System)[9]，可架設於改裝的車輛或是火車頭前，其檢測速度可達時速 180 公里，並同步進行 3D 幾何測量和記錄高解析度影像，檢測項目包含枕木、扣件、岔心、尖軌、鋼軌踏面、鋼軌接頭、軌距、軌道水平、方向及高低、軌頭 3D 剖面磨損檢測，數據以里程點和 GPS 自動定位標記。

2.4 德國 bvSys

bvSys[10]公司 1990 年開始投入檢測系統研發領域，並開發出鐵路自動檢測系統，可高速且精確進行軌道檢測，且不影響軌道運輸正常運行，此系統可獨立安裝，亦可組裝於任何類型的運輸車輛，其蒐集到的資料透過數位化儲存，進行簡要分析並同步記錄。其中 Railcheck 系統，將攝影機及雷射測距儀垂直安裝於軌道上方，藉由觀察軌道兩側、軌枕指定區域及道碴，可自動檢測軌道表面異常、扣件缺少及混凝土軌枕破損等缺失，並得知道碴輪廓是否正常。

2.5 義大利 MERMEC

MERMEC[11]公司自 1991 年投入鐵道安全相關科技研發，發展出軌道檢測系統能夠以最高時速 320 公里運行，自動檢測魚尾鈑或鋼軌接頭大於 1mm 之裂紋、劃痕、螺栓缺失或其他缺陷。

2.6 中國地鐵軌檢車

中國鐵道部 2008 年與美國 ENSCO 公司合作，以 ENSCO 軌道檢查系統為基礎研發高速綜合檢測列車 CIT(Comprehensive Inspection Train)，為時速 200 公里以上的高速鐵路進行定期檢測、綜合檢測及高速檢測，檢測項目包含軌道、接觸網、通信信號等基礎設施。

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軌道檢測系統[12]，檢測車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，蒐集並加以運用對照。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透過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，介面分為線上軌道檢測系統及離線分析軟體兩大部份。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，供操作人員檢視。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。

2.8 綜整分析

綜合比較國內外軌道檢測系統，結果如表 1 所示，歐美先進國家起步較早，但隨著科技進步，國內近年 AI 深度學習技術興起，相關領域應用發展快速，已具有頂尖影像辨識、軟體開發及資通訊技術之競爭力，具備發展自動化 AI 檢測技術之條件。

表 1 國內外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	2007	Track/20 種	HR Cam	160km/h	AI/GAN	NA	Real time
美國	1970	All	Line Scan	High speed	NA	NA	Real time
加拿大	2018	Track/all	Laser	180km/h	NA	NA	Real time
德國	1990	All	HR Cam	>100 km/h	NA	NA	Real time
義大利	1991	4 types of FishPlates	Line Scan	<320km/h	AI	NA	Real time
臺北捷運	2013	MRT 版式軌道扣件	Line Scan	NA	傳統	NA	NA
運研所	2019	Track/10 種	Cam	30km/h	AI/YOLOv4	80.8%	Real time

比較國內外軌道檢測設備，國外設備模組化較高且功能齊全，但是否能適用於臺鐵局多規格的軌道與複雜線形，還須進一步驗證，且相關設備之調教與維護都需要依靠原廠，時效及後續維護成本較高。針對臺鐵局軌道規格及線形客製化研發軌道構件缺失檢測系統，應用深度學習神經網路模型，同時完成物件定位與瑕疵檢測，其具有速度較快並有高準確率之優點。本研究之檢測系統若能推廣應用於臺鐵局各工務段，除系統適用性、自主性較佳外，後續精進與維護成本皆較具有優勢。

三、軌道構件缺失辨識系統精進

本研究主要進行軌道正向及側向攝影，擴增原正向資料並新增側向資料，利用 AI 自動辨識影像及分析，辨識項目包含軌道扣件、軌面(鋼軌裂縫[3]及踏面不整)及軌腹(鋼軌側面裂縫、魚尾鈑缺失)等缺失，以下將扣件、道釘、鋼軌、魚尾鈑等統稱之為軌道構件。

3.1 研究方法

在構件缺失樣本方面，除新增鋼軌側面、魚尾鈑缺失樣本外，另擴增軌道扣件、道釘等既有缺失樣本。其中軌面、版式軌道扣件缺失樣本，因數量較其他構件缺失類別少，後續會持續蒐集，以提高平均類別精確率(mAP)、精確率(Precision)與檢出率(Recall rate)。神經網路模型將以SSD[6]與 YOLOv4 為主，但隨技術演進，Scaled YOLOv4[13]，YOLOv5[14]相繼推出，其中 Scaled YOLOv4 可調整神經網路大小，以因應使用環境的計算能力，且其縮小版 YOLOv4-tiny 的辨識速度為 YOLOv4 的 4 倍以上，故納入測試並比較其成效。

3.1.1 系統架構

前端影像擷取裝置採用高速影像攝影機進行影像拍攝並即時辨識，或是原始影像轉存為適合傳輸之格式後，將欲判定之影像送至後端，透過影像辨識深度學習伺服器進行處理分析，系統運作架構，如圖 1 所示。

圖 1 系統運作架構

前端辨識與儲存系統運作之流程，系統開機後進行自我檢測，確認伺服器狀態正常，待驗證完成後，可選擇「即時模式」或「紀錄模式」。「即時模式」為進行影像辨識，將即時顯示辨識結果，並將辨識結果儲存前端，後續再將資料傳送到後端伺服器。「紀錄模式」為先完成錄影，透過網路將錄影資料傳送到後端伺服器，再進行辨識與儲存辨識結果。後端伺服器處理流程，開機進行自我檢測確認伺服器狀態正常，待完成自我檢測後準備接收前端請求，模式有 3 種：資料查詢、錄影模式、即時模式，「資料查詢」供使用者查詢歷次檢測之分析結果；「錄影模式」將影像採批次上傳，透過影像辨識匯出並儲存辨識結果；「即時模式」可快速回應辨識結果。前端及後端處理伺服器流程，如圖 2 所示。

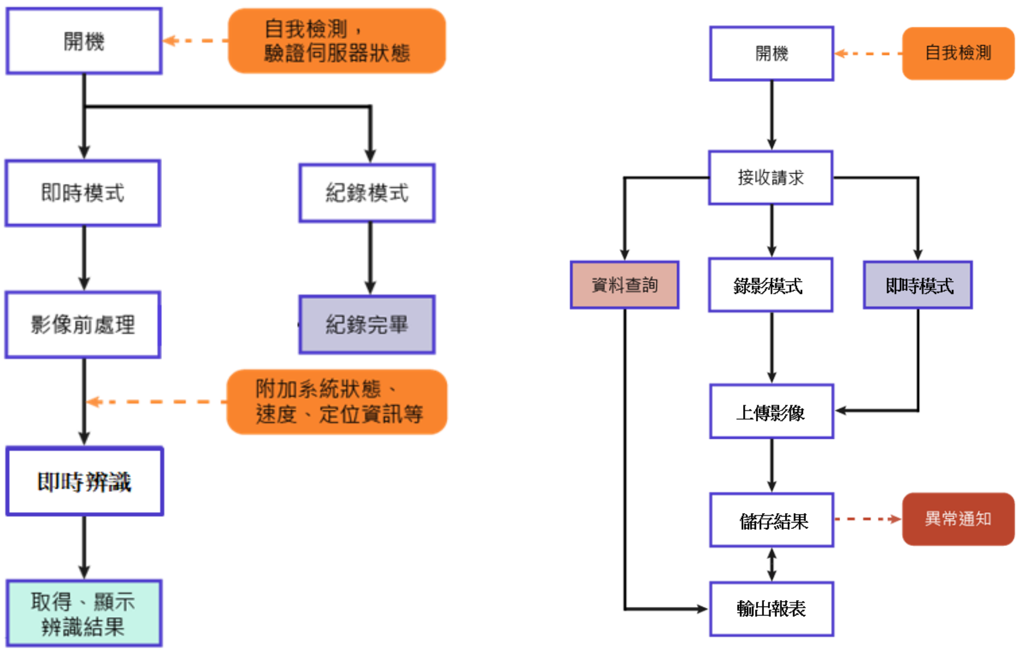


圖 2 前端及後端處理伺服器流程

3.2 AI 辨識模型

3.2.1 Scaled-YOLOv4

Scaled-YOLOv4 於 2020 年 11 月提出，改進 YOLOv4 平衡縮放概念，如圖像大小、層數和通道數，同時優化模型性能及推理速度，架構如圖 3 所示。CSP(Communicating Sequential Processes)為 CNN(Convolutional Neural Network)的新方法，可為各種 CNN 網絡節省高達 50%的計算量 FLOPs(floating point operations)。

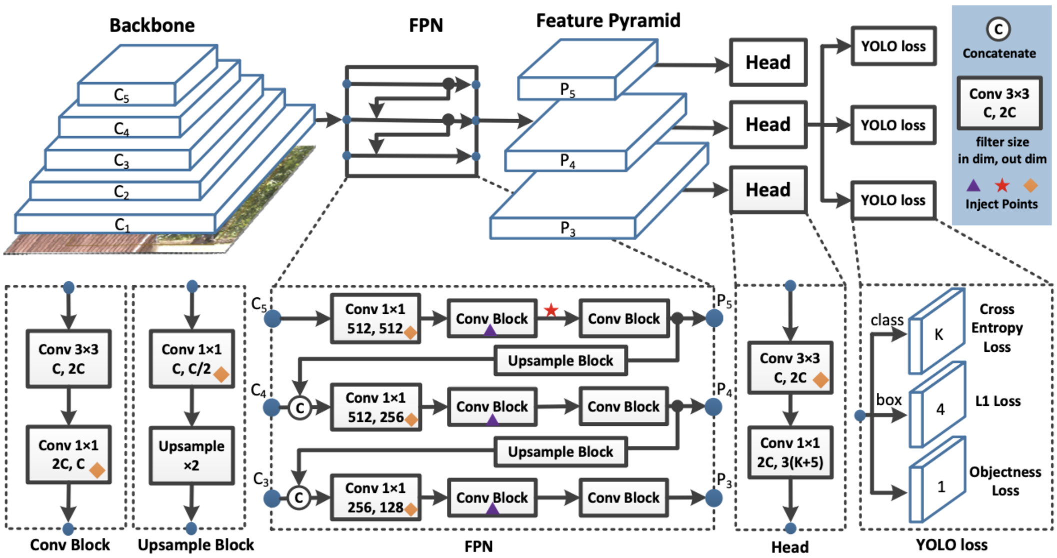


圖 3 Scaled-YOLOv4 之網路架構[13]

為檢測大圖像中之大物體，增加 CNN 主幹和頸部的深度和階段數很重要。首先擴大輸入大小及階段數，並根據推理速度要求動態調整寬度及深度。除縮放因子外，模型架構配置亦做調

整。分析 CNN 模型對不同模型縮放方式的總計算量(FLOPs)，其中 CNN 模型有 ResNet、ResXNet 和 DarkNet，模型縮放方式有 3 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 2 顯示圖像大小(w, h)、模型層數(k)、通道數量(b)增加，皆會導致計算量增加，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%，因此選擇使用 CSP-ized 模型。Scaled-YOLOv4 與其他目標檢測模型的效能比較如圖 4 所示，在所有的 YOLO 系列模型中是最好最快的。

表 2 YOLOv4 加入 CSP 之計算量比較[13]

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	$5whkb^2$	$whb^2(3/4+5k/2)$

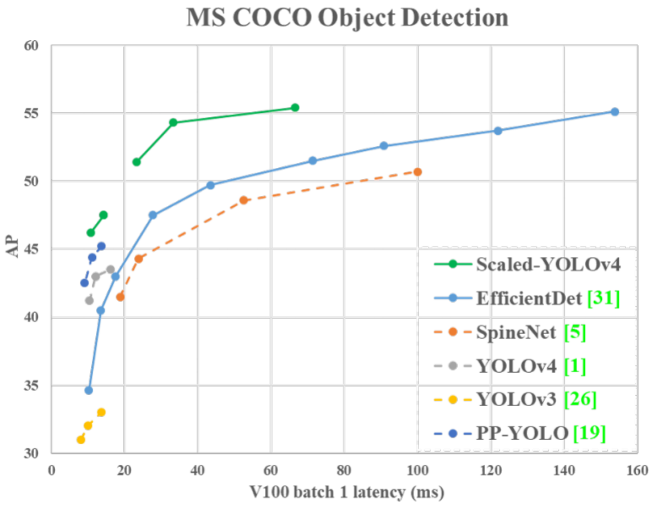


圖 4 Scaled-YOLOv4 之效能比較[13]

3.2.2 YOLOv4-Tiny

YOLOv4-Tiny 在低運算 GPU 中模型的推理速度，除了受模型大小、計算量影響外，還會因設備規格而有限制，因此，需考慮記憶體頻寬(memory bandwidth)、記憶體使用量(memory access cost, MACs)以及動態隨機存取記憶體流量(DRAM)，故在 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應有的準確度，輕量模型會比大型模型的參數利用效率還高。進行模型縮放時，應盡可能降低計算複雜度以有效利用參數的網路，DenseNet(whgbk)及 OSANet(max(whbg, whg^2k))的複雜度都小於 ResNet:$O(whkb^2)$。YOLOv4-tiny 的 Backbone 為 CSPNet + OSANet。

2. 最小化/平衡 Feature Map 大小：為了在計算速度及準確度上使 Trade-off 最佳，在 CSPNet + OSANet 的計算模塊間進行梯度截斷。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，皆能達到梯度截斷的效果。

3. 在卷積後維持相同的通道數：於低運算設備中，需考慮到功耗(Power consumption)，而影響功耗最大的因素就是記憶體使用量(MAC)。

YOLOv4-tiny Backbone 使用 CSPOSANet + PCB，網路架構如圖 5 所示。k 為模型層數、b 為通道數量，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。

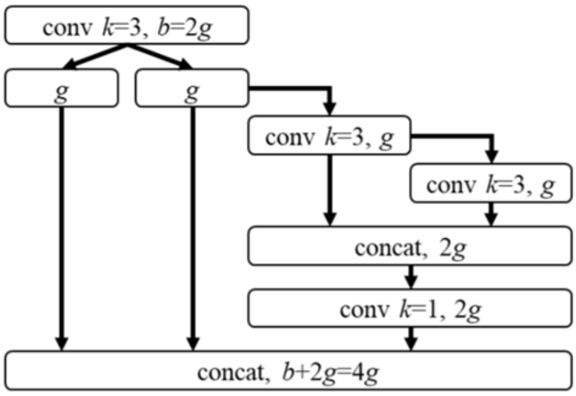


圖 5 YOLOv4 Tiny 之計算區塊[16]

3.3 巡查影像辨識與管理網站

後端處理伺服網站共有三種模式：影片上傳、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，需具備足夠的輸入輸出性能和構件分類能力，以縮短辨識處理時間。由於軌道檢測影像上傳量大且構件類別多，故使用 2 個緩衝區以保證工作流順暢。構件查詢模式為缺失構件分析結果，上傳的圖像進行分類後，根據時間和構件類型對分析結果進行查詢。透過 GPS 座標及百公尺樁，在 Google Maps 上顯示有缺失之軌道構件位置。

3.4 實測路段

本研究於臺鐵局臺中工務段轄管鐵路範圍內選定一軌道區(來回里程總計至少 70 公里)進行實測，以時速 30 公里下所拍攝之影像進行影像辨識，並結合 GPS、陀螺儀，定位缺失構件所在之里程資訊。構件缺失辨識系統之實地檢測，包含軌道正向及軌道側向拍攝，並建立構件缺失資料庫，提出軌道構件(扣件、軌面及軌腹)平均精確率(mAP)與檢出率(Recall rate)。將擇一路段進行多次實地拍攝，以檢驗其辨識穩定度及精確率，另擇一路段進行人工巡檢與人工智慧辨識構件缺失比較，以驗證本研究人工智慧辨識影像之效能。

四、軌道構件巡檢系統建置與驗證

4.1 缺失辨識準則與資料庫建立

4.1.1 俯視缺失構件分類與資料集

AI 訓練資料除提供正樣本(缺失構件影像)外，還必須包含足夠的負樣本(正常構件影像)，供 AI 模型訓練學習，以準確區分缺失構件與正常構件。由臺鐵局臺中工務段大甲分駐所協助提供各類構件缺失影像，俯視軌道缺失構件如表 3，X 代表輕微缺失，XX 代表嚴重缺失，俯視軌道缺失構件資料集共 8,085 張。

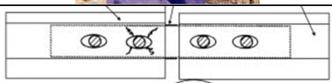
表 3 俯視軌道缺失構件分類

編號	構件分類	圖片	說明	編號	構件分類	圖片	說明
1	e 扣件缺失 X		位置偏離、 未定位	6	元件被遮蔽 X		扣件因線路、道碴、植物等原因遭到遮蔽
2	e 扣件缺失 XX		遺失、 斷裂	7	軌面缺失 X		踏面損傷：軌面中間凹陷、邊緣裂縫
3	道釘缺失 X		位置偏離、 未定位	8	軌面缺失 XX		鋼軌裂縫
4	道釘缺失 XX		遺失、 斷裂	9	版式 e 扣件缺失 X		扣夾位置偏離、未定位、螺栓鬆動
5	其他錯誤		軌道上其他異物	10	版式 e 扣件缺失 XX		扣夾遺失、斷裂、螺栓遺失

4.1.2 側視缺失構件分類與資料集

透過參考相關文獻及臺鐵局既有資料，雖魚尾鈑種類繁多，但經統整歸納，本研究將側視軌道缺失構件分為 4 類，如表 4 所示。

表 4 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	魚尾鈑裂縫		魚尾鈑、螺栓處有裂痕
3	魚尾鈑螺栓脫落		螺栓脫落、空缺
4	魚尾鈑異物		道碴、雜草或其他異物遮蔽軌腹

4.2 AI 檢測模型訓練與辨識能力精進

本研究採用 Scaled YOLOv4、YOLOv4-tiny 與 SSD 512/300 檢測模型。SSD 為 one-stage 目標檢測方法，利用 CNN 提取特徵後，均勻地在圖片不同位置進行密集抽樣，抽樣時可採用不同尺度和長寬比，其特點為速度快。但均勻密集採樣的缺點為訓練較困難，因正樣本與負樣本極不均衡，而導致準確度稍低。

4.2.1 Scaled YOLOv4 & YOLOv4-tiny

表 5 中 T(rue)及 F(alse)代表預測本身結果為正確或不正確，而 P(ositive)及 N(egative)則代表預測方向為正向或為負向，故結果皆期望 TP、TN 數值越高，FP、FN 數值越低。本研究以原俯視資料集為主，再加入軌道巡檢新錄製之影片，經測試後辨識錯誤者(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 5(a)所示，精確率(Precision) = 94%，檢出率(Recall rate) = 91%，平均精確率(mAP) = 94.47%。以 YOLOv4-tiny 模型進行訓練，結果如表 5(b)所示，精確率(Precision) = 92%，檢出率 Recall rate = 91%，平均精確率 mAP = 91.7%。結果顯示，2 種模型結果相差不遠，但執行速度 YOLOv4-tiny 比 Scaled YOLOv4 快了將近 7 倍，相當適合執行即時辨識。

表 5 深度學習模型俯視訓練結果

(a) Scaled YOLOv4 Confusion Matrix

e扣件缺失X,	ap = 71.88%	(TP = 9, FP = 2, FN = 5)
e扣件缺失XX,	ap = 97.24%	(TP = 68, FP = 4, FN = 3)
道釘缺失X,	ap = 97.37%	(TP = 36, FP = 0, FN = 2)
道釘缺失XX,	ap = 100.00%	(TP = 16, FP = 2, FN = 0)
軌面缺失X,	ap = 98.58%	(TP = 25, FP = 1, FN = 1)
軌面缺失XX,	ap = 92.04%	(TP = 25, FP = 4, FN = 3)
版式e扣件缺失X,	ap = 94.28%	(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 = 93.30%	(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)

(b) YOLOv4-tiny Confusion Matrix

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
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)

本研究亦以 SSD 進行俯視軌道構件訓練測試，使用與 Scaled YOLOv4 相同資料集進行訓練、測試，並比較其測試結果，如表 6 所示。其中 SSD512/SSD300 的差異為訓練影像解析度，分別為 512×512 與 300×300，雖 SSD300 準確度稍差，但速度可提升約 2 倍。至於 YOLOv4-tiny 速度較 Scaled YOLOv4 約快 7 倍，主因為 AI 模型深度較淺，且所採用之 CNN 亦較簡化，雖精準度低 2%，但可用於較低階的電腦環境中執行，而本研究因軌道構件缺失類別不多，使用 YOLOv4-tiny 相當合適。

表 6 各式 AI 模型神經網路評估俯視構件檢測結果

Model / Index	YOLOv4 (109)	YOLOv4-tiny(新)	Scaled YOLOv4(新)	SSD512	SSD300
Map	86.8%	91.66%	94.47%	91.1%	91.2%
Precision	81%	92%	94%	92.5%	92.9%
Recall	96%	91%	91%	90%	97.5%
Speed	20~22fps	150fps	20~22fps	22~24fps	45~47fps
I7 筆電+2080 顯卡					

4.2 構件巡檢實測

缺失構件巡檢實測於臺鐵局臺中工務段所轄鐵路軌道進行，驗證 AI 模型檢測系統之穩定性。範圍從大甲站到大山站來回(43.4km*2)，及三義站到后里站來回(13.5km*2)，拍攝距離共 113.8 公里。

4.2.1 YOLOv4 俯視辨識

110 年 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 月 13 日測試了三義至后里正線路段來回，檢測結果如表 7 所示。其中三義-后里正線左(右)軌，與后里-三義正線右(左)軌，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(FP)15 個，俯視檢測精確率平均為 69/84=82.14%。

表 7 山線實測俯視檢測結果

路段影像	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	4	2	2	2/4=50%
三義-后里正線左軌 2	2	1	1	1/2=50%
三義-后里正線右軌 3	17	16	1	16/17=94.1%
三義-后里正線右軌 4	1	1	0	1/1=100%
后里-三義正線右軌 1	1	1	0	1/1=100%
后里-三義正線右軌 2	2	1	1	1/2=50%
后里-三義正線左軌 3	18	18	0	18/18=100%
后里-三義正線左軌 4	0	0	0	-
后里-三義正線左軌 5	8	4	4	4/8=50%
后里-三義正線左軌 6	31	25	6	25/31=80.6%
總計	84	69	15	82.14%

4.2.2 YOLOv4-tiny 側視辨識

實務上因鋼軌裂縫極少發生，側向缺失構件檢測相對較難驗證，故在此情況下本研究 AI 模型可偵測出的皆為偽陽性(FP)，故準確率為 0。僅能盡量減少 FP 個數，如表 8 所示，發現若類別數越多，檢測出 FP 數量減少，其與 FP 資料不斷再加入資料集亦有關。

表 8 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	魚尾鈑螺栓鬆脫 (Splice_bar_x)	0	0	0	0

檢測所有后里-三義路段影像，結果如表 9 所示，魚尾鈑及焊接處此類別之誤判，更新權重後幾乎無再發生；而鋼軌裂縫此類別之誤判，經檢視發現大多為驗證時所製作之鋁膠帶、奇異筆等記號或樹枝，與鋼軌裂縫極為相似，如圖 6 所示。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。

表 9 AI 模型的側向檢測結果

路段影像	嚴重損壞	誤判 (FP)	每公里 FP 個數 FPpkm
后里-三義正線左軌外側	0➔0	0	
后里-三義正線左軌外側	0➔0	20	
后里-三義正線左軌外側	0➔0	45	
后里-三義正線左軌外側	0➔0	10	
后里-三義正線左軌外側	0➔0	2	
后里-三義正線左軌內側	0➔0	442	
后里-三義正線左軌內側	0➔0	37	
后里-三義正線左軌內側	1(疑似)➔0	0	
后里-三義正線右軌外側	0➔0	25	
后里-三義正線右軌外側	0➔0	11	
后里-三義正線右軌外側	0➔0	5	
后里-三義正線右軌內側	0➔0	59	
后里-三義正線右軌內側	0➔0	181	
后里-三義正線右軌內側	0➔0	21	
三義-后里正線左軌外側	0➔0	3	
三義-后里正線左軌外側	0➔0	4	
三義-后里正線左軌外側	0➔0	2	

三義-后里正線左軌內側	0➔0	45	
三義-后里正線左軌內側	0➔0	181	
三義-后里正線右軌內側	0➔0	14	
三義-后里正線右軌內側	0➔0	76	
三義-后里正線右軌外側	0➔0	23	
三義-后里正線右軌外側	0➔0	13	
總計		1219	1219FP/(23*13.5km)=3.9

鋁膠帶　　　　奇異筆　　　　樹枝

註：與訓練集之正樣本(鋼軌裂縫)極為相似

圖 6 偽陽性誤判實例

五、結論與建議

5.1 結論

本研究持續精進影像擷取設備，於時速 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標，除軌道正向拍攝外並加入軌道側向拍攝，經多次測試訓練並進行實測，總錄影片數超過 50 部，每部約 1~2 小時，建置軌道構件(扣件、道釘、軌面、魚尾鈑、與軌側)資料庫，正向 10 類構件，側向 6 類構件，經人力目視挑出 3800 張正向缺失構件，與 539 張側向缺失構件，再加入正常構件照片組成基本訓練資料集。訓練結果正向以 YOLOv4 模型達到 mAP 94.47%，執行速度可達 20fps，以 YOLOv4-tiny 模型達到 mAP 91.66%，執行速度更高達 150fps。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%，執行速度亦達 150 fps。

本研究另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，包含大甲-大肚(67.5km*2)及三義-后里(13.5km*2)進行實地巡檢。並於三義至后里區段進行 10 趟正向測試，AI 辨識精確率 83.3%，23 趟側向測試，因無真實軌側缺失構件，AI 辨識精確率無法計算，故改以 FPpkm 當作檢測指標，結果為 5.6 個/km，也證實可大幅減輕人力負擔。

5.2 建議

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；建議製作接近真實之缺失樣本，或以修圖方式複製真實缺失構件。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 SOP 作業處理機制，以本系統輔助缺失構件檢測，進行後續構件缺失辨識系統精進，依臺鐵局實務執行情形，持續提升系統辨識精度、功能與標準操作程序。

3. 整體設備應朝模組化設計，以簡化設備安裝與拍攝流程，提升巡檢效率。

參考文獻

1. 林雅雯、謝禎冏、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」，交通部運輸研究所。
2. 謝禎冏、黃維信、謝尚琳、林雅雯、洪瑋宏、杜宇豪、賈漢文、徐偶雲（2021），「軌道扣件巡檢系統建置(2/2)-扣件缺失辨識系統精進驗證」，交通部運輸研究所。
3. 曹悅華，「鋼軌裂縫」，https://udn.com/news/story/7266/5160558，查詢日期：2021 年 1 月 12 日。
4. J. Redmon and A. Farhadi, 2018. “YOLOv3: An Incremental Improvement”, 1804.02767, arXiv.
5. A. Bochkovskiy, C. Y. Wang, and H. Y. Mark, 2020, “YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection”, 2004.10934, arXiv:2004.10934.
6. 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.
7. “How Swiss Federal Railways Is Improving Passenger Safety with the Power of Deep Learning”, 2018, Forbes.
8. “Railway Imaging System”, ENSCO, https://www.ensco.com/rail/track-imaging-systems 查詢日期：2020 年 1 月 19 日。
9. Pavemetrics, “Laser Rail Inspection System (LRAIL)”, Canada, http://www.pavemetrics.com/applications/rail-inspection/laser-rail-inspection-system/, 查詢日期：2019 年 1 月 14 日。
10. “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。
11. “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。
12. 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。

13. 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.
14. G. Jocher, “YOLOv5”, https://github.com/ultralytics/yolov5, May, 2020.
15. 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.
16. 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]