影像辨識應用於橋梁檢測工作初探

A Preliminary Study on the AI Image Recognition to Bridge Inspection

運輸工程組 胡智超研究期間:民國 110 年 1~12 月

摘要

橋梁係跨越山河溪谷、維繫民生需求及經濟發展之重要關鍵設施,除會因長期使用而疲勞劣化外,亦會因洪水沖刷或地震搖晃而損壞劣化,故需定期檢測,並籌編足額經費適時改善。目前我國車行橋梁約2.3萬座,主要由交通部臺灣區國道高速公路局、交通部公路總局及各縣市政府負責管養。依據公路法及相關規定,橋梁養護首重檢測,各橋梁管理機關除應適時針對所轄橋梁實施各項橋梁安全檢測作業外,並依檢測結果,針對損壞部分採取適當維修對策,方能確保橋梁及用路人行車安全。

依據「公路養護規範」及「公路橋梁檢測及補強規範」之規定,前述橋梁檢測可概分成「定期檢測」、「特別檢測」及「詳細檢測」等 3 類。其中定期檢測係為及早發現損傷情形而定期針對橋梁實施之全面性檢測,其作業方式係以徒步、搭乘橋梁檢測車或高空作業車儘可能接近橋梁結構物後,再以目視或必要儀器判定橋梁狀況;特別檢測係於重大事故或災害發生後,為了解損傷程度及防止災害擴大而實施之不定期目視檢測;詳細檢測則是於定期檢測或特別檢測後,認為有必要時,以儀器或相關設備進行局部破壞或非破壞檢測等之檢測。整體而言,橋梁檢測以目視為主,儀器為輔,故一般進行橋梁檢測作業時,多係以徒步及攀爬方式儘可能接近橋梁結構物後,再以目視判定橋梁狀況。

隨著科技不斷發展,近年來各項可應用於橋梁檢測之儀器、設備及技術不斷推陳出新,舉凡檢測手臂、無人飛機等,皆有長足進步,雖然藉由前述先進設備可協助拍攝影像,但由於大量的影像如仍透過人眼逐一檢視,將是繁重費時之工作,因此,高解析度影像若是能藉由人工智慧化影像辨識取代人工目視判

斷,將可協助提升橋梁檢測作業之品質及效率。

關鍵詞:

橋梁檢測、影像辨識

影像辨識應用於橋梁檢測工作初探

A Preliminary Study on the AI Image Recognition to Bridge Inspection

一、前言

橋梁為臺灣非常重要的交通設施之一,目前我國車行橋梁約2.3萬座,如表1-1所示。由於橋梁逐漸面臨高齡化問題,需透過橋梁檢測及時發現橋梁結構損傷劣化,進而規劃適當之維修補強計畫,延長橋梁生命週期。

依據「公路養護規範」及「公路橋梁檢測及補強規範」之規定,前述橋梁檢測可概分成「定期檢測」、「特別檢測」及「詳細檢測」等 3 類。其中定期檢測係為及早發現損傷情形而定期針對橋梁實施之全面性檢測,其作業方式係以徒步、搭乘橋梁檢測車或高空作業車儘可能接近橋梁結構物後,再以目視或必要儀器判定橋梁狀況;特別檢測係於重大事故或災害發生後,為了解損傷程度及防止災害擴大而實施之不定期目視檢測;詳細檢測則是於定期檢測或特別檢測後,認為有必要時,以儀器或相關設備進行局部破壞或非破壞檢測等之檢測。整體而言,橋梁檢測以目視為主,儀器為輔,故一般進行橋梁檢測作業時,多係以徒步及攀爬方式儘可能接近橋梁結構物後,再以目視判定橋梁狀況。

在「公路橋梁檢測及補強規範」中明定公路橋梁於定期檢測所需觀測項目,如橋面版、橋墩等,並規範檢測方式及其評分標準,據以評估各個橋梁構件的 DERU 值,例如將外觀上可視的混凝土裂縫、混凝土剝落、鋼筋鏽蝕等,經規範中的量表給予客觀之評分,並依U值評估橋梁的處置方式。

現行臺灣橋梁定期檢測以直接目視檢測為主,隨著科技不斷發展,近年來各項可應用於橋梁檢測之儀器、設備及技術不斷推陳出新,舉凡檢測手臂、無人飛機等,皆有長足進步,雖然藉由前述先進設備可協助拍攝影像,但由於大量的影像如仍透過人眼逐一檢視,將是繁重費時之工作,高解析度影像若是能藉由人工智慧化影像辨識取代人工目視判斷,將可協助提升橋梁檢測作業之品質及效率。

表 1-1 車行橋統計數量

單位	橋數
交通部	5, 844
內政部	15
教育部	13
經濟部	124

科技部	58
行政院農業委員會	26
國軍退除役官兵輔導委員會	10
基隆市政府	162
臺北市政府	404
新北市政府	1,063
桃園市政府	841
新竹縣政府	840
新竹市政府	191
苗栗縣政府	1, 288
臺中市政府	1, 753
彰化縣政府	1, 556
南投縣政府	1, 468
雲林縣政府	1, 281
嘉義縣政府	933
嘉義市政府	85
臺南市政府	1, 208
高雄市政府	999
屏東縣政府	1, 007
宜蘭縣政府	627
花蓮縣政府	553
臺東縣政府	296
澎湖縣政府	14
金門縣政府	29
連江縣政府	1
合計	22, 689

統計條件:

1. 設施種類:橋梁。

2. 使用狀態:正常使用、維修中、停用。

3. 橋梁總長:大於等於6米。

4. 資料來源:第二代臺灣地區公路橋梁管理資訊系統

二、文獻回顧

本研究蒐整國內外橋梁構件劣化影像分析之相關研究,其內容及成果摘述如下:

1. Deep Learning-Based Crack Damage Detection Using Convolutional Neural Networks [1]

研究使用卷積神經網路(Convolutional Neural Networks, CNN)法應用 於混凝土裂縫辨識(如圖 2.1), 首先使用 DSLR 相機(Nikon D5200)拍攝出 高清混凝土結構表面裂縫照片共 332 張,再將這些照片分為兩組,一組是 277 張解析度為 4,928×3,264 的照片做為「訓練組」,一組是 55 張解析度 為 5,888×3,584 的照片做為「驗證組」。由於 AI 訓練資料庫需要大量資料, 277 張照片顯然不夠,因此該研究將這 277 張照片又分割成 4 萬張解析度為 256×256 的小照片做為訓練資料庫。

切割後的 40,000 張照片,其中 32,000 張用於訓練,準確性為 98.22%, 另 8,000 張用於驗證,準確性則為 97.95%; 另 55 張(未切割)之原始圖像,經 AI 影像辨識後(如圖 2.2),準確性可達 97%。

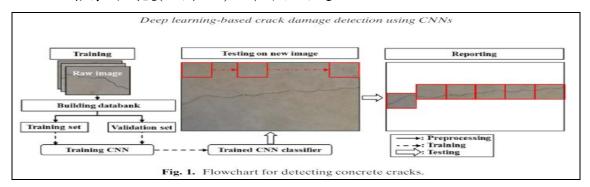


圖 2.1 影像辨識分析流程

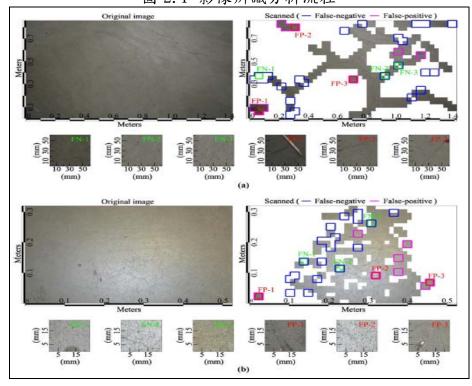


圖 2.2 細微裂縫及光影下辨識結果

2. Automated Vision-based Bridge Component Extraction Using Multiscale Convolutional Neural Networks [2]

該研究建立一個多尺度卷積神經網路(Multi-Scale CNNs, MS-CNN) 以減少錯誤預測;由拍攝距離不同,所獲得影像會包含許多目標以外的景 物,因此會影響影像辨識正確率。該研究利用對 MS-CNN 的結果進行超 像素演算(SLIC Superpixel Algorithm)處理,將空間中的圖像聚類,最後使用條件隨機場(Conditional Random Field, CRF)進一步完成圖像分類。

為有效訓練模型,該研究以橋梁為標的,同時拍攝許多包含橋梁的影像,並分為10個類別,包括建築、綠地、人物、鋪面、指標、交通工具、橋梁、水體、天空及其他。經利用 MS-CNN 計算與10個場景相對應之Softmax 概率圖(如圖2.3),提取出橋梁分量。接著通過Softmax 概率圖對輸入圖像進行增強,並輸入另一個 MS-CNN 中,最後將每個圖像分為5個類別(如圖2.4),結果顯示精度可達到78.94%。

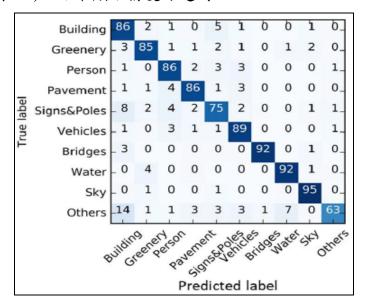


圖 2.3 場景分類矩陣

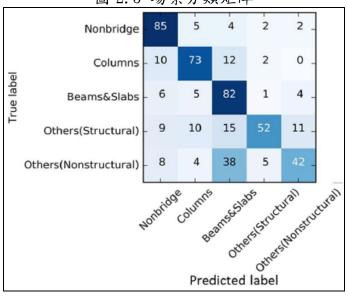
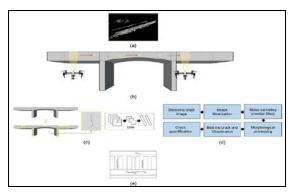


圖 2.4 橋梁構件分類矩陣

3. Application of Crack Identification Techniques for an Aging Concrete Bridge Inspection Using an Unmanned Aerial Vehicle [13]

該研究結合無人機(Unmanned Aerial Vehicle, UAV)以及深度學習演算法檢測結構表面上的裂縫(如圖 2.5),並以區域卷積神經網路(Region with Convolutional Neural Networks, R-CNN)對已老化的混凝土橋進行裂縫偵測,最後使用圖像處理計算長度及寬度。其中 R-CNN 特性包括如下:

- (1) 可將一張影像中多個目標先找出來,稱為「偵測」; 早前的 CNN 並沒有偵測的功能, 因此區域卷積神經網路是第一個偵測網路(Detection CNN)者。
- (2) 兩階段式偵測(Two-Stage Detector):CNN 擷取特徵後,先做物件偵測, 偵測結果再交分類器辨識物件;偵測器與分類器會共享特徵。
- (3) 兩階段式偵測中偵測與辨識是分別訓練,偵測器會先從特徵圖找出數百個區塊,稱為標的區塊(Anchor Box);再交由分類器辨識物件。
- (4) 偵測與辨識各別訓練及串聯應用,雖然效率較低,但準確度較高。



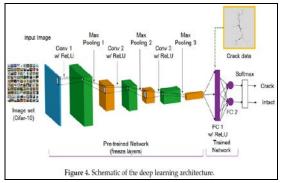


圖 2.5 結合 UAV 及影像辨識流程

該研究使用 Cifar-10 資料庫,該資料庫包含 50,000 張 10 種不同地物類別的圖像,例如飛機、汽車、鳥等,此外為辨識裂縫,另新增加 384 張 裂縫圖像一起訓練。為了準確量化裂縫,需要知道圖像中像素大小,因此該研究係將尺寸 70mm*70mm 的平面標記物附著在結構上,並且使用無人機拍攝標記物與裂縫做為測試資料。經過驗證裂縫量化資料,其相對誤差約 1~2%(圖 2.6)。

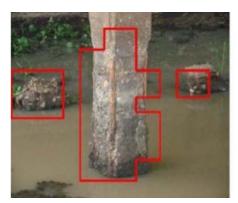


Table 2. Results of crack quantification.									
	Crack Thickness (mm)	Crack Length (mm)							
C-1	1.92	48.68							
C-2	1.10	60.09							
C-3	1.10	27.94							
C-4	1.37	48.59							
C-5	1.37	17.08							
C-6	1.92	63.56							
C-7	2.47	78.43							
C-8	1.59	6.60							
C-9	1.10	35.01							
C-10	0.53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

圖 2.6 裂縫量測結果

4. Bridge Sub Structure Defect Inspection Assistance by using Deep Learning [4]

泰國的橋梁維護也是使用目視檢測,目前的流程需要有經驗的維護工程師在現場,以便目視檢查和評估是否需要維修,由於人力不足,故希望藉由影像辨識來協助橋梁維管工作。該研究建立卷積神經網路以深度學習方式進行劣化區域偵測,對象包括裂縫、剝落、鏽蝕與污漬(圖 2.7)。資料分類上,將蒐集到的圖像依照拍攝距離分為 3 類:近距離(小於 3 米)、中距離(3-8 米)、遠距離(8 米以上),其中以包含劣化的中距離圖像做為訓練資料,組成 3,926 張圖像的資料庫,最終辨識可達到 89%的準確率(圖 2.8)。透過本方法可自動標示出有劣化的區域,不過遠距離圖像仍有限制,有待突破。



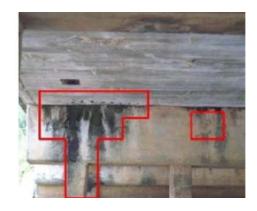
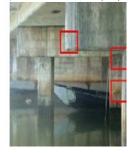


圖 2.7 正確判斷鋼筋鏽蝕及混凝土污漬





		Actual	Result
		Defect	Non- Defect
CNNs	Defect	135	20
Result	Non- Defect	43	391

圖 2.8 判斷錯誤處(亮度不均勻)及正確率統計

5. Deep-Learning-Based Multiple Defect Detection Method for Tunnel Lining Damages [5]

該研究主要分析混凝土裂縫與剝落,並提出 FL-SegNet 的訓練模型,該模型通過減小權重分配給分類良好的樣本的損失,並採用焦點損失函數 (Focal Loss)解決比例不平衡問題(裂縫、剝落與背景混和狀況),同時將訓練重點放在較難分類的樣本上。該研究拍攝隧道內影像共 1,879 張,為了增加樣本數,原始影像透過切割、變形、旋轉等方式,擴增至 10,000 張影像,並依照 75%與 25%的比例,隨機分配至訓練組與測試組,同時與Two-stream 法及 Basic SegNet 法比較,以瞭解 FL-SegNet 法的成效。

該研究在分析具有小裂縫、剝落和復雜背景的圖像數據時,發現 Basic SegNet 方法容易受到尺寸不平衡的干擾,並且錯誤地檢測到許多裂縫像素; Two-stream 方法比 basic SegNet 方法表現相對較好,可清楚辨識剝落損壞的邊界,惟仍提供許多錯誤隧道襯砌裂縫預測結果; FL-SegNet 比其他方法表現最佳,可重建精細輪廓的裂縫(圖 2.9)。

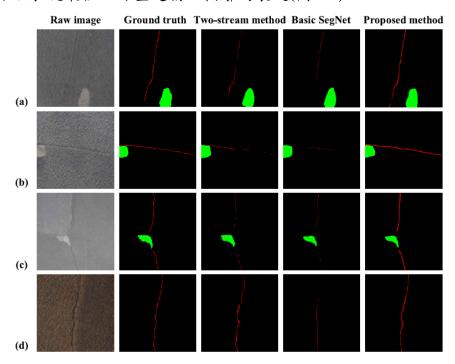


圖 2.9 三種模式辨識後之影像結果

6. Deep Learning-based Visual Defect-inspection System for Reinforced Concrete Bridge Substructure: A Case of Thailand's Department of Highways

該研究以泰國快速公路橋梁維對象,利用深度學習開發鋼筋混凝土橋梁下部結構影像辨識檢測系統;該系統由4個部分組成(圖2.10),第1部

分為圖像蒐集;第2部分使用改進 ResNet-50 CNN 檢測有劣化的圖像;第3部分是判別劣化類型分類,包括裂縫、鏽蝕、蜂窩、剝離和剝落;第4部分使用 ANN 嚴重性預測。結果顯示劣化檢測、劣化分類與嚴重性預測部分,其準確率分別為90.4%、81%和78%。

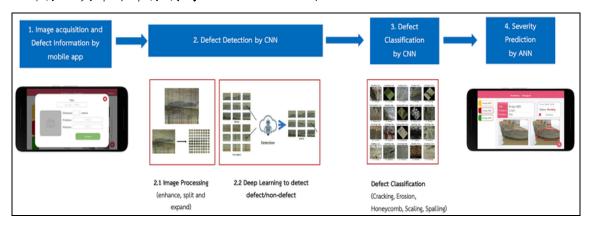


圖 2.10 影像辨識檢測系統分析流程

7. 橋梁檢測工具效能提升計畫[7]

該研究嘗試利用影像辨識技術分辨混凝土剝落或鋼筋外露情況。辨識方式係透過影像色階正規化後,進行物件邊緣偵測,而偵測出的物件再進行圖案比較。由於混凝土剝落或鋼筋外露的一重要特徵為圖案色塊會較周邊物件的色階較深或不同,故這些連續異常區塊即可被初步劃定為劣化(如圖 2.11)。

該研究之辨識結果已能讓檢測人員節省時間於尋找劣化區塊。但該模式目前不能百分之百精準的分辨出劣化類型和劣化範圍。影響辨識結果的主要原因在於劣化影像仍參雜著雜訊,例如混凝土剝落之區塊緊鄰更大孔洞,這將造成模式誤判此孔洞亦為一劣化區塊(如圖 2.12)。未來仍須針對不同劣化類型建立更進階的演算法與實例測試。



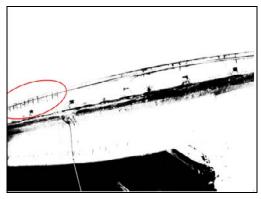


圖 2.11 鋼筋外露辨識結果



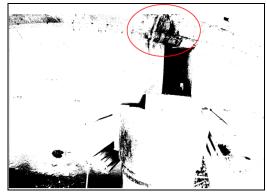


圖 2.12 混凝土剝落辨識結果

- 8. 利用多軸無人機影像萃取橋梁劣化區三維空間資訊^[8] 該研究採用機器學習,其物件特徵有4項,摘述如下:
 - (1) 亮度:通常裂縫的亮度值較背景低,在影像前處理的灰階影像中可明顯 看出裂縫為較暗的彎曲線條,而背景則呈現灰色。由於裂縫的灰階 值,會遠低於背景的灰階值,因此亮度值是一個可以大致分類大部分 裂縫和背景的物件特徵。
 - (2) 密度:為描述物件幾何形狀的特徵值,當物件的形狀越接近線型時,密度值會越小。
 - (3) 面積與最大矩形區域之比值:此指標主要是用來區分直線與曲線,當線型越直時,框盒(物件外圍最大矩形框)跟物件的面積比值會非常接近,算出來的指標會非常接近於 1;而當物件為曲線時,此指標通常在 0.5 以下。
 - (4) 類別物件相鄰數量:當此物件實際為裂縫時,通常其前後兩端附近都會有裂縫的物件,但誤判的物件周圍通常都是非裂縫的物件,因此可判斷物件附近一定範圍內是否還有相鄰的相同物件,來將誤判的物件刪除。

該研究結果顯示,大部分案例生產者精度大致上都大於90%,表示漏授率(Omission)百分比為10%,而使用者精度都大於80%,表示誤授率(Commision)百分比為20%(其中漏授率與誤授率為人工智慧辨識精度評估指標之一),可見整體的裂縫偵測是相當準確的。其有一案例,兩者的精度皆較前面幾個案例還低,主要是該案例的裂縫是在橋面板下,該處的裂縫比較細小且影像較模糊,導致在進行裂縫偵測時錯誤較多,此外白華影響裂縫的邊緣,導致裂縫與背景的反差不夠大(圖2.13)。



圖 2.13 各案例偵測結果

9. 非接觸式量測及 AI 自動偵測裂縫於橋梁檢測之應用 [9]

該研究利用電腦非接觸式檢測技術及 AI 深度學習,於橋梁現地進行場域驗證,透過電腦進行裂縫非接觸式量測,成果顯示量測精度優於傳統裂縫尺,又可降低人為誤判之可能,進而改善橋檢人員作業品質。在進行電腦 AI 深度學習前,訓練影像蒐集與標記是第 1 步驟(如圖 2.14),需針對訓練標的(混凝土裂縫)進行標記作業,而人工標記作業屬電腦深度學習過程中最耗費時間及人力之項目。訓練裂縫偵測時,由於混凝土裂縫於影像中屬較細微之特徵,因此為取得影像中微觀資訊,須先將每張原始影像裁切成 8x8 共 64 張子圖像後再進行後續處理。研究訓練資料使用 4,645 張原始影像,將標記影像裁切成 297,280 張子圖像,其中子圖像標記為裂縫處以白色顯示,由於子圖像包含到標記的裂縫圖像僅占少數,因此會去除掉沒有裂縫的子圖像,僅保留含裂縫子圖像進行深度學習訓練(如圖 2.15)。最後以無人機拍攝影像進行辨識,偵測成果召回率(Recall Rate)平均為80.78%(其中召回率人工智慧辨識精度評估指標之一)。



圖 2.14 裂縫標記作業

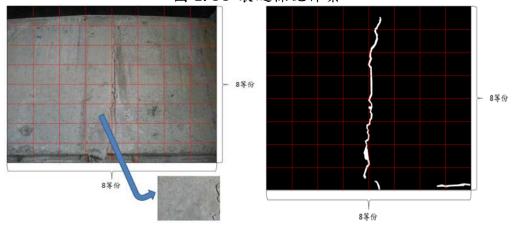


圖 2.15 訓練裂縫影像示意圖

10. 影像分析方法應用於構造物外觀異狀自動化偵測之發展[10]

該研究利用實際訓練深度學習模型,進行隧道裂縫以及橋梁之異狀檢測任務,探討模型於不同檢測任務所需採取的技巧以及資料集的微調方針,進而分析人工智慧於構造物外觀異狀自動化偵測之成果。在辨識目標為多種橋梁劣化部分,該研究採用 Mask R-CNN 模型,辨識類別分為混凝土裂縫、剝落、破損,以及鋼筋外露等 4 類,資料經像素級標註後,組成資料集進行訓練,辨識成果如圖 2.16~2.17。於橋梁檢測案例中,Mask R-CNN 具有良好的辨識能力,針對混凝土剝落以及破損較大面積之類別,辨識效果最佳。模型之辨識能力與辨識標的之特徵有密切關係,特徵相近的類別,會偶有誤判且辨識之信心值相對較低;辨識目標之影像占比也影響模型辨識成果,例如影像占比極低之裂縫類別需特別進行模型微調。

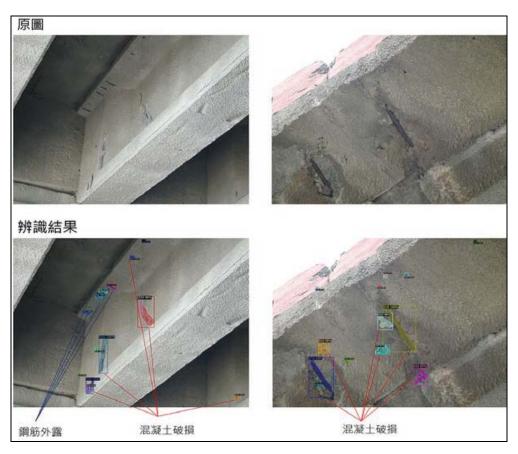


圖 2.16 模型於橋梁巡檢劣化樣態影像辨識結果(1)

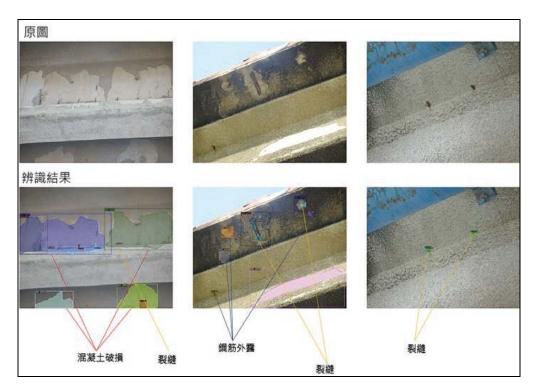


圖 2.17 模型於橋梁巡檢劣化樣態影像辨識結果(2)

三、無人機整合示範計畫成果

本所於 109~110 年辦理之無人機整合示範計畫-橋梁檢測,由參賽團隊之驗證成果,亦可瞭解國內業者之檢測技術發展。此次橋梁檢測以桃園大溪武嶺橋為示範場域,並以單一跨距(P8-P9)為驗證標的,在限時1小時內以無人機拍攝指定跨距內「橋梁構件」之影像,「橋梁構件」如大梁、橫隔梁、橋墩、支承等,同時亦尋找構件上劣化或損壞位置,如白華、混泥土剝落、鋼筋外露、鋼筋鏽蝕等缺失。相關參賽隊伍詳如表 3-1,針對優勝團隊之影像辨識成果摘述如下:

團隊名稱	航見科技	自強工程	黎明工程	翔隆航太	經緯航太	長榮大學	中興大學
機種	多旋翼無人 機(4軸) 共2台	多旋翼無人 機(6軸) 共1台	多旋翼無人 機(4軸) 共1台	多旋翼無人 機(6軸) 共1台	多旋翼無人 機(4軸) 共3台 (1台為球型)	多旋翼無人 機(4軸) 共1台	多旋翼無人 機(4軸) 共1台
飛行方式	半自動控制 自動:橋外 手動:橋下	手動控制	半自動控制 自動:橋底 手動:橋側、 橋底	半自動控制 自動:橋底 手動:起飛 降落	半自動控制 自動:避障 手動:飛行	手動控制	手動控制

表 3-1 參賽隊伍及無人機機型

(1) 黎明工程

有進行 AI 影像分析,可偵測鋼筋混凝土構件裂縫。以裂縫偵測為例,首先選定好偵測裂縫之模型後,將測試資料輸入模型內測試,模型會輸出一張測試結果影像,經過影像後處理,即可得知預測裂縫的所在位置(如圖 2.18)。

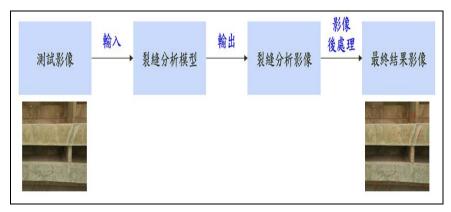


圖 2.18 混凝土裂縫分析流程

(2) 自強工程

採用以全卷積網路演算法(Fully Convolutional Networks, FCN)做為 AI 處理的核心技術,經過 FCN 偵測得到之劣化區,是以 0~1 表達該像元在各個類別的機率值。若影像解析度夠高且影像清晰,則 AI 裂縫偵測

成果之準確度與可靠度將會很高(如圖 2.19)。

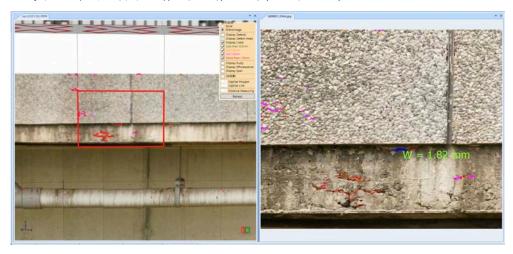


圖 2.19 混凝土裂縫辨識結果

(3) 中興大學

其 AI 技術可分析混凝土構件表面寬度達 0.2mm 以上之裂縫,並採 H.Kim 等人(2017)之研究成果(如圖 2.20),使用 Sauvola 局部閥值法以 兩組最佳參數分別產製裂縫的長、寬度二值化影像,將二值化影像內的雜訊去除後,依圖形理論及形態學萃取裂縫的主幹及輪廓,用於量 測裂縫實際長度及寬度。

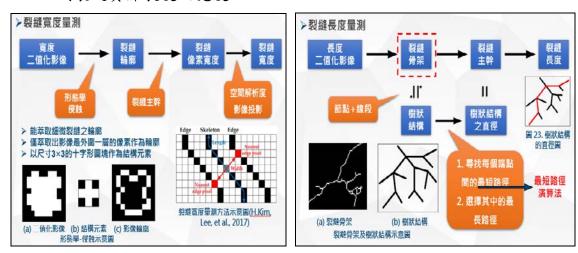


圖 2.20 混凝土裂缝寬度及長度二值化影像分析流程

四、橋梁檢測影像辨識應用範圍

1. 橋梁定期檢測範圍

依據「公路橋梁檢測及補強規範」規定,定期檢測的構件項目可分為5 大類,19項。

- (1) 上部結構(4項):主梁、橫隔梁、支承、防落設施。
- (2) 下部結構(6項): 橋台、橋台基礎、翼牆 、橋墩、橋墩基礎、帽梁。
- (3) 橋面系統(2項):橋面板、伸縮縫。
- (4) 相關附屬設施(5項): 擋土牆、橋護欄、排水設施、引道、引道路堤保護措施。
- (5) 其他(2項):橋墩及橋基等之保護設施、河道。

另檢測評定標準則是採用 DERU 法(詳表 4-1),其中 D 值為劣化程度、 E 值為劣化範圍、R 值為劣化情況對橋梁結構使用性及用路人安全性之影響,以及 U 值為處置的急迫性。

表 4-1 DER&U 評等準則

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

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

橋梁實際檢測作業是逐跨逐構件進行,並依據劣化類型及劣化狀況來評估 DRU 值(如圖 2.21),再依劣化範圍評定 E 值。目前橋梁構件種類約有 19種,而劣化類型則有 35 種,相關對應情形詳圖 2.22。

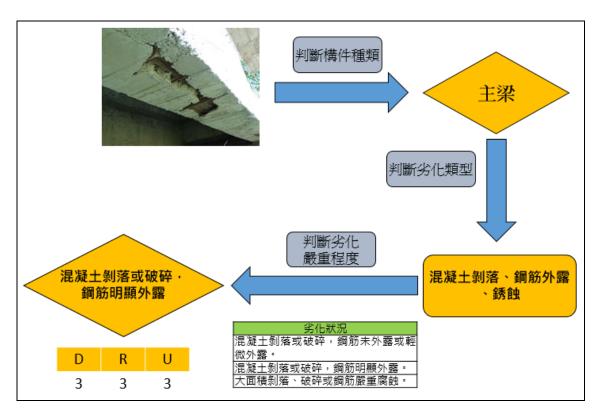


圖 2.21 橋梁檢測評定流程

構件(19)											引道路堤							橋墩/橋基	
劣化類型(35)	主深	横隔梁	梅台	橋台基礎	英瘤	堪土牆	橋墩	帽梁	橋墩基礎	橋面板	保護措施	護欄	支承/阻尼	防落設施	伸縮縫	引道路堤	河道	保護設施	排水設施
混凝土結構裂縫	v	٧	٧	γ	٧	v	٧	٧	v	٧	٧	v							
混凝土剝落、破碎、鋼筋外 露、鏡蝕	٧	٧	٧	٧	٧	٧	v	٧	٧	٧		v							
滲水·白華	٧	γ	٧		٧	٧	٧	٧		γ									
其他損傷	٧	γ	٧	γ	¥	٧	٧	٧	γ	γ	V	v	v	v	V	γ	γ	V	v
基礎沖刷、裸露、掏空				٧					v										
徽柱傾斜、沉陷							٧												
滑動或沉陷或撞失											V								
護欄損傷												γ							
据性(錯確)損傷、欠缺或繫動 或護欄脫落												γ	v	v	v				
支柱損壞												γ							
生銀或腐蝕					_							v	v	v					-
支承裝置損傷 大多度,大多數如視療													V						\vdash
支承座、支承端部損傷													v						
<u></u> <u> </u> <u> </u>													v		v				
異常聲音 移動異常													v	v	v				
19列共市 阻尼裝置損壞													v	v					
防止落構裝置損傷														v					
混凝土裂縫(止震境)														v					
伸縮繼裝置損傷															v				
椒墊片或路部構件損傷															v				
高低差															v				
伸縮纏間除異常															v				
湯水															v				
路堤損傷 恒物生長			-													γ			-
但初至校 沖刷或侵蝕																Υ			
河道沖淤或變遷																	٧		
提防沖制或侵蝕																	γ		
所轉範固河道之潛壩、固狀 工、河极建造物等																	٧		
上下游開採砂石																	v		
保護設施損壞、移動或達失																		v	
防撞鋼板損傷																		v	
排水設施阻塞或功能性降低																			v
排水設施損傷																			v

圖 2.22 橋梁構件對應劣化類型矩陣圖

2. 橋梁構件劣化統計分析

為瞭解橋梁構件劣化分布情況,本研究利用本所「車行橋梁管理資訊系統」之資料進行分析,由於系統內檢測資料量相當龐大,因此僅針對六都及非六都橋梁,各擇一地方政府進行統計分析。

(1) 六都案例(臺北市)

經分析臺北市的車行橋梁資料後,其橋梁構件劣化數量最多為橋面板 (22.3%),其次為護欄(21.7%),而後為帽梁(12.6%)、橋台(8.7%)、橫隔 梁(6.3%),詳圖 2.23。

再分析劣化類型,最多為混凝土剝落、破碎、鋼筋外露、銹蝕(44.8%), 其次為其他損傷(25.5%),而後為混凝土結構裂縫(8.1%)、滲水、白華 (6%)、襯墊片或端部構件損傷(2.9%),詳圖 2.24。

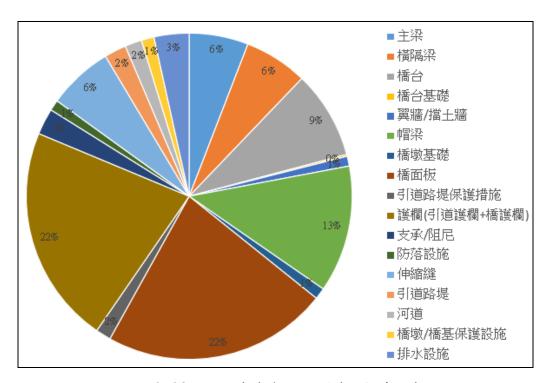


圖 2.23 橋梁構件劣化統計(六都案例)

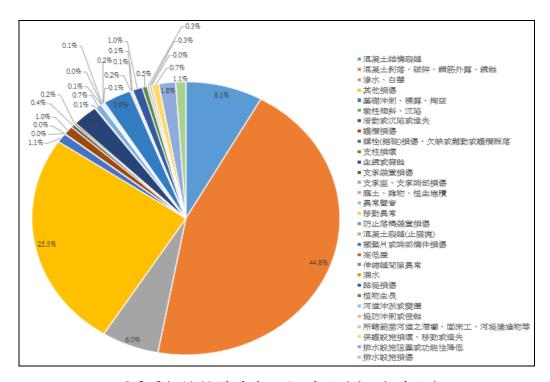


圖 2.24 橋梁構件劣化類型統計(六都案例)

(2) 非六都案例(嘉義市)

經分析嘉義市的車行橋梁資料後,其橋梁構件劣化數量最多為橋台(22%),其次為帽梁(17.5%),而後為護欄(16.2%)、橋面板(15.7%)、主梁(7.9%),詳圖 2.25。

再分析劣化類型,最多為混凝土剝落、破碎、鋼筋外露、銹蝕(50.1%),

其次為其他損傷(27.1%),而後為混凝土結構裂縫(10.2%)、滲水、白華(3.9%)、基礎沖刷、裸露、掏空(2.2%),詳圖 2.26。

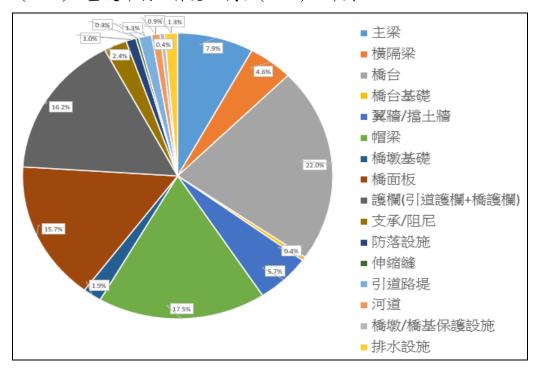


圖 2.25 橋梁構件劣化統計(非六都案例)

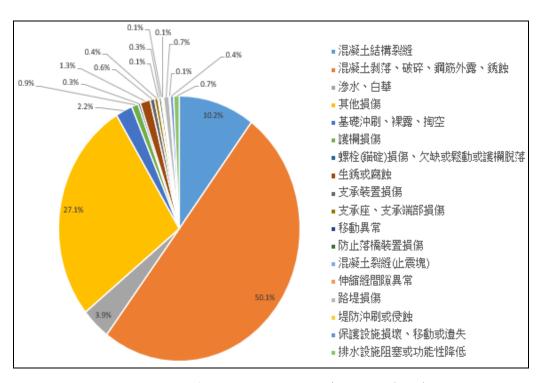


圖 2.26 橋梁構件劣化類型統計(非六都案例)

3. 小結

由資料分析結果可知,地方橋梁之劣化狀況並不一致,惟兩案例中橋梁 劣化構件占比前4名者卻相同,包括橋台、帽梁、護欄、橋面板。而劣 化類型主要為混凝土剝落(破碎、鋼筋外露、銹蝕)、混凝土結構裂縫、滲水(白華)。

五、影像辨識的應用

1. 人工智慧學習

(1) 機器學習(Machine Learning)

機器學習使用可編程的神經網絡,使機器無需人工幫助即可做出準確的決策。通常會要求工程師預先在數據中定義要尋找的模型特徵,而這些特徵需要基於人類知識、人工的經驗來提供,再進行量化;在本研究文獻回顧7、8即為機器學習案例,須提供特徵值後,電腦方能依據邏輯分析,而這也是1980~2010年代人工智慧主流。

(2) 深度學習(Deep Learning)

深度學習亦稱為特徵學習(Feature Learning),捨去依據人類知識所做的特徵萃取的方式,改成從大量的資料中,讓多層結構的神經網路自己從資料裡面去學習這組資料可以做出什麼樣的特徵擷取,使其能夠從原始數據執行自動的特徵提取,目前影像辨識技術大都使用卷積神經網路(CNN)技術(如圖 2.27),而在本研究文獻回顧中,大部分深度學習亦採用此法,或是改良後之辨識模式。

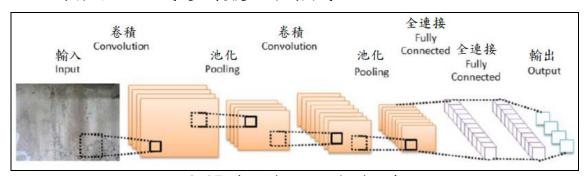


圖 2.27 卷積神經網路架構示意圖

2. 訪談作業

為瞭解 AI 影像辨識應用橋梁劣化構件深度學習之關鍵技術因素,本研究於 110 年 6 月 15 日視訊訪談工研院資訊與通訊研究所研發相關人員,其重要討論摘述如下:

(1) 目標定義明確:需預先設定欲「辨識劣化類型」與「辨識劣化範圍」, 定義橋檢拍攝 SOP 及橋梁樣態,確保拍攝橋梁影像可做為未來影像訓 練及劣化分析使用。

- (2) 大量資料來源:橋梁劣化影像取得不易,但可透過橋梁管理資訊系統中之過往檢測影像做為資料來源,透過篩選移除不適用影像後,才可進入影像標記階段。
- (3) 正確影像標記:橋梁劣化判識屬專業領域,需仰賴專業人員進行橋梁 劣化影像標記,經過長時間人工作業才可完成影像標記資料。
- (4) 影像模型分析:由於不同的影像分析模型種類,所對應解決問題與影像處理時間皆各不相同,因此在影像訓練及分析上,需事先擬定使用情境與分析種類。

為瞭解橋梁管理資訊系統中的資料是否符合影像辨識需求,本研究隨機篩選 100 張橋梁相同劣化種類影像,並請工研院協助測試。測試結果顯示,TBMS 資料庫照片解析度約為 300 萬畫素以下,因拍攝距離及角度不同,部分細微裂縫無法被清楚記錄,另資料庫拍攝標準不一,需經過篩選移除不適用照片(如過曝、過暗、模糊等)方可進行影像標記。整體言之,現有資料估計約 30~40%可使用。

3. 影像辨識應用橋梁檢測業務初評

目前規劃影像辨識流程,AI 須先辨別構件種類,而後辨識該構件劣化類型,繼而評估劣化狀況,再依「公路橋梁檢測及補強規範」附錄對照表,給定 DRU 值。由於目前規範劣化狀況均為定性描述(如表 5-1),因此須協助 AI 瞭解劣化程度分類,此部分須藉由專業人員協助判斷。如此一來,AI 先後辨識(1)橋梁構件、(2)劣化類型、(3)劣化狀況後,即可依規範附表給定標準 DRU 值(如表 5-2)。

表 5-1 構件劣化類型及狀況分類

	为10. 效主久水心分效
劣化類型	劣化狀況
	細微裂縫,沒有滲水或鋼筋銹蝕現象。
混凝土結構裂縫	細微裂縫,但有滲水或鋼筋銹蝕現象。 明顯裂縫,但沒有滲水或鋼筋銹蝕現象
	明顯裂縫,但有滲水或鋼筋銹蝕現象。 嚴重裂縫。
混凝土剝落、鋼筋外露、銹蝕	混凝土剝落或破碎,鋼筋未外露或輕微 外露。
/比/从上水小台 : - - - - - - - - - - - - - - - - - -	混凝土剝落或破碎,鋼筋明顯外露。
	大面積剝落、破碎或鋼筋嚴重腐蝕。
滲水、白華	滲水及白華。
// // // // // // // // // // // // //	滲水及白華且銹水流出。
其他損傷	不影響行車安全的損傷劣化。
共心煩肠	影響行車安全或造成第三者障礙。

表 5-2 構件評定標準值

	10.0	, ,		14.1	' '	0		. 1/	`	<u> </u>	15														
劣化類型	劣化狀況		条(R DRU			傷 DRU			奪台)Rl	- 1		分基 ORU	썣		a/推 給 RU		(飲/的 RC ORU	(橋:	敬差 DRI	·碳 J		in in its	
	細微裂縫,沒有滲水或鋼筋鐫蝕 現象。	2	2	2	2	1-2	1-2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
混凝土結構裂缝	細微裂缝,但有滲水或鋼筋銹斂 現象。 明顯裂缝,但沒有滲水或鋼筋銹 斂現象	3	2	2-3	3	2	2	3	2	2-3	3	2	2-3	3	2	2-3	3	2	2-3	3	2	2-3	3	2	2-3
	明顧裂缝,但有滲水或鋼筋銹鉄 現象。 嚴重裂缝。	4	3-4	3-4	4	2-3	3	4	3-4	3-4	4	3-4	3-4	4	3-4	3-4	4	3-4	3-4	4	3-4	3-4	4	3-4	3-4

由於目前規範劣化狀況均為定性描述,部分構件劣化類型之劣化狀況較難量化分類(如表 5-3),因此後續須與橋梁管理機關進行訪談,以瞭解實際操作,並做為 AI 學習之用。

表 5-3 構件劣化狀況較難量化資料

	400047月月10月10日			
劣化類型	劣化狀況	D值	R值	U值
	墩柱輕微傾斜或沉陷,尚不影響行車安全。	2	2	2
墩柱傾斜、沉 陷	橋面與欄杆有分離、下陷,恐影響行車安全。	3	2-3	2-3
	傾斜或沉陷異常,嚴重影響行車安全。	4	4	4
劣化類型	劣化狀況	D值	R值	U值
	支承裝置發生破損、變形、沉陷等損傷但無功能 性障礙。 支承裝置無破損、變形、沉陷等損傷,但固定支 承功能阻礙。	2	1-2	1-2
支承裝置損傷	支承裝置發生破損、變形、沉陷等損傷且造成功 能性障礙。 支承裝置無破損、變形、沉陷等損傷,但可動支 承功能阻礙。	3	3	2-3
	支承裝置嚴重破損、變形、沉陷,失去傳力及限 制功能。	4	2 2-3 4 R值 1-2	3-4
螺栓損傷、欠	螺栓、螺帽鬆動。	2	1-2	1-2
缺、鬆動	螺栓、螺帽欠缺、銹蝕、斷裂。	3	2	3
山へ オ公子/	螺栓、螺帽全部脫落或銹蝕斷裂。	4	3-4	3-4
	支承裝置點狀生銹。	2	1-2	1-2
生銹或腐蝕	支承裝置部分腐蝕,可能阻礙轉動及移動功能。	3	3	2
	支承裝置全面腐蝕,已阻礙轉動及移動功能。	4	2 2-3 4 R値 1-2 3 1-2 2 3-4 1-2 3	3-4

六、結論與建議

6.1 結論

1. AI 影像辨識能夠快速有效地進行橋梁構件外觀劣化偵測,藉由人工標註 後的影像資料,深度學習模型能夠針對欲辨識類別之特徵進行學習,配合 持續增加訓練影像以及模型調整,將能快速處理大量的檢測影像,並使檢 測作業標準化,以提升檢測品質。

- 2. 隨著科技發展進步,高解析影像拍攝設備體積逐漸微型化,若結合無人機,搭配 AI 影像自動辨識技術,橋檢人員僅需依照橋址環境編寫自動飛行路徑,即可利用無人機迅速完成橋梁檢測作業,提升作業效率。
- 3. 卷積神經網路(Convolutional Neural Network, CNN),為深度學習應用於影像辨識中最被廣泛使用的模型架構,也是現今許多影像辨識模型的基礎。CNN模型在影像辨識上,藉由卷積運算萃取重要影像特徵,並以梯度傳播更新模型權重,使模型具良好特徵萃取能力,能夠有效自動完成影像辨識之任務。
- 4. 由車行橋梁管理資訊系統資料庫統計分析得知,橋梁劣化構件以橋台、帽梁、護欄、橋面板為主;而劣化類型則以混凝土剝落(破碎、鋼筋外露、 銹蝕)、混凝土結構裂縫、滲水(白華)為主。

6.2 建議

- 隨著 AI 影像辨識方法的演進,模型高效且準確的辨識成效,將有機會於未來改變目前經由人工判別橋梁構件或異狀的方式,而如何提升判別的精確度與模型的適用性,同時整合至實務橋梁檢測操作的標準流程,將是重要課題。
- 2. 建議後續研究計畫有待執行的項目包括:
 - (1)制定橋檢拍攝 SOP(含無人機):確保拍攝出之圖像,符合影像辨識之需求。
 - (2) 建立劣化影像資料庫(重複利用):影像辨識學習之用,同時須能彈性增加照片,並做為持續學習,並提高精確度之用。
 - (3) 劣化影像標記規範:建立標準化標記流程(人工),使標記資料能進行有效影像訓練。
 - (4)不同部位構件之辨識準確率不同時,為了提升準確率,則需提供部分 構件更多之劣化影像,以供電腦學習;此外針對部分構件位置較為隱 蔽,拍攝之影像亮度不足時,則需補充外在光源,以利電腦辨識。

參考資料

- Young-Jin Cha, 2017, Deep Learning-Based Crack Damage Detection Using Convolutional Neural Networks, Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering.
- 2. Narazaki, 2017, Automated Vision-based Bridge Component Extraction Using Multiscale Convolutional Neural Networks, 3rd Huixian International Forum on Earthquake Engineering for Young Researchers.
- In-Ho Kim, 2018, Application of Crack Identification Techniques for an Aging Concrete Bridge Inspection Using an Unmanned Aerial Vehicle, Sensors.
- 4. Kruachottikul, 2019, Bridge Sub Structure Defect Inspection Assistance by using Deep Learning, IEEE 10th International Conference on Awareness Science and Technology (iCAST).
- 5. Yanan Dong, 2019, A Deep-Learning-Based Multiple Defect Detection Method for Tunnel Lining Damages, IEEE Journals & Magazine.
- Kruachottikul, 2021, Deep Learning-based Visual Defect-inspection System for Reinforced Concrete Bridge Substructure: A Case of Thailand's Department of Highways, Journal of Civil Structural Health Monitoring.
- 7. 黄俊豪,2016,橋梁檢測工具效能提升計畫,運輸研究所報告。
- 蕭凱文等,2018,利用多軸無人機影像萃取橋梁劣化區三維空間資訊,航 測及遙測學刊第23 恭第3期。
- 9. 劉世桐等,2021,非接觸式量測及AI自動偵測裂縫於橋梁檢測之應用, 臺灣公路工程學月刊第47卷第3期。
- 10. 張庭維等,2021,影像分析方法應用於構造物外觀異狀自動化偵測之發展,土木水利第四十八卷第二期。
- 11. 葉行健,2010,應用類神經網路於橋梁檢測之研究--以彰化縣橋梁為例, 交通大學碩士論文。
- 12. 呂景羣,2014,應用影像辨識技術於橋梁裂縫之研究,中央大學碩士論文。
- 13. 康仕仲,2010,橋樑檢測資料擷取機器人,行政院國家科學委員會專題研究計畫成果報告。
- 14. https://hackmd.io/@allen108108/rkn-oVGA4

- 15. https://chih-sheng-huang821.medium.com/%E4%BB%80%E9%BA%BC%E6%98 %AF%E4%BA%BA%E5%B7%A5%E6%99%BA%E6%85%A7-%E6%A9%9F%E5%99%A8%E5%A D%B8%E7%BF%92%E5%92%8C%E6%B7%B1%E5%BA%A6%E5%AD%B8%E7%BF%92-587e 6a0dc72a
- 16. https://chih-sheng-huang821.medium.com/%E4%BB%80%E9%BA%BC%E6%98 %AF%E4%BA%BA%E5%B7%A5%E6%99%BA%E6%85%A7-%E6%A9%9F%E5%99%A8%E5%A D%B8%E7%BF%92%E5%92%8C%E6%B7%B1%E5%BA%A6%E5%AD%B8%E7%BF%92-587e 6a0dc72a
- 17. https://brohrer.mcknote.com/zh-Hant/how_machine_learning_works/how_convolutional_neural_networks_work.html?fbclid=IwAR00_94QxTpWMM3pOXRIR39tZ-kubyPvNXQAsCAQLJzcih3DrF5vw-xgwhU