

應用 UAV 影像及深度學習技術輔助橋梁裂縫量化分析

張永辰^{1*} 高書屏² 王豐良³ 林志憲⁴

論文收件日期：111.05.24

論文修改日期：111.11.22

論文接受日期：111.11.29

摘要

臺灣的橋梁約有兩萬九千座，依據我國公路橋梁檢測之規範，橋梁於完工後每兩年需要進行一次定期檢測，橋梁定期檢測的方式以目視檢查法進行，檢測重點以裂縫為主，但許多裂縫構件位於高空或河面上，故該法需專業橋檢人員藉由操作橋檢工程車等方式，以接近橋梁構件進行檢測，並由人員自行判斷並針對構件劣化的情形予以評分，以最終評估分數判斷是否需要緊急修復。上述之傳統檢查方式之過程不僅成本高、風險高、耗時耗力且受人為主觀限制，容易造成檢測成果不準確。

因此本研究擬採用深度學習物件偵測網路 YOLOv4 模型訓練出一套橋梁裂縫辨識模型，並以 UAV 拍攝橋梁裂縫影像，後將影像進行裁切再以模型進行逐步辨識，最後採用影像處理邊緣檢測技術 Canny 及形態學對裂縫影像進行輪廓萃取，再於影像上進行裂縫寬度量測。研究的最終裂縫量測精度優於 0.22mm，研究顯示可改善傳統方法的限制，並提升檢測效率。

關鍵詞：深度學習、裂縫辨識、無人飛行載具、橋梁檢測。

¹ 碩士生，國立中興大學土木工程學系

² 教授，國立中興大學土木工程學系

³ 博士候選人，國立中興大學土木工程學系

⁴ 博士生，國立中興大學土木工程學系

* 通訊作者，TEL:(04)22840437#306，Email:overtop216041@gmail.com

Application of UAV Image and Deep Learning to Assist Bridge Cracks Quantitative Analysis

Yung-Chen Chang^{1*}, Szu-Pyng Kao², Feng-Liang Wang³, Jhih-Sian Lin⁴

Abstract

There are about 29,000 bridges in Taiwan. According to our country's highway bridge inspection standards, the completed bridges need to be inspected regularly every two years. The method of inspecting bridges is usually carried out by visual inspection, and the inspection is mainly based on cracks. However, many cracks are located at high altitude or on the river surface, so this method requires professional bridge inspectors to take bridge inspection engineering vehicles, equipped with slings and take small boats to approach the bridge components for inspection, and the personnel will use In the way of subjective judgment, the situation of component deterioration is scored, and the final evaluation score is used to judge whether urgent repair is required. The above-mentioned traditional inspection methods are not only low-cost, high-risk, time-consuming and labor-intensive, but also because many bridges need to be inspected every year. Therefore, if the traditional inspection method is adopted, the bridges inspected will be delayed and the safety of passersby will be endangered.

Therefore, this study intends to use deep learning to establish a set of crack identification models, and use UAV to detect bridge crack in image, then cut the images and identify them step by step with the model. The final fracture measurement accuracy of the study is better than 0.22mm, and the study shows that it can improve the limitations of traditional methods and improve the detection efficiency.

Keyword : Bridge Inspection, Crack Identification, Deep Learning, Unmanned Aerial Vehicle,

¹ Master Student, Department of Civil Engineering, National Chung Hsing University.

² Professor, Department of Civil Engineering, National Chung Hsing University.

³ PhD Candidate, Department of Civil Engineering, National Chung Hsing University.

⁴ PhD Student, Department of Civil Engineering, National Chung Hsing University.

*Corresponding Author, TEL:04-22840437#306, Email:overtop216041@gmail.com

一、前言

混凝土作為土木工程中最常見的材料之一，經常被使用於建築物、隧道、橋梁等結構物上。由於受到外在環境如溫度變化、地基變形及收縮等影響，使得混凝土表面出現裂縫。作為土木工程中最常見的缺陷，裂縫會影響結構穩定性等問題，因此裂縫檢測為結構健康檢測中的重要組成部分(Yao *et al.*,2021)。目前的橋梁檢查方式由專業的橋檢員藉由操作輔助載具接近構件，使用合適的測量工具（裂縫尺、顯微鏡等）量測裂縫尺寸，該方式依賴於檢查員的主觀性，因此很容易降低裂縫記錄的客觀性和可靠性(Kim *et al.*,2020)。

無人飛行載具因高機動性及成本低特性，可方便接近不易到達的裂縫構件，而受到許多專家學者的青睞，並擴展了在土木工程的應用上，如評估道路狀況、交通監控、三維建模等。結合無人飛行載具與數值影像處理可克服目視檢查之缺點(Ellenberg *et al.*,2016)。Kim *et al.*,(2017)為了克服橋檢員主觀的進行裂縫辨識及某些構件無法接近的劣勢，採用 UAV 及影像處理技術進行裂縫評估，以克服人工目視檢查的缺點，於載具上搭載非量測型相機、超聲波位移感測器及 WIFI 設備，用以提供裂縫影像之拍攝及拍攝時的距離，以準確評估裂縫寬度，同時可最大限度的減少裂縫長度訊息的損失。林志憲(2022)採用無人飛行載具搭載雷射測距儀，可近距離拍攝清晰裂縫影像並量測攝影距離，並對影像進行一系列之影像處理(預處理、二值化、邊緣檢測)後，量測得裂縫資訊，可供裂縫危害性判斷的客觀依據。

由於目前計算機技術與影像採集設備的提升，許多深度學習的演算法可以識別許多不同背景下的目標物，為混凝土裂縫的自動檢測提供了強而有力的檢測方式。使用卷積神經網路可以從訓練資料中萃取出目標特徵，極大的提高混凝土表面缺陷的檢測效率及準確性。而基於卷積神經網路的演算法通常存在著訓練參數過多、網路結構複雜等問題，為了克服這些問題，可以物件偵測演算法進行處理(Yao *et al.*,2021)。

物件偵測演算法可分為一階式(one-stage)及二階式(two-stage)，二階式是採用區域提議(Region Proposal)的技術(如 Faster R-CNN 模型等)，首先生成大量可能包含檢測目標的先驗框，然後以分類器判斷每個先驗框對應的邊界框是否包含待檢測目標及機率或目標類別的信心值，還需要對邊界框進行一些後處理，最後過濾掉信心值低、重疊度高的邊界框，以得到檢測的結果。如此類似預先選定感興趣區的檢測區域再行辨識的方式擁有較高的檢測精度，但速度較慢。一階式架構(如 YOLO、SSD)直接於卷積神經網路生成之特徵圖進行預測框回歸並分類，有效降低模型推論時間，並將候選階段和檢測階段合二為一。一階式的模型推論時間快，精度也隨著演算法的更新而逐步增加(林冠宏,2021)。Cheng *et al.*,(2021)比較 AlexNet、VGGNet13 及 ResNet18 三種網路模型於裂縫辨識上的準確度，研究表明 ResNet18 模型的表現較好，並以此作為 YOLOv3 的特徵萃取器再進行裂縫偵測。黃琢雅(2020)利用 YOLOv3 模型建置一套混凝土劣化即時辨識模型，並以裂縫、裂縫分支及鋼筋外露作為辨識

目標，該模型的準確度可達 80%，並可在裂縫及鋼筋外露的檢測上取得良效。Yu *et al.*,(2021)研究中為實現無人機對橋梁裂縫的即時檢測，採用 YOLOv4-FPM 模型進行裂縫檢測，使用 focal loss 優化損失函數，提高了準確率，克服了複雜背景的挑戰。研究中應用剪枝算法簡化模型網路的簡化，加快檢測速度，並採用多尺度數據集用於擴展 YOLOv4-FPM 的可預測範圍並增強其尺度的穩定性，實驗結果表明，YOLOv4-FPM 的檢測精度可達為 97%。Kun J.*et al.*,(2022)比較 YOLOv4、FasterR-CNN、SSD 模型於混凝土結構裂縫檢測之研究，結果表明 YOLOv4 精度為 75%，Faster R-CNN 精度為 69%、SSD 精度為 63%，證實 YOLOv4 檢測精度優於 Faster R-CNN。Zou *et al.*,(2022) 建立了一種基於物體檢測和識別的損壞程度評估方法，根據構件損壞的類型和程度，開發了一種定量的結構損壞等級評估方法。研究採用 YOLOv4 網路用於檢測多類別損壞（細裂縫、寬裂縫、混凝土剝落、外露鋼筋和彎曲鋼筋），並引入深度可分離卷積，以降低計算成本而不降低精度。最後，將損傷檢測方法和評估方法集成到用戶圖形介面(GUI)中，以方便地震後結構損傷評估，結果顯示準確度可達 83%。

綜整上述相關研究，應用深度學習技術進行裂縫辨識的方法，可分為三個主要的模型應用方式，分別為影像辨識、物件偵測及語意分割，有其各自之優勢與限制。其中，物件偵測的方法，具有辨識物件快速、準確，影像標註簡單而快速之優勢，而在物件偵測模型中又以 YOLOv4 模型擁有較高的辨識能力與速度，考量在橋梁檢測應用上之效益，故本研究採用 YOLOv4 模型進行橋梁裂縫辨識之研究。

隨著計算機的快速發展，許多研究除了以影像辨識進行裂縫特徵的判定外，並以各種影像處理技術萃取裂縫相關訊息，Abdel *et al.*,(2003)考慮並比較四種邊緣檢測算法(快速 Haar 變換、快速傅立葉轉換、Sobel 及 Canny)於裂縫檢測算法的性能，並表示邊緣檢測不僅可替代人工進行視覺檢查，還可解決目視檢測的許多問題。Kim *et al.*,(2018)研究中使用 UAV 拍攝橋梁側面構件影像，並藉由 Metashape 進行點雲建模後輸出正射影像，再以卷積神經網路 R-CNN 進行裂縫影像辨識，續將檢測之裂縫以邊緣檢測 Sobel 運算子進行量化分析。Tian *et al.*,(2019)的研究中比較比例尺法與測距法兩種方式於裂縫量測的精度比較，並使用 Ostu 大津閾值法將裂縫影像二值化，續以 Canny 邊緣檢測萃取裂縫輪廓，成果顯示裂縫量測準確度可達 92%。

本研究的目的是利用深度學習 YOLOv4 建立一套裂縫辨識模型，去辨識光照不均及背景複雜之裂縫影像，續以像素比例尺法結合 Canny 及形態學影像處理技術進行裂縫的量測，藉此彌補傳統橋檢成果的不足。

二、研究方法與流程

研究流程如圖 1 所示。本研究方法分為兩部分，首先進行文獻回顧找尋有關橋梁檢測規範及裂縫量測等資料，接著進行模型的環境建置，再進行裂縫影像的蒐集共 4469 張，並於標註裂縫後，照 8:2 的比例將資料分為訓練集、驗證集，並於調整超參數後開始模型的訓練。第二部分為裂縫量測，首先於實驗裂縫下方貼附七張尖形標籤，並分別布設一平面標記，及架設全測站量測裂縫附近特徵點，並以 UAV 拍攝實驗裂縫影像後，於室內先進行畸變差校正，再將其進行影像二值化，而後分別進行形態學及 Canny 進行邊緣檢測處理，並以計算像素比例的方式，在邊緣檢測影像上量測裂寬度。

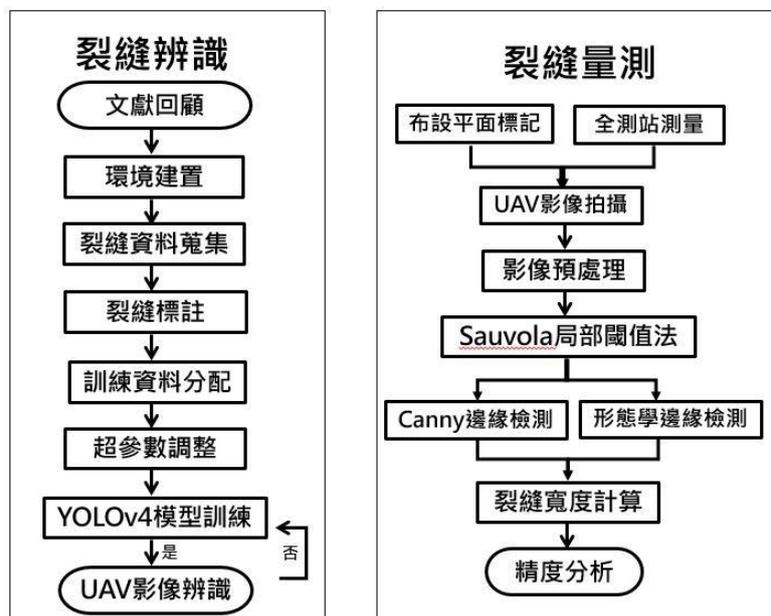


圖 1 研究流程圖

(一) 裂縫辨識模型

本節介紹研究中訓練裂縫模型的流程，包含資料的取得、影像的標註、訓練集的分配及超參數的調整。首先進行訓練時，必須要有適當的資料給予機器進行學習，故研究中除了自行前往野外橋梁拍攝取得裂縫影像外，另加入深度學習開源數據集 SDNET2018 的裂縫影像，並將其中過粗、模糊之影像進行剔除後與自行拍攝影像共同納入訓練資料裡。在整理完所有要訓練的影像後，使用標註軟體進行裂縫標註，並將標註完的檔案作為機器學習裂縫特徵的依據，最後將資料集進行訓練、驗證的配置及參數調整後，一起給予機器進行表徵學習。

1. 裂縫資料收集與標註

本研究以苗栗後龍觀海大橋及西湖溪橋，作為裂縫訓練資料拍攝的實驗區，拍攝 379 張大小為 1108*1478 的裂縫影像，經由影像擴增與裁切後，得到 1463 張 256*256 之影像；並將 SDNET2018 資料集所提供的裂縫影像(包含混凝土橋梁、混凝土人行道及混凝土牆面)，挑選過於模糊及過粗的裂縫後，連同所拍攝之影像進行裂縫之標註。裂縫標註以開源標註軟體 LabelIMG 進行處理，標註情形如圖 2 所示，以方形框框對有裂縫的地方進行框選後，點選左方 YOLO 格式，並儲存成 txt 檔案的格式。

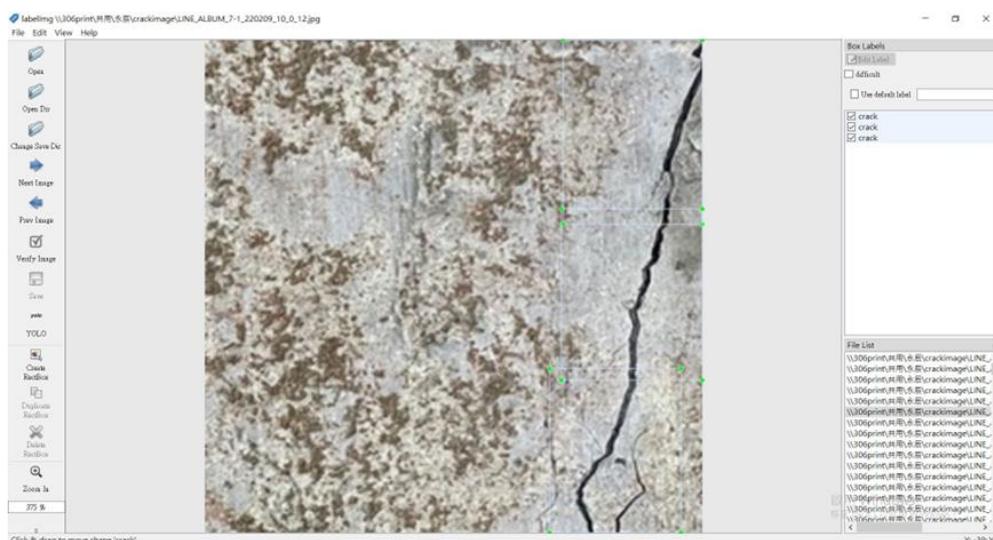


圖 2 裂縫標註圖

2. 訓練資料集分配

本研究資料收集選定台 61 線西湖溪橋、台 61 線後龍觀海大橋及台 13 線頭屋大橋作為裂縫拍攝場所，並以智慧型手機及 UAV 拍攝，智慧型手機拍攝大小 1108*1478 的裂縫影像 379 張，進行影像擴增與裁切後得到 256*256 的影像 1463 張；與加入開源裂縫資料庫 SDNET2018 之裂縫影像 256*256 的裂縫影像 3006 張，作為訓練辨識模型的資料來源。SDNET2018 包含 0.06mm 至 0.25mm 的裂縫，內容有各種障礙物、陰影、表面粗糙及孔洞等影像。於模型訓練時，會要求所有的影像大小須統一，因此將所有影像裁切為 256*256 之大小，並將部分影像進行影像擴增，以增加裂縫樣本的多樣性，於相關研究中證實影像擴增確實可有效提高模型辨識精度。

將所有影像進行標註後，以 8:2 之比例進行拆分，分成訓練集與驗證集，其中訓練集用於建置訓練模型的訓練資料，驗證集用於評估訓練集的訓練成效。

本研究於建立裂縫辨識模型需要的訓練資料有以下幾項：

- 1.train.txt:訓練資料集檔案位置。
- 2.valid.txt:驗證資料集檔案位置。
- 3.obj.name:訓練的物件名稱。
- 4.obj.data: train.txt、valid.txt、obj.name 及權重存放位置。

- 5.訓練資料集:訓練資料集影像資料。
- 6.驗證資料集:驗證資料集影像資料。

表 1 訓練資料分配表

	訓練集	驗證集
分配數量張數	3575 張	894 張

3.超參數調整

對模型中的學習率、錨點、批次大小及學習策略進行調整。其中學習率通常預設為 0.01，值越大則更新越多，越容易發散；值越小雖然不會發散，但是會增長訓練時間；YOLO 錨點依據給予的訓練資料，使用 K-means 演算法進行聚類分析而得出 9 組先驗方框以進行預測；批次大小表示的是每次訓練時會丟多少筆資料給機器做訓練，批次越大則訓練時間越短；學習策略採用 steps 進行，設定一定的訓練次數後將自動下降學習率，使模型隨著訓練次數的增長越來越優化。

4.YOLOv4模型訓練

YOLOv4 的辨識流程如圖 3 所示。首先輸入圖片，該圖片為因應 YOLO 處理的格式，必須為 32 的倍數，一般來講預設會是 416*416，但有許多學者使用 YOLO 模型進行裂縫檢測的訓練數據往往為 227*227(Cheng *et al.*,2021)或是 256*256(Gang *et al.*,2021)，且輸入的影像為 RGB 之型式。於輸入影像後會先經過第一個物件，該物件稱為 CBM(CBM 的意思是取卷積層(Convolution Layer)、歸一化(Batch Normalization)及激活函數 Mish 的開頭第一個大寫英文字母)，於 CBM 後會連結數個 CSP Network(以 CSPX 表示包含幾層神經網路)，依序是 CSP1、CSP2、CSP8、CSP8、CSP4，並完成整個特徵資訊萃取的部分。萃取後會經由三層卷積層輸出到下一部分 Neck。Neck 由 SPP 及 PANet 組成，先將萃取的特徵進行 SPP 處理，SPP 採用大小為 13、9 及 5 的池化核進行特徵濃縮後，輸出多尺度的特徵圖，並將該特徵圖進行銜接再進行三次卷積後即完成 SPP 的部分。SPP 後將特徵圖進行複製，並分為兩部分，一部分是先進行上採樣，與 CSPDarknet53 的第二個 CSP8 的輸出進行特徵融合後，於經過五層的卷積在進行上採樣，上採樣與 backbone 的第一個 CSP8 的輸出進行融合，並經由五層卷積後複製特徵並輸出兩份特徵圖，一份即輸出的 Yolo Head，另一部分與第二個 CSP8 經由銜接並複製後的特徵進行下採樣，同時下採樣後再複製兩個特徵，一當作輸出的 YOLO head，另一個與一開始經由 SPP 後複製的另一部分特徵進行銜接，再經由五次卷積後，輸出成為最後一層 YOLO Head，三個 YOLO Head 的大小為 32、16、8，並以 Head 層進行物件的密集預測。

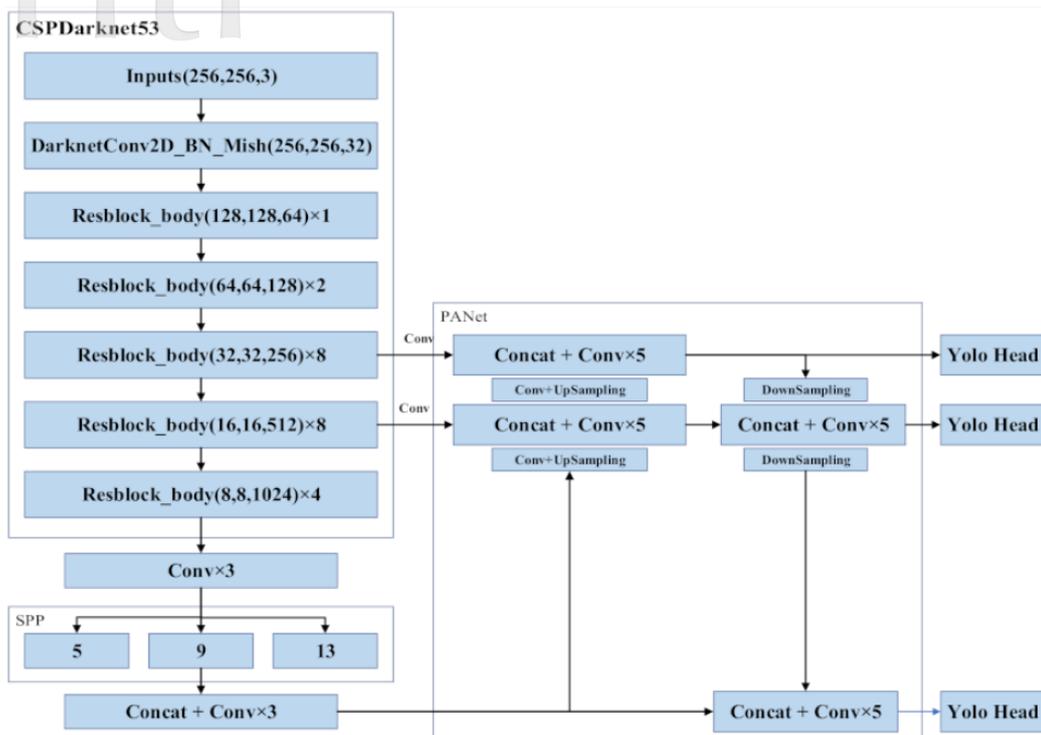


圖 3 YOLOv4 模型架構圖 (Gang et al.,2021)

(二) 裂縫寬度量測

為進行裂縫量測之實驗，首先設置室內量測場，用以模擬野外裂縫的情境，並於室內以 UAV 拍攝不同角度的黑白棋格盤影像，用於校正相機畸變差。接著為了要進行裂縫的量測，會將影像以閾值進行分割成前景與背景像素，續以邊緣檢測之方式在取得裂縫的形狀後，以計算像素比例尺的方式進行裂縫寬度量測。

1. 室內量測場設置

室內實驗場使用奇異筆在白紙上繪製一縱向連續細線，模擬裂縫在牆壁上之情形(見圖 4)，另於裂縫周遭佈設四點黑白相間的率定標作為模擬野外牆壁特徵點之情形，並架設全站儀量測率定標坐標，再反算歐式距離以替代平面標記的實際尺寸，且於裂縫下方貼附平面標記，為實施比例尺法裂縫量測所需。

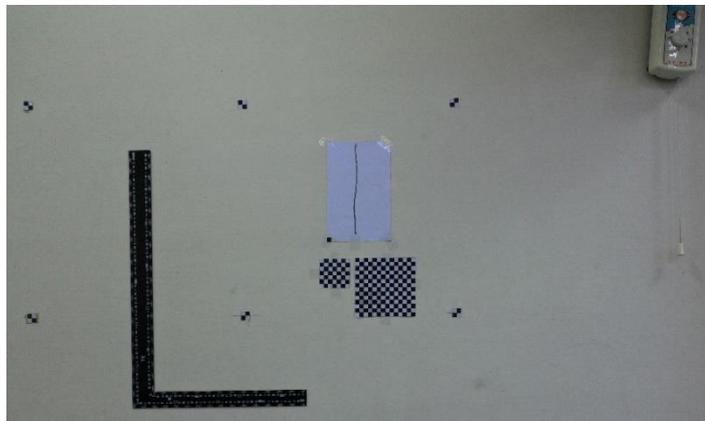


圖 4 室內實驗場配置圖

2. 影像預處理

由於UAV搭載的相機是非量測型，相機本身含有系統誤差(如像主點偏移、透鏡畸變差)，該系統誤差會造成裂縫量測的誤差。為改正此項誤差一般都會使用相機率定方式，求得內方位參數及畸變差參數，對影像作校正。影像校正方式是透過對黑白網格以各種不同角度拍攝影像，並將所拍攝之影像透過軟體計算得出改正參數(如圖5)。

本研究裂縫影像獲取方式是使用無人機搭載非量測型相機，採用視覺定位方式，距離牆面約1m處，並穩定懸停，正向橋梁平面拍攝。而非量測型相機並不如專業航空相機般，擁有穩定的內方位架構與微小的透鏡畸變，因此，必須進行相機率定，以計算相機之內方位及透鏡畸變差等參數，進而校正拍攝影像之幾何變形；後續裂縫量測部分，係採用影像比例尺法進行影像真實比例換算並量測裂縫尺寸，解算過程無須計算複雜之相機外方位參數，提供一個較簡易之裂縫尺寸量測方法。

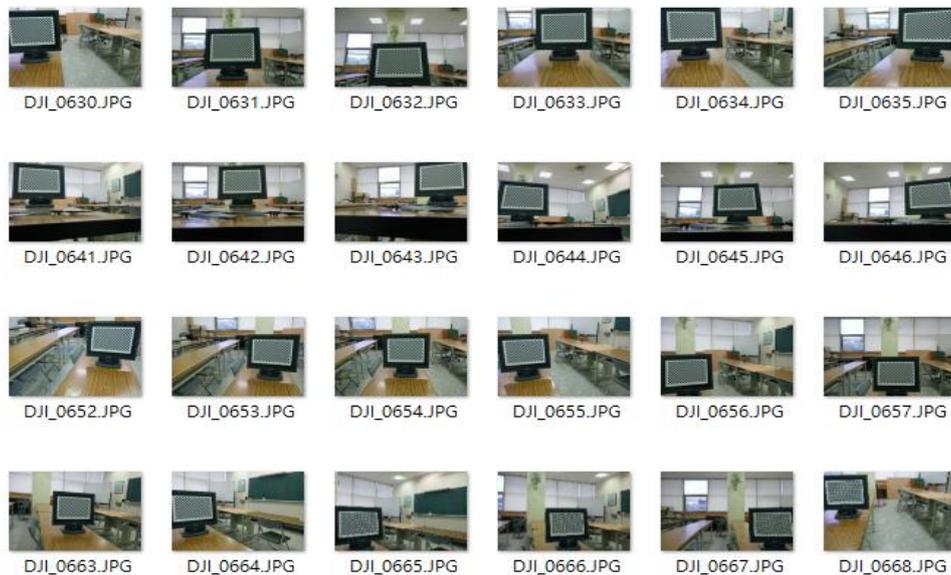


圖 5 相機率定所拍攝之影像圖

3. Sauvola局部閾值法

影像二值化為一種影像分割之方式，可依據給定的閾值不同，而將影像分為想要的前景像素與不想要的背景像素，即像素只會被分為黑色0與白色1，有利於輪廓邊緣的檢測(Kim *et al.*,2017)、(Tian *et al.*,2019)、(林志憲，2020)。

而依據不同的閾值演算法所計算出的閾值也不同，可分為單一閾值的全閾值法及隨像素而改變閾值計算方式的局部閾值法。全閾值法以Ostu大津閾值法最為代表，而局部閾值法則有Bersen、Niblack及Sauvola法。局部閾值法亦即一種區域性的自適應閾值，是依據像素的鄰近區域數值之分布情形去確認像素位置上的二值化閾值，所以閾值會隨著像素的不同而自行改變閾值的計算。Sauvola可克服光線不均之問題，適合用於橋下光線昏暗之環境。

本研究所使用的Sauvola局部閾值法公式如下式(1)。

$$T = m[1 + k((s/R) - 1)] \quad (1)$$

式中，

T:計算得到的閾值

m:自訂尺寸窗口內像素的灰階強度平均值

s:自訂尺寸窗口內的灰階強度標準差

R:標準差的動態範圍

k:靈敏度參數

4. 邊緣檢測及寬度計算

本研究之裂縫量測是以比例尺法進行像素的計算，因此要貼標在裂縫上(見圖 6)，於影像進行二值化後，續以 Canny 及形態學邊緣檢測去萃取裂縫輪廓，並採 Kim *et al.*,(2017)研究中的做法，在垂直裂縫方向上去量測 pixel 數(見圖 7)。

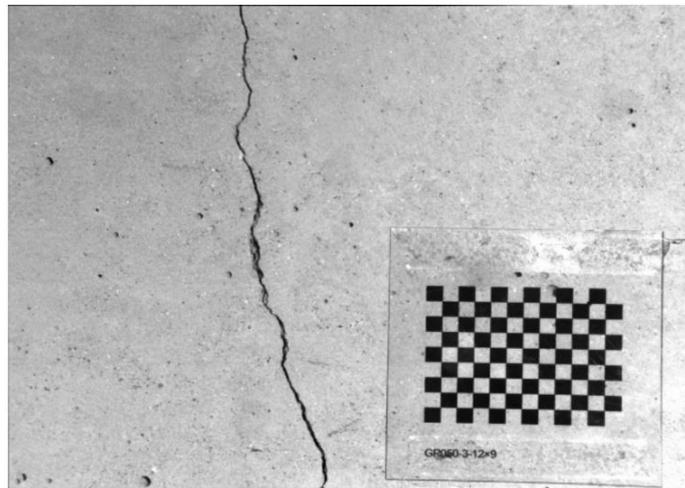


圖 6 比例尺法量測示意圖(Tian *et al.*,2019)

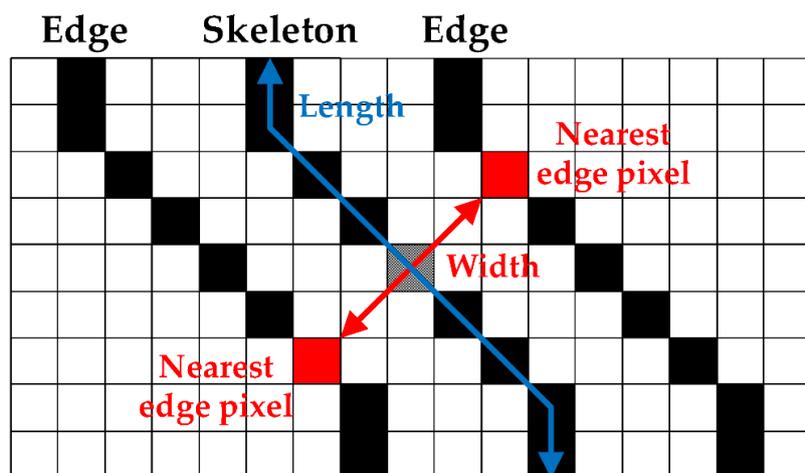


圖 7 裂縫量測示意圖(Kim *et al.*,2017)

寬度的計算方式如下式所述：

$$W_r = W_{pc} * (l/W_{ps}) \quad (2)$$

式中，

W_r 為量測裂縫寬度

W_{pc} 為裂縫在影像上的 pixel 值

W_{ps} 為平面標記在影像上的 pixel 值

l 為平面標記實際尺寸

三、研究成果分析與討論

本研究裂縫量測之方法是採用比例尺法的方式，並搭配一平面標記做為計算的依據，量測方式以裂縫像素寬度、平面標記的影像像素及實際尺寸作為寬度的計算。量測過程中於裂縫下方除貼附平面標記外另貼附幾個尖形標籤，並以標籤銳利處作為裂縫影像及真值量測的基準。

以比例尺法進行裂縫量測要貼附以知尺寸的標記在裂縫上，本研究實驗區的裂縫屬於人力可及的範圍，但實際上許多有裂縫的構件是相當難以接近，如位於高空或河面上，此情形不易貼附標記。因此本研究擬採用全測站，於牆面選定若干個特徵點並以光線法進行量測，續以特徵點空間坐標反算歐式距離作為替代平面標記之尺寸，特徵點選定條件為易於影像上找尋，且二值化後不會消失。最後比較平面標記及全測站的裂縫計算方式之可行性，並以邊緣檢測法進行寬度的量測。

(一) 實驗橋梁選定

圖8為後龍大橋P2橋墩裂縫，並於下方貼附尖形標籤及平面標記。裂縫量測以左二紫色標籤至右二深藍色標籤為主。並於距離P2橋墩適當處地面釘定一控制點，以該點作為測站，以一已知點作為後視，採光線法測算牆面特徵點坐標。

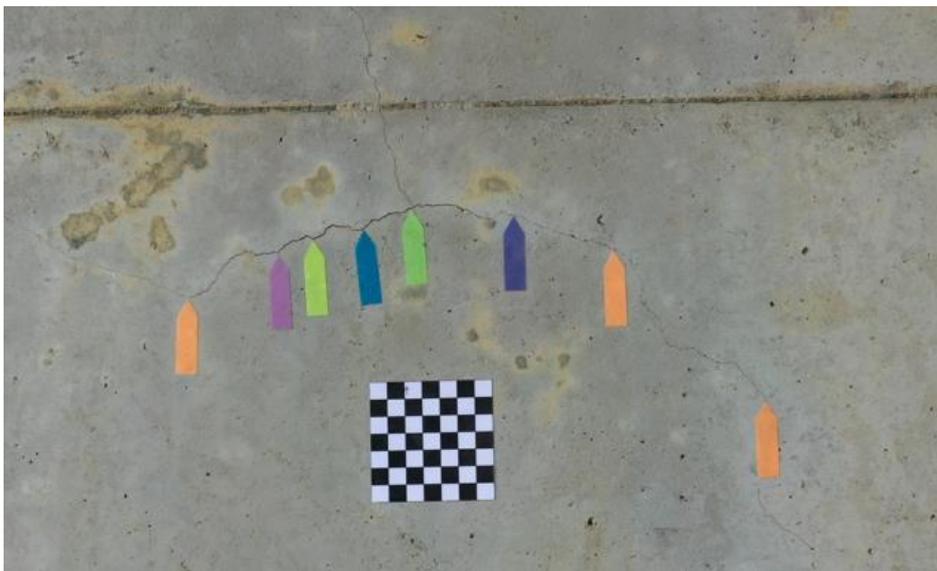


圖 8 後龍大橋 P2 橋墩裂縫及平面標記貼附情形圖

(二) 裂縫影像拍攝

實驗於橋墩牆面貼附平面標記後，以專業無人機飛手操縱 UAV 於距離牆面約 1m 處拍攝牆面裂縫，如圖 9 所示。



圖 9 UAV 拍攝牆面圖

(三) 辨識模型訓練成果

研究所建置的裂縫辨識模型準確度 92%，訓練情形如圖 10 所示；本研究所調整的訓練參數如表 2 所示，其中批次大小為 batch 除以 subdivisions，學習率調整為 0.001，錨點以 k-means 聚類出九組參數，filters 因為只有裂縫一個類別所以為 18，steps 是 YOLO 進行訓練時的一種模型優化策略，該策略分別於總訓練次數的 80%、90% 的值進行學習率值得衰減學習，會藉由降低學習率的設定值進行模型的訓練。

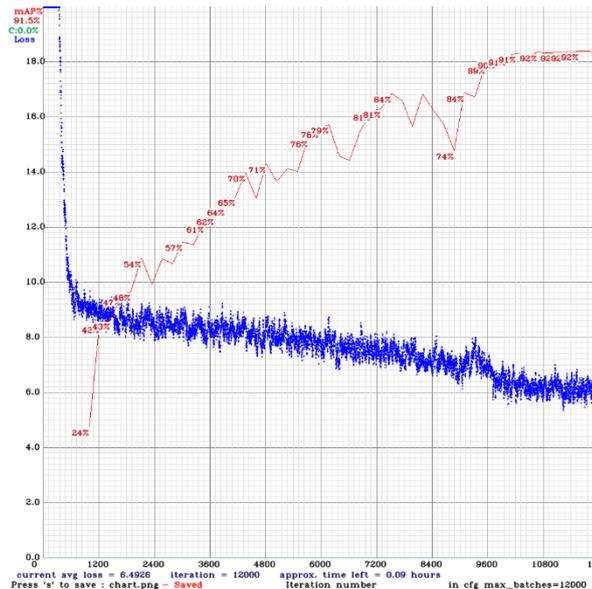


圖 10 裂縫辨識模型訓練成果圖

表 2 調整參數說明

batch	64
subdivisions	16
learning_rare	0.001
Anchors	46, 39, 44, 54, 63, 46, 49, 65, 58, 87, 74, 99, 127, 69, 76, 131, 95, 132
filters	18
steps	9600、10800

(四) 裂縫影像辨識成果

為克服光照及背景等影像所造成裂縫不易判釋之情形，圖 11 展示不同方向裂縫影像辨識成果，經本研究所訓練出的模型可以辨識到縱向、橫向、斜向及背景昏暗情形下的裂縫。

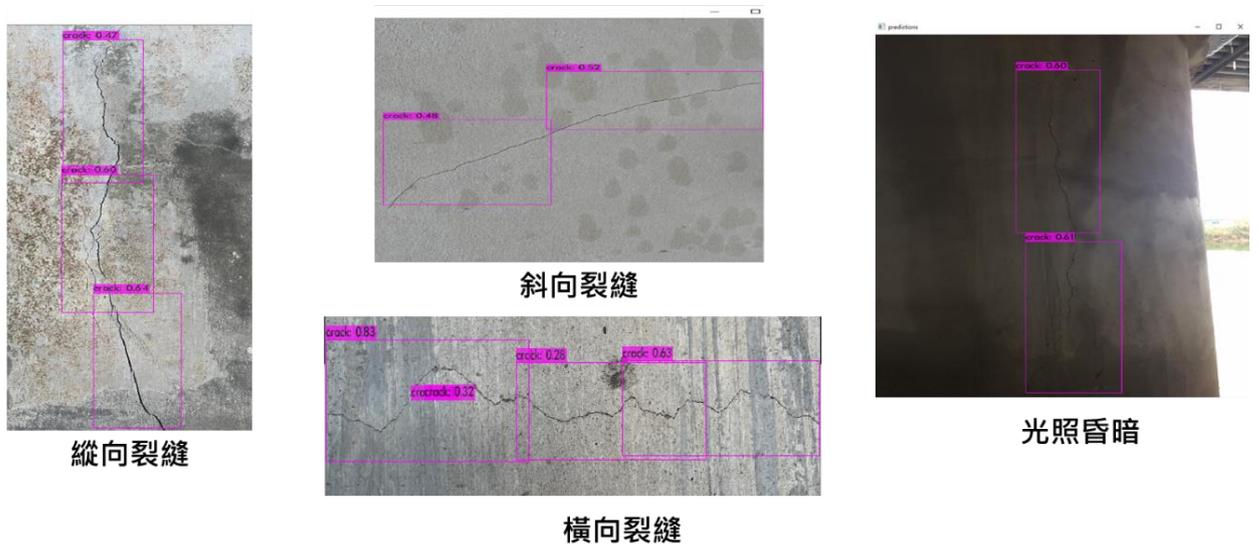


圖 11 不同光照亮度及背景複雜裂縫辨識圖

研究中於後龍大橋 P2 橋墩所拍攝之裂縫影像經由影像裁切後，由模型對影像逐步進行辨識，成果如圖 12 所示。

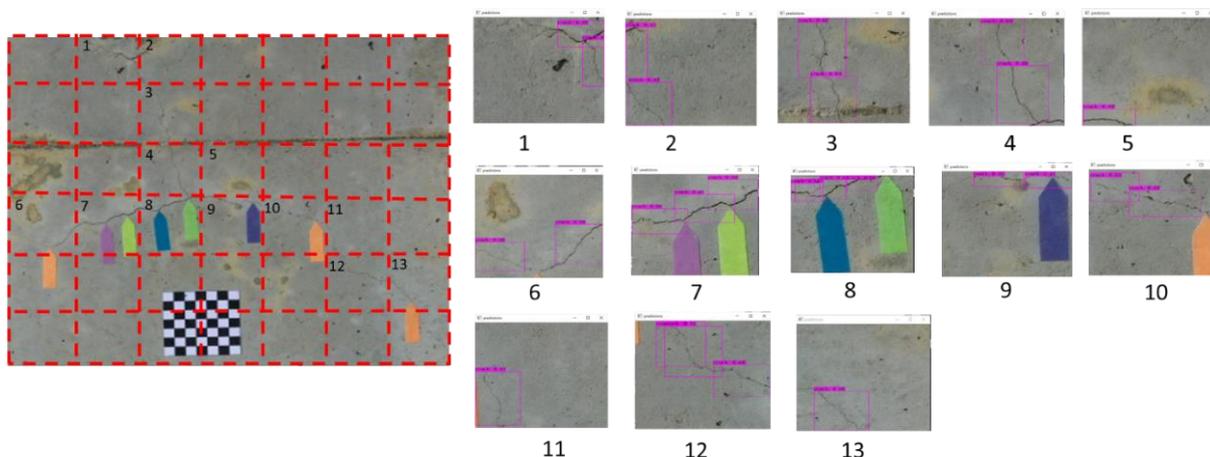


圖 12 P2 橋墩影像辨識成果圖

(五) 影像二值化

將 P2 橋墩影像進行二值化，將影像分為所需要的前景像素及不需要的背景像素，即影像會藉由給定的閾值切割為 0 與 1 兩種結果，二值化的閾值給定將會影響產製的成果，因此可以藉由不段調整參數以決定最佳的二值化成果。圖 13 展示本研究所拍攝之裂縫影像經二質化處理後的成果圖。

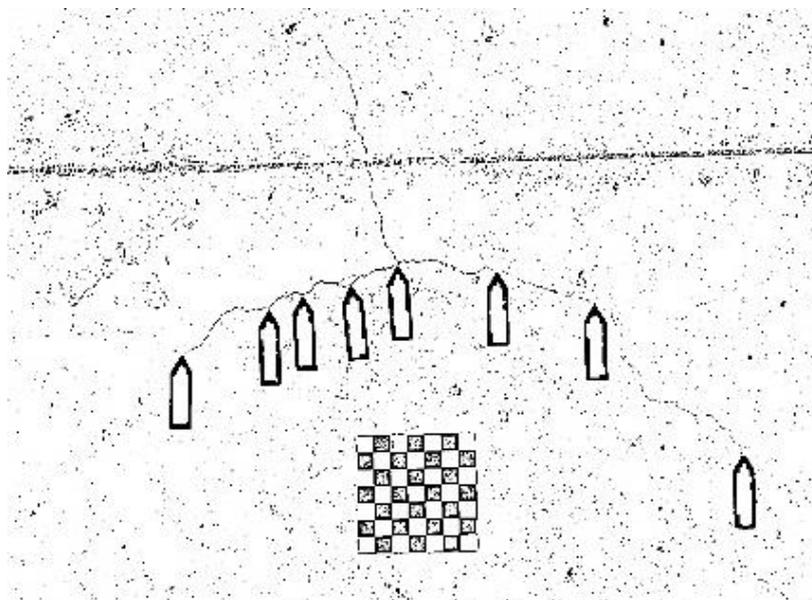


圖 13 P2 橋墩裂縫影像二值化成果圖

(六) 影像邊緣檢測

影像經由二值化後，續以 Canny 及形態學進行裂縫影像之邊緣檢測處理，以提取裂縫形狀。圖 14 中左方為 Canny 成果，右方為形態學成果。

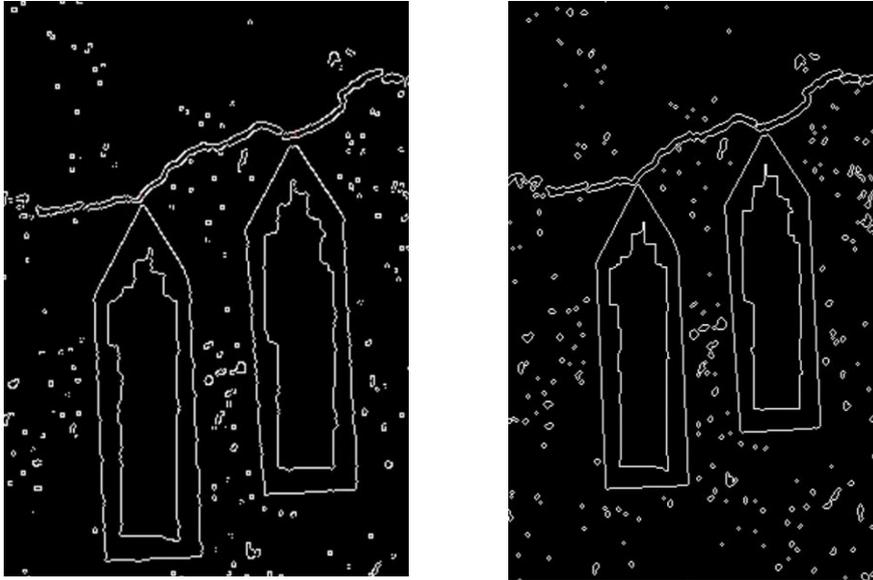


圖 14 邊緣檢測示意圖

(七) 像素比例尺法及寬度量測

為驗證平面標記及全測站法的使用可行性，以下比較兩種方式於比例尺上的計算數值情形。

表 3 為在經由形態學輪廓萃取後的影像上採平面標記比例尺法所量測之寬度，表 4 為在經由形態學輪廓萃取後的影像上採全測站比例尺法的成果，而表 5 則為比較表 3 及表 4 之間的成果，以進行分析。

$$\text{平面標記} = \frac{\text{平面標記實長}}{\text{平面標記影像 pixel 數}} = 0.21645 \text{ mm/pixel}$$

$$\text{全測站牆面特徵點} = \frac{\text{特徵點坐標反算空間實際長度}}{\text{特徵點影像 pixel 數}} = 0.22087 \text{ mm/pixel}$$

表 3 平面標記形態學量測成果表

裂縫編號	一	二	三	四	五
裂縫 pixel 數	2	3	3	3	1
比例尺	0.21645mm	0.21645mm	0.21645mm	0.21645mm	0.21645mm
裂縫寬度	0.43290mm	0.64935mm	0.64935mm	0.64935mm	0.21645mm

表 4 全測站形態學量測成果表

裂縫編號	一	二	三	四	五
裂縫 pixel 數	2	3	3	3	1
比例尺	0.22087mm	0.22087mm	0.22087mm	0.22087mm	0.22087mm
裂縫寬度	0.44175mm	0.66263mm	0.66263mm	0.66263mm	0.22087mm

表 5 綜合表 3、表 4 兩種比例尺法於形態學差異情形比較表

單位:mm	平面標記(形態學)	全測站(形態學)	較差絕對值
裂縫一	0.43290	0.44175	0.009
裂縫二	0.64935	0.66263	0.013
裂縫三	0.64935	0.66263	0.013
裂縫四	0.64935	0.66263	0.013
裂縫五	0.21645	0.22087	0.004

由表 5 可知，在形態學邊緣檢測上不論是貼附平面標記或是以全測站量測特徵點之方式，所計算出的裂縫寬度量測值相互較差最小為 **0.004mm**，最大值為 **0.013mm**，互相差異甚小，故表示全測站測算比例尺的方式可以用於無法貼附平面標記之情形上。

表 6 為在經由 Canny 邊緣檢測影像上採平面標記比例尺法的量測成果表，表 7 為在經由 Canny 邊緣檢測影像上採全測站比例尺法的量測成果表，而表 8 則為比較表 6 及表 7 之間的成果，以進行分析。

表 6 Canny 平面標記量測成果表

裂縫編號	一	二	三	四	五
裂縫 pixel 數	2	3	2	3	1
比例尺	0.21645mm	0.21645 mm	0.21645 mm	0.21645 mm	0.21645 mm
裂縫寬度	0.43290mm	0.64935 mm	0.43290 mm	0.64935 mm	0.21645 mm

表 7 Canny 全測站量測成果表

裂縫編號	一	二	三	四	五
裂縫 pixel 數	2	3	2	3	1
比例尺	0.22087 mm				
裂縫寬度	0.44175 mm	0.66263 mm	0.44175 mm	0.66263 mm	0.22087 mm

表 8 綜合表 6、表 7 兩種比例尺法於 Canny 差異情形比較表

單位:mm	平面標記(Canny)	全測站(Canny)	較差絕對值
裂縫一	0.43290	0.44175	0.009
裂縫二	0.64935	0.66263	0.013
裂縫三	0.43290	0.44175	0.009
裂縫四	0.64935	0.66263	0.013
裂縫五	0.21645	0.22087	0.004

由表 9 可以了解到，Canny 量測的較差也同樣很小，都是 0.0013，故證實了全測站量測比例尺法的可行性。

由表 9 及表 11 顯示的數據來看，形態學的裂縫量測值皆很靠近真實量測值；但表 10 及表 12 中 Canny 邊緣檢測成果的第三個裂縫之誤差絕對值高達 0.26、0.27mm，原因可能是 Canny 在閾值上的設定所造成的誤差，所以跟形態學差異 1 個裂縫的量測，而本研究距離牆面 1m 處所計算出來的 1 個 pixel 的大小為 0.22mm，然形態學因為只有將前景像素扣去其侵蝕的部分，以最簡單的方式萃取輪廓，故不受到閾值之影響，量測精度較佳。

表 9 形態學平面標記量測成果表

裂縫編號	一	二	三	四	五
裂縫 pixel 數	2	3	3	3	1
比例尺	0.22mm	0.22mm	0.22mm	0.22mm	0.22mm
裂縫寬度	0.43mm	0.65mm	0.65mm	0.65mm	0.22mm
真值	0.35mm	0.65mm	0.70mm	0.65mm	0.35mm
誤差絕對值	0.08mm	0.00mm	0.05mm	0.00mm	0.13mm

表 10 Canny 平面標記量測成果表

裂縫編號	一	二	三	四	五
裂縫 pixel 數	2	3	2	3	1
比例尺	0.22mm	0.22mm	0.22mm	0.22mm	0.22mm
裂縫寬度	0.43mm	0.65mm	0.43mm	0.65mm	0.22mm
真值	0.35mm	0.65mm	0.70mm	0.65mm	0.35mm
誤差絕對值	0.08mm	0.00mm	0.27mm	0.00mm	0.13mm

表 11 形態學全測站量測成果表

裂縫編號	一	二	三	四	五
裂縫 pixel 數	2	3	3	3	1
比例尺	0.22mm	0.22mm	0.22mm	0.22mm	0.22mm
裂縫寬度	0.44mm	0.66mm	0.66mm	0.66mm	0.22mm
真值	0.35mm	0.65mm	0.70mm	0.65mm	0.35mm
誤差絕對值	0.09mm	0.01mm	0.04mm	0.01mm	0.13mm

表 12 Canny 全測站量測成果表

裂縫編號	一	二	三	四	五
裂縫 pixel 數	2	3	2	3	1
比例尺	0.22mm	0.22mm	0.22mm	0.22mm	0.22mm
裂縫寬度	0.44mm	0.66mm	0.44mm	0.66mm	0.22mm
真值	0.35mm	0.65mm	0.70mm	0.65mm	0.35mm
誤差絕對值	0.09mm	0.01mm	0.26mm	0.01mm	0.13mm

(八) UAV結合深度學習演算模組之操作流程

為增加本研究實用性，整理操作流程說明如後：

1. 無人機相機率定
2. 外業橋梁影像拍攝及牆面特徵點地面測量
3. 拍攝影像機變差校正
4. 深度學習裂縫影像偵測
5. 影像二值化
6. 邊緣檢測輪廓萃取
7. 像素比例尺計算

考量後續不同應用目的之需求，使量測精度可適度提升，未來研究如對 1 公尺拍攝距離有安全疑慮，可以使用更高解析度及長焦距的相機，去執行拍攝任務，以避免過於接近牆面而造成碰撞之危害及提升拍攝影像的品質。

四、結 論

- (一) 本研究以深度學習建立橋梁裂縫辨識模型，並以 UAV 拍攝裂縫影像進行測試，測試成果顯示可於不同光照條件及背景不同下辨識到裂縫，故本研究所訓練出模型可協助橋檢員有效進行裂縫特徵辨識。
- (二) 本研究裂縫量測精度優於 0.22mm，可提供橋梁檢測所需之客觀量化數據。
- (三) Canny 演算法受到給定閾值的不同而有不同的裂縫邊緣成果，此會造成兩種情形，即裂縫寬度量測高估或低估的情形，致使量測寬度過大或過小；但經由形態學所萃取之裂縫輪廓則不受到閾值影響，故形態學的量測精度較佳。

(四) 經本研究實際比較兩種比例尺法之量測結果可知平面標記與全測站所量測的最大差異僅有 0.013mm，因差異不大，所以可以證實於不易貼標得情況下可用全測站儀器替代平面標記去量測裂縫。

五、參考文獻

- 林志憲 (2020)。以無人飛行載具進行自動化高架混凝土橋梁裂縫量測。碩士論文，國立中興大學土木工程研究所。
- 林冠宏 (2021)。使用少量標記資料以半監督式學習建立砂輪表面異常檢測模型。國立成功大學工業與資訊管理學系碩士在職專班碩士論文，台南市。
- Abdel-Qader, I.; Abudayyeh, O.; Kelly, M.E. Analysis of edge-detection techniques for crack identification in bridges. *J. Comput. Civ. Eng.* 2003, 17, 255–263.
- Ellenberg, A., Kontsos, A., Moon, F., and Bartoli, I. (2016) Bridge related damage quantification using unmanned aerial vehicle imagery. *Struct. Control Health Monit.*, 23: 1168– 1179.
- Ji, K., Zhang, Z., Yu, J., & Dang, J. (2022). A Deep Learning-Based Method for Pixel-Level Crack Detection on Concrete Bridges. *IET Image Processing*, 16(10), 2609–2622.
- Kim H, Lee J, Ahn E, Cho S, Shin M, Sim S-H. Concrete Crack Identification Using a UAV Incorporating Hybrid Image Processing. *Sensors*. 2017; 17(9):2052.
- Kim JJ, Kim A-R, Lee S-W. Artificial Neural Network-Based Automated Crack Detection and Analysis for the Inspection of Concrete Structures. *Applied Sciences*. 2020; 10(22):8105.
- Kun, J., Zhenhai, Z., Jiale, Y., Jianwu, D.: A deep learning-based method for pixel-level crack detection on concrete bridges. *IET Image Process.* 16, 2609– 2622 (2022).
- Sauvola, J., & Pietika, M. (2000). Adaptive document image binarization. 33, p.225–236.
- Tian F, Zhao Y, Che X, Zhao Y, Xin D. Concrete Crack Identification and Image Mosaic Based on Image Processing. *Applied Sciences*. 2019; 9(22):4826.
- Yang C, Chen J, Li Z, Huang Y. Structural Crack Detection and Recognition Based on Deep Learning. *Applied Sciences*. 2021; 11(6):2868.
- Yao G, Sun Y, Wong M, Lv X. A Real-Time Detection Method for Concrete Surface Cracks Based on Improved YOLOv4. *Symmetry*. 2021; 13(9):1716.
- Yu, Z., Shen, Y., & Shen, chen kai. (2021). A Real-Time Detection Approach for Bridge Cracks Based on YOLOv4-FPM. *Automation in Construction*, 122, 103514.
- Zou, D., Zhang, M., Bai, Z., Liu, T., Zhou, A., Wang, X., Cui, W., & Zhang, S. Multicategory damage detection and safety assessment of post-earthquake reinforced concrete structures using deep learning. *Comput Aided Civ Inf*, 2022; 37, 1188– 1204