航測及遙測學刊　第二十八卷　第 4 期　第 255- 271 頁　民國 112 年 12 月
Journal of Photogrammetry and Remote Sensing
Volume 28, No.4, 2023, pp. 255- 271
DOI：10.6574/JPRS.202312_28(4).0004

針對裂縫影像進行比較多種拼接方法之研究

莊敬薇 [1*]　高書屏 [2]　王豐良 [3]　林志憲 [4]

摘要

使用影像處理進行裂縫檢測是近年常見的方法，現今常使用無人機協助拍攝，透過將這些影像拼接在一起，可以得到一個完整高解析度之裂縫影像。

拼接方法主要分為傳統以及拼接學習方法，傳統方法高度依賴所選取之特徵點，在特徵較少或解析度較低的場景中，拼接性能下降可能會造成拼接失敗，近年來拼接學習方法興起，利用卷積神經網路 (CNN) 發揮強大的特徵提取能力，本研究選用 Nie *et al.* (2021) 提出的具深度感知能力的多網格深度單應性估計網路模型進行針對裂縫之訓練，從實驗中尋找出最適用於背景單調之混凝土裂縫之連續影像的拼接方法。

關鍵詞：橋梁檢測、無人機、傳統拼接方法、深度學習拼接方法

1. 前言

近年來，結構健康監測受到了廣泛關注，而裂縫檢測是結構健康監測的必要步驟，且從維護的角度來看，裂縫的定量分析，如計算裂縫的寬度、長度及方向十分重要，傳統使用的模式除了直接目視法外也常以拍攝影像的方式進行檢查，現今常使用無人機影像補足檢查人員無法到達拍攝的影像。計算機視覺應用技術已被廣泛應用於多種領域，常使用於場景感知和物體識別。拍攝過程若想要獲得寬視角的全景影像，需要調整相機的焦距，但得到的全景影像解析度相對較低，難以滿足人們的基本要求。 因此，為獲得較大視域的高解析度的全景影像，發展拼接技術是近年相當重要且熱門的研究題目之一。

現有的無人機橋樑裂縫影像因背景較為單純導致特徵點稀少，且拍攝時之影像具有深度變化，常導致在傳統特徵點匹配成果不佳，以至於後續拼接的影像出現錯位而產生偽影問題，須尋求較為精確之解決方法，近年來常使用深度學習進行影像處理作業，其中也包含影像拼接之應用，本研究嘗試比較傳統方法拼接及學習方法拼接何者較適用於裂縫影像之拼接。

裂縫的產生是混凝土構建中的主要破壞形式，裂縫檢測被認為是維護民用基礎設施的必要項目 (Kim *et al.*, 2017)，混凝土結構裂縫不僅會影響視覺外觀，還會影響承載、水密性和耐久性 (Nishikawa *et al.*, 2012)。

以影像處理進行裂縫檢測是目前常用之方法，其優點為可以增強影像的對比度、清晰度和局部細節，使裂縫更易於檢測和分析，使用影像處理技術可以實現裂縫的自動化檢測，減少人工檢測的主觀性和人力成本，通過設計和應用適當的影像處理演算法，可以自動從影像中檢測和提取裂縫特徵，進行相關的分析和判斷。

近年來影像處理結合 UAV 進行結構檢測快速發展，對於建物檢測，有著降低人力成本、減少檢測時間、提高安全性、提高檢測範圍等優點 (Mandirola *et al.*, 2022)。

[1] 國立中興大學土木工程學系 碩士生
[2] 國立中興大學土木工程學系 教授
[3] 健行科技大學應用空間資訊系 助理教授
[4] 國立中興大學土木工程學系 博士候選人
[*] 通訊作者, 電話: 04-22840437 轉 306, E-mail: vivian13212333566@gmail.com

收到日期：民國 112 年 09 月 11 日
修改日期：民國 112 年 10 月 06 日
接受日期：民國 112 年 11 月 14 日

影像拼接是一項重要且具有挑戰性的計算機視覺任務，在過去幾十年中進行大量研究，其目的是根據從不同角度所拍攝的影像，構建成更寬視場的全景圖。該技術在工程、醫學、監控影像、自動駕駛、虛擬實境 (VR) 都有非常多的使用，主要分為傳統拼接方法以及學習拼接方法。

傳統的影像拼接解決方案是基於特徵的方法，其中特徵檢測是拼接過程的第一步，使用匹配的特徵建立參數影像對齊模型，通過扭曲目標影像與參考影像對齊。最後，可以通過將圖元值分配給變形影像間重疊區域中的每個圖元來獲得拼接影像，但拼接時如果對齊不準確，可能會導致偽影的出現。

近年來由於卷積神經網路 (CNN) 發揮強大的特徵提取能力，主要分為固定視圖及任意視圖拼接影像，拼接影像可以通過三個階段進行拼接：單應性估計、空間變換和內容細化，消除了對特徵點的依賴，並在低紋理場景中顯著提高了穩定性，但由於網路中使用全連接層，造成內存和時間消耗顯著增加，且這些網路只能在“無視差”合成數據集上進行訓練，導致在真實場景中的應用不盡人意。

為了改善此狀況，DeTone *et al.* (2016) 首度提出基於深度單應性方法，使用學習到的場景深度特徵計算 loss 值，使用於具有挑戰性的低紋理場景，有強大的特徵提取能力，但在重疊率較低時，現有深度單應性解的結果依然會出現明顯的錯位。

傳統影像傳統匹配有四個主要階段：特徵檢測和形成描述符、特徵匹配、異常值剔除。影像的匹配時間和精度，取決於所選的特徵檢測器的計算效率和穩定性。 Xu *et al.* (2022) 提出可靠的特徵提取應具有以下特點： (1) 對影像旋轉和尺度變化的穩定性；(2) 對亮度變化的強適應性；(3) 用於不同的特徵匹配時辨別能力良好；(4) 大量的特徵點。

Chien *et al.* (2016) 比較了 SIFT (Scale-invariant feature transform)、SURF (Speeded-up robust features)、ORB (ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF)、BRISK (Binary Robust invariant scalable keypoints) 和 AKAZE (Accelerated-KAZE) 特徵描述符的準確性和快速性，結果表明 SURF 有最好的精度，而基於 SIFT 的實現取得了相似的結果，另外 ORB 演算法具有更快的計算速度。Xu *et al.* (2022) 的實驗中表明 SIFT 是最準確的演算法，可以應用於特徵點不多的場合，因上述研究結果，本研究選用 SIFT、SURF、ORB 三種方法作為傳統方法代表與深度學習方法進行拼接比較。

在特徵點匹配的過程中，有時會出現一些異常值或錯誤的匹配情況。這些異常值可能是由於影像噪聲、影像質量不佳、光照、載體移動、特徵提取演算法不良等原因引起的 (夏華佳等，2021)。在特徵點匹配中，異常值剔除的目的是去除那些導致錯誤匹配或幹擾匹配準確性的異常值。可以通過各種方法來實現，例如基於統計的方法、距離閾值等。異常值剔除的目的是提高特徵點匹配的準確性和可靠性，從而提升後續的相關應用，如目標追蹤、三維重建等。

學習解決方案具有強大的學習深度特徵的能力，但 Nie *et al.* (2021) 整理相關文獻後發現此類方法在重疊率較低的場景中依然表現不佳，Nie *et al.* (2021) 提出具深度感知能力的多網格深度單應性估計網路模型，其精度經過比較後表現較其他同類模型高，該模型具有以下優勢：

(1) 設計了一個新穎的上下文相關層 (Contextual Correlation Layer, CCL) 來明確地探索長程特徵相關性。它在深度單應性領域的準確性、參數數量和速度方面優於傳統的成本量。

(2) 提出了一個端到端的多網格單應性估計網路，預測了從全域到局部的多網格單應性，使網路能將影像視差對齊。

(3) 為了避免對齊和形狀之間的權衡，提出了一種深度感知的形狀保留損失，以同時改善內容對齊和自然網格形狀。

Nie *et al.* (2021) 所提出之模型訓練是針對較遠距離之影像拼接，本研究加入針對近距離裂縫之影像進行後續訓練作為學習方法，分為從零開始訓練及遷移學習兩種學習方法，與傳統方法進行比較。

2. 研究方法

2.1 研究流程

本研究之目的為找尋最適合橋梁裂縫之拼接方法，主要分為傳統方法與深度學習方法，傳統方法測試數據為實地拍攝混凝土裂縫影像；而學習方法是以網路公開橋梁混凝土裂縫資料集 (Concrete Crack Images for Classification 2019)，人工選出部分資料以及實地拍攝橋梁裂縫影像作為模型整體訓練使用，並將實地拍攝橋梁裂縫影像透過影像資料擴增方式來增加樣本的資料數量，透過深度感知的多網格單應性估計網路模型來進行模型訓練及測試，最後評比兩者對於混凝土裂縫檢拼接之優劣，整體研究流程如圖 1 所示。

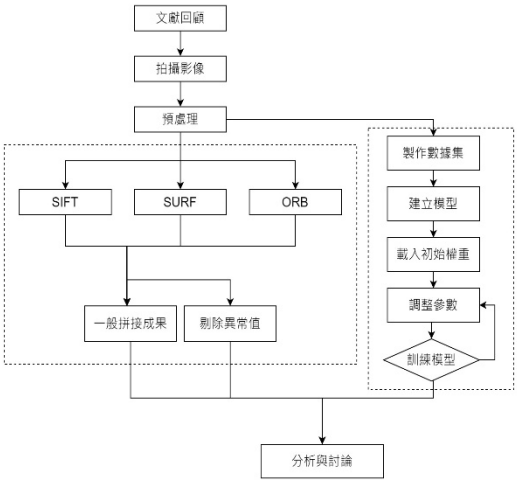


圖 1 研究流程圖

2.2 相機系統設計及拍攝資料集

研究中相機使用解析度為 4800 × 3200 (pixels) 之 SONY RX0 數位相機；無人飛行載具使用解析度為 5472× 3648 (pixels) 之 DJI Mavic 2 Pro 無人機。

圖 2 Sony RX0 相機

圖 3 DJI Mavic 2 Pro

本研究拍攝實驗裂縫地點選擇於台 13 甲線德照橋及公賣局第五酒廠舊區，拍攝距離約保持 50-70 公分(cm)，拍攝後分別獲得尺寸大小為 5472 × 3648 影像 1124 張與 3200 × 3200 影像 2988 張。

2.3 相機及無人飛行載具率定

對於數位相機以及無人飛行載具之影像，透過非量測型相機之率定方式進行內方位參數率定 (鄒芳諭，2010)，於室外設置長 20 cm、寬 14 cm 之率定標，最終透過 python 並使用 opencv 的 calibrateCamera 套件進行相機率定，獲得相機之內方位參數(表 1)，將其用於校正影像之透鏡畸變偏差。

圖 4 影像率定示意圖

表 1 Sony RX0 與 DJI Mavic 2 Pro 之內方位參數表

參數	DJI Mavic 2 Pro	Sony RX0
輻射畸變差 (k_1, k_2)	**(0.0213, -0.0661)**	**(-0.0024, 0.0391)**
切線畸變差 (p_1, p_2)	**(0.0034, 0.0073)**	**(0.0034 , 0.0054)**

2.4 投影變換

投影變換可以拆解為不同的幾何變換組合，以便更容易理解和應用，常見的投影變換可以分解為平移、旋轉、縮放和透視變換，可以方便進行影像配準、校正透視畸變、目標檢測等應用。投影矩陣 $\boldsymbol{H}$ 表示如下 (Hartley & Zisserman, 2003) 式 (1)：

$$\boldsymbol{H}=\begin{bmatrix} scos\theta & -ssin\theta & t_x \\ ssin\theta & scos\theta & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} 1 & \boldsymbol{k} & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} \lambda & \boldsymbol{k}0 & 0 \\ 0 & 1/\lambda & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ v1 & v2 & v \end{bmatrix} \quad \text{..... (1)}$$

也可表示為式 (2)：

$$\mathrm{H}=\boldsymbol{H_S H_A H_P}=\begin{bmatrix} \boldsymbol{sR} & \boldsymbol{t/v} \\ \boldsymbol{0^T} & 1 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} \boldsymbol{k} & 0 \\ \boldsymbol{0^T} & 1 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} 1 & 0 \\ \boldsymbol{v^T} & \boldsymbol{v} \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} \boldsymbol{A} & t \\ \boldsymbol{v^T} & \boldsymbol{v} \end{bmatrix} \quad \text{..... (2)}$$

其中：

s：尺度縮放；

θ：旋轉角度；

t_x：x軸方向平移；

t_y：y軸方向平移；

$\boldsymbol{k}$：滿足 k=1 的歸一化三角矩陣；

v：向量方向；

λ：縮放比率；

$\boldsymbol{A}$=Srk+t$\boldsymbol{v^T}$/v；

矩陣$\boldsymbol{H_S}$、$\boldsymbol{H_A}$、$\boldsymbol{H_P}$分別是相似變換、仿射變換和攝影變換。

2.5 傳統匹配方法

2.5.1 SIFT 尺度不變特徵變換

Lowe (2004) 引入了尺度不變特徵變換 SIFT，這是最著名的特徵檢測描述演算法。SIFT 檢測器基於高斯差分運算元 Difference of Gaussian (DoG)，是拉普拉斯高斯運算元 Laplacian of Gaussian (LoG) 的近似值。

通過使用 DoG 在影像的各種比例下搜索局部最大值來檢測特徵點。描述方法為提取每個檢測到的特徵點周圍的 16×16 鄰域，並將該區域進一步分割成子塊，形成 128 個 bin 值。

SIFT 對影像旋轉、縮放和有限仿射變化具有穩健不變性，但其主要缺點是計算成本高。下式(3)顯示了兩個不同層級 G (x ,y ,Kσ)與 G (x ,y ,σ)高斯分佈在不同尺度下計算下與影像 I(x,y) 的差異卷積，其中 I(x,y) 是空間尺度座標。

$$D(x,y,\sigma) = (G(x,y,K\sigma) - G(x,y,\sigma)) * I(x,y) \quad \ldots\ldots (3)$$

2.5.2 SURF 加速穩健特徵

Bay *et al.* (2008) 提出了加速穩健特徵 SURF，SURF 演算法的概念及步驟均建立在 SIFT 之上，也依賴於影像的高斯尺度空間分析，在 SURF 檢測器中使用基於 Hessian 矩陣的行列式，利用積分影像來提高特徵檢測速度。

SURF 的 64 bin 描述符用特定鄰域內的 Haar 小波響應分佈至描述每個檢測到的特徵，特徵對旋轉和縮放具有不變性，但幾乎不具有仿射不變性，其中 SURF 優於 SIFT 的主要優點是計算成本低。

2.5.3 ORB

Rublee *et al.* (2011) 引入了 Oriented FAST 及 Rotated BRIEF，提出了 ORB。ORB 演算法混合了改進的 FAST (來自加速段測試的特徵) 檢測和方向歸一化 BRIEF (二進制魯棒獨立基本特徵) 描述方法。在尺度金字塔的每一層中檢測 FAST 角點，並使用 Harris Corner 分數評估檢測到的角點，以過濾掉質量最高的點。

由於 BRIEF 描述方法在具有旋轉變化時非常不穩定，因此改使用 BRIEF 描述符的修改版本。ORB 特徵對於縮放、旋轉和有限的仿射變化是具有不變性的。其中有幾項優勢：(1)在 FAST 添加快速準確的方向組件；(2)定向 BRIEF 特徵的高效計算；(3)定向 BRIEF 特徵的變異數和相關性分析；(4)旋轉不變性下對 BRIEF 特徵相關的學習方法，在近期發展中獲得更好的性能。

2.6 傳統方法改善匹配異常值剔除

在傳統特徵點匹配時，匹配結果中常包含大量錯誤匹配，Hossein-Nejad & Nasri (2017) 提出了一種改進的 RANSAC 演算法，如某匹配點對間之連線，與其他大部分匹配點對之連線相交，則該組應該是錯誤的匹配，以此概念將匹配之異常值剔除，直到所有特徵點相連之線條接平行，以圖 5 示例。

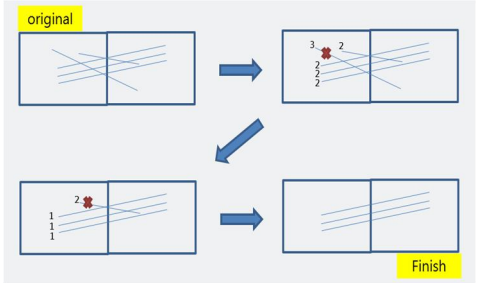


圖 5 剔除異常值示意圖

2.7 深度感知的多網格單應性估計網路模型

單應性估計是影像拼接中的重要任務，傳統的單應性估計嚴重依賴特徵點數量和分佈，導致在低紋理場景中穩定性差。反之深度學習方法在重疊率較低的場景中表現不佳，所使用之模型通過設計上下文相關方法 (CCL) 經過實驗證實表現皆有改善上述缺點。

考慮到單個單應性無法表示具有深度變化影像的空間變換，本研究所使用之模型從全域到局部預測多網格單應性。此外模型通過引入一種新穎的深度感知保形損失，為網路增加了深度感知能力。

模型訓練術具主要分為兩種，一為具重疊之連續影像，倆倆成一組；另外為影像深度圖。

模型使用 Adam 優化器進行訓練，其學習率呈指數衰減，初始化為 10^{-4} 進行 500k 次反覆運算。批量大小設置為 4，我們首先訓練網路進行 300k 次反覆運算，λ 和 μ 分別設置為 1 和 0。使用 RELU 作為所有捲積層的啟動函數，但回歸網路的最後一層不採用啟動函數。

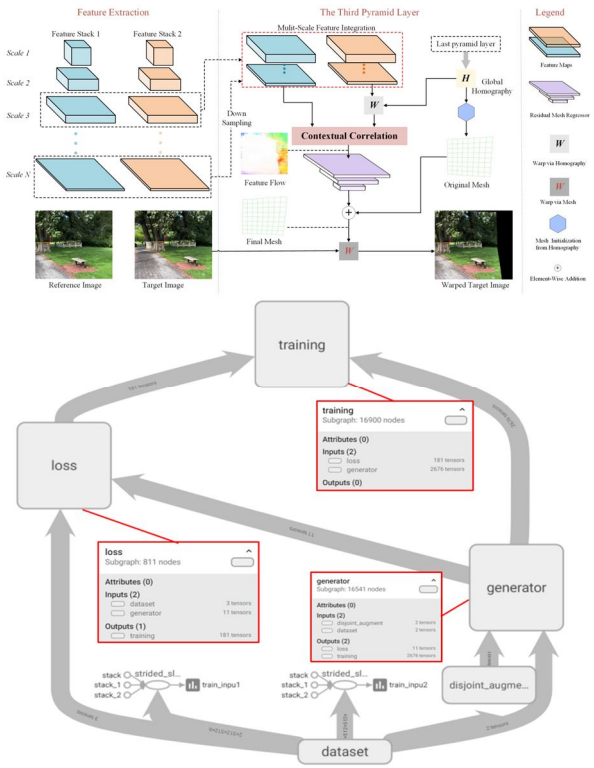


圖 6 深度感知的多網格單應性估計網路模型運作流程圖及架構圖 (Nie *et al.*, 2021)

本研究依以下步驟訓練模型：

(1) 調整參數。

(2) 載入具深度感知能力的多網格深度單應性估計網路模型以 UDIS-D 的數據集 (Nie *et al.*, 2021) 所訓練之權重作為初始值。

(3) 加入本研究自行產製之訓練數據進行遷移學習訓練。

(4) 與未經遷移學習之成果及傳統拼接方法進行比較，討論訓練模型之成效。

2.8 遷移學習

深度學習在某些情況下訓練數據稀少難以收集，因此須將已完成訓練的其他模型，作為新模型的初始權重，這種方法稱為遷移學習。該方法可以大幅減少計算量和計算時間，也使模型訓練的權重有更好的起點且更快的收斂 (Weiss *et al.*, 2016)。

實驗最初曾單獨使用裂縫影像進行訓練，但訓練結果因縫影像過於單調成果未達收斂。故本研究所使用的預訓練模型，嘗試使用 (Nie *et al.*, 2021)具深度感知能力的多網格深度單應性估計網路模型以已達良好收斂之 UDIS-D 的數據集所訓練之權重作為初始值，再放入裂縫資料訓練後獲得良好的收斂值。

UDIS-D 數據集為用於影像拼接或影像匹配的大型影像資料集。它包含不同的重疊率、不同的視差程度以及室內、室外、夜間、黑暗、雪地、縮放等可變場景。

2.9 評估指標

兩張影像中，待目標影像特徵點匹配進行投影變換後，使用遮罩將參考影像相同範圍之值留下，再進行倆倆做比較，主要分為兩大類評分方式，第一種為針對全局影像進行相似度評分，第二種為針對裂縫相似度進行評分。

評估影像整體拼接穩定性為第一種 SSIM 及 PSNR 評估指標；由於裂縫佔整體平面僅一小部分，若有利於後續量測使用，需選擇針對裂縫相似度 IOU 評估下成果較為穩定之方法。

(1) 針對全局影像進行評分：以參考影像做為真值，

使用結構相似性 (SSIM) 及峰值信噪比 (PSNR) 兩種評估指標對拼接後的成果做評分，如圖 7。

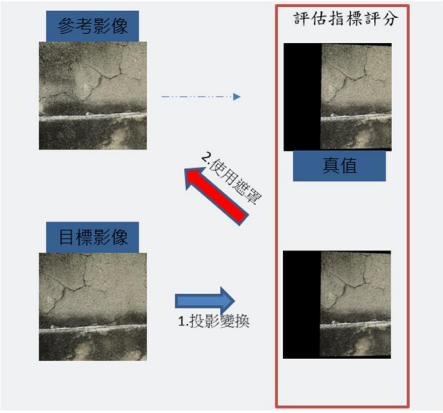


圖 7 SSIM 及 PSNR 評估指標評分區域示意圖

(2) 針對裂縫相似度進行評分：先使用 opencv 函式庫內二值化方法將影像裂縫凸顯出來，針對裂縫區域進行 IOU 指標計算，如圖 8 所示。

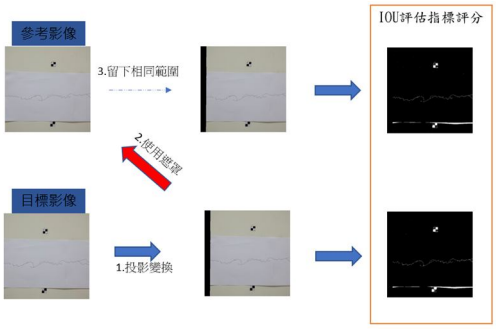


圖 8 IOU 評估指標示意圖

2.9.1 SSIM 結構相似性

SSIM (structural similarity index)主要為比較兩張圖的三個指標，亮度、對比度和結構，每次計算的時候都從影像上取一個 N*N 的窗口，然後不斷滑動窗口進行計算，最後取平均值作為全域的 SSIM 如式 (4)：

$$SSIM(x,y) = [L(x,y)^{\alpha}.C(x,y)^{\beta}.S(x,y)^{\gamma}] \quad \ldots\ldots (4)$$

2.9.2 PSNR 峰值信噪比 (Peak Signal-to-Noise Ratio)

是一個表示信號最大可能功率和影響它的表示精度的破壞性噪聲功率的比值的工程術語，峰值信噪比常用對數分貝單位來表示。

給定一個大小為 M × N 的參考影像和噪聲影像，均方誤差 (MSE) 定義為式 (5)：

$$MSE=\frac{1}{mn}\sum_{i=0}^{m-1}\sum_{j=0}^{n-1}[I(i,j)-k(i,j)]^2 \quad \ldots\ldots (5)$$

而 PSNR 被定義為式 (6)：

$$PSNR=10.\log_{10}(\frac{MAX_I^2}{MAE}) \quad \ldots\ldots (6)$$

其中MAX_I^2為影像可能的最大圖元值。一般取值範圍為 20-40db，PSNR 最小值為 0，值越大，兩張影像相似度越高，若低於 20db，表示效果極差。

2.9.3 IOU (Intersection Over Union)

在影像中標出要檢測物體的範圍，使用 IOU (範圍內的交集 / 範圍內的聯集)，在本研究中範圍為裂縫區域，這個標準用於測量兩張影像相關度，IOU 介於 0 到 1 之間，相關度越高，該值越高。

2.10連續影像拼接

預拼接多張連續影像，以圖 9 左側三張連續影像為例，由最右側影像開始逐一往左拼接，方法為固定參考影像，尋找參考及目標影像兩者間投影矩陣，並對目標影像使用 opencv 透視翹曲變換進行旋轉變形，最後再將參考影像貼回，循序漸進直到所有影像結束，即完成連續影像拼接。

目前現有非參數變形學習模型也被用於影像拼接，但它們由於模型之限制僅限於拼接兩張影像，因此學習方法的拼接成果僅由倆倆拼接進行呈現，本研究只比較傳統方法連續拼接之成果。

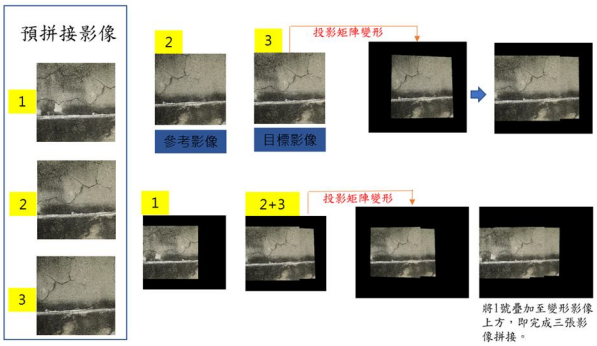


圖 9 連續影像拼接示意圖

2.11連續影像拼接展示-模擬真實世界裂縫影像

使用 Sony RX0 數位相機固定於腳架上模擬無人機飛行真實拍狀況，連續拍攝室內繪製之模擬裂縫如圖 10，比較各個拼接方法是否皆能完成拼接作業，並改變拍攝影像重疊面積進行比較。

連續拼接完成後，在影像最右側貼上方格標，檢測其邊長角度變形，評估連續拼接完成後的影像，是否適用於後續量測。

圖 10 拍攝手繪模擬真實世界裂縫圖

3. 結果與討論

3.1 實驗影像

實驗共分為三種分類，第一種為室內手繪裂縫影像並探討拍攝重疊率；第二種為公賣局第五酒廠舊區真實裂縫，相較手繪裂縫影像背景有許多雜訊故稱之為背景複雜裂縫，其中又分為同一平面之裂縫即不在同一平面具有深度變化之裂縫；以及最後一組為無人機拍攝之裂縫。

(1) 室內影像

A. 連續影像重疊率 90 %

圖 11 室內連續影像重疊率 90 %圖

B. 連續影像重疊率 70%

圖 12 室內連續影像重疊率 70 %圖

C. 連續影像重疊率 50%

圖 13 室內連續影像重疊率 50 %圖

(2) 臺中專賣局

A. 有深度變化之背景複雜裂縫

圖 14 有深度變化之背景複雜裂縫圖

B. 無深度變化之背景複雜裂縫

圖 15 無深度變化之背景複雜裂縫圖

(3) 無人機近距離拍攝之德照橋裂縫

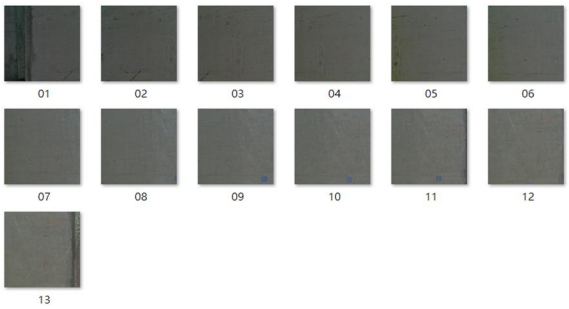


圖 16 無人機近距離拍攝德照橋裂縫圖

3.2 學習方法 loss 曲線

本文所使用具深度感知能力的多網格深度單應性估計網路模型是基於 TensorFlow，網路在具有 NVIDIA RTX 3080 的單個 GPU 上執行。

深度感知的多網格單應性估計模型使用 Adam 優化器進行訓練，學習率呈指數衰減，初始化為 $\mathbf{10^{-4}}$，進行 800000 次反覆運算。批量大小設置為 2。

研究學習方法主要分為兩部分，一個是以使用 (Nie *et al.*, 2021) 具深度感知能力的多網格深度單應性估計網路模型以 UDIS-D 的數據集所訓練之權重作為初始值的遷移學習，另一個為以自行拍攝裂縫以及網路公開橋梁混凝土裂縫資料集 (Concrete Crack Images for Classification 2019) 部分資料從零開始進行訓練。

從圖 17 及圖 18 的學習方法 Loss 圖中可以發現，使用遷移學習訓練的那組達到收斂的情形，而自行訓練數據者始終來回震盪未達到收斂，故得知遷移學習方法是有效的。

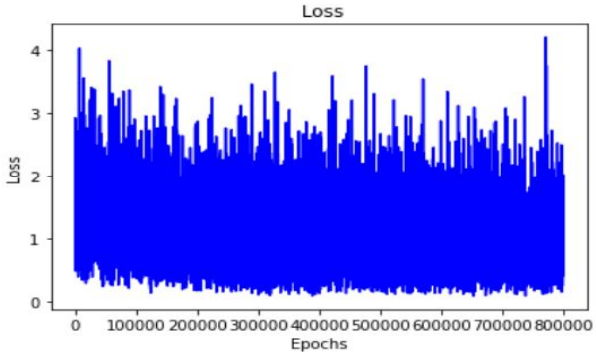


圖 17 自行訓練 Loss 值圖

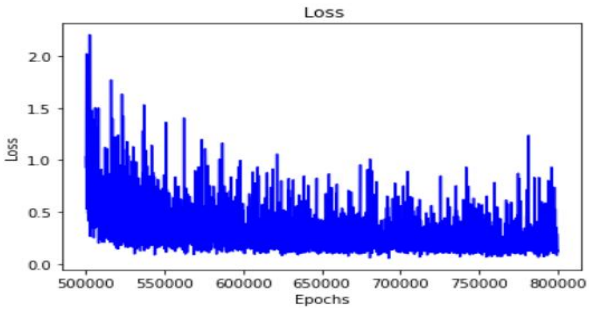


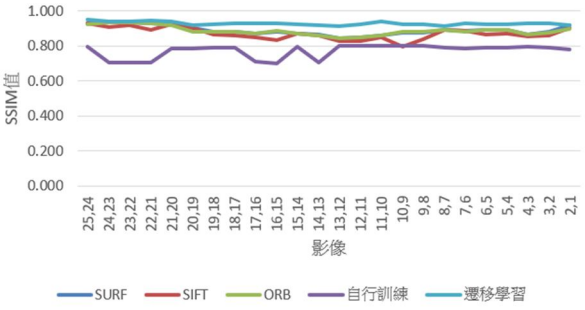
圖 18 遷移學習 Loss 值圖

3.3 傳統方法與學習方法比較

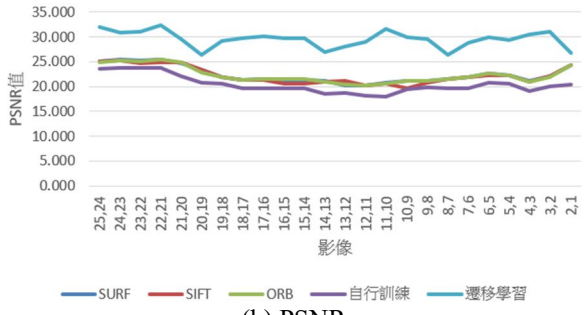
(1) 室內影像

從室內影像重疊率 50 %情況下傳統方法全數失敗，而學習方法在遷移學習雖未失敗但效果也不良，因而得出結論，重疊率越高者特徵點較多有助於提高各個拼接方法之穩定度，故後續在戶外拍攝時兩張影像重疊率不得低於 50 %。

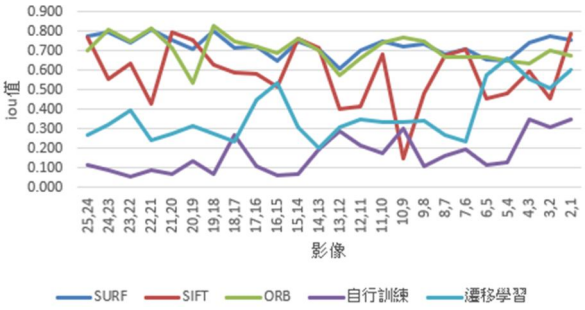
A. 連續影像重疊率 90 %



(a) SSIM



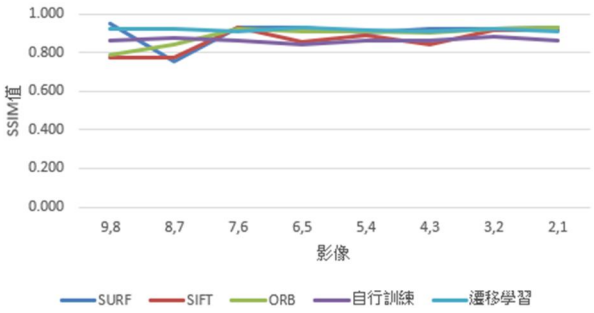
(b) PSNR



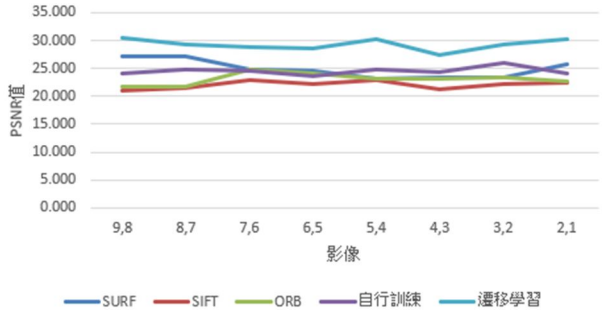
(c) IOU

圖 19 連續影像重疊率 90 %之評估指標折線

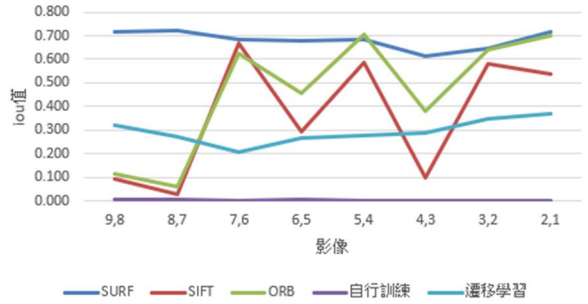
B. 連續影像重疊率 70%



(a) SSIM



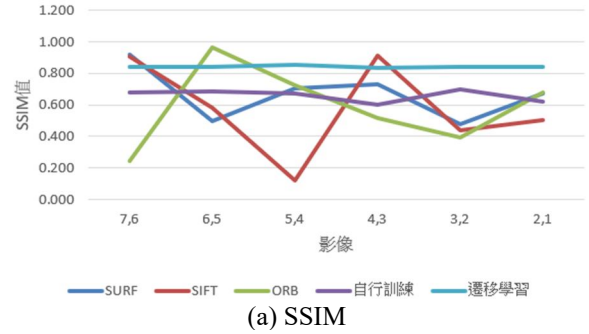
(b) PSNR



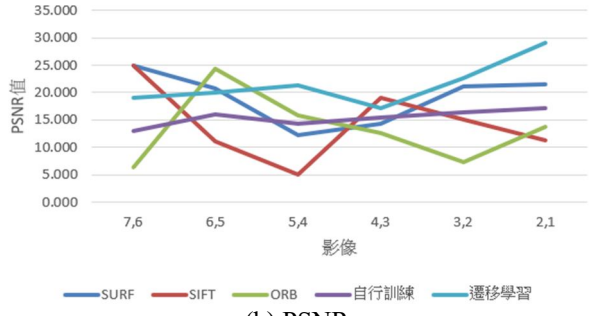
(c) IOU

圖 20 連續影像重疊率 70 %之評估指標折線圖

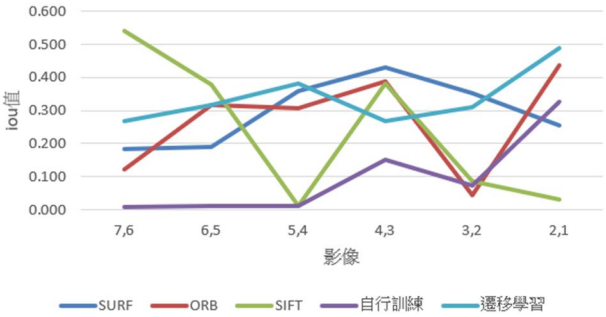
C. 連續影像重疊率 50%



(a) SSIM



(b) PSNR

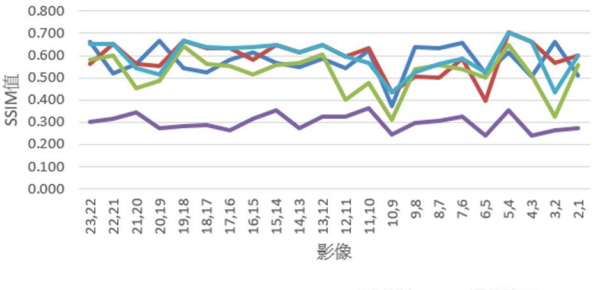


(c) IOU

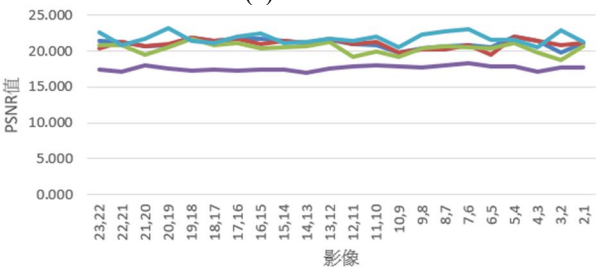
圖 21 連續影像重疊率 50 %之評估指標折線圖

(2) 臺中專賣局混凝土裂縫

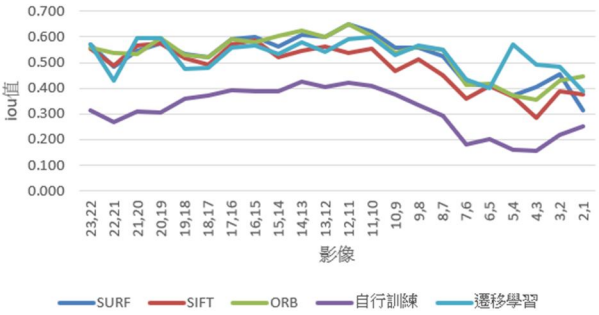
A. 有深度變化之背景複雜裂縫



(a) SSIM



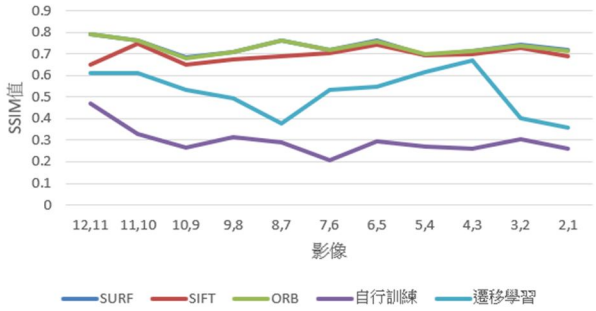
(b) PSNR



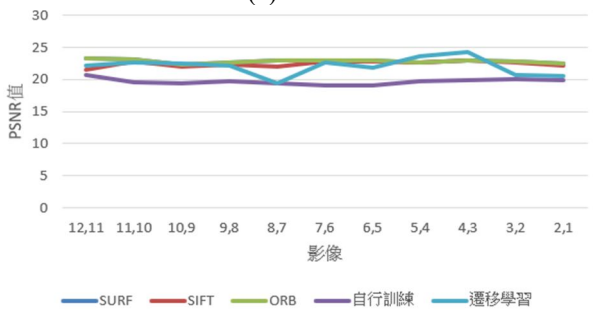
(c) IOU

圖 22 有深度變化之背景複雜裂縫折線圖

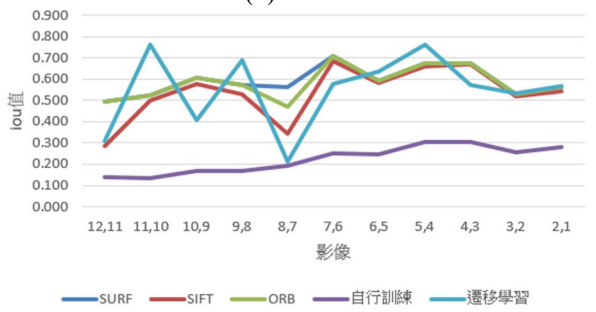
B. 無深度變化之背景複雜裂縫



(a) SSIM



(b) PSNR

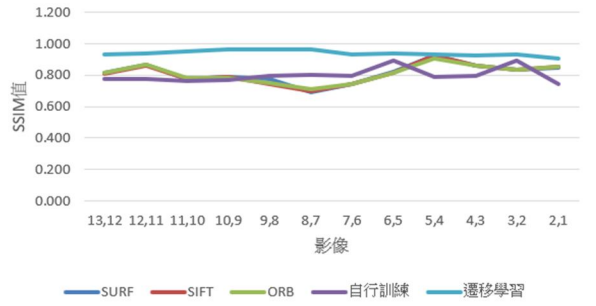


(c) IOU

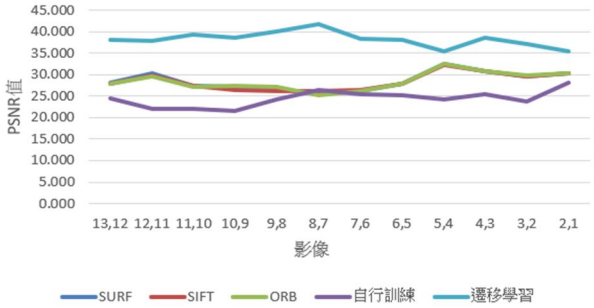
圖 23 無深度變化之背景複雜裂縫折線圖

(3) 無人機近距離拍攝之德照橋裂縫

此組影像受限於無人機拍攝距離限制，得到之裂縫影像較不明顯導致於在進行 IOU 評分計算時無法由二值化取出裂縫，故 IOU 評分不討論此組無人機近距離拍攝之德照橋裂縫。



(a) SSIM



(b) PSNR

圖 24 無人機近距離拍攝之德照橋裂縫折線圖

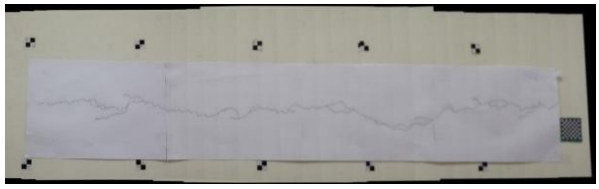
3.4 連續影像拼接成果

拼接影像其中一組影像若拼接不良，其誤差傳播會導致後續拼接失敗，由成果顯示 SURF 有最佳之成果，而 SIFT 在裂縫拼接中效果最不穩定，判斷為裂縫影像背景單調特徵點數量過少影響其適用性。

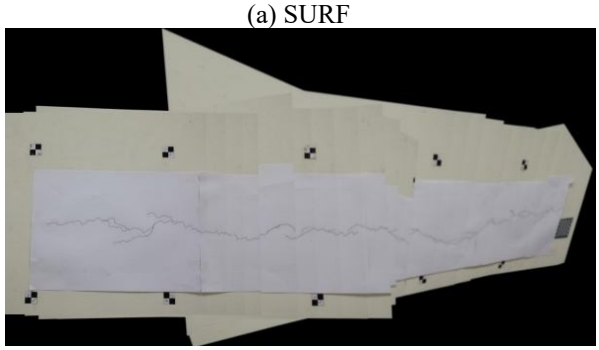
其中室內影像 50 %傳統方法拼接因匹配錯誤造成影像變形過大超出 OPENCV 函式庫之矩陣大小限制，因此全數失敗，不在連續影像拼接成果顯示。

(1) 室內影像

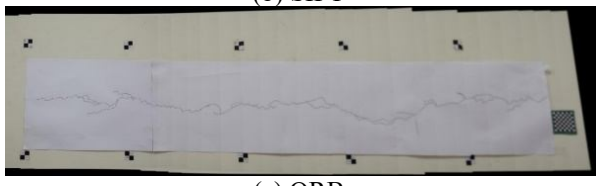
A. 連續影像重疊率 90 %



(a) SURF



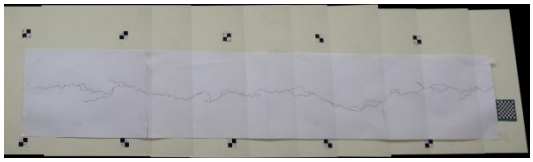
(b) SIFT



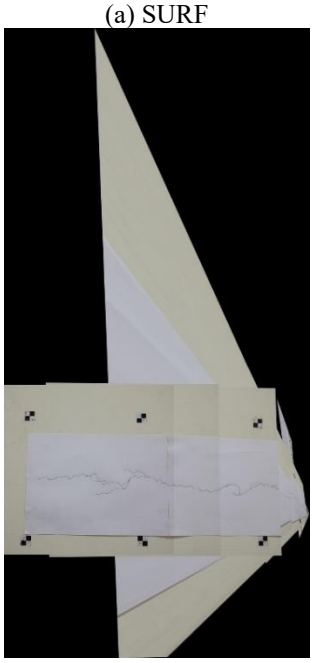
(c) ORB

圖 25 連續影像重疊率 90 %拼接成果圖

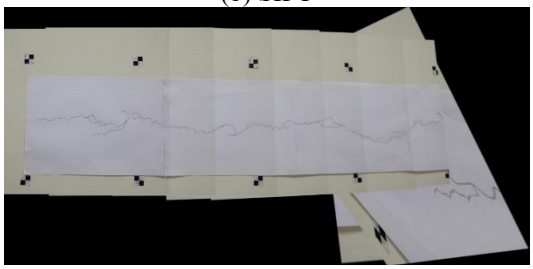
B. 連續影像重疊率 70%



(a) SURF



(b) SIFT



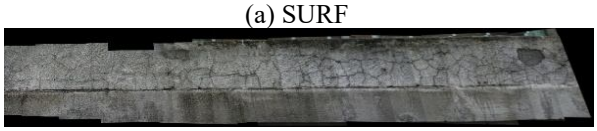
(c) ORB

圖 26 連續影像重疊率 70 %拼接成果圖

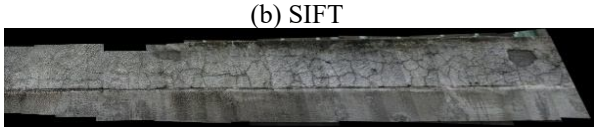
(2) 臺中專賣局混凝土裂縫

A. 有深度變化之背景複雜裂縫

(a) SURF



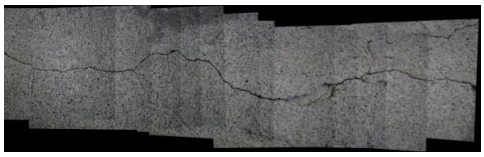
(b) SIFT



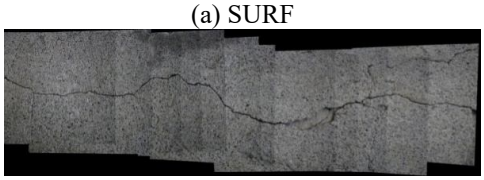
(c) ORB

圖 27 有深度變化之背景複雜裂縫拼接成果圖

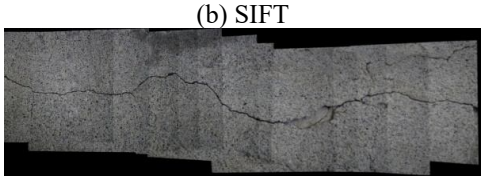
B. 無深度變化之背景複雜裂縫



(a) SURF



(b) SIFT

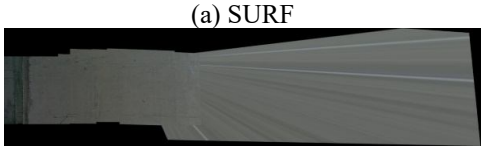


(c) ORB

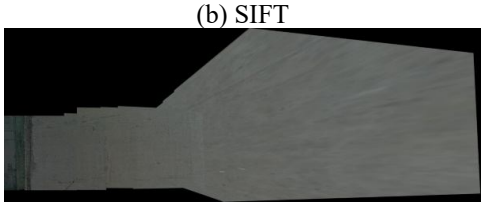
圖 28 無深度變化之背景複雜裂縫拼接成果圖

(3) 無人機近距離拍攝之德照橋裂縫

(a) SURF



(b) SIFT



(c) ORB

圖 29 無人機近距離拍攝之德照橋裂縫拼接成果圖

3.5 拼接完成後之適用性

本實驗拼接完成後選擇實驗中穩定性最佳之 SURF 為例，以室內模擬真實裂縫判斷其拼接完成後之適用性，評斷方法為計算拼接完成後最右側影像之方格標邊長及角度是否有變形致無法使用。

方格標之影像做標邊長真實情況應為 4 cm，真實量測後記錄如表 2，經計算後標準差值極小，故推斷拼接方法可利用於量測應用。

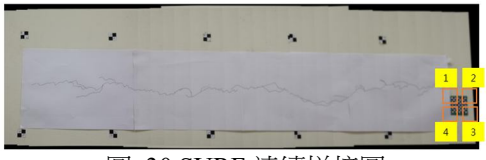


圖 30 SURF 連續拼接圖

表 2 SURF 檢測方格標測量之邊長及角度表

	角度	真值
1	89.977°	90.000°
2	90.023°	90.000°
3	89.977°	90.000°
4	90.023°	90.000°
標準差		±0.0265°
	邊長	真值
$\overline{56}$	3.960m	4.000cm
$\overline{67}$	4.030m	4.000cm
$\overline{78}$	3.960m	4.000cm
$\overline{85}$	4.03m	4.000cm
標準差		±0.040cm

3.6 評估指標

(1) 室內影像

A. 連續影像重疊率 90%

表 3 連續影像重疊率 90 %之評估指標表

ssim	25,24	24,23	23,22	22,21	21,20	20,19	19,18	18,17	17,16	16,15	15,14	14,13	13,12	12,11	11,10	10,9	9,8	8,7	7,6	6,5	5,4	4,3	3,2	2,1	average
SURF	0.930	0.937	0.933	0.930	0.922	0.902	0.882	0.884	0.871	0.883	0.872	0.863	0.843	0.852	0.859	0.875	0.878	0.890	0.885	0.893	0.890	0.868	0.880	0.917	0.889
SIFT	0.929	0.907	0.917	0.895	0.926	0.905	0.868	0.861	0.850	0.835	0.872	0.861	0.831	0.826	0.851	0.796	0.840	0.891	0.885	0.867	0.868	0.858	0.861	0.901	0.871
ORB	0.924	0.937	0.934	0.929	0.920	0.881	0.884	0.881	0.873	0.889	0.871	0.860	0.845	0.848	0.859	0.880	0.881	0.890	0.883	0.894	0.891	0.863	0.875	0.895	0.887
自行訓練	0.795	0.704	0.705	0.706	0.784	0.786	0.793	0.793	0.711	0.703	0.796	0.704	0.799	0.801	0.802	0.803	0.799	0.791	0.787	0.789	0.790	0.794	0.793	0.778	0.771
遷移學習	0.950	0.939	0.942	0.947	0.941	0.919	0.925	0.932	0.927	0.931	0.926	0.918	0.912	0.923	0.940	0.925	0.925	0.911	0.928	0.922	0.926	0.929	0.928	0.917	0.928

psnr	25,24	24,23	23,22	22,21	21,20	20,19	19,18	18,17	17,16	16,15	15,14	14,13	13,12	12,11	11,10	10,9	9,8	8,7	7,6	6,5	5,4	4,3	3,2	2,1	average
SURF	25.120	25.409	25.199	25.426	24.764	23.312	21.852	21.398	21.493	21.371	21.371	21.106	20.254	20.285	20.698	21.235	21.163	21.484	21.842	22.632	22.282	21.117	21.996	24.370	22.382
SIFT	25.110	25.301	24.740	24.851	24.902	23.353	21.846	21.250	21.426	20.653	20.653	21.045	21.184	20.240	20.503	19.690	20.688	21.537	21.807	22.252	22.229	21.053	22.028	24.397	22.198
ORB	24.966	25.304	25.086	25.428	24.858	22.758	21.951	21.303	21.523	21.439	21.439	21.024	20.407	20.217	20.647	21.192	21.195	21.499	21.855	22.685	22.293	20.974	21.959	24.288	22.345
自行訓練	23.588	23.723	23.842	23.752	22.054	20.701	20.604	19.625	19.597	19.717	19.717	18.626	18.660	18.081	18.018	19.376	19.810	19.703	19.673	20.734	20.675	19.090	19.989	20.426	20.408
遷移學習	31.971	30.948	31.058	32.443	29.608	26.363	29.128	29.816	30.019	29.765	29.765	26.909	28.051	28.995	31.665	29.980	29.622	26.361	28.807	29.862	29.439	30.551	31.112	26.678	29.538

IOU	25,24	24,23	23,22	22,21	21,20	20,19	19,18	18,17	17,16	16,15	15,14	14,13	13,12	12,11	11,10	10,9	9,8	8,7	7,6	6,5	5,4	4,3	3,2	2,1	average
SURF	0.773	0.796	0.743	0.809	0.755	0.709	0.804	0.713	0.721	0.647	0.749	0.709	0.607	0.701	0.752	0.720	0.736	0.685	0.710	0.655	0.650	0.744	0.777	0.758	0.726
SIFT	0.770	0.558	0.634	0.430	0.795	0.756	0.629	0.589	0.585	0.516	0.761	0.714	0.400	0.412	0.684	0.149	0.484	0.675	0.709	0.455	0.483	0.596	0.454	0.790	0.584
ORB	0.702	0.807	0.745	0.817	0.713	0.534	0.826	0.748	0.721	0.687	0.761	0.702	0.574	0.663	0.742	0.769	0.745	0.667	0.671	0.667	0.647	0.635	0.699	0.676	0.705
自行訓練	0.114	0.091	0.053	0.091	0.070	0.134	0.072	0.266	0.106	0.066	0.072	0.196	0.290	0.219	0.177	0.302	0.111	0.165	0.197	0.118	0.132	0.349	0.306	0.352	0.169
遷移學習	0.266	0.320	0.394	0.241	0.273	0.314	0.272	0.235	0.449	0.536	0.307	0.204	0.309	0.351	0.336	0.337	0.345	0.268	0.237	0.578	0.662	0.556	0.511	0.604	0.371

B. 連續影像重疊率 70%

表 4 連續影像重疊率 70 %之評估指標表

ssim	9,8	8,7	7,6	6,5	5,4	4,3	3,2	2,1	average
SURF	0.951	0.753	0.930	0.929	0.906	0.921	0.927	0.933	0.906
SIFT	0.776	0.774	0.928	0.858	0.893	0.842	0.920	0.920	0.864
ORB	0.789	0.841	0.923	0.912	0.911	0.904	0.926	0.930	0.892
自行訓練	0.862	0.877	0.866	0.844	0.865	0.864	0.885	0.861	0.866
遷移學習	0.927	0.923	0.911	0.928	0.915	0.908	0.921	0.912	0.918

psnr	9,8	8,7	7,6	6,5	5,4	4,3	3,2	2,1	average
SURF	27.066	27.077	24.845	24.627	23.197	23.418	23.342	25.650	24.903
SIFT	21.100	21.527	22.858	22.145	22.999	21.270	22.173	22.332	22.051
ORB	21.692	21.757	24.803	24.095	23.183	23.217	23.288	22.585	23.078
自行訓練	24.177	24.735	24.645	23.676	24.907	24.251	26.036	24.205	24.579
遷移學習	30.385	29.327	28.777	28.488	30.216	27.457	29.271	30.250	29.271

IOU	9,8	8,7	7,6	6,5	5,4	4,3	3,2	2,1	average
SURF	0.714	0.722	0.684	0.681	0.686	0.615	0.646	0.715	0.683
SIFT	0.092	0.030	0.665	0.297	0.586	0.099	0.580	0.539	0.361
ORB	0.115	0.063	0.627	0.459	0.706	0.378	0.641	0.700	0.461
自行訓練	0.006	0.009	0.002	0.005	0.001	0.002	0.000	0.001	0.003
遷移學習	0.321	0.272	0.205	0.265	0.276	0.290	0.350	0.371	0.294

C. 連續影像重疊率 50%

表 5 連續影像重疊率 50 %之評估指標表

ssim	7,6	6,5	5,4	4,3	3,2	2,1	average
SURF	0.917	0.495	0.704	0.731	0.477	0.671	0.666
SIFT	0.904	0.584	0.122	0.910	0.437	0.503	0.577
ORB	0.247	0.966	0.726	0.516	0.396	0.682	0.589
自行訓練	0.677	0.685	0.672	0.602	0.697	0.622	0.659
遷移學習	0.841	0.841	0.852	0.836	0.841	0.839	0.842

psnr	7,6	6,5	5,4	4,3	3,2	2,1	average
SURF	25.001	20.698	12.320	14.271	21.100	21.508	19.150
SIFT	24.920	11.004	5.002	19.010	15.017	11.265	14.370
ORB	6.354	24.286	15.840	12.594	7.360	13.714	13.358
自行訓練	12.922	15.960	14.378	15.509	16.376	17.219	15.394
遷移學習	19.134	20.018	21.230	17.205	22.584	29.017	21.531

IOU	7,6	6,5	5,4	4,3	3,2	2,1	average
SURF	0.184	0.192	0.360	0.429	0.351	0.255	0.295
ORB	0.122	0.315	0.308	0.387	0.044	0.438	0.269
SIFT	0.540	0.379	0.010	0.380	0.085	0.032	0.238
自行訓練	0.009	0.012	0.012	0.150	0.072	0.328	0.097
遷移學習	0.269	0.316	0.382	0.268	0.310	0.490	0.339

(2) 臺中專賣局混凝土裂縫

A. 有深度變化之背景複雜裂縫

表 6 有深度變化之背景複雜裂縫指標表

ssim	23,22	22,21	21,20	20,19	19,18	18,17	17,16	16,15	15,14	14,13	13,12	12,11	11,10	10,9	9,8	8,7	7,6	6,5	5,4	4,3	3,2	2,1	average
SURF	0.662	0.521	0.561	0.668	0.544	0.525	0.584	0.615	0.568	0.549	0.585	0.543	0.623	0.374	0.637	0.632	0.657	0.518	0.613	0.503	0.660	0.511	0.575
SIFT	0.564	0.650	0.561	0.552	0.665	0.635	0.634	0.580	0.648	0.613	0.647	0.595	0.632	0.436	0.508	0.502	0.584	0.398	0.706	0.660	0.568	0.602	0.560
ORB	0.582	0.602	0.454	0.487	0.643	0.563	0.552	0.514	0.559	0.569	0.605	0.402	0.477	0.311	0.538	0.556	0.538	0.501	0.649	0.509	0.324	0.558	0.522
自主訓練	0.304	0.315	0.342	0.273	0.285	0.288	0.263	0.315	0.352	0.271	0.325	0.324	0.365	0.244	0.295	0.308	0.327	0.240	0.354	0.239	0.265	0.274	0.299
遷移學習	0.653	0.650	0.543	0.515	0.667	0.636	0.634	0.640	0.648	0.614	0.646	0.596	0.569	0.434	0.524	0.562	0.584	0.525	0.707	0.660	0.435	0.602	0.593

psnr	23,22	22,21	21,20	20,19	19,18	18,17	17,16	16,15	15,14	14,13	13,12	12,11	11,10	10,9	9,8	8,7	7,6	6,5	5,4	4,3	3,2	2,1	average
SURF	21.446	21.308	20.658	20.812	21.876	21.454	21.741	21.749	21.379	21.083	21.615	21.031	20.777	19.822	20.342	20.703	20.893	20.577	21.970	21.378	19.790	21.051	21.066
SIFT	20.324	21.306	20.726	20.996	21.834	21.488	21.753	20.927	21.382	21.073	21.644	21.021	21.266	19.843	20.201	20.174	20.879	19.448	21.998	21.429	20.769	21.073	20.980
ORB	20.811	20.842	19.511	20.489	21.661	20.896	21.075	20.402	20.519	20.690	21.244	19.169	19.896	19.181	20.361	20.657	20.522	20.371	21.187	19.784	18.751	20.725	20.397
自主訓練	17.357	17.159	17.976	17.577	17.324	17.473	17.287	17.384	17.398	16.922	17.620	17.834	18.006	17.881	17.692	17.993	18.248	17.810	17.892	17.135	17.762	17.743	17.612
遷移學習	22.637	20.837	21.772	23.184	21.459	21.176	22.019	22.438	21.118	21.215	21.726	21.458	21.982	20.540	22.350	22.724	23.049	21.631	21.599	20.492	22.903	21.297	21.800

IOU	23,22	22,21	21,20	20,19	19,18	18,17	17,16	16,15	15,14	14,13	13,12	12,11	11,10	10,9	9,8	8,7	7,6	6,5	5,4	4,3	3,2	2,1	average
SURF	0.570	0.483	0.546	0.576	0.534	0.522	0.593	0.599	0.561	0.609	0.600	0.651	0.622	0.560	0.560	0.527	0.419	0.410	0.371	0.407	0.456	0.312	0.522
SIFT	0.555	0.490	0.568	0.577	0.519	0.494	0.573	0.587	0.520	0.548	0.562	0.537	0.555	0.469	0.514	0.451	0.361	0.409	0.366	0.284	0.390	0.378	0.487
ORB	0.556	0.536	0.533	0.595	0.529	0.522	0.593	0.579	0.602	0.626	0.600	0.652	0.603	0.539	0.564	0.549	0.413	0.416	0.373	0.355	0.431	0.448	0.528
自行訓練	0.315	0.268	0.309	0.307	0.358	0.371	0.391	0.388	0.389	0.427	0.405	0.423	0.409	0.375	0.333	0.292	0.181	0.203	0.159	0.156	0.218	0.250	0.315
遷移學習	0.571	0.430	0.596	0.597	0.474	0.479	0.559	0.568	0.532	0.579	0.542	0.590	0.600	0.531	0.565	0.551	0.433	0.401	0.571	0.493	0.485	0.390	0.524

B. 無深度變化之背景複雜裂縫

表 7 無深度變化之背景複雜裂縫指標表

ssim	12,11	11,10	10,9	9,8	8,7	7,6	6,5	5,4	4,3	3,2	2,1	average
SURF	0.791	0.764	0.683	0.708	0.763	0.718	0.763	0.696	0.714	0.741	0.718	0.733
SIFT	0.652	0.749	0.653	0.677	0.689	0.703	0.745	0.694	0.701	0.729	0.688	0.698
ORB	0.792	0.763	0.681	0.708	0.762	0.718	0.759	0.699	0.713	0.738	0.714	0.731
自行訓練	0.469	0.33	0.268	0.315	0.292	0.206	0.293	0.269	0.262	0.304	0.263	0.297
遷移學習	0.614	0.611	0.535	0.495	0.377	0.535	0.549	0.618	0.669	0.4	0.357	0.524

psnr	12,11	11,10	10,9	9,8	8,7	7,6	6,5	5,4	4,3	3,2	2,1	average
SURF	23.349	23.117	22.326	22.584	23.061	22.981	22.988	22.606	23.024	22.799	22.462	22.845
SIFT	21.529	22.872	22.085	22.308	22.057	22.837	22.818	22.701	22.936	22.646	22.195	22.453
ORB	23.378	23.077	22.3	22.613	23.056	22.991	22.924	22.676	23.019	22.756	22.424	22.838
自行訓練	20.689	19.648	19.452	19.75	19.435	19.103	19.15	19.746	19.901	20.014	19.889	19.707
遷移學習	22.238	22.66	22.427	22.094	19.451	22.682	21.929	23.625	24.33	20.789	20.623	22.077

IOU	12,11	11,10	10,9	9,8	8,7	7,6	6,5	5,4	4,3	3,2	2,1	average
SURF	0.496	0.525	0.608	0.572	0.565	0.709	0.591	0.674	0.676	0.529	0.563	0.591
SIFT	0.286	0.498	0.575	0.527	0.342	0.685	0.581	0.661	0.671	0.518	0.543	0.535
ORB	0.494	0.522	0.608	0.571	0.469	0.710	0.591	0.673	0.677	0.530	0.565	0.583
自行訓練	0.138	0.136	0.168	0.170	0.192	0.249	0.246	0.303	0.302	0.254	0.281	0.222
遷移學習	0.310	0.761	0.409	0.687	0.212	0.575	0.636	0.764	0.573	0.535	0.570	0.549

(3) 無人機近距離拍攝之德照橋裂縫

表 8 無人機近距離拍攝之德照橋裂縫指標表

ssim	13,12	12,11	11,10	10,9	9,8	8,7	7,6	6,5	5,4	4,3	3,2	2,1	average
SURF	0.812	0.868	0.779	0.791	0.777	0.692	0.743	0.819	0.926	0.858	0.835	0.851	0.812
SIFT	0.812	0.861	0.778	0.789	0.745	0.696	0.741	0.818	0.924	0.859	0.834	0.852	0.809
ORB	0.813	0.869	0.781	0.781	0.750	0.713	0.744	0.815	0.904	0.858	0.834	0.852	0.809
自行訓練	0.777	0.779	0.762	0.772	0.794	0.805	0.793	0.893	0.788	0.797	0.895	0.746	0.800
遷移學習	0.930	0.941	0.952	0.962	0.965	0.962	0.935	0.938	0.931	0.927	0.930	0.907	0.940

psnr	13,12	12,11	11,10	10,9	9,8	8,7	7,6	6,5	5,4	4,3	3,2	2,1	average
SURF	28.074	30.319	27.296	27.187	26.701	25.371	26.254	27.864	32.630	30.786	29.710	30.349	28.545
SIFT	28.010	29.840	27.507	26.437	26.309	26.272	26.372	27.832	32.205	30.835	29.542	30.290	28.454
ORB	27.961	29.565	27.199	27.366	27.236	25.279	26.214	27.840	32.608	30.746	29.740	30.224	28.498
自行訓練	24.375	22.130	21.983	21.532	24.363	26.379	25.371	25.152	24.235	25.461	23.686	28.173	24.403
遷移學習	38.127	37.821	39.447	38.587	40.016	41.783	38.288	38.076	35.466	38.520	37.267	35.530	38.244

表 9 實驗最佳成果展示表

	SURF/PSNR	IOU
連續影像重疊率90%	遷移學習	SURF
連續影像重疊率70%	遷移學習	SURF
連續影像重疊率50%	遷移學習	遷移學習
有深度變化之背景複雜裂縫	遷移學習	遷移學習
無深度變化之背景複雜裂縫	SURF	SURF
無人機近距離拍攝之德照橋裂縫	遷移學習	✖

4. 結論與建議

本研究中目的為尋找一個最適合無人機裂縫影像之拼接方法，主要分為傳統方法及學習方法型比較，其中實驗中所使用之影像藉由 SONY RX0 數位相機及 DJI Mavic 2 Pro 之無人飛載具拍攝裂縫，拍攝時盡可能保持垂直，拼接完成後經方格標檢核之高解析度影像可利用於後續裂縫量測作業，本研究得出四點結論如下：

(1) 無論是傳統方法亦或學習方法，皆在室內模擬真實裂縫連續兩張影像重疊率約 50%時拼接成果大幅下降甚至失敗故連續拼接無呈現此組，真實拍攝時兩者間的重疊不得過低，需依待拼接之目標物判斷其每組最適合之影像重疊率。

(2) 從零開始使用裂縫進行訓練模型，在所有實驗測試中成果皆不理想，推測原因為使用非監督式學習方法，需要非常多符合由各種拼接場景訓練資料，而自行拍攝之裂縫影像數量樣本數過低造成自行訓練成果不佳。

(3) 遷移學習方法在評分整體指標 SSIM 及 PSNR 方法下，大部分情形表現皆優於傳統方法為裂縫拼接中表現最佳者，在實際使用無人機拍攝裂縫連續影像中，評估指標結構相似性 SSIM 最高達到 0.940 而峰值信噪比 PSNR 達到 38.244。但在“無深度變化之背景複雜裂縫” 這組實驗時拼接精度低於傳統方法，判斷為裂縫與背景雜訊點過於相似，而深度學習模型無異常值剔除機制，過多的特徵點造成拼接精度下降。

(4) 在針對裂縫相似度 IOU 評估方法成果中，遷移學習方法在重疊率較低及具有深度變化之平面較傳統方法佔有優勢，但在大部分實驗中穩定度還未完全超越傳統方法，往後研究可針對其進行後續更多的發展。

參考文獻

夏華佳、章紅平、陳德忠、李團，2021。基於描述符輔助光流跟蹤匹配的資料關聯方法，交通資訊與安全，39(6)：153-161，DOI：10.3963/j.jssn.1674-4861.2021.06.018。[Xia, H., Zhang, H., Chen, D., and Li, T., 2021. A data association method based on tracking and matching of assisted optical flows from the descriptor, Journal of Transport Information and Safety, 39(6): 153-161, DOI: 10.3963/j.jssn.1674-4861.2021.06.018. (in Chinese)]

鄒芳諭，2010。以非量測性相機進行近景攝影測量探討，國立交通大學土木工程學系碩士論文。[Tsou, F.Y., 2010. Analysis of close-range photogrammetry by using non-metric camera, Master Thesis, National Chiao Tung University, Taiwan, ROC. (in Chinese)]

Bay, H., Ess, A., Tuytelaars, T., and Van Gool, L., 2008. Speeded-up robust features (SURF), Computer Vision and Image Understanding, 110(3): 346-359, DOI: 10.1016/j.cviu.2007.09.014.

Chien, H.J., Chuang, C.C., Chen, C.Y., and Klette, R., 2016. When to use what feature? SIFT, SURF, ORB, or A-KAZE features for monocular visual odometry, in proceedings of the International Conference on Image and Vision Computing New Zealand (IVCNZ), New Zealand, pp. 1-6, DOI: 10.1109/IVCNZ.2016.7804434.

DeTone, D., Malisiewicz, T., and Rabinovich, A., 2016. Deep image homography estimation, arXiv preprint arXiv:1606.03798, DOI: 10.48550/arXiv.1606.03798.

Hossein-Nejad, Z., and Nasri, M., 2017. An adaptive image registration method based on SIFT features and RANSAC transform, Computers & Electrical Engineering, 62: 524-537, DOI: 10.1016/j.compeleceng.2016.11.034.

Hartley, R., and Zisserman, A., 2003. Multiple view geometry in computer vision, Cambridge university press.

Kim, H., Lee, J., Ahn, E., Cho, S., Shin, M., and Sim, S.H., 2017. Concrete crack identification using a UAV incorporating hybrid image processing, Sensors, 17(9): 2052, DOI: 10.3390/s17092052.

Lowe, D.G., 2004. Distinctive image features from scale-invariant keypoints, International Journal of Computer Vision, 60: 91-110, DOI: 10.1023/B:VISI.0000029664.99615.94.

Mandirola, M., Casarotti, C., Peloso, S., Lanese, I., Brunesi, E., and Senaldi, I., 2022. Use of UAS for damage inspection and assessment of bridge infrastructures, International Journal of Disaster Risk Reduction, 72: 102824, DOI: 10.1016/j.ijdrr.2022.102824.

Nishikawa, T., Yoshida, J., Sugiyama, T., and Fujino, Y., 2012. Concrete crack detection by multiple sequential image filtering, Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 27(1): 29-47, DOI: 10.1111/j.1467-8667.2011.00716.x.

Nie, L., Lin, C., Liao, K., Liu, S., and Zhao, Y., 2021. Depth-Aware multi-grid deep homography estimation with contextual correlation, arXiv preprint arXiv:2107.02524, DOI: 10.48550/arXiv.2107.02524.

Rublee, E., Rabaud, V., Konolige, K., and Bradski, G., 2011. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF, in proceedings of the International Conference on Computer Vision, Barcelona, Spain, pp. 2564-2571, DOI: 10.1109/ICCV.2011.6126544.

Weiss, K., Khoshgoftaar, T.M., and Wang, D., 2016. A survey of transfer learning, Journal of Big Data, 3(9): 1-40, DOI: 10.1186/s40537-016-0043-6.

Xu, F., Liu, X., Cui, Y., Yan, M., and Lai, Z., 2022. Comparison of image feature detection algorithms, in proceedings of the 9th International Conference on Dependable Systems and Their Applications (DSA), Wulumuqi, China, pp. 723-731, DOI: 10.1109/DSA56465.2022.00103.

Research on Multiple Stitching Methods for Crack Image Comparison

Ching-Wei Chuang [1*] Szu-Pyng Kao [2] Feng-Liang Wang [3] Jhih-Sian Lin [4]

Abstract

The use of image processing for crack detection has become a common method in recent years, and drones are frequently employed today to assist with capturing images. By stitching these images together, a complete high-resolution image of cracks can be obtained.

The stitching methods can be broadly categorized into traditional and learning-based approaches. Traditional methods rely heavily on selected feature points, and in scenes with fewer features or lower resolutions, stitching performance may degrade, potentially leading to stitching failures. In recent years, learning -based methods have gained popularity, harnessing the powerful feature extraction capabilities of Convolutional Neural Networks (CNNs). In this study, we adopted the multi-grid deep homography estimation network model proposed by Nie *et al.* (2021), which has depth-aware capabilities, for training specifically targeting cracks. Through experiments, we aim to identify the most suitable stitching method for continuous images of monotonous concrete backgrounds with cracks.

Keywords: Bridge Detection, Drones, Traditional Splicing Methods, Deep Learning Splicing Methods

[1] Master Student, Department of Civil Engineering, National Chung Hsing University
[2] Professor, Department of Civil Engineering, National Chung Hsing University
[3] Assistant Professor, Department of Applied Geomatics, Chien Hsin University of Science and Technology
[4] Ph.D. Candidate, Department of Civil Engineering, National Chung Hsing University
[*] Corresponding Author, Tel: 886-4-22840437 ext.306, E-mail: vivian13212333566@gmail.com

Received Date: Sep. 11, 2023
Revised Date: Oct. 06, 2023
Accepted Date: Nov. 14, 2023