
以人工智慧技術為基礎之水土保持設施巡
查歷程資料管理方法之研究

**Enhancing Artificial Intelligence
Technology based the Identification of
Inspection Images Data Management of
Soil and Water Conservation Facilities**

執行單位：國立雲林科技大學

執行期間：111 年 01 月 18 日至 111 年 12 月 31 日

計畫主持人：潘乃欣 教授

行政院農業委員會水土保持局 編印

中華民國 111 年 12 月

(本報告書內容及建議純屬執行單位意見，僅供本局施政參考)

以人工智慧技術為基礎之水土保持設施巡查歷程資料管理方法之研究

摘要

水土保持設施之安全維護管理之目的，就是讓水土保持設施在生命週期內可有效地發揮其所設計預期的各種功用，並保障人民生命財產安全及減少災害之發生。為達到安全維護管理與災後復原，則是須運用適當方法或技術，明確而有效地對災後造成構造物設施異常原因或範圍進行評估，並掌握其變化趨勢，以期可作診斷及復原修護改善並強化原本功能。本計畫考量以現存水保構造物設施採用歷程紀錄以三維影像視覺化呈現，其目的可依據同地點不同時間點所紀錄之影像資訊，以水保設施構造與設施週遭環境比對分析，本計畫將整合不同歷程巡檢影像，經由以影像辨識深度學習演算法透過圖像基本運算與影像比對、設施構造影像或河道及周邊環境影像自動辨識標註構造、河道或異常特徵，整合於巡檢影像紀錄中，並建立歷程資料庫以分析與查閱水保設施構造設施與環境不同時間歷程的變化，將有助於瞭解水保構造物設施與環境之歷程變異。本計畫透過所提出人工智慧影像辨識技術結合三維(3D)水保構造物設施歷程資料庫的建置，可強化對於水保構造物設施生命週期歷程紀錄與巡檢分析效率，並有效針對所造成構造物設施異常狀況進行評估與掌握水保構造物設施其變化趨勢，

以做為未來防災與減災決策之參考。

關鍵詞：歷程管理、影像辨識、深度學習

Enhancing Artificial Intelligence Technology based the Identification of Inspection Images Data Management of Soil and Water Conservation Facilities

Abstract

The purpose of the safety maintenance and management of soil and water conservation facilities is to enable the soil and water conservation facilities to effectively perform their designed and expected functions during the life cycle, and to protect the safety of people's lives and properties and reduce the occurrence of disasters. In order to achieve safe maintenance management and post-disaster recovery, it is necessary to use appropriate methods or technologies to clearly and effectively assess the causes or scope of structural abnormalities after disasters, and to grasp the trend of changes, in order to diagnose, restore, repair and improve. Strengthen the original function. This project considers the use history records of existing artificial water conservation structures to be visualized in three-dimensional images. The purpose of this project can be based on the image information recorded at different time points at the same location. The project will integrate inspection images from different processes, through image recognition deep learning algorithms through image basic operations and image comparison, structural images or images of rivers and surrounding environments to automatically identify and label structures, rivers or degradation features, and integrate them into inspections. In the image records, and establishing a history database to

analyze and review the changes of soil and water conservation structures and the environment in different history (such as before and after the disaster), it will help to understand the history and variation of soil and water structures and the environment. Through the proposed artificial intelligence image recognition technology combined with the establishment of a three-dimensional (3D) history database of soil and water conservation structures, this project can strengthen the life cycle history record and inspection analysis efficiency of soil and water conservation structures and facilities, and effectively target all soil and water conservation structures. Evaluate the abnormal conditions of structures and facilities and grasp the changing trend of water conservation structures and facilities, as a reference for future disaster prevention and mitigation decisions.

Keywords : Inspection History Database; Image Recognition; Deep Learning

目次

摘要.....	I
Abstract.....	III
目次.....	V
表次.....	VI
第一章 緒論	1-1
第一節 前言	1-1
第二節 計畫目的	1-2
第二章 文獻回顧與研究工具	2-1
第一節 文獻回顧	2-1
第二節 水保設施與環境異常樣態介紹	2-4
第三章 研究方法與步驟	3-1
第一節 研究方法	3-2
第二節 研究步驟	3-8
第四章 工作進度計畫與已完成項目	4-1
第一節 工作進度計畫	4-1
第二節 本計畫已完成項目	4-4
第五章 結論與建議	5-1
參考文獻.....	參-1
附錄一 期初審查會議紀錄暨回覆辦理情形	附錄-1
附錄二 期中審查會議紀錄暨回覆辦理情形	附錄-5
附錄三 期末審查會議紀錄暨回覆辦理情形	附錄-8

表 次

表 4-1 計畫預定進度表	4-3
表 4-2 模型精度驗證表	4-12
表 4-3 檢測方法比較表	4-21
表 4-4 預測各項指標表	4-32
表 4-5 模糊問卷專家訪談年資表	4-37
表 4-6 模糊隸屬函數評估量表	4-37
表 4-7 各種維護方式說明	4-53
表 4-8 異常樣態與維護方式整合表	4-53
表 4-9 異常樣態表	4-57
表 4-10 案例 A 分析表	4-59
表 4-11 案例 B 分析表	4-61
表 4-12 專家訪談意見彙整表	4-63

圖 次

圖 2-1 土砂淤積形態	2-5
圖 2-2 設施呈沖毀破壞樣態	2-5
圖 2-3 設施已呈沖毀崩壞樣態	2-6
圖 2-4 崩塌地滑樣態	2-6
圖 3-1 構造巡檢影像採集與處理流程圖	3-4
圖 3-2 將背景相同兩組影像差異	3-6
圖 3-3 計畫整體執行流程圖	3-11
圖 4-1 本計畫甘特圖	4-2
圖 4-2 飛行路經規劃.....	4-5
圖 4-3 放置參考定位點	4-5
圖 4-4 現場影像收集與建置流程.....	4-6
圖 4-5 影像載入軟體操作示意圖	4-7
圖 4-6 稀疏點雲模型畫面.....	4-8
圖 4-7 合成密集點雲圖	4-9
圖 4-8 多邊形網格模型圖	4-10
圖 4-9 3D 影像模型示意圖.....	4-11
圖 4-10 影像比對執行流程	4-16
圖 4-11 不同時期截圖正規化影像尺寸	4-17
圖 4-12 3D 影像中擷取出原圖.....	4-18
圖 4-13 原圖分離出植物，濾鏡強化植物影像	4-18
圖 4-14 原圖分離出灰階化影像邊緣	4-18
圖 4-15 用畫素計算比對影像差異位置	4-20
圖 4-16 標示出第一期與第二期差異範圍	4-20
圖 4-17 第一期與第二期圖像差異計算結果	4-20

圖 4-18 影像標註框選訓練示意圖.....	4-23
圖 4-19 系統多類型影像標註示意圖	4-24
圖 4-20 影像壓縮與解壓縮示意	4-25
圖 4-21 影像深度學習辨識架構圖	4-25
圖 4-22 影像辨識訓練流程架構圖.....	4-27
圖 4-23 以沖毀位移樣態示意畫面.....	4-29
圖 4-24 系統樣態分群分類結果畫面	4-30
圖 4-25 深度學習後自動分類畫面-1.....	4-33
圖 4-26 深度學習模型測試.....	4-34
圖 4-27 進階分級流程圖	4-35
圖 4-28 雲端系統辨識分類訓練	4-40
圖 4-29 雲端系統辨識分類異常結果.....	4-41
圖 4-30 測試校正影像分類列表.....	4-42
圖 4-31 測試校正影像分類圖	4-42
圖 4-32 崩塌樣態群狀態 A 驗證結果.....	4-44
圖 4-33 崩塌樣態群狀態 B 驗證結果.....	4-45
圖 4-34 崩塌樣態群狀態 C 驗證結果.....	4-46
圖 4-35 淤積樣態群狀態 A 驗證結果.....	4-47
圖 4-36 淤積樣態群狀態 B 驗證結果.....	4-48
圖 4-37 淤積樣態群狀態 C 驗證結果.....	4-49
圖 4-38 位移崩毀樣態群狀態 B 驗證結果.....	4-50
圖 4-39 圖位移崩毀樣態群狀態 C 驗證結果	4-51
圖 4-40 測試影像分類列表	4-52
圖 4-41 資料庫關聯架構圖.....	4-55
圖 4-42 資料庫登入頁面.....	4-56

圖 4-43 評等分級結果提供建議頁面.....	4-56
圖 4-44 案例 A 個案歷程資料維護頁面.....	4-58
圖 4-45 案例 B 個案歷程資料維護頁面.....	4-60

第一章 緒論

第一節 前言

水土保持設施之安全維護管理之目的，就是讓水土保持設施在生命週期內可有效地發揮其所設計預期的各種功用，並保障人民生命財產安全及減少災害之發生。為達到安全維護管理與災後復原，則是須運用適當方法或技術，明確而有效地對災後造成構造物設施異常原因或範圍進行評估，並掌握其變化趨勢，以期可作診斷及復原修護改善並強化原本功能。然而水土保持局因轄區多屬偏遠之山坡地，其興辦水土保持設施工程多數具有位置分布廣、數量多、規模小及交通可及性低等屬性，如此龐大之工程數量，卻是分散於台灣地區山坡地之範圍。而為了解水土保持構造物設施之防災效益，也需針對同一地區對於水保構造物設施與周遭環境現況著實判讀狀況與紀錄，並依據現有的結構物及周邊環境依現有時間點切入進行巡查以紀錄水保構造設施與環境不同歷程的變化。本計畫將透過無人機(UAV)所搭載之攝影設備紀錄現場 3D 影像後，透過人工智慧影像辨識技術，進一步合併影像辨識深度學習演算法針對水保構造物設施巡檢資料進行判讀，以建置影像自動判讀程序，其成果可依據同地點不同時間點所紀錄之影像資訊，以水保設施構造與設施週遭環境比對分析，本計畫將整合不同歷程巡檢影像，經由以影像辨識的兩種模式，一為透過圖像基本運算與影像比對、構造影像或河道及周邊環境影像，二為經深度學習模式識標註樣態為特徵並以地滑崩塌、河道淤積及崩毀位移等樣態為本計畫研究對象，整合於巡檢影像紀錄中。本計畫所提出之水保構造物設施影像辨識深度學

習模式，除可強化水保構造物設施巡檢，並針對不同時期建置的水保構造物設施巡檢均有所專屬影像紀錄建置成為巡檢影像履歷，本計畫亦考量以現存水保構造物設施巡檢歷程紀錄較少以視覺化呈現以 3D 圖像或差異影像視覺化形式呈現，如能透過影像辨識概念結合於水保構造物設施履歷視覺化的建置，再透過 3D 視覺化巡檢維護履歷視覺化，可強化對於同一區水保構造物設施歷程紀錄與巡檢效率，並以案例式推理資訊架構應用比對，有效針對構造物設施評估，並掌握水保構造物設施其變化趨勢，達到防災與減災之災害管理之目標。

第二節 計畫目的

1. 透過 UAV 建置現場 3D 視覺化紀錄提出於不同歷程巡檢影像歷程視覺化模式比對方法；
2. 以現有案例影像資料作為深度學習案例，提出水保設施與周邊環境本特徵樣態自動辨識與狀態分級方法；
3. 探討 3D 視覺化巡檢歷程資料為基礎之 3D 視覺化維護履歷資訊平台之可行性。

第二章 文獻回顧與研究工具

第一節 文獻回顧

本節文獻回顧中將針對國內外有關影像接合部分，近年來國內外已有文獻應用 UAV 結合取得影像後進行拼接應用，近年來國內外已有文獻透過收集定點大量影像透過轉換成 3D 影像模型之應用，以廖翊呈(2018)使用 UAV 進行對區域的地形與建築進行環繞拍攝照片，取得大量照片參數，再使用 Drone2Map 分析影像來偵測特徵點(Key points)，特徵點在不同影像之間互相匹配後，進而產生 3D 地圖(3D Mapping)，並進行精準度比對，再結合 Lumion 製作出的虛擬地形便完成全校區的 3D 模型，最後比對空拍機建模與 Sketch Up 建模的差異。黃品彰(2017)提出以三維模型解析度，所取決於航拍高度的影像解析度，大小以及傾斜影像所產製的三維模型紋理變化。結果顯示由無人飛行機載攝影影像並搭配現地量測，可快速建置高精度與高解析度之真實三維模型，勢必可運用於虛擬實境、數位典藏及教育。

呂景羣(2014)以演算法開發訓練一套裂縫影像辨識軟體用於橋梁檢測工作，針對影響辨識技術準確率的主要因素為原始影像的取得方法及辨識前的處理步驟，藉由紀錄橋梁異常構件部份拍攝裂縫影像供此程式訓練，減少傳統上人為因素的判斷誤差以及可以大

幅減少辨識時間和成本。李樹璇(2012)以崩塌地、林地、河道、河道寬度因災損而造成的改變，且針對此部分開發一個影像辨識系統以供使用，用以判斷災損嚴重程度。能夠清楚的表明災前災後遙測影像的變化及變化程度，並利用災前災後河道套疊了解河道改道狀況。以此資訊幫助受損橋梁周遭災害範圍辨識。王翌瑄(2020)使用影像處理之技術來辨識淹水範圍。先將RGB影像經過雙邊濾波器處理後並應用色彩空間轉換為HSV色彩空間，並對飽和度(S)影像進行二值化Otsu法。為了使影像清晰再次使用雙邊濾波器後輸出影像，輸出影像為黑白二元影像，找出淹水範圍之黑色像素數。建立一套快速淹水影像判釋之系統，提升大量影像分析之可行性。韓佑聰(2019)，利用resnet101模型對訓練集進行訓練，接著輸入空拍原始圖片，並標示圖像上有在訓練的類別之目標物，針對SIFT(尺度不變特徵轉換)局部描述的影像匹配，以及SURF(加速穩健特徵)，等兩種至今仍被廣泛用於影像辨識的演算法，進行其辨識率與辨識速度之比較。蔡承祐(2018)利用影像辨識技術建置「以影像辨識為基礎之智慧茶園管理平台」，茶樹生長履歷模組一紀錄茶樹採收前、後影像及施肥等資料，建立影像式茶樹生長履歷，作為茶農分析茶樹生長條件的依據。溫庭寬(2016)以影像辨識為基礎之植栽異常偵測及成長履歷系統」經由色彩空間篩選出植栽本體，進而利用感興

趣區域與差異碎片面積判斷植栽生長狀況。成長履歷模組—彙整植栽生長時段內所有異常狀況之圖像，以提供農夫與消費者該植栽之成長履歷。

鐘佩瑋(2018)使用本體論(Ontology)來表述並記錄機構異常之案例，藉由設定與異常相關之產品零組件為節點，再以實體接觸做為節點間關聯之基礎，註記且區分影響型態與程度，並藉助專業人員之經驗定義出零件間造成異常之因果關係，使完成本體之建構。再運用案例式推理(Case-based Reasoning, CBR)方法，比對與推理新案件，使診斷出異常因果關係並找出可行的保修建議。Y Guo等人(2016)提出以深度學習算法來解決傳統的人工智慧問題，藉由深度學習方法發展以簡要描述了各種視覺任務中的應用，如圖像分類、對象檢測、圖像檢索訓練。Wu Liu等人(2017)利用深度學習的散列方法，來實現即時移動視覺搜索二進位碼的自動學習能力。在受限的移動設備中以實現深度學習哈希的應用，並應用深度學習來優化加速計算，可以顯著提升準確率。Jie Dou等人(2015)提出了一種自動檢測滑坡的方法，該方法使用面向包括對像圖像分析 (OOIA)、遺傳算法 (GA) 以及案例推理 (CBR) 方法，利用圖像處理、多圖像分割與特徵優化以應用於崩塌地檢測。Ali Louati 等人(2021)運用卷積神經網絡 (CNN) 在檢測緊急情況和預測可能中斷交通流

量的事件方面的潛力。然後利用基於案例的推理 (CBR) 對檢測到和預測的事件做出反應。

綜合以上文獻提到啟發了 UAV 開展低成本“非視線”通信方法。現況 3D 圖用於在真實現場對複雜情況進行可視化，提出以 3D (三維)建物模型取代傳統二維圖籍表達建物的空間資訊，可完整且直覺地呈現建物的外貌，其呈現方式由僅具建物主體概念應用。由三維重建結果得知傾斜攝影因大量多於觀測關係精度優於垂直攝影，並且能夠完成較美觀之模型；單像量測能夠快速獲取量測資訊。此外本計劃加入人工智慧影像辨識來取代人眼辨識，並可透過履歷所記錄影像透過前、後不同時期的比對，經影像處理技術(影像相減、二值化)及差異辨識等步驟，就能快速分辨出災前、後期所產生的變化，有文獻針對模型影像特徵進行訓練，藉由深度學習方法發展以簡要描述了各種視覺任務中的應用，如圖像分類、對象檢測、圖像檢索訓練以及案例推理 (CBR) 方法，利用特徵優化以應用於檢測，分類、檢索訓練以及案例推理 (CBR) 方法產出適用的維護管理建議以提高巡檢效率。

第二節 水保設施與環境異常樣態介紹

針對本計畫之研究對象綜合簡要說明如下。

- (1.) 土砂淤積：廣泛定義為暫時現象包含泥砂淤積或掩埋，因該情況大都是因上游土石崩落而造成淤積或掩埋，但其功能上有發會到期效果，因此僅需要加以部分清理，應即可恢復其原本主

要設定之功能性。如圖 2-1 所示。



圖 2-1 土砂淤積形態

(2.) 位移: 設施結構因地震、淘空、結構體承载力不足及土石崩落撞擊等各種因素, 造成設施呈現傾倒、位移、沉陷和變形等部分結構體偏離原設計之位置的情況, 皆歸屬於設施結構體異位圖 2-2 所示。



圖 2-2 設施呈沖毀破壞樣態

(3.) 沖毀: 設施結構部分結構呈現毀損破壞, 導致設施失去原有完整的面貌以及設施結構本身已失去原設計之功能如圖 2-3 所

示該設施已呈現沖毀崩壞樣態。



圖 2-3 設施已呈沖毀崩壞樣態

(4.) 崩塌地滑：水土保持手冊(2005)：邊坡材料因受重力作用，發生向下滑動或崩落之塊體運動之現象稱之為崩塌(landslide)，其中包刮山崩、落石、崩坍、地滑等。圖 2-4 所示。



圖 2-4 崩塌地滑樣態

第三章 研究方法與步驟

本計畫將先採用 UAV 與搭載攝影機方式進行現場影像蒐集，主要考量 UAV 搭載相機 (drone cameras) 的廣泛應用，再者 UAV 所取得影像，能夠彌補無法以步行達之處或到達至高點處並取得相關影像，而且所捕捉到的畫面十分清楚而且視野廣泛。為 UAV 的應用優點之處領域。任何一架 UAV 的標準作業方式至少應該包括預設航線、自動駕駛和衛星導航，也就是飛機以遙控方式起飛之後，同時將飛行資訊回傳到地面控制中心。抵達目標上空之後，地面控制人員再透過無線電遙控 UAV 機上所載的設備，執行預定任務。而現今 UAV 的使用相當廣泛，依據 UAV 目前飛行穩定性與易於操控性可提升影像紀錄過程詳實度，本計畫使用 UAV 於檢測，主要對於現場影像蒐集效率改善及現場取得影像可及性問題，並且可以提升現場檢測的安全性、便利性，故本計畫採用 UAV 為現場影像資料收集的主要工具。

針對影像處理操作方法的選擇，常見操作模式包含影像過濾 (images filtering)、型態學運算 (morphological operation)、幾何變化 (geometric transformation)、色彩轉換 (color conversion)、形狀分析 (shape analysis)、特徵檢測 (feature detection) 等等。運用影像處理操作作為影像辨識方法，本計畫採用計算式攝影概念，主要透過高等影像處理技巧改善由相機取得的影像，計算攝影透過軟體操作視覺資料，而不是專注於光學處理與影像捕捉的方法上，此部分包含影像補光 (images relighting) 與光場相機 (light field cameras) 等。因此本計畫以此計算攝影式概念架構，所開發之圖像基本運

算程式進行影像比對，主要乃使用 Python 語言所開發之程式，透過結構相似性指數（SSIM）分析，再經影像處理技術以影像相減或是二值化方式並以異常辨識等步驟執行，可將不同時期之可視化圖像進行比較並分析，如此可快速分辨出透過分析比對出其差異處。

本計畫目的為規劃巡檢履歷雛形，其內容包含影像紀錄、3D 現況圖，其目的不僅可提供巡檢過程需參考歷程資料時的便利性、安全性、準確性與長久紀錄保存等，3D 視覺化巡檢影像的詳實紀錄，供後續判讀考量均具備多重優勢。此建置工具採 MSSQL 我相容架構建置透過免費的、開放原始碼的 SQL 資料庫，可專用於 PHP 網站的，一般用在 PHP 的網頁上。以下就研究方法與步驟進行說明

第一節 研究方法

一、利用 UAV 收集案例現場影像資料

本計畫利用現場採樣俯視取景，主要利用 UAV 於上空 25~30 公尺進行構造物區域俯視，可概觀構造物週遭的地形樣貌，如有坡地時可利用概觀方式檢視，是否有崩塌地情勢產生，亦可檢視，水流範圍與取景的難易度，現場去取得影像主要目的是透過實際檢視設施或環境，是否有呈現異常樣態如有可進行後續特寫拍攝。透以不同面向的樣態呈現已達成水土保持的功能，因此巡檢所檢視的面向也稍有不同，本計畫將探討巡檢過程中影像蒐集方式，依據針對幾主要樣態以地滑崩塌、河道淤積及崩毀位移作為本次研究範圍去探討。

依據目前常見方式有環景影像與紀錄與 3D 影像建置兩種模式

型態，一般環景影像著重於環境紀錄與快速紀錄方式，因此對於範圍大或是數量多較合適作為快速巡檢的概念方式。其次 3D 影像模型建置，主要是針對現場收集照片進行軟體拼接，拼接照片時間高於環景影像作業時間，另針對受損部位寫照進行畫面擷取較為精準。因此 3D 影像模型具有 GPS 定位資訊，可考量用於結構體積較為巨大的水保設施範圍，主要 3D 影像建構圖像較為精準亦適合量測，因此大型設施構造如有位移或異常產生皆對於結構的功能有所影響，可運用該方式去進行巡檢。影像採集程序如下(如圖 3-1)。採集程序中於檢視拍攝範圍是否已完成主要確認是否已完成設定的巡檢範圍與路徑，如未完成則需再補足未完成範圍，以利後面影像建置時有缺漏的情形。

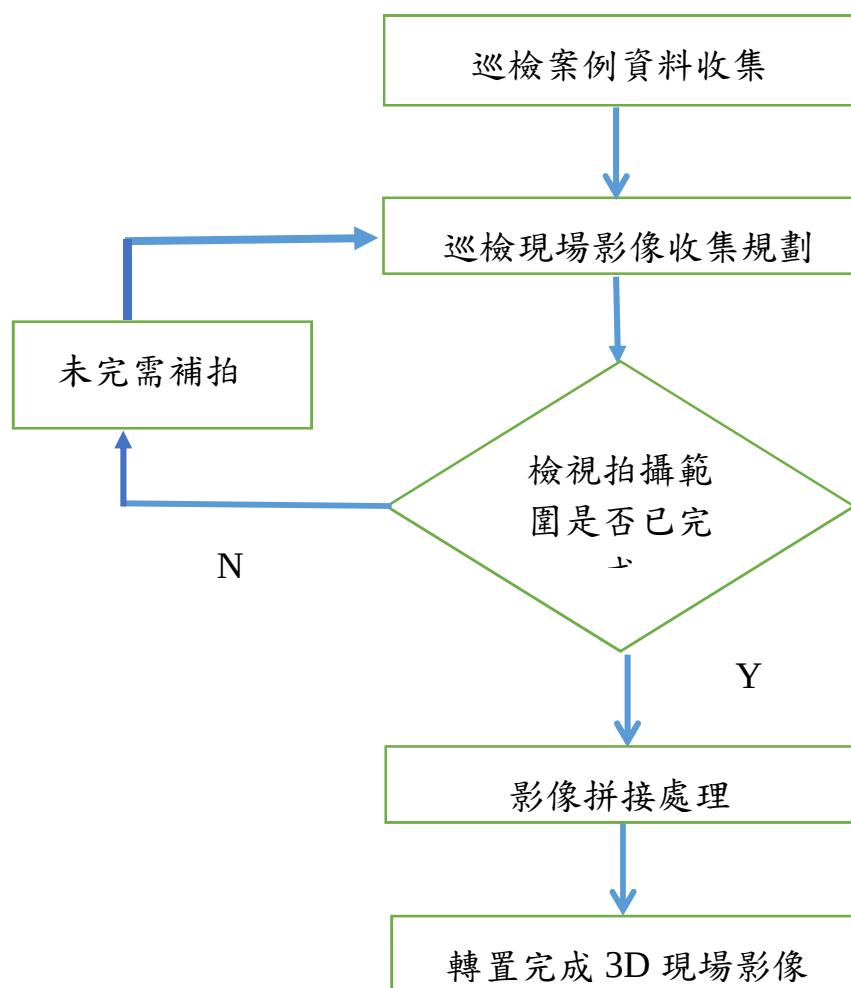


圖 3- 1 巡檢影像採集與處理流程圖

二、將影像資料轉為 3D 影像模型

本計畫於模型建置過程，首先將 UAV 從現場取得的案例範圍的大量影像蒐集回來後，整合成為一個資料夾並匯入軟體中。影像拼接利用多張影像以疊放方式，以影像相同重複套疊原理進行拼接，由影像轉換軟體拼接進行校正，去除黑色區塊，經由彙整影像後的資料夾，匯入軟體中再進行影像對齊透過軟體選擇一般設定，選定建置品質此一階段影像會找到重疊圖像之間的匹配點，並計算相機每張照片的位置，進行稀疏點雲模型構建，後續再進行密雲圖建構，利用資訊重疊程序組成密集點雲圖執行「影像對齊」及「建構密雲圖」兩步驟，後即可轉置 3D 影像模型雛形，最後建構網格在建置密集點雲圖之後，可以依照密集點雲的數據，生成多邊形網格模型後即完成 3D 模型的轉置。

第二選定影像建置品質，運用軟體找出重疊圖像之間的匹配點，進行稀疏點雲模型建構。第三利用軟體計算出每張影像的位置及高度與距離資訊，利用資訊重疊程序組合成高密度點雲圖。第四本計畫將應用 3D 影像模型建置過程中每張圖片的定位，藉由 3D 影像模型等比例縮放後，如水保結構有大型破壞進行面積的檢視。本計畫將選取適合案例作實例測試，案例選擇方式以一個案例為一區，另考慮計畫執行時間以及交通可及性，進行定點採樣原則收集影像資料。

三、影像比對

主要透過高等影像處理技巧改善由相機取得的影像，計算攝影透過軟體操作視覺資料，而不是專注於光學處理與影像捕捉的方法上，此部分包含影像補光(images relighting)與光場相機(light

field cameras)等。此外整合曲面匹配建立處理三維物體的演算能力，類似於捕捉視覺資料同時取得深度資訊的方式，輸入三維物體與資料中模組匹配進行辨識，能夠識別與找出物體的位置。背景相減於影像控制上則十分有用，背景相減技巧於靜態視訊中移動或差異的辨識成效頗為顯著。將每一個圖素影像分成兩類，各分別為前景與背景，將背景從目前的畫格中減去，取得前景資訊，此方式則與直接將兩個畫格相減大為不同，此種方式主要是針對背景特別塑模，使用模型偵測物體，即建立能夠用來表式背景的數學公式，此作法比起直接減去畫格技巧卻能夠得到更好的結果。將背景相同兩組畫格(影像)差異絕對值，再依據兩畫格差的結果做位元AND運算，就能夠標示出影像中差異部分，但影像畫格差運算經常會變成雜訊，因此需要對於連續的畫格差進行AND的運算如下圖3-2所示，才能夠維持辨識差異的準確性。

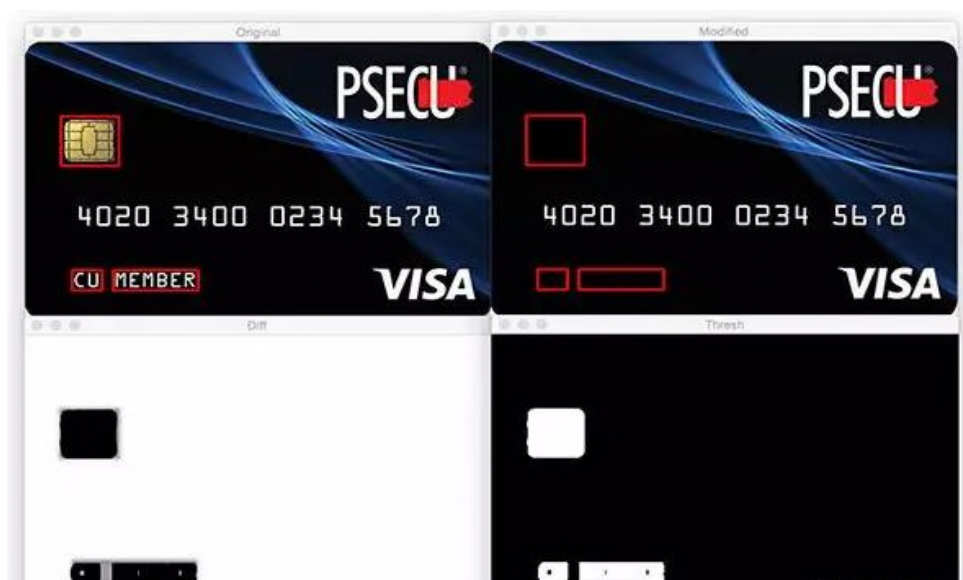


圖 3-2 將背景相同兩組影像差異

四、深度學習

深度學習(Machine Learning)之深度學習應用，可定義辨識分

類於計算步驟上，藉以分類出辨識物的群組也就是辨識結果，將樣本資料進行人工分類直接標示特徵，使後續資料可藉由人工所定義的特徵進行分類，而將樣本資料直接交由演算法去做辨別，藉此獲得分類結果，藉由上述灰階、強化、去雜訊等過程提取出特徵，再利用深度學習的神經框架辨識出結果。

目前較常用於影像辨識演算法有支援向量機 SVM(Support Vector Machine) 及 卷積神經網路 CNN(Convolutional Neural Network)方式。支援向量機演算法係利用特徵將樣本資料區隔出不一樣的分類，以建立出二元的分類，並持續透過新的案例訓練出更精準的類別；而卷積神經網路則是透過大量資料中的特性反覆操作學習，此種演算法的訓練案例需要相當龐大的量，以擷取出特徵正所謂的標記特徵值，其運作原理是利用切割圖片獲得特徵圖包含外觀形狀表面的紋路等，特徵圖會經由池化平均化的降維計算，得到以數字為主的陣列圖，陣列圖上會呈現數字，而數字差異就可使其辨別圖片，經由將圖片轉換成數字模型。

五、案例式推理

案例式推理 (Case-Based Reasoning, 簡稱 CBR)，是一種類比推理方法，是透過改編那些解決舊問題的方法來嘗試解決新問題，也就是利用尋找相似案例的推理法，找到解決舊問題的方法來適用於解決新的問題。作法首先要先做問題的描述 (Presentation)，再從 Case-Base 中尋找出最類似的案例 Case(Retrieval)，即使挑選出最類似的案例(Case)也不可能完全相同，故要依照案例的解決方案(Solution)再作調整(Adaptation)，再將調整的結果與使用者或大環境來證實(Validation/Test)，如果適當，則被證實的結

果將會被增加到 Case-Base 中回饋(Feedback)。案例推理是一種較接近真實人類決策的過程，它可以自動的合併新的知識到現存的知識庫，創造 Case-base 是比創造 Knowledge-base 快速，而且它的速度很快，不需等所有案例(Case)都建置好才能使用，故其也不需要瞭解先前的解決方案(Solution)為什麼成功，是一個在概念上容易被接受的資料探勘技術。

第二節 研究步驟

步驟一

相關文獻收集與分析，並選擇適用之影像辨識或影像差異計算平台開發工具本步驟首先透過文獻、研究報告或相關次級資料收集水保設施種類，以及維護管理內容等相關資訊收集，同時為確認前步驟之資料之正確性，進而進行專家訪談。在此一階段，並將確認適合之平台開發工具，目的在於其未來實際使用之普及性與相容性。

步驟二

本計劃將以水保設施案例作為測試對象，案例範圍中將包含水保設施，另考慮計畫執行時間以進行定點採樣原則收集影像資料，並以防汛期前(後)或於不同時間前(後)進行收集，先以定位點設置再以 UAV 空拍所拍攝收集的影像進行接合成 3D 影像模型，可讓使用者可透過其 3D 模型作不同角度檢視，並對於不同時間點所建置之模型進行比對，對於異常區域之範圍以量化方式將影像資訊進行記錄。

步驟三

本計畫所開發之架構是以人工智慧影像辨識概念為基礎，透過圖像基本運算程式針對異常範圍進行比對標示，該技術乃利用本計畫所開發之圖像基本運算程式進行影像比對，主要乃以 Python 語言作為開發之程式，進行結構相似性指數 (SSIM) 分析，透過驗證分析比對可將不同時期之可視化圖像進行比較並分析差異。以水保設施及周邊環境履歷內容架構，以期能滿足該水保設施及周邊環境管理之需求，解決目前資料數位與視覺化呈現之影像差異計算不易情況，並可藉此提升水保設施及周邊環境管理之整體效率。本計畫將水保設施建立檢測方式加上不同年份所巡檢資料讀取與比對，提升整體巡檢管理效率，可以快速的了解水保設施及周邊環境的現況與異常變化範圍。

步驟四

步驟四

本計畫加入深度學習模式藉以分類出辨識物的群組也就是辨識結果，將樣本資料進行人工分類直接標示特徵如常見水保設施或周邊環境異常樣態，所標註特徵圖會經由池化、平均化的降維計算，得到數字為主的陣列圖，陣列圖上會呈現數字，而數字差異就可使其辨別圖片，經由將圖片轉換成數字模型，儘管圖片是以變形、旋轉等形式運行辨識。訓練影像來源主要包含自行蒐集水保巡檢影像以及水保局公開影像資料，搜尋合適之影像下載分類再由人工進行特徵標註學習訓練後，保留部分影像作為後續測試與檢定使用。將標註訓練完成影像資料轉

入自行開發程式作為特徵辨識資料，後續再進行系統分群學習，並透過效能衡量指標相關檢定以 ROC (Receiver operator characteristic) 特徵曲線與 AUC (Area Under the Curve) 曲線下面積比較曲線下面積做為模型優劣的指標，評估所開發程式的效能，完成檢定測試後再進行影像特徵辨識結果測試。

依據影像特徵辨識結果加以調整，成為影像辨識評等分級的應用資訊，進一步建置成案例，運用案例式推理 CBR(CASE-BASED REASONING)架構，以案例庫所做出案例比對，再依先前案例所執行維護建議做為參考依據，無案例時將針對現況的範圍提出後續維護建議。

步驟五

本計畫以水土保持局所管理之水保設施作為案例研究對象為基礎建置水保構造物設施歷程資料庫架構，以期能滿足該水保構造物設施管理之需求，並可藉此提升水保構造物設施管理之整體效率。本計畫所建置之資料庫架構將水保構造物歷程文字資料與 3D 影像資料進行有效的整併儲存，運用行動裝置以資料鏈結形式以視覺化影像的呈現便於資料查閱，可快速查閱水保構造物設施履歷資訊並可提升查閱效率。

步驟六

本計畫架構實際可用性，擬與局內相關人員探討計畫之可行性，再根據訪談回饋意見修改為確認本計畫所提出方法之可行性，擬在圖像基本架構測試平台建置完成後，請主辦人員或有水保工程經歷之工程顧問公司協助測試，並以專家訪談模式提供回饋意見，因系統測試需要較長時間使用才會發現實際需

要改進之問題，在使用本平台後是否可助於提升設施管理效率，於測試後對管理單位人員，以訪談方式請相關人員提供改善建議與實際操作心得，並針對這些問題做適當修正與改進，以期能讓本執执行程序更符合管理人員的使用需求，增加本計畫之使用效益。本計畫整體執行流程圖如下圖 3-3 所示：

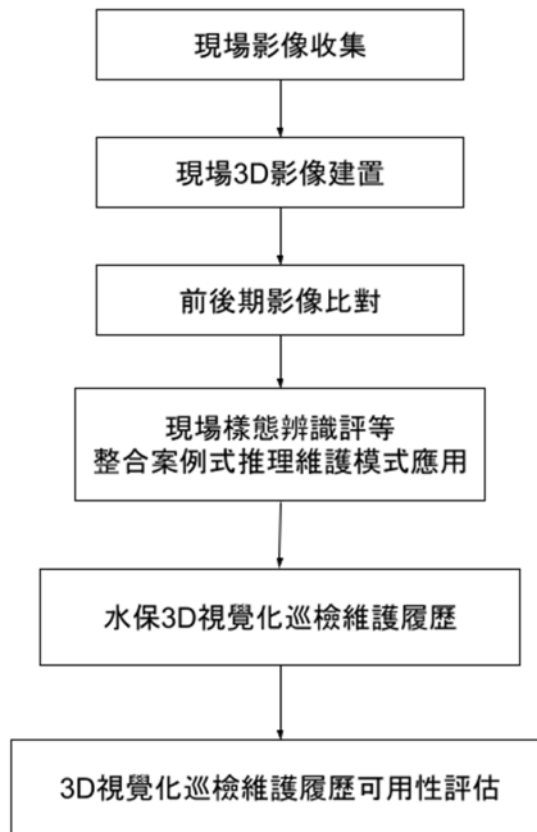


圖 3- 3 計畫整體執行流程圖

第四章 工作進度計畫與已完成項目

第一節 工作進度計畫

預定之工作內容如表 4-1 所述，在此各項執行進度進一步說明並以甘特圖顯示如下(如圖 4-1):

1. 專案準備
2. 蒐集水保設施現場影像彙整與 3D 影像轉置。
3. 建立影像基本運算與圖像比對。
4. 建立水保設施與環境樣態之深度學習特徵標註及影像辨識評等方法。
5. 水保 3D 視覺化巡檢案例建置與歷程資料建檔。
6. 個案探討及專家討論可行性。
7. 成果報告撰寫。

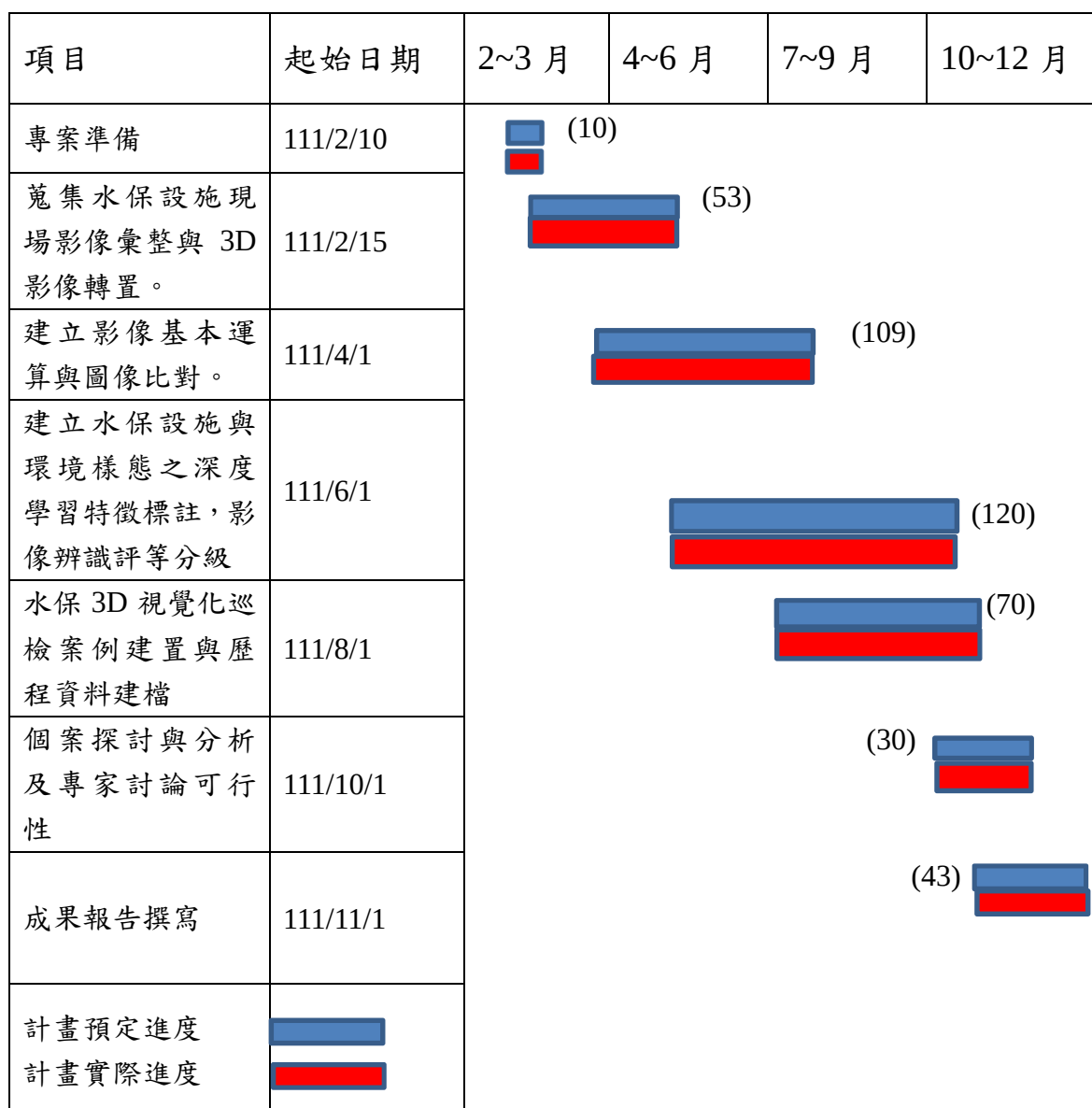


圖 4- 1 本計畫甘特圖

表 4-1 計畫預定進度表

重要工作項目	工作 比重 %	預定進度	111				備註
			1-3 月	4-6 月	7-9 月	10-12 月	
蒐集水保設施 現場影像彙整 與 3D 影像轉 置。	20%	工作內容	案例選 取	第一次 現場影 像蒐集	第二次 現場影 像蒐集		
		累計百分比	20	50	90	100	
建立影像基本 運算與圖像比 對。	30%	工作內容		建立影 像辨識 之圖像 基本運 算平台	影像比 對圖像 基本運 算學習 與測試		
		累計百分比		50	100	100	
建立水保設施 與環境樣態之 深度學習特徵 標註，影像辨 評等分級	30%	工作內容		設施及 環境樣 態之深 度學習 特徵標 註。	設 施 與 環 境 樣 態 之 深 度 學 習 特 測 試。	影 像 辨 識 評 等 分 級 建 置 與 測 試	
		累計百分比		50	80	100	
水保 3D 視覺 化巡檢案例建 置與歷程資料 建檔	10%	工作內容			水保設 施樣態 案例建 置	建置個 案履歷 與案例 庫	
		累計百分比			50	100	
個案探討與分 析及專家討論 可行性	10%	工作內容			個案探 討	專家討 論可行 性	
		累計百分比			50	100	

第二節 本計畫已完成項目

本計畫主要交付項目如下：

- 1.蒐集水保設施現場影像並進行彙整與轉置 3D 影像模型。
- 2.進行影像基本運算與建立圖像比對分析模式。
- 3.建立水保設施與環境樣態之深度學習特徵標註及影像辨識評等現況分級。
- 4.建立水保 3D 視覺化巡檢案例歷程資料管理平台架構。
- 5.個案測試分析及與專家討論其可行性。

本計畫目前完成如下：

1. 現場影像蒐集與 3D 影像建置模式

本計畫於 3D 影像蒐集採用自動飛行模式(Auto)，以無人飛機(UAV) 設定於自動模式下執行，首先需依據現場環境進行評估，再規劃拍攝路徑，於影像開始收集前需先進行現場環境測試飛行，主要目的為量測鄰近的樹林或建築的高度，以避免採自動巡航時因高度不足導致無人飛機撞擊而墜落，併查看適合擺放參考點位置。經完成以上測試，並於現場規劃飛行路徑地圖如圖 4-2 所示，並設定參數確認完成後，在進一步放置參考定位點如下圖 4-3 所示，讓無人飛機採自動巡航模式進行自動收集影像，執行過程中無人飛機飛行至所設定的臨近碰撞點位

置時須注意，待確認無人飛機可順利完成避閃障礙處即可放手，並以目視方式監看無人飛機的執行狀況。蒐集程序如圖 4-4 所示。後續檢視成果需先確認是否已完成設定的巡檢範圍與路徑，如未完成則需再補足未完成範圍。

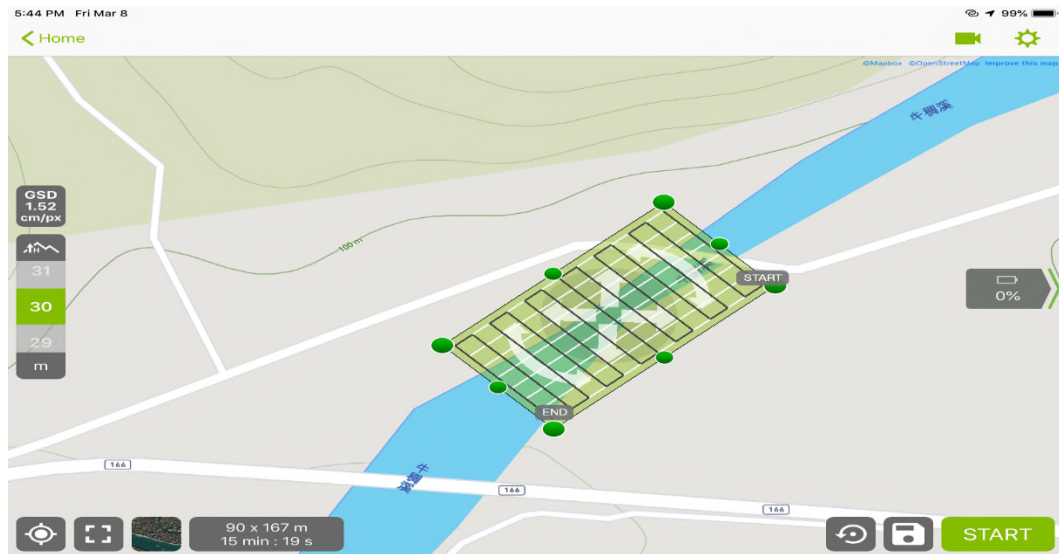


圖 4-2 飛行路經規劃



圖 4-3 放置參考定位點

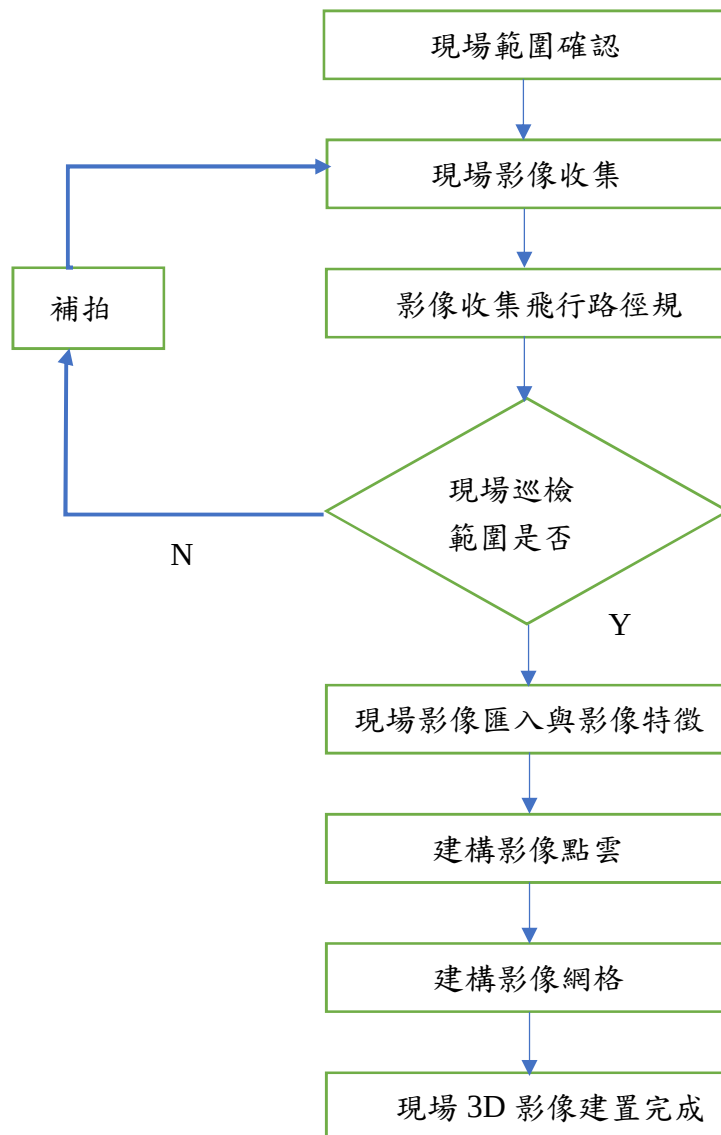


圖 4- 4 現場影像收集與建置流程

後續 3D 影像模型處理，透過第二階段所收集現場照片進行影像拼接處理。採用無人飛機(UAV) 自動巡航拍攝時須以 GPS 為導航定位系統，因此所收集影像均附有 GPS 座標資訊，以及現場的參考點位置，3D 影像模型的建置時可依影像中的 GPS 定位資訊與參考點作為拼接依據。

2. 3D 影像模型建置

本計畫使用的影像載入軟體(Agisoft)可用於圖像轉置 3D 影像模型方式之一，主要是以同一標的物多張影像建置成 3D 影像成果。以多視點 3D 影像重建技術，可以任意圖像進行影像旋轉放大縮小等操作。照片可以從任何位置拍攝，但須至少兩張以上照片必須都有要重疊的標的物體。另外影像對齊拼接與 3D 影像模型建置，需透過電腦軟體進行影像特徵點對齊、特徵點拼接、轉置輸出。體操作程序如下圖 4-5 所示。

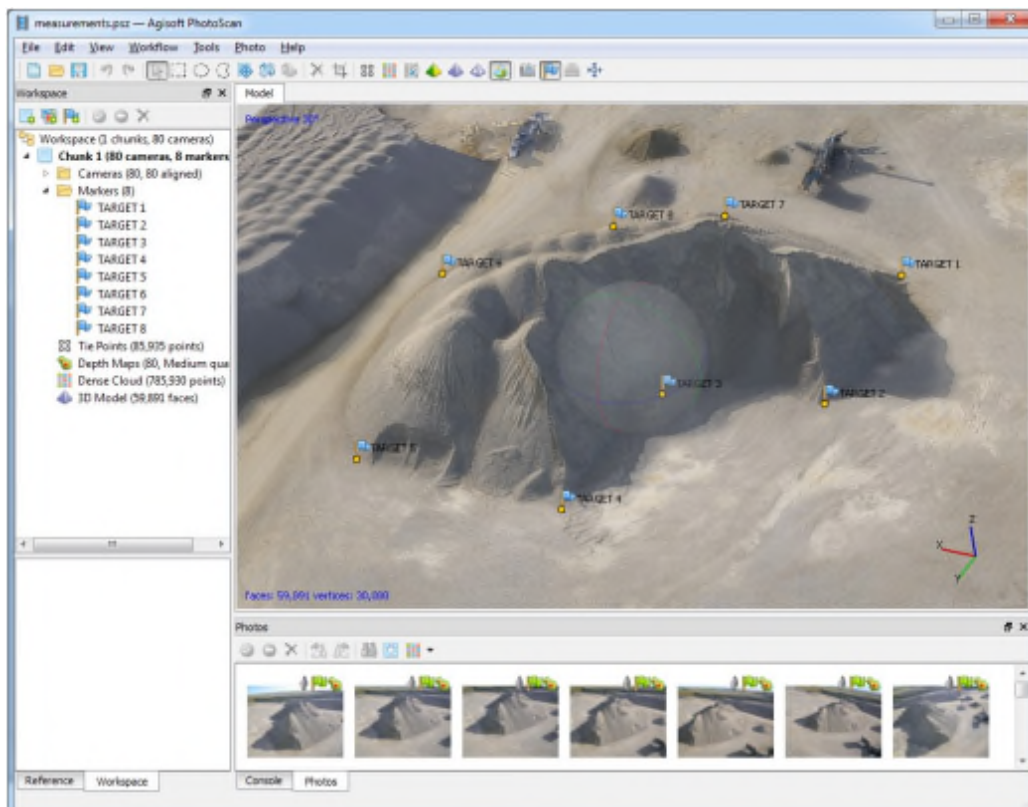


圖 4-5 影像載入軟體操作示意圖

建置 3D 模型流程

本計畫於模型建置 3D 影像模型過程中由於影像處理軟體與硬體規格間所需配合的處理時間均有所不同，依軟體之執行步驟依序完成匯入與轉置(Work Flow)，完成模型建置。

匯入影像資料夾(Add Folders):將 UAV 從現場收集取得案例的大量影像，利用暫存記憶體下載影像於電腦後，並整合成為一個資料夾，再一併匯入影像處理軟體中。

影像對齊(Align Photos):透過影像處理軟體選擇一般設定選定置品質，於此一階段影像處理軟體會找到圖像重疊之間的匹配點，並計算每張照片的位置，下一步則進行構建出稀疏點雲模型完成後如下圖 4-6 所示。經測試以中階組成影像時間短，並有助於可以提升辨識過程中灰階化所產生的效果，以助於兩不同時期的影像差異辨識分析。

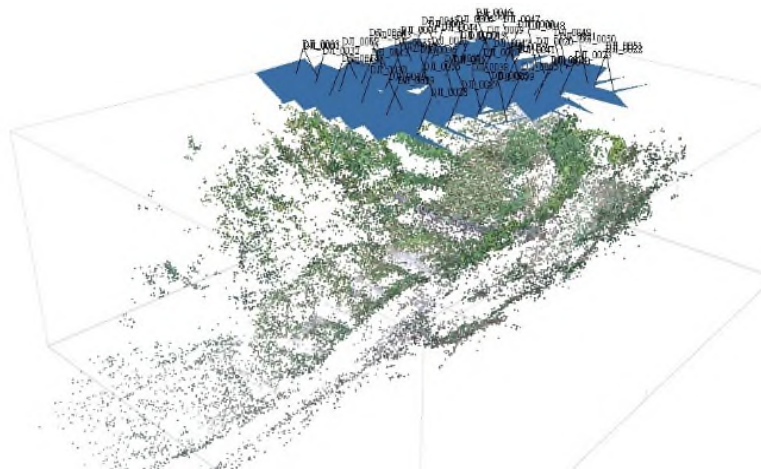


圖 4-6 稀疏點雲模型畫面

建構密雲圖(Build Dense Cloud):完成稀疏點雲模型後進行此一步驟，於影像處理軟體中選擇建置品質，選擇過程須考量依據影像位置，利用程序計算每張影像的位置及相機的景深距離資訊，利用資訊重疊程序組合成密集點雲圖。如下圖 4-7 所示。

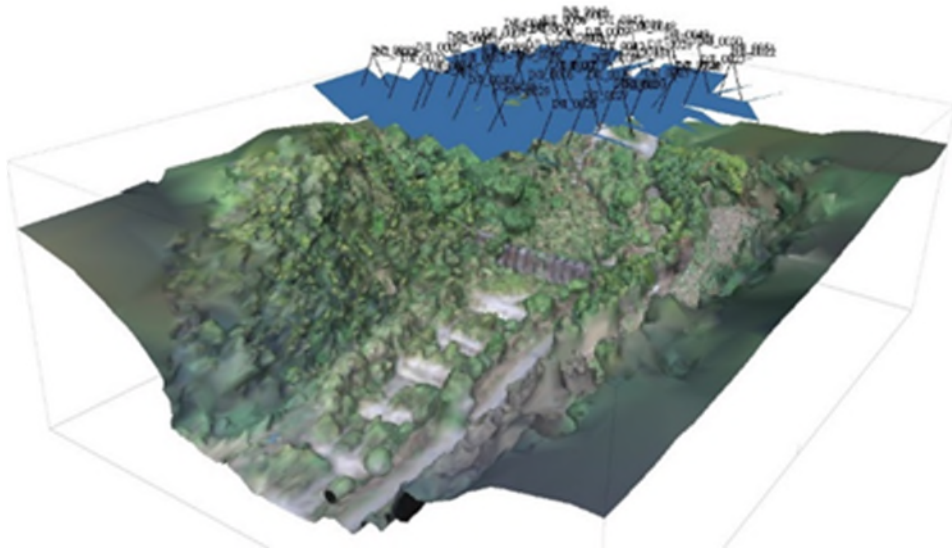


圖 4-7 合成密集點雲圖

建構網格(Build Mesh):完成密集點雲圖後執行「影像對齊」及「建構密雲圖」兩步驟，此步驟於影像轉置 3D 影像模型中最耗時的過程，但也是最為關鍵的兩個步驟，因此模型首次建置，會優先使用較低的品質，再生成密雲圖。先使用低品質的原因在於，較低的品質所花費建置的時間短，因此顯示的品質會低於中高品質非常多，雖然建置出的成果品質

低，但能夠讓使用者用比較少的時間，檢視可能發生的錯誤，完成後再往更高的影像品質進行模型建置。在建置完成密集點雲圖之後，可以依照密集點雲的數據，生成多邊形網格模型。完成畫面如下圖 4-8 所示。有助於對 3D 影像模型進行尺寸量測。

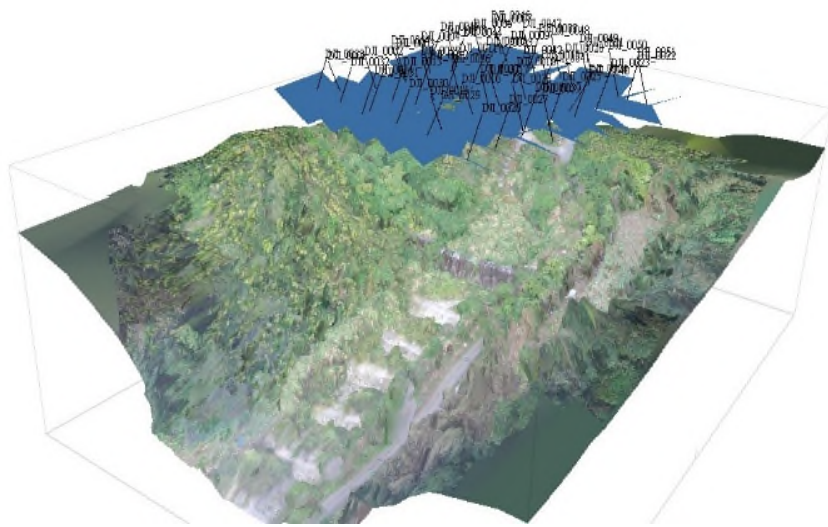


圖 4-8 多邊形網格模型圖

完成 3D 影像模型影像建置:透過建置 3D 影像模型程序，由稀疏點雲、影像對齊、密集點雲建置、多邊型網格模型完成再轉置成的 3D 模型(如圖 4-9 所示)，此模型可協助檢測人員藉由電腦即可觀察檢測區的水保構造設施現況，並能多以角度檢視設施。如有異常可放大特定位置檢視，此一模型也可提供後續的構造設施評等主要參考。



圖 4-9 3D 影像模型示意圖

3D 影像模型精度驗證

本計畫針對所建置 3D 影像進行精度量測驗證，經過驗證精度均可達 95%以上，代表所建構出的模型準確率是可作為有效參考之用。如表 4-2 所示。

表 4-2 模型精度驗證表

實際尺寸	3D 尺寸	準確率
		(3D 尺寸/實際尺寸) 1.2m/1.2m =100%
		(3D 尺寸/實際尺寸) 1.2m/1.2m =100%
		(3D 尺寸/實際尺寸) 59.2 cm /60cm =99%

4. 建置影像比對差異程序

本計畫以水土保持局轄內所管理水保設施作為案例研究對象，因此本計畫將建立構造物設施及周邊環境履歷資料庫為主要目的，期能滿足該水保構造物設施及周邊環境管理之需求，解決目前資料數位與視覺化呈現之影像差異計算不易情況，並可藉此提升構造物設施及周邊環境管理之整體效率。本計畫將建立構造物設施檢測模式與不同時期所巡檢資料進行讀取與比

對，提升整體巡檢管理效率以快速了解構造物設施及周邊環境的現況與異常變化趨勢。

本計畫提出以影像辨識方法，常見的影像辨識中有機系器學習與深度學習兩個主要類別。機器學習是一種透過演算法設計讓機器去尋求最佳化的一種學科，能幫助人們探討一些複雜的問題，比如需要從一大堆數據資料判斷貓與狗時，從前人們必須利用過往的實驗經驗反覆地找出判斷規則或是最佳的判斷機制。透過機器學習方式提供許多有效率的演算法，幫助人們分析資料，比如說資料群聚分布，資料的回歸模型等等，將資料送至機器上進行演算找出最好的解答或是模型。深度學習對於有效的特徵數據一直都是機器學習中一個較深論的課題，近年來深度學習出現簡化這項問題，直接打破上述這些思維。

所謂的深度學習與機器學習最大的差異，就是輸入端的特徵提取，而深度學習將會透過卷積的方式，取代了特徵提取這個環節。例如，計算機知道兩張圖片其中差異為何，其關鍵技術叫做「感知哈希算法」（Perceptual hash algorithm），它的作用是對每張圖片生成一個「指紋」（fingerprint）字符串，然後比較不同圖片的指紋。結果越接近，就說明圖片越相似。

感知哈希算法相反稱為差異哈希(dHash)，dHash 算法主要

有以下幾個步驟，dHash 的漢明(hanming)距離步驟如下：

步驟 1. 先將圖片壓縮成 9*8 的小圖，有 72 個像素點。

步驟 2. 將圖片轉化為灰度圖。

步驟 3. 計算差異值：dHash 算法工作在相鄰像素之間，這樣每

行 9 個像素之間產生了 8 個不同的差異，一共 8 行，則產生

了 64 個差異值，或者是 32 位 01 字符串。

步驟 4. 獲得指紋：如果左邊的像素比右邊的更亮，則記錄為 1，

否則為 0。

步驟 5. 通過 hash 值來計算漢明距離。

使用差異哈希(dHash)有很多好處，主要的好處包括以下幾點：

1.如果我們的輸入圖像的寬高比發生變化(因為忽略了寬高比)，

圖像中哈希值不會改變。

2.調整亮度或對比度不改變我們的哈希值，僅稍微改變以確保

哈希值接近。

3.差異哈希分析速度快。

針對如何比較差異哈希值部分，通常我們使用漢明距離來

比較哈希值。漢明距離測量兩個不同哈希值中的比特數。漢明

距離為零的兩個散列意味著兩個散列是相同的，漢明距離在 1

和 10 之間的圖像很可能相同或相似。但通常差異散列 >10 距

離以上圖像最有可能有不同的差異，而實際上可能需要為應用程式和相應的數據集調整閾值。本計畫所提出之模型是以 AI 影像辨識技術之深度學習差異哈希(dHash)為基礎，透過圖像基本運算程式針對異常範圍進行差異哈希(dHash)比對標示，該技術乃利用本計畫所開發之圖像基本運算程式進行影像比對，主要乃以 Python 語言作為開發之程式，進行結構相似性指數(SSIM)分析，透過驗證分析比對可將不同時期之圖像進行比較並分析差異。SSIM 是一種全參考的圖像畫質評價指標，分別從亮度、對比度、結構三個方面度量圖像相似性。SSIM 取值範圍[0, 1]，值越大，表示圖像失真越小。

在實際應用中，可以利用滑動窗將圖像分塊，令分塊總數為 N ，考慮到窗口形狀對分塊的影響，採用高斯加權計算每一窗口的均值、方差以及協方差，然後計算對應塊的結構相似度 SSIM，最後將平均值作為兩圖像的結構相似性度量，即平均結構相似性 SSIM。依據影像所比對出構造物或周邊環境差異範圍，依其程度與範圍後提出後續維護建議，本計畫以構造物設施及周邊環境為研究對象，另外構造物周邊環境指鄰近構造物之邊坡及河道中土砂變化或河道中雜草叢生樣態等。執行流程如下圖 4-10 所示。

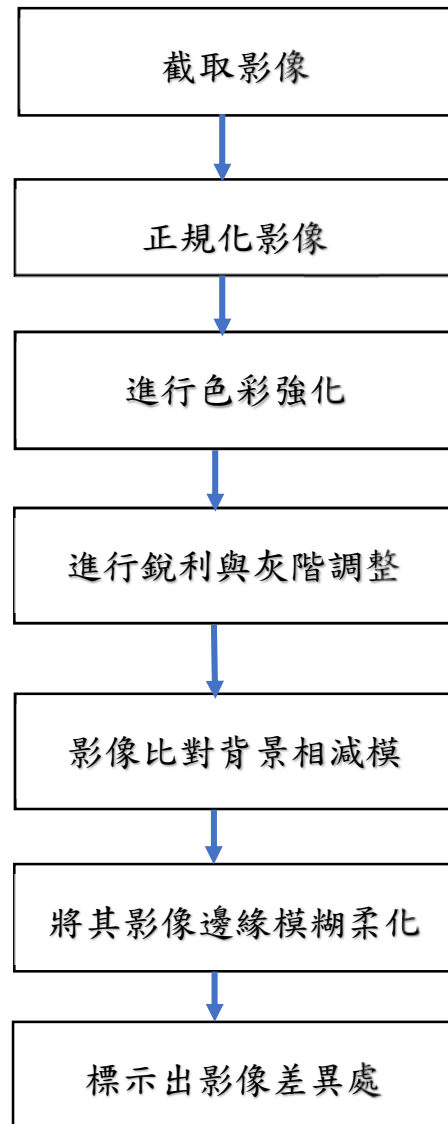


圖 4-10 影像比對執行流程

以不同時期影像辨識須要以下幾個要素與步驟，對於採用的影像需相同大小，因此本計畫採用 3D 影像建置現場立影像，依兩不同時期均建置，再依據所需範圍進行影像擷取，透過影像軟體以固定大小範圍以擷取相同畫素數，另一方式則應用之簡報檔格式再依全版影像擷取出所需要的影像位置，結果如下圖 4-11 所示，透過這樣過程可以視為正規化影像第一步驟。



前期

後期

圖 4- 11 不同時期截圖正規化影像尺寸

計算攝影透過軟體操作視覺資料，而不是專注於光學處理與影像捕捉的方法上，此部分包含全景影像(panoramic images)，影像補光(images relighting)與光場相機(light field cameras)等。因此本計畫以此計算攝影式概念架構，所開發之圖像基本運算程式進行影像比對，此外整合曲面匹配建立處理三維物體的演算能力，類似於捕捉視覺資料同時取得深度資訊的方式，輸入三維物體與資料中模組匹配進行辨識，能夠識別與找出物體的位置。因此考量色差及光學因素必需運用濾鏡方式將影像進行色彩強化(如下圖4-12所示)，後再進行銳利與灰階調整影像程序，以凸顯每一個物件形狀，因此相同畫素在強化原圖灰階、分離植物，分離泥沙與建物(如下圖4-13與4-14所示)，才能夠於背景相減過程快速計算出影像的差異處，加強物件可視化以可助於後續影像標示的動作。



圖4- 12 3D影像中擷取出原圖



圖 4- 13 原圖分離出植物，濾鏡強化植物影像



圖 4- 14 原圖分離出灰階化影像邊緣

透過影像比對背景相減模式，畫素計算出差異物件位置如下圖所示，並模式將其影像邊緣模糊柔化，以標示出前後期差異範圍，案例中以前期為圖像基底，因此透過計算以前期圖像作為標示出後期產生的差異範圍如下圖 4-15 所示，並可以針對差異畫素自動計算結果如下圖 4-16 所示。如此一來可以了解兩不同時期的影像差異程度如下圖 4-17 所示。計算公式，圖片差異根據兩圖片平均值 $(x,y)=[R(x,y)+G(x,y)+B(x,y)]/3$ 。

依據案例兩不同時期所取得的影像比對後發現，所比對出的範圍進一步檢查分析皆為上游所淤積的土石，經過豪雨沖刷搬運至河道中，致使原本的有河道水流綠地部分，均有明顯遭到土石淤積所覆蓋之情況，使得原本淤積情況更為嚴重，因原本河道旁植生也因經過沖刷而產生崩塌造成護岸土石流失情況。所標示出差異範圍可再透過以 3D 現場立體圖，進行量測範圍在推算淤積總面積，另一方式則運用本計畫所提出程式以圖素方式自動估算差異總面積。透過以自動辨識前後期差異，加快了以人眼辨識速度，也更精準標示出各個差異點，有助於紀錄及了解不同時期的設施本身變化及周邊環境歷程變化分析。

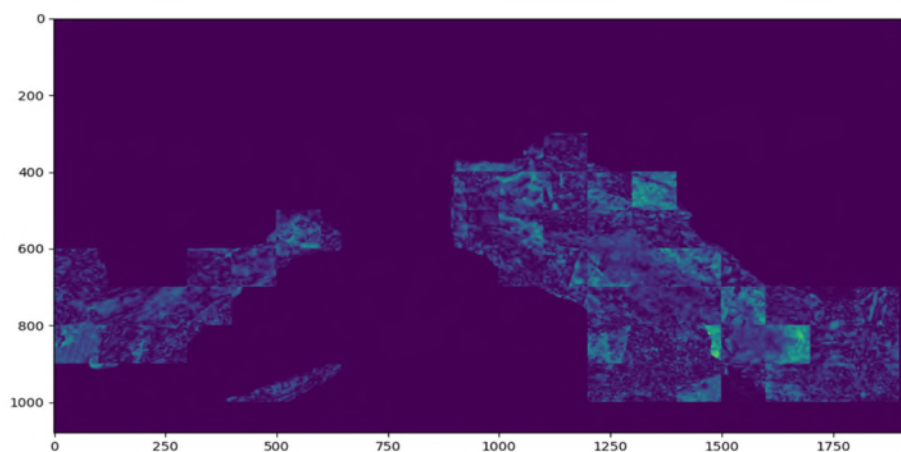


圖 4- 15 用畫素計算比對影像差異位置



圖 4- 16 標示出第一期與第二期差異範圍

統計資料	
平均誤差 (*)	27.39256
最小誤差	0
最大誤差 (*)	203
標準差 (*)	23.40399
方均根偏差 (*)	36.02914
誤差個數(pixels)...	468672
誤差(% pixels) (*)	22.60185

圖 4- 17 第一期與第二期圖像差異計算結果

影像辨識比對差異分析

以傳統人力目視巡檢與本計畫所採用影像辨識比對差異檢測進行比較探討改善的部分，人力需求可大幅減少影像取得或現場檢測時間大幅縮短，巡檢程序由原本步行改以 UAV 代為執行檢視，現場影像收集的可及性與檢視角度範圍更廣，建置模型可採多角度檢視，傳統對於前、後期比對且無法有效量化，而利用本計畫所提出之方法進行比對並可明顯標註出差異範圍，更將差異程度與面積量化呈現，有助於後續維護管理時的參考。比較如表 4-3 所示。

表 4-3 檢測方法比較表

	影像辨識協助檢測	目視檢測法
人力需求	外業操作 2 人 內業建模 1 人 評估專家 1 人	評估專家 3 人 外業協助 6 人 內業 1 人
檢測程序	UAV 建模搭配辨識軟體檢測。	專家與管理單位人員現場步行目視檢測。
現場所需時間	15 分鐘	1 小時到 2 小時
建模所需時間	45 分鐘	無須建模
正規化所需時間	每張圖 5~10 分鐘	無須正規化
軟體分析所需時間	不到 1 分鐘	無須軟體分析
是否可量化	可運用兩期比對後差異值作為量化參考。	無法具體量化
呈現方式	以視覺化呈現	無視覺化

(資料來源：本計畫整理)

影像辨識之深度學習

深度學習是為了能夠得到有助於理解圖片、聲音、文本等的資料所表述的意義而進行的多層次的表示和抽取的學習。用簡單的機器學習，例如用含 2 個或 3 個隱含層的神經網路，是不可能達到與人類類似的判別決策。因此需要多層的學習器，逐層學習並把學習到的知識傳遞給下一層，以便下層能夠得到更高級別的表述形式，期望可以得到與人類類似的結論。最常見的應用，包括影像識別、語音辨識、自然語言處理等，各種和生活相關的領域都可以看到深度學習的應用。

深度學習訓練過程係將樣本資料進行人工分類，透過直接標示特徵，使後續資料可藉由人工給予定義特徵進行分類，藉由上述灰階、強化、去雜訊等過程提取出特徵，再利用深度學習的神經框架辨識出結果。目前較常用於影像辨識之演算法為監督式學習的支援向量機 SVM(Support Vector Machine)、非監督式學習的卷積神經網路 CNN(Convolutional Neural Network)等方式。SVM 演算法係利用特徵將樣本資料區隔出不一樣的分類，以建立起二元的分類，並持續透過新的案例訓練出更精準的類別；而 CNN 則是透過大量資料中的特性反覆操作學習，此種演算法的訓練案例需要相當龐大的量，以擷取出特徵正所謂的標記特徵值，其運

作原理是利用切割圖片獲得特徵圖包含外觀形狀表面的紋路等，特徵圖會經由池化及平均化的降維計算，得到以數字為主的陣列圖，陣列圖上會呈現數字，而數字差異就可使其辨別圖片，經由將圖片轉換成數字模型，儘管圖片是以變形、旋轉等形式運行辨識，都能夠派上用場。池化 (pooling) 是仿照人的視覺系統進行降維，用更高層的抽象表達來表示影像特徵。

特徵標示訓練首先選出並開啟預定標註的圖像檔，先觀察整張圖中概略的特徵點，接續再依據須要標註的特徵進行框選標註，並給輸入標的名稱資訊後儲存並以 XML 格式來儲存標註資訊，即完成一張圖片的標註訓練程序，如圖 4-18 所示。



圖 4-18 影像標註框選訓練示意圖

所有標註物件，使用開啟照片時，會自動檢查是否有對應的 XML 標註檔，如果它發現同目錄下有對應的 XML 標註檔，就會自動載入它並顯示出來，所以一般來說，將標註的 XML 與照

片放在一起會比較方便。經過一定數量收集標註訓練後，就可以進行後續的深度學習引擎訓練了。如圖 4-19 所示。



圖 4-19 系統多類型影像標註示意圖

影像辨識訓練過程，會先將訓練的特徵分類並於辨識過程中將影像進行降階以利進行特徵編碼，再依分割為矩陣再以每一格是否為特徵進行 2 維 0 或 1 的編碼，最後一個所編碼與訓練之特徵執比對，依據相似性百分比呈現後再解編碼概念如下圖 4-20 所示。

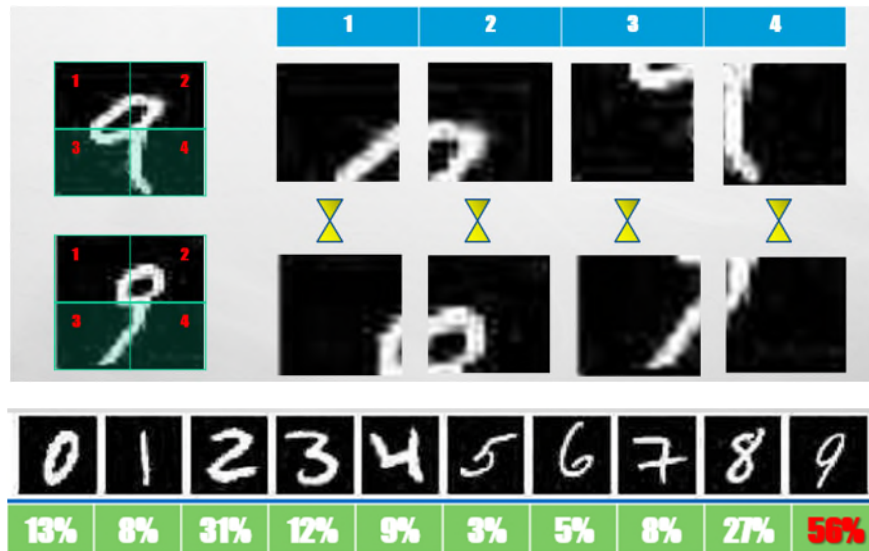


圖 4- 20 影像壓縮與解壓縮示意

以一張圖為例說明，載入圖片後會針對各特徵框選，利用切割圖片獲得特徵圖包含外觀形狀表面的紋路等，特徵圖會經由池化以及平均化的降維計算，最後在提供依解碼後所辨識出的結果，如果有所差異表示對於訓練的標註上再進行調整再強化訓練，架構如下圖 4-21 所示。

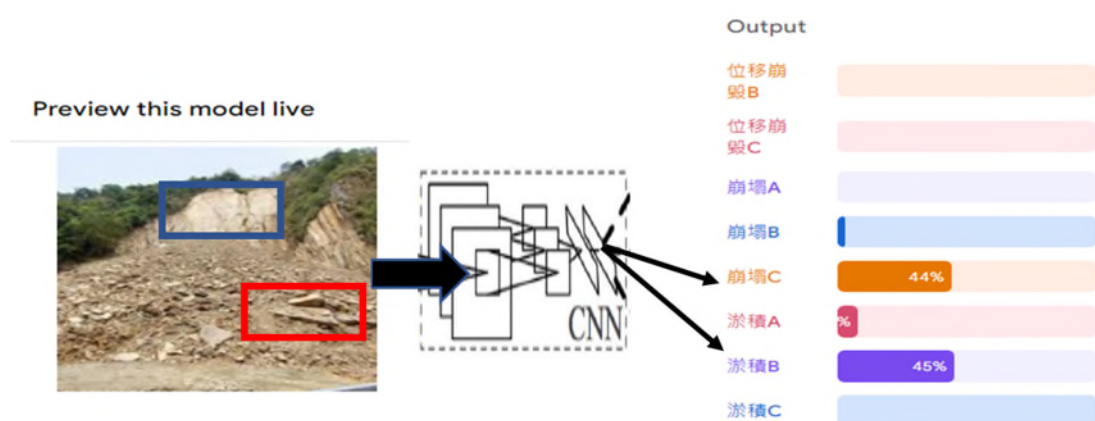


圖 4- 21 影像深度學習辨識架構圖

水保設施與環境常見異常樣態說明

常見異常樣態主要以河道變化淤塞為暫時現象的一種，如土砂淤積或植生覆蓋，因該情況大都是因上游土石崩落而造成淤積，但其結構功能已有發揮預期功能，但需要加以清理，應可恢復其原本主要設定之功能狀態。

崩塌地滑主要是邊坡材料因受重力作用，發生向下滑動或崩落之塊體運動之現象稱之為崩塌(landslide)，其中包含山崩、落石、崩坍、地滑等。

沖毀位移主要對整體的結構設施已產生嚴重破壞衝擊，已影響到整體的實際功能運作，並對未來使用上的安全性有著巨大的風險存在，如結構位移及沖毀，因此對此類狀態檢測時需要加以評估其整體的安全性。

本計畫影像辨識採用水保構造物設施異常樣態學習，有效利用深度學習方式辨識出水保設施異常樣態特徵，本計畫主要針對水土保持環境觀察整體現象，透過深度學習影像辨識輔助以演算法辨識特徵觀察整體現況，能使水土保持相關工作人員更加速判讀目前水保結構設施及周邊環境現況。本計畫以PYTHON語言作為軟體開發基礎平台，所建置影像辨識學習系統運作流程圖如下圖4-22所示。

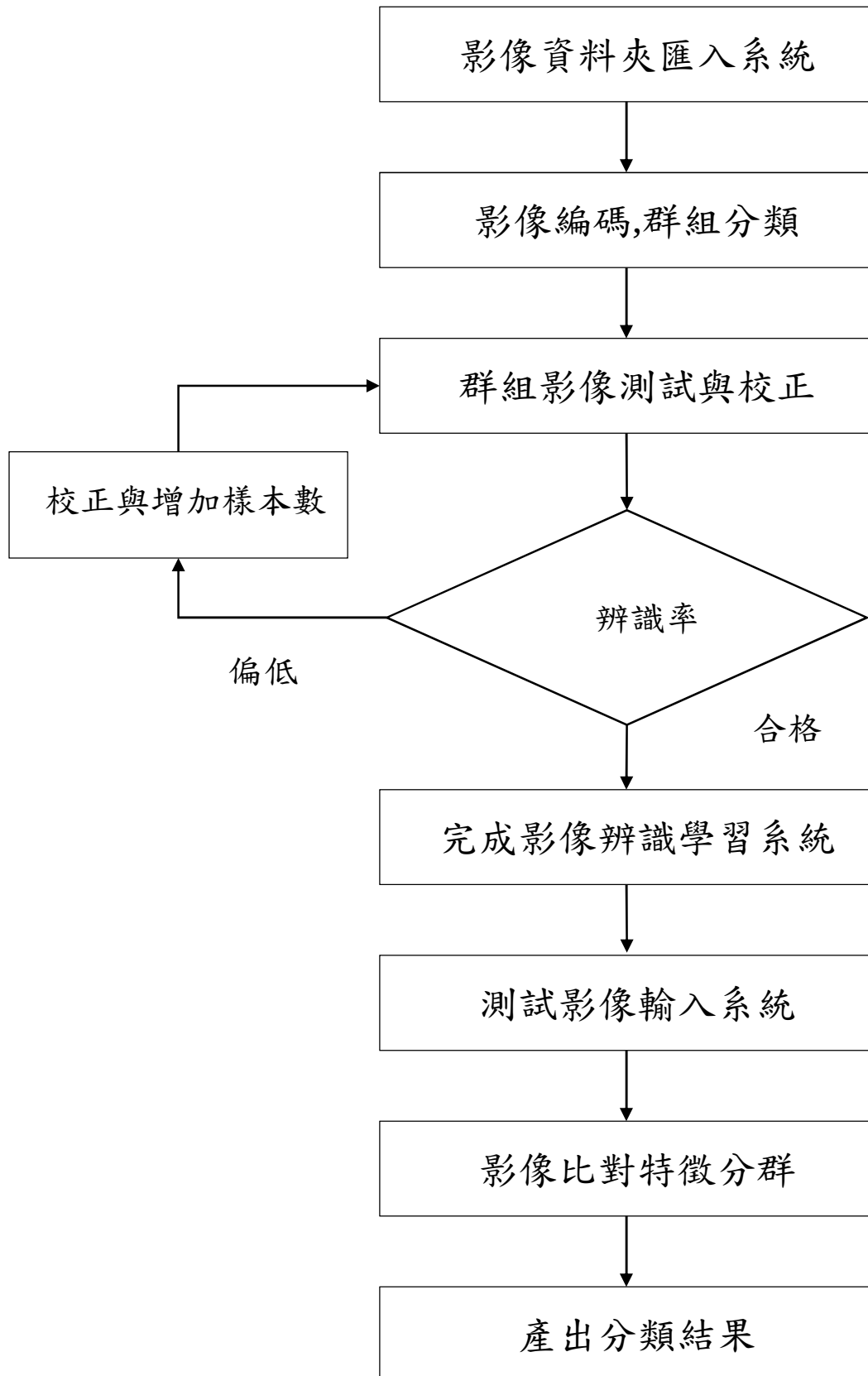


圖4-22 影像辨識訓練流程架構圖

首先將進行水保異常各樣態類型影像收集，再依據各類型樣態進行逐一標註訓練，本計畫主要以針對水保異常樣態包含土砂淤積、崩塌地滑以及沖毀或位移幾類，建置過程首先以人工初始概要分類，再透過人工方式進行第一次標註或將影像進行特徵分割再反覆重新檢視後標註，各類型樣態影像訓練數量約100張影像為基本量，下一步將所彙整影像以資料夾方式匯入，載入於系統中，依據所開發之系統以卷積方式進行自我深度學習，經由系統反覆比對自行分類，最後依分類統計所分析輸出系統訓練結果，再由產出結果評估是否達預訂目標值，因此撰寫外掛軟體進行測試輸出結果樣態比對是否趨於一致，如預期辨識結果率偏低，需進行樣態圖片重檢視分類並編修調整校正，或是以透過樣本數再增加方式，透過反覆學習練將提升系統自動分類訓練結果準確率，訓練樣態圖片匯集示意如下。如下圖4-23所示。

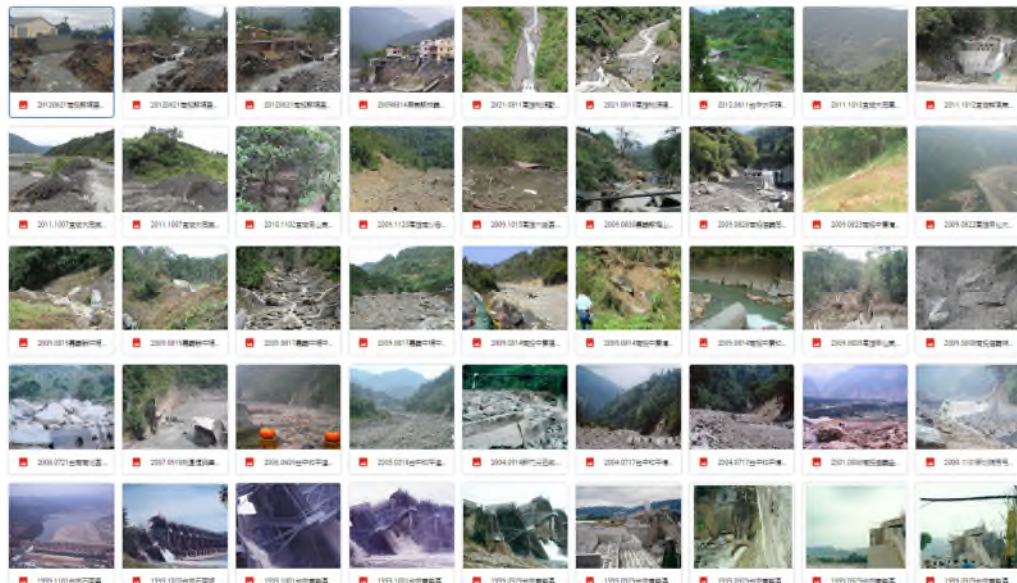


圖4-23 以沖毀位移樣態示意畫面

異常樣態分類深度學習校正

於前一步驟對於測試過程中仍有誤差偏多情事，表示整個標註錯誤或分類分群不一致(如下圖 4-24 所示)，訓練資料重新檢視並將不適宜的部分剔除或重分類，再透過反覆學習練將系統自動分類訓練結果的準確率提升。

	Logistic Regression (Z)	image name	image	size	width	height	
1	河道基模	DJI_0028	DJI_0028.JPG	4945640	4000	3000	0.07
2	河道基模	DJI_0029	DJI_0029.JPG	5235465	4000	3000	0.27
3	河道基模	DJI_0067	DJI_0067.JPG	5202532	4000	3000	0.30
4	河道基模	DJI_0076	DJI_0076.JPG	5222478	4000	3000	0.27
5	河道基模	DJI_0077	DJI_0077.JPG	5023716	4000	3000	0.18
6	河道基模	DSCN2131	DSCN2131.JPG	1023513	2592	1944	0.18
7	河道基模	DSCN2132	DSCN2132.JPG	1098475	2592	1944	0.10
8	河道基模	DSCN2133	DSCN2133.JPG	1132134	2592	1944	0.34
9	河道基模	DSCN2134	DSCN2134.JPG	1077723	2592	1944	0.08
10	河道基模	DSCN2135	DSCN2135.JPG	1065354	2592	1944	0.16
11	棄體位移崩脫	DSCN2136	DSCN2136.JPG	1051224	2592	1944	0.08
12	棄體位移崩脫	DSCN2137	DSCN2137.JPG	1058792	2592	1944	0.12
13	棄體位移崩脫	DSCN2138	DSCN2138.JPG	1138902	2592	1944	0.11
14	山體崩塌	DSCN2139	DSCN2139.JPG	1089502	2592	1944	0.07
15	河道基模	DSCN2140	DSCN2140.JPG	1101778	2592	1944	0.14
16	棄體位移崩脫	DSCN2141	DSCN2141.JPG	1032562	2592	1944	0.28
17	河道基模	DSCN2142	DSCN2142.JPG	1095271	2592	1944	0.35
18	棄體位移崩脫	DSCN2144	DSCN2144.JPG	1114515	2592	1944	0.24
19	河道基模	DSCN2145	DSCN2145.JPG	938825	2592	1944	0.63
20	河道基模	DSCN2146	DSCN2146.JPG	1069231	2592	1944	0.06
21	河道基模	DSCN2147	DSCN2147.JPG	1108905	2592	1944	0.23
22	河道基模	DSCN2149	DSCN2149.JPG	1134324	2592	1944	0.15
23	河道基模	DSCN2150	DSCN2150.JPG	1133917	2592	1944	0.14
24	河道基模	梳子壩結構比對1	梳子壩結構比對1	362791	1266	712	0.03
25	河道基模	梳子壩結構比對2	梳子壩結構比對2	355210	1266	712	0.05

圖 4- 24 系統樣態分群分類結果畫面

所訓練出之系統模型，並於校正後建立一個影像辨識模型檔，再依所預留影像進行辨識與驗證。另外所收集影像匯入系統模型中，系統則會將所輸入影像進行編碼再與所標示樣態之訓練圖庫進行壓縮比對輪廓，在非監督式學習的優點是不需要事先以人力標籤，只給定特徵讓機器想辦法會從中找出規律。在訓練過程中沒有所謂的標準答案，故機器會自己從資料群中找出一套分群的法則，常見的非監督式的分群演算法有 K-means，它根據物以類聚的原理目標是根據特徵把資料樣本分為 K 群。其中在訓練模型時僅須對機器提供輸入的特徵，並利用分群演算法自動從這些特徵中找出鄰近的集群中心作為該類別。進行訓練會後將比對個輪廓特徵分群如圖4-25所示。

經過訓練學習特徵之辨識模型需再進行驗證測試，因此保留部分檔案進行後續模型驗證測試準確率，依所收集影像中未納入訓練之影像匯入，經由系統模型依據訓練學習後特徵與相近的分群樣態比對再將相似結果輸出如圖4-26所示。此方法使用之量表用於一般常生物統計以及應用在臨床上篩檢透過此量表，需找出關鍵的切截點分數(cut-off score)，以正確篩檢出高風險族群的分析方式，此時會進行「ROC曲線法分析（ROC curve, receiver operating characteristic curve）」，ROC 曲線下面積（area under the ROC curve, AUC），其功能在於告訴我們了解新量表或預測模型所具備準確的篩檢能力結果是否為準確率高，因此ROC曲線下面積越大，表示新量表篩檢的結果準確度越高，（以下均簡稱為ROC）的分析。ROC曲線的橫軸和縱軸標題。如表4-4所示。

橫軸為「錯誤接受率」：

1. 被錯誤篩檢出為高風險個案的人數占所有低風險個案人數的比率。

2. 為1－特異度： $\text{「FP} \div (\text{FP} + \text{VN})\text{」}$

縱軸為「正確接受率」：

1. 正確地篩檢出高風險個案的人數占所有高風險個案人

數的比率。

2. 例如100個人當中，有40個人是高風險個案，而用新量表某個切截點分數可篩檢出30個人是高風險個案，其正確接受率為 $30/40 = 0.75$ 。
3. 為敏銳度：「 $VP \div (VP + FN)$ 」

命中率

1. 正確接受和正確拒絕的個案人數佔整體篩檢人數的比率。
2. 計算公式為：「 $(VP + VN) \div (VP + FN + FP + VN)$ 」

錯誤拒絕率

1. 高風險個案未被篩檢人數佔所有高風險個案人數的比率。
2. 計算公式為：「 $FN \div (VP + FN)$ 」

表 4-4 預測各項指標表

實際情況	根據新量表所做出來篩檢結果		預測效度指標
	高風險	低風險	
高風險族群	正確接受的人數 (valid positive, VP)	錯誤拒絕的人數 (false negative, FN)	敏銳度 $VP \div (VP + FN)$
低風險族群	錯誤接受的人數 (false positive, FP)	正確拒絕人數 (valid negative, VN)	特異度 $VN \div (VN + FP)$

資料來源:蘇宜芬、張祐瑄、李孟峰、黃鈺茜(2016)

AUC數值的範圍從0到1，數值愈大愈好。以下為AUC數值

一般的判別規則：

$AUC=0.5$ (no discrimination 無鑑別力)，ROC剛好是對角線。

$0.7 \leq AUC \leq 0.8$ (acceptable discrimination 可接受的鑑別力)

$0.8 \leq AUC \leq 0.9$ (excellent discrimination 優良的鑑別力)

$0.9 \leq AUC \leq 1.0$ (outstanding discrimination 極佳的鑑別力)

在本計畫系統分群結果以羅吉斯迴歸模型的顯著性檢定結果可以看出AUC數據0.863，落於0.8-0.9間優良的鑑別力。

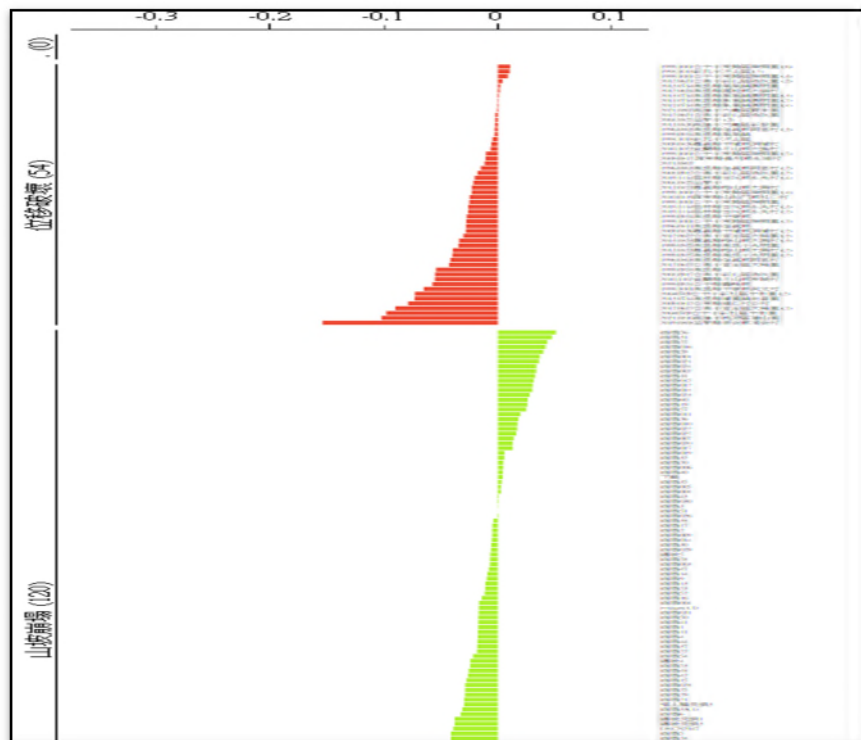


圖4- 25深度學習後自動分類畫面-1

Evaluation results for target (None, show average over classes) ▼						
Model	AUC	CA	F1	Precision	Recall	
Logistic Regression	0.863	0.567	0.555	0.549	0.567	
Naive Bayes	0.759	0.362	0.373	0.505	0.362	
Neural Network	0.842	0.556	0.549	0.545	0.556	
Random Forest	0.701	0.407	0.376	0.369	0.407	

圖4- 26 深度學習模型測試

樣態進階分級訓練

本階段將進行進階異常樣態分級訓練，因此將藉由深度學習影像辨識第一階段成果，將影像匯出再透過不同專家給予評分，進一步以模糊推論方式來協助異常樣態分級，依據分類、分級後成果再匯入深度學習系統，強化分級深度學習訓練成果。最後再依據各評等結果進一步整合常用的維護方式提供給與異常樣態級別下的維護方式建議。步驟程序如下圖 4-27所示。

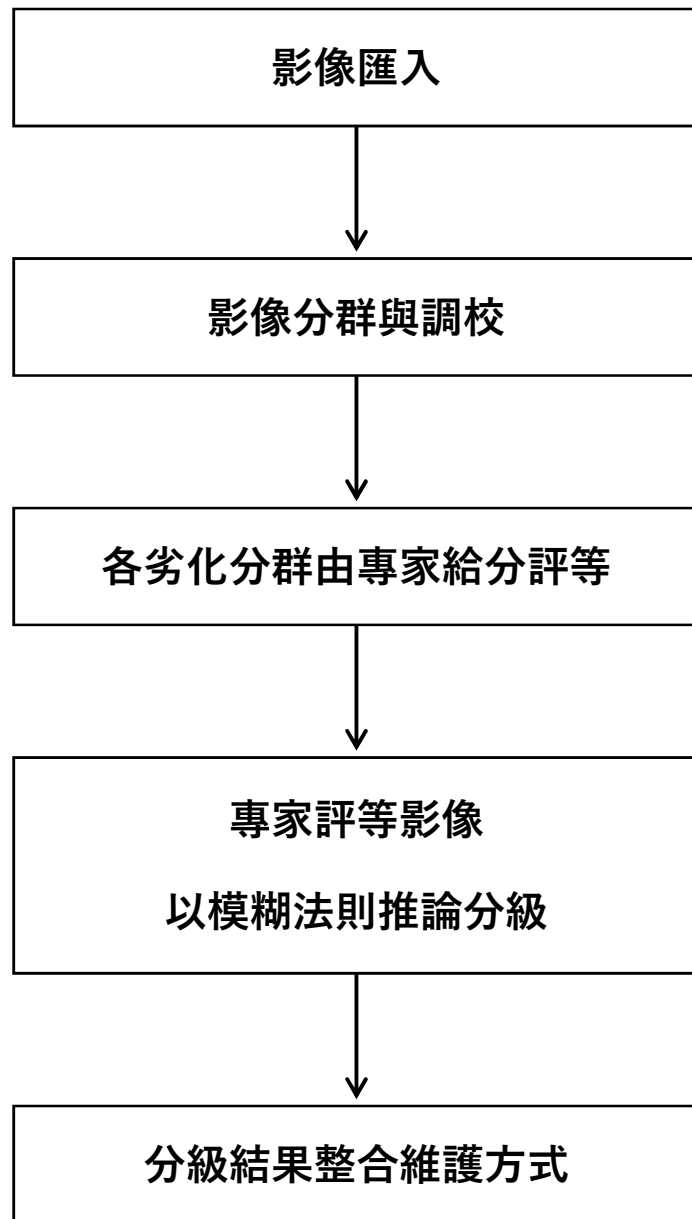


圖4- 27進階分級流程圖

異常樣態模糊推論分級

水保設施造成損害者不外乎是遭到撞擊、沖刷等因素，
於現場巡檢時所空拍攝影像或是所建置3D影像模型，針對影

像中的異常樣態進行辨識與評估，以系統所建置影像辨識模型進行辨識與評斷分級結果，於系統訓練過程中再進一步強化標註個級別強度，藉由專家協助給予各影像評分，透過系統中所寫入模糊推論架構語法進一步評等分級，以提升系統對於影像辨識樣態後所進行分級訓練之準確性，然而透過系統辨識與評等分級主要有利於瞭解水保設施功能及周邊環境的現況。

本計畫採用針對影像評等，整合模糊推論評等的主要問題點，語意與量化方式認定過程會使專家對於不同評等方式時會產生的評等結果差異問題，因此綜合以 10 分法為架構，以模糊語意尺度設定，再進一步以推論方式產生整個狀態性能分級，再運用該分級找尋合適的維護方式，達到整體異常樣態評等過程的改善，因此本計畫將先行整合語義與分數認定，進一步整合後產生參考語義與分數，常見專家意見整合方式應用模糊及合為常見的方法之一，可以透過模糊偏好關係以取得專家們的交集，所以透過對於影像給於分數評等以及利用模糊理論來協助將其分數重新隸屬函數定義。以模糊理論主要用意之處以模糊理論來描述不確定的邏輯問題，此外也可將語意部分透過此方式進行轉換已達到合理的區間。

分以下類別包含良好、不佳、極差三個主要部分，但針對模糊重疊部分定義為尚可、差兩種，並給予各分類參考範圍，加上 10 分法較能夠明確顯示破壞現狀，針對 11 位水保工程經歷 8 年以上的專家透過訪談並以實際照片進行問卷填寫後訂出隸屬函數範圍。如下表 4-5 所示。

表 4-5 模糊問卷專家訪談年資表

職稱	工程年資	人數
水保工程師	20 年以上	1
水保技師	11~15 年	1
公部門承辦人員	8~10 年	9

模糊尺度問卷量表架構如下表 4-6 所示模糊尺度問卷評估表，建議填寫數字區間 0~10 分別填寫於各區間。例如類別小，填寫 0~2 以此類推。

表 4-6 模糊隸屬函數評估量表

類別 \ 語意	良好		尚可		不佳		差		極差		
程度(D)	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10

以十分法為 0-10 分，那左邊邊界設為 0 右邊邊界設為 10，

中間值設為 5，依據公式 1 運算將邊界 2 至 8 分成 3 等份。那所選擇後依據良好、尚可、極差所提供的範圍去選擇分數。再將 10 分法化為 3 個主要區間，再以訪談結果透過模糊方式將兩區間重疊模糊部分提供參考值，並定出各區間參考值，來協助評估人員的使用。

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & , \quad x < a_1 \\ (x - a_1) / (a_2 - a_1) & , \quad a_1 \leq x < a_2 \\ 1 & , \quad a_2 \leq x < a_3 \\ (a_4 - x) / (a_4 - a_3) & , \quad a_3 \leq x < a_4 \\ 0 & , \quad x \geq a_4 \end{cases} \quad \text{公式 1}$$

以樣態程度良好的所訪談後參數值落於為[0, 4]，但是良好的程度不同，此時邊界小於 2 所對應的隸屬函數為定值 1，但 [2, 4]之間的隸屬函數有部份專家有填寫有部分捨棄，因此該部分模糊範圍與尚可的部分重疊該部分則定義為可，該部採斜線公式取得模糊數值以此類推。

本計畫對於專家給予影像分數後透過系統解模糊後，可以實際反映該實際樣態現況等級，也可藉此讓現況分級可以有效達到狀態性能分級以降低所產生的偏差值也是本計畫採用 Fuzzy 的重點，由於本計畫採用 matlab 演算軟體，協助進行模糊演算與推論，因此利用模糊推論出結果，針對樣態情況分級

設定良好為等級 A，樣態情況變中等或尚可時為等級 B，樣態情況極差時為等級 C，將依據異常樣態分類及分級架構延伸於本計畫後續維護應用案例式推理比對條件，以利案例進行搜尋匹配相近似案例。

本計畫所建立之平台乃採用 python 程式語言自行開發，透過監督式學習的卷積神經網路 CNN(Convolutional Neural Network)語法架構，並以特徵圖經由池化仿照人的視覺系統進行降維及平均化的降維計算，經由將圖片轉換成點矩陣模式，所以一張影像就是將相片在空間中分割成一點一點整齊排列的像素，再給予每一點一個整數數值表示該點的灰階。一張影像的結構可視為一個矩陣，矩陣的行列定義像素的位置，儘管圖片是以變形、旋轉等形式運行辨識，系統中加入模糊推論語法強化樣態辨識與分級結果一致性。資料進行模型訓練跟結果驗證(verify)，我們將 500 筆資料分成兩個部份，前 400 筆做為訓練資料，後 100 筆當成驗證用的資料。把訓練資料和驗證資料放入進函式，經過一些時間訓練，就可以得到深度學習模型的結果。本計畫對分群成果所蒐集圖像分群為邊坡崩塌、河道淤積、及結構崩毀位移，再經專家分類 2-3 等級，每一樣態影像經分級後數量至少維持約 100 張，因此每一樣態經抽樣保留約 20 張做為測試驗證。

首先依本計畫執行樣態分群，之後再請專家協助評等分類再依序上傳訓練如圖 4-28 所示，經系統影像學習後進行測試結果達 8 成為可辨識，但仍有部分樣態呈現錯誤樣態情況，代表需再進行樣態校正，經測試結果分析有以幾種原因產生，包含有標註結果過多、影像品質不佳、訓練資料太少、訓練世代太少以及標示錯誤情況，測試異常結果如下圖 4-29 所示。於案例測試中發現兩圖像均為崩塌地形，經 AI 辨識後卻有兩種樣態結果，崩塌地 1 因有河道部分因坡地崩塌導致有明顯河道淤積情況，因該部分有兩中樣態存在，因此需再進行特徵分割，或是重新定義該樣態影像的分類與分級。並在回歸至系統中再強化特徵學習，再捲積與池化後最為後續學習樣態之一。

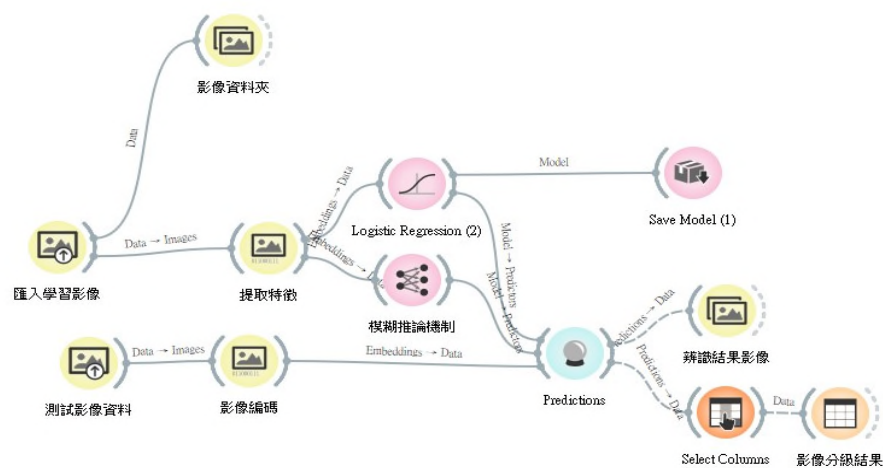


圖 4-28 本計畫建立深度學習辨識分類訓練系統



圖 4-29 系統辨識分類異常結果本計畫產出

系統執行中樣態影像分群與分級後藉由羅吉斯回歸驗證測試結果是否達一致性，作為本計畫後續的校正參考，另外需逐一針對影像畫質不佳部分、模擬兩可標示進行剔除，再將資料轉置回到本計畫所開放系統進行學習，並依原預定 100 張基本訓練數量再增加，並於系統執行世代增加訓練次數以強化辨識的準確性，相關參數設定如下訓練世代(Epoch)為 60，批次訓練大小(Batch_Size)為 10，學習率為 0.001。系統強化訓練結果如下圖 4-30 與 4-31 所示。最佳的訓練次數大約在 7 到 10 次之間，效果就能達到上限準確率約 0.98

崩塌C	護坡2	29040	397	266	崩塌C	崩塌B	崩塌C	崩塌C	崩塌C
崩塌C	護坡2	29040	397	266	崩塌C	崩塌C	崩塌C	崩塌C	崩塌C
崩塌C	護坡受損1	169724	640	480	崩塌C	崩塌A	崩塌A	崩塌A	崩塌C
崩塌C	護坡受損1	169724	640	480	崩塌C	崩塌C	崩塌C	崩塌A	崩塌C
崩塌C	護坡受損1	169724	640	480	崩塌A	崩塌A	崩塌A	崩塌A	崩塌A
崩塌C	護坡受損1	169724	640	480	崩塌C	崩塌A	崩塌A	崩塌A	崩塌C
崩塌C	護坡受損3	245395	552	385	崩塌C	崩塌C	崩塌C	崩塌C	崩塌C
崩塌C	護岸受損4	204822	494	369	崩塌C	崩塌A	崩塌A	崩塌A	崩塌A
崩塌C	護岸受損4	204822	494	369	崩塌B	崩塌B	崩塌A	崩塌A	崩塌B
崩塌C	護岸受損4	204822	494	369	崩塌B	崩塌A	崩塌A	崩塌A	崩塌B
崩塌C	護岸受損4	204822	494	369	崩塌C	崩塌A	崩塌A	崩塌A	崩塌B
崩塌C	護岸受損4	204822	494	369	崩塌A	崩塌B	崩塌A	崩塌A	崩塌A
崩塌C	護岸受損6	193361	800	600	崩塌A	崩塌B	崩塌A	崩塌A	崩塌C
崩塌C	護岸受損6	193361	800	600	崩塌A	崩塌B	崩塌A	崩塌A	崩塌C
崩塌C	護岸受損6	193361	800	600	崩塌A	崩塌B	崩塌A	崩塌A	崩塌C
崩塌C	護岸受損6	193361	800	600	崩塌A	崩塌B	崩塌A	崩塌A	崩塌C
崩塌A	DJI_0011	5986566	4000	3000	崩塌B	崩塌B	崩塌A	崩塌A	崩塌B
崩塌A	DJI_0011	5986566	4000	3000	崩塌B	崩塌B	崩塌A	崩塌A	崩塌B
崩塌A	DJI_0013	5276834	4000	3000	崩塌A	崩塌A	崩塌A	崩塌A	崩塌A
崩塌A	DJI_0013	5276834	4000	3000	崩塌A	崩塌A	崩塌A	崩塌A	崩塌A
崩塌A	DJI_0013	5276834	4000	3000	崩塌A	崩塌A	崩塌A	崩塌A	崩塌A
崩塌A	DJI_0013	5276834	4000	3000	崩塌A	崩塌A	崩塌A	崩塌A	崩塌A
崩塌A	DJI_0013	5276834	4000	3000	崩塌A	崩塌C	崩塌A	崩塌A	崩塌B
崩塌A	DJI_0013	5276834	4000	3000	崩塌A	崩塌A	崩塌A	崩塌A	崩塌A
崩塌A	DJI_0013	5276834	4000	3000	崩塌A	崩塌A	崩塌A	崩塌A	崩塌A
崩塌A	DJI_0027-1	791160	2000	1124	崩塌A	崩塌A	崩塌A	崩塌A	崩塌A
崩塌A	DJI_0027-1	791160	2000	1124	崩塌A	崩塌A	崩塌A	崩塌A	崩塌A
崩塌A	DJI_0027-1	791160	2000	1124	崩塌A	崩塌A	崩塌A	崩塌A	崩塌A
崩塌A	DJI_0028	4945640	4000	3000	崩塌A	崩塌A	崩塌A	崩塌A	崩塌A
崩塌A	DJI_0028	4945640	4000	3000	崩塌A	崩塌A	崩塌A	崩塌A	崩塌A

圖 4- 30 測試校正影像分類列表本計畫產出

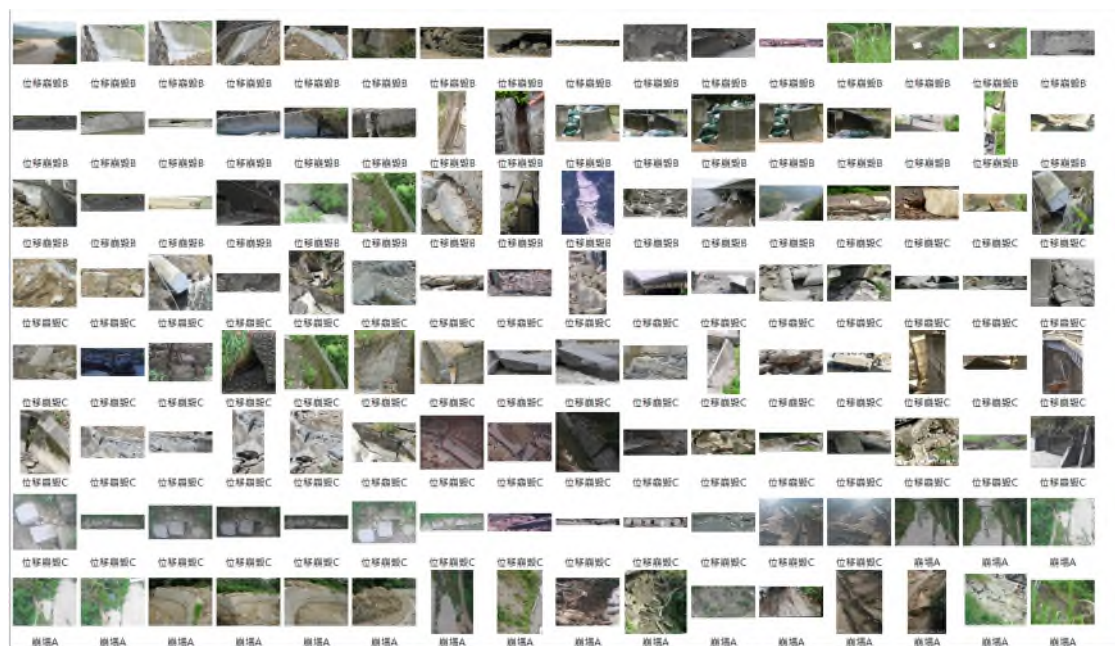


圖 4- 31 測試校正影像分類圖

對於計劃所開發系統訓練學習特徵之辨識模型的分類結果是否達效用，常見以羅吉斯迴歸模型與類神經網路判別深度學習辨識檢驗分類工具的結果，除了看曲線的圖形之外，另可以利用曲線下的面積(Area Under Curve; AUC)來判別受試者工作特徵曲線

(Receiver operating characteristic curve; ROC)曲線的鑑別力，AUC 數值的範圍從 0 到 1，數值愈大愈好。以下為 AUC 數值一般的判別規則：

AUC=0.5 (no discrimination 無鑑別力)，ROC 剛好是對角線。

$0.7 \leq \text{AUC} \leq 0.8$ (acceptable discrimination 可接受的鑑別力)

$0.8 \leq \text{AUC} \leq 0.9$ (excellent discrimination 優良的鑑別力)

$0.9 \leq \text{AUC} \leq 1.0$ (outstanding discrimination 極佳的鑑別力)

在崩塌樣態群狀態 A 曲線下的面積(AUC)數值為 0.881 與 0.806，顯著性檢定結果為有為極佳的鑑別有優良的鑑別力 ROC 曲線如圖 4-32 所示，樣態群狀態 B 曲線下的面積(AUC)數值為 0.835 與 0.802，顯著性檢定結果為有優良的鑑別力 ROC 曲線如圖 4-33 所示，樣態群狀態 C 曲線下的面積(AUC)數值為 0.926 與 0.908 依狀態判定顯著性檢定結果為極佳的鑑別力 ROC 曲線如圖 4-34 所示。

Evaluation results for target 崩塌A					
Model	AUC	CA	F1	Precision	Recall
Neural Network	0.806	0.960	0.279	0.367	0.225
Logistic Regression	0.881	0.961	0.246	0.357	0.188

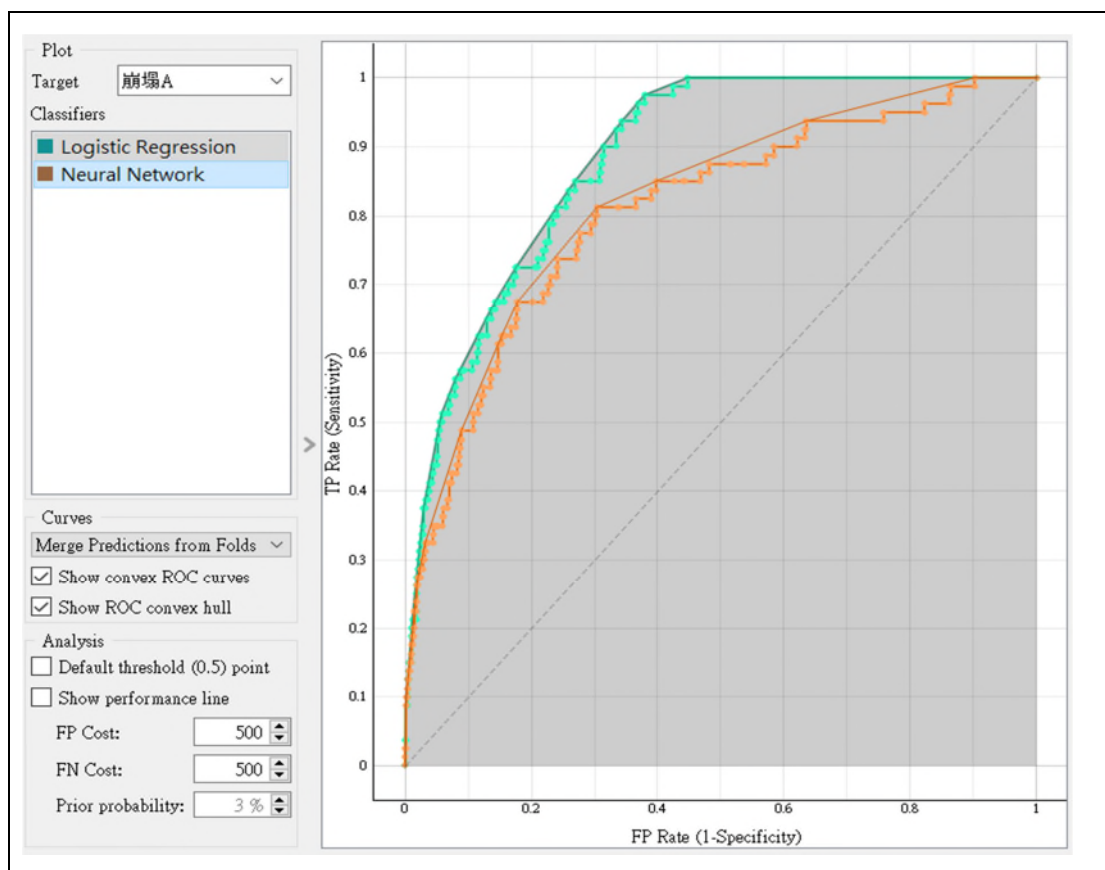


圖 4- 32 崩塌樣態群狀態 A 驗證結果

Evaluation results for target 崩塌B

Model	AUC	CA	F1	Precision	Recall
Neural Network	0.802	0.906	0.247	0.273	0.225
Logistic Regression	0.835	0.908	0.310	0.320	0.300

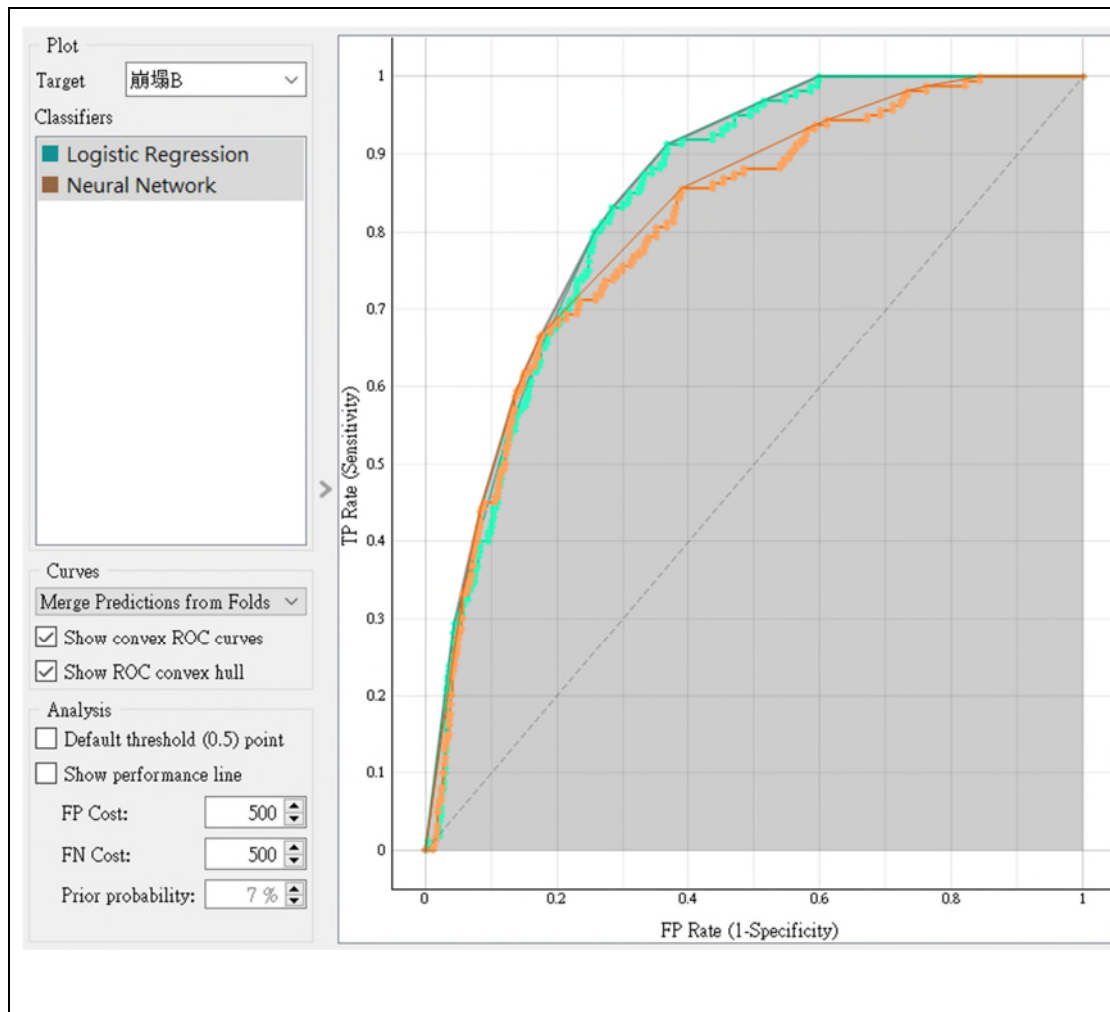


圖 4- 33 崩塌樣態群狀態 B 驗證結果

Evaluation results for target 崩塌C

Model	AUC	CA	F1	Precision	Recall
Neural Network	0.908	0.919	0.447	0.447	0.447
Logistic Regression	0.926	0.918	0.405	0.430	0.382

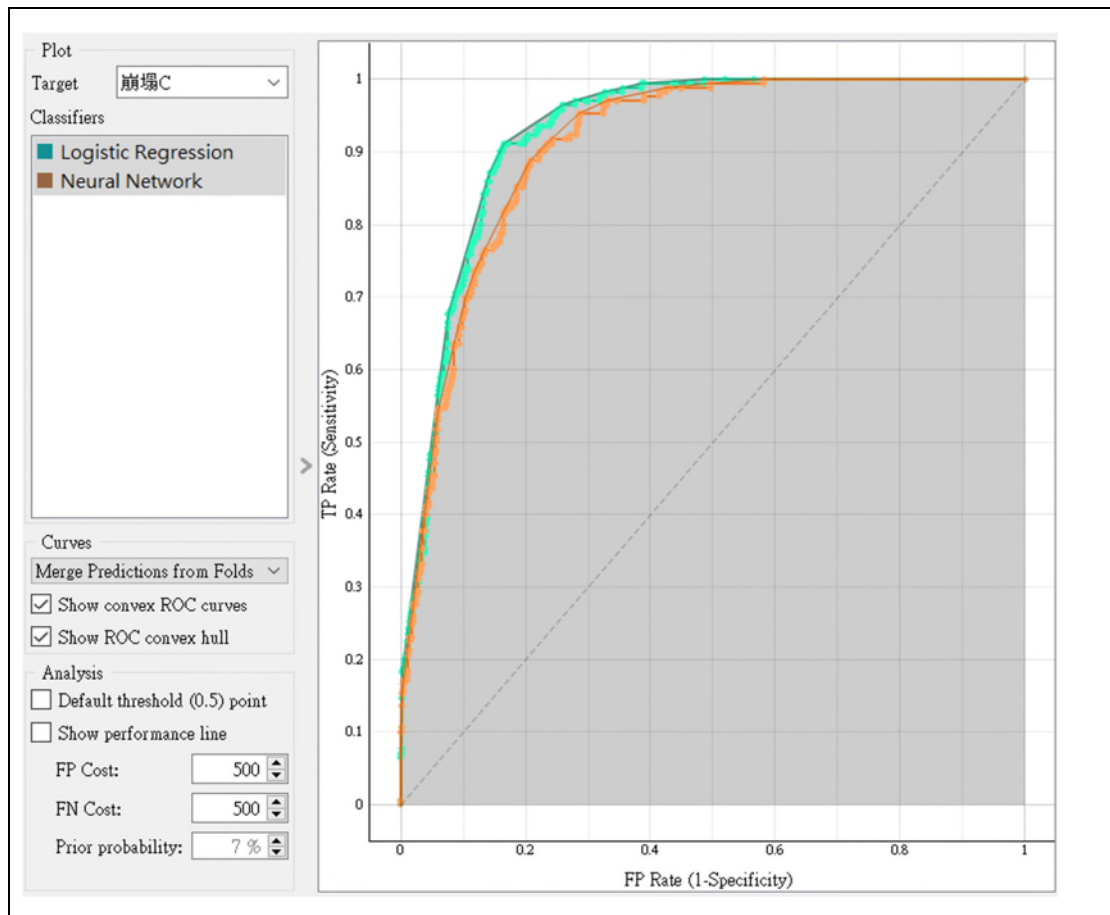


圖 4- 34 崩塌樣態群狀態 C 驗證結果

在淤積樣態群狀態 A 曲線下的面積(AUC)數值為兩模式結果暈為 0.815，顯著性檢定結果為有優良的鑑別力 ROC 曲線如圖 4-35 所示，樣態群狀態 B 曲線下的面積(AUC)數值為 0.850 與 0.842，顯著性檢定結果為有優良的鑑別力 ROC 曲線如圖 4-36 所示，樣態群狀態 C 曲線下的面積(AUC)數值為 0.863 與 0.83 依狀態判定顯著性檢定結果為有優良的鑑別力 ROC 曲線如圖 4-37 所示。

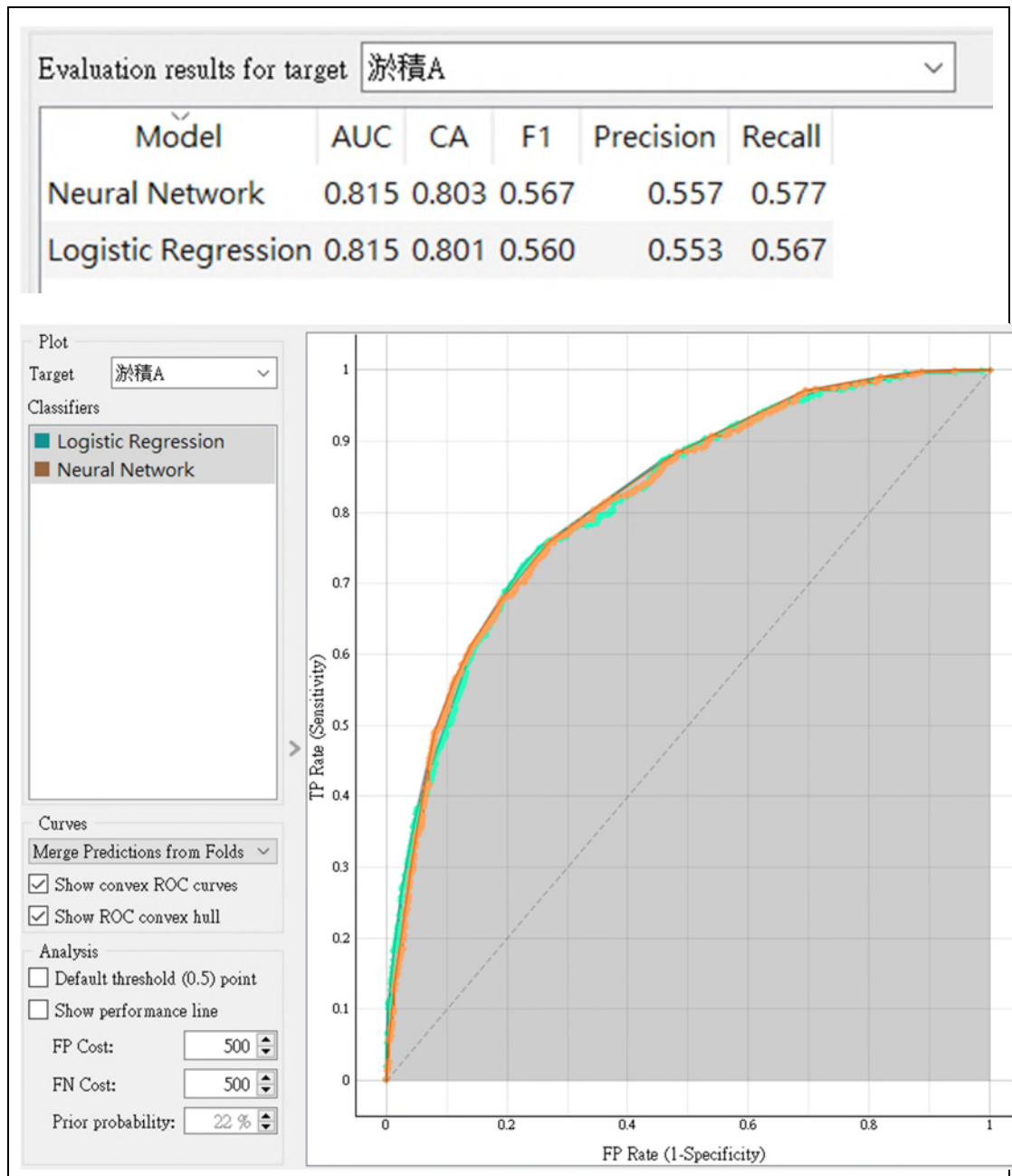


圖 4- 35 淤積樣態群狀態 A 驗證結果

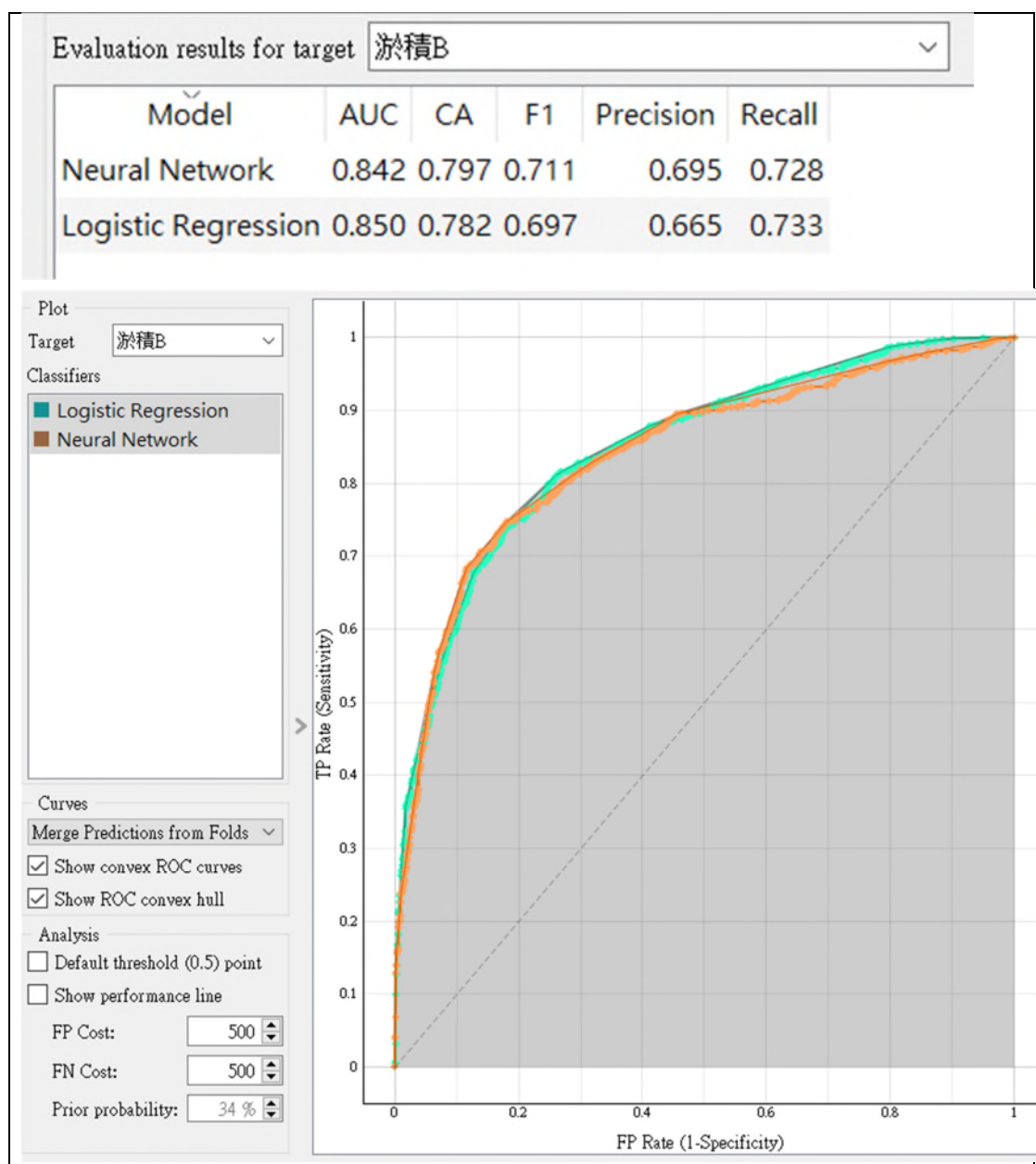


圖 4- 36 淤積樣態群狀態 B 驗證結果

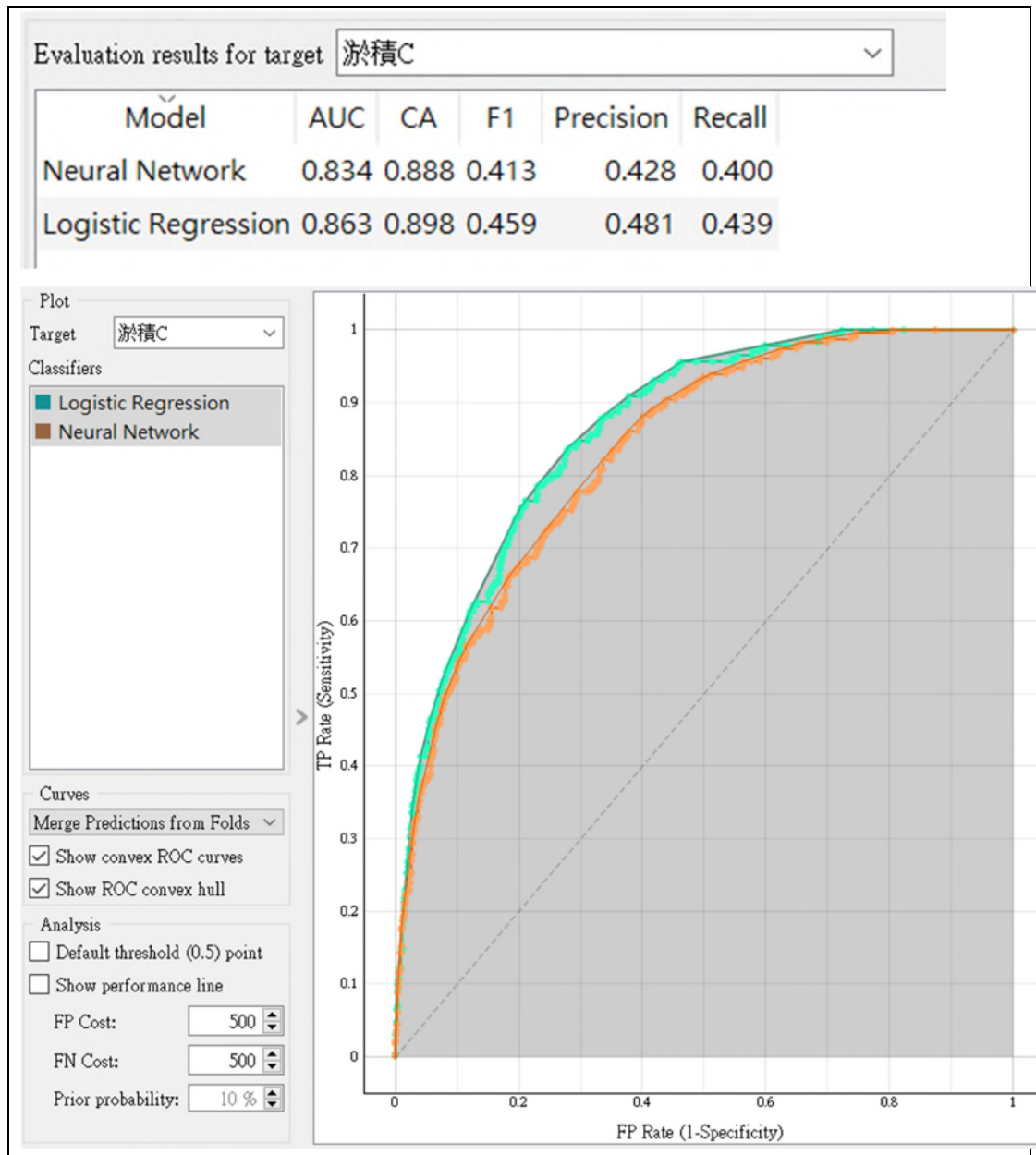


圖 4- 37 淤積樣態群狀態 C 驗證結果

在位移崩毀樣態群狀態 B 曲線下的面積(AUC)數值為 0.854 與 0.823，顯著性檢定結果為有優良的鑑別力 ROC 曲線如圖 4-38 所示，樣態群狀態 C 曲線下的面積(AUC)數值為 0.913 與 0.898 依狀態判定顯著性檢定 0.898 已接近 0.9 因此結果可視為極佳的鑑別力 ROC 曲線如圖 4-39 所示。

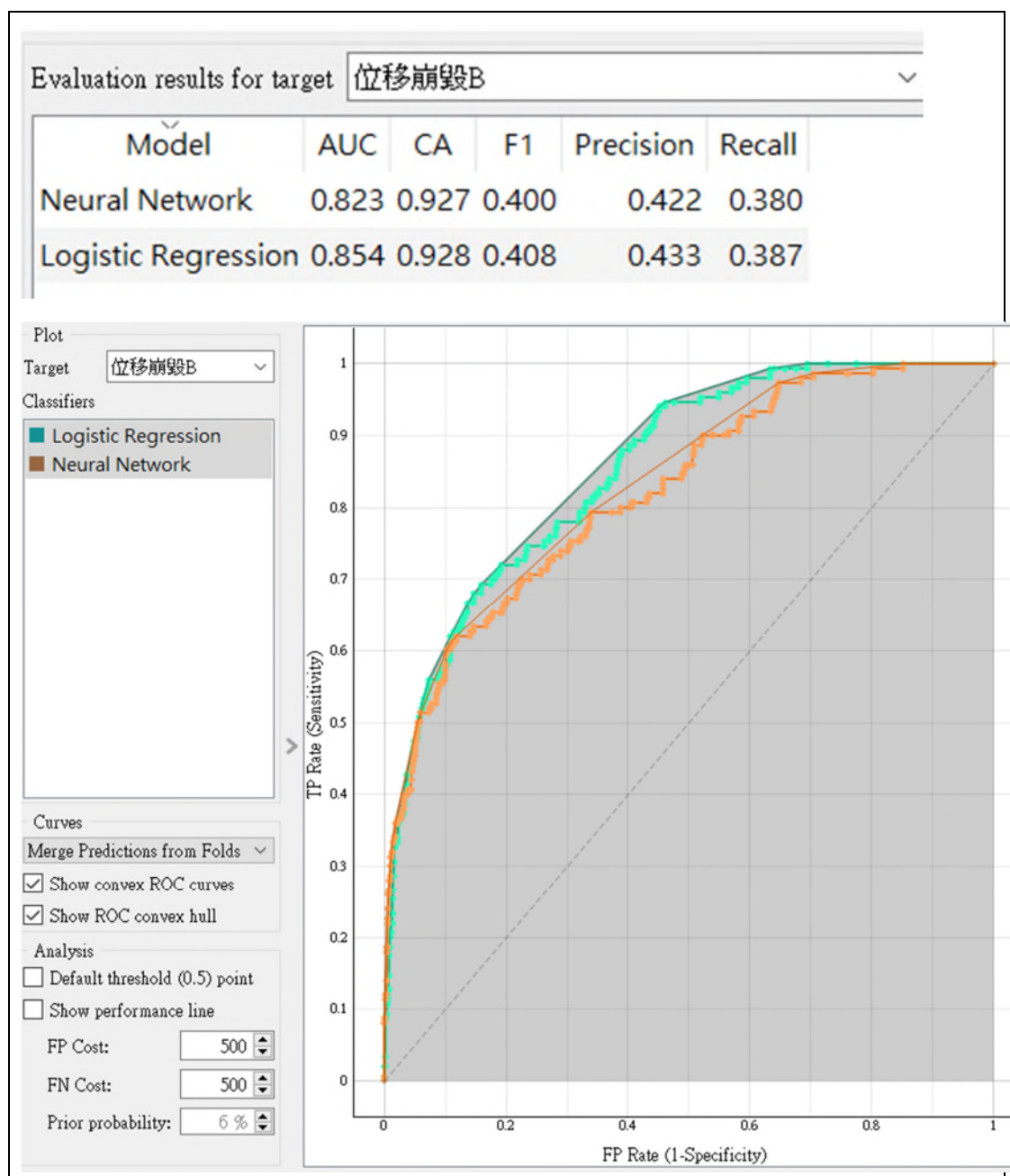


圖 4- 38 位移崩毀樣態群狀態 B 驗證結果

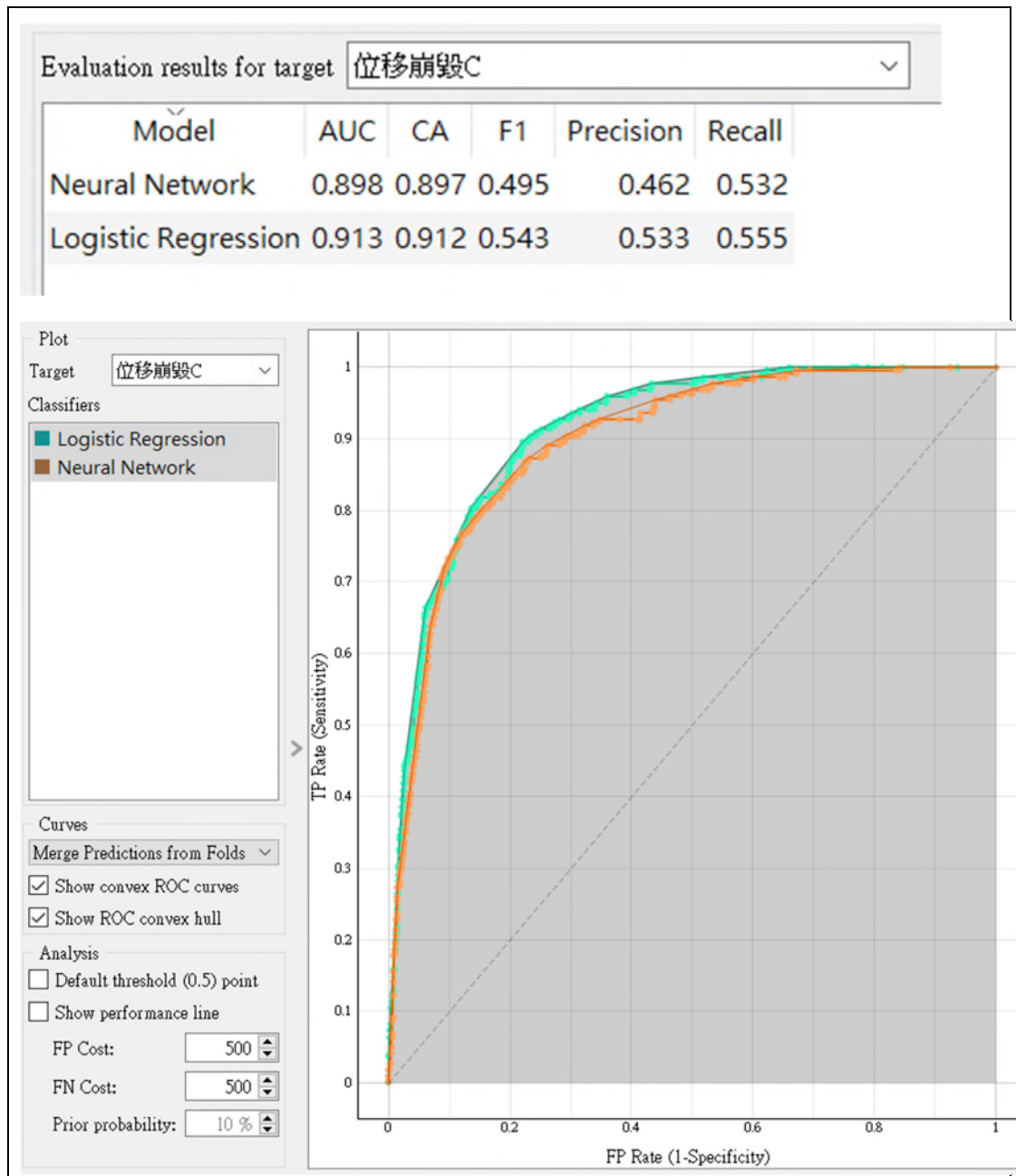


圖 4-39 圖位移崩毀樣態群狀態 C 驗證結果

透過預留之影像做為測試之用，並擷取部分特徵，經輸入 40 組測試影像，所系統產出樣態分類及評等成果均符合預期，正確率達 99.5%，僅一結果分類正確但評等上有些微偏差但仍然在接受範圍，整體測試後結果如圖 4-40 所示。

本計畫分級等級 A 代表情況良好無異常樣態或輕微，等級 B 代表目前該區域所顯示異常樣態趨於中等形式，相對的現況越差為等級 C，將依據異常分類與等級整合，以利後續系統建置採條件式進行搜尋出維護方式。如表 4-8 所示。

表 4-7 各種維護方式說明

維護方式	說明
例行巡檢	設施維護相關單位，颱風、豪大雨季季節前後，時檢查設施功能是否正常。
淤積清除	因土砂或異物淤積，影響水保設施無法正常發揮排水功能，於水保設施淤積之部分進行清除整理，確保此設施還發揮原有設計之功能。
損壞部位拆除重作	設施僅部分呈現損壞等情形，其它部分未遭受影響功能之損壞，請設施維護相關單位，於損壞之部分進行拆除，確保此設施保有正常之功能。
全部重新施作	設施損壞部分已嚴重影響其設施功能，評估此設施功能，重新規劃設計施工以符合此功能需求之設施。

(資料來源：本計畫整理)

表 4-8 異常樣態與維護方式整合表

異常類別	異常狀況描述	現況等級	維護方式
土砂淤積	河道出現明顯土砂淤積，性能狀態尚可	A	例行巡檢
	水保結構設施遭土砂輕微覆蓋，性能狀態變差	B	淤積清除
	水保結構設施遭土砂輕微覆蓋，性能狀態極差	C	淤積清除
崩塌地滑	山坡面小範圍的崩塌現象，無造成河道淤積潛勢	A	例行巡檢
	山坡面中範圍的崩塌現象，造成河道中度淤積潛勢	B	例行巡檢
	山坡面大範圍的崩塌現象，造成河道高度淤積潛勢	C	淤積清除

位移	設施些微位移之現象，性能狀態尚可時	A	例行巡檢
或	設施呈現明顯位移之現象，性能狀態差時	B	損壞部位打除重作
沖毀	當嚴重位移之現象，性能狀態極差時	C	全部重新施作

(資料來源：本計畫整理)

5. 建置巡檢履歷資料庫

(1.) 資料庫架構

水保設施巡檢維護履歷資料庫架構，包含設施與周邊環境異常歷程，藉由視覺化資訊與維護建議功能呈現，以利於巡檢所收集資料的個案完整性。巡檢履歷本計畫定義為係指同一地點於不同時期，對於主要水保構造設施與周邊巡檢紀錄。

本計畫將運用資料庫概念，將其檢測紀錄包含前後比對影像，AI 自動比對樣態與分級結果，整合圖像等相關資料匯入個人電腦端資料庫中儲存再進行讀取。因此本計畫將依據所需要紀錄的表格欄位與資料庫中編碼建置，包含有基本資料表、水保設施與環境樣常樣態現況分級、圖庫、維護方式表，透過資料庫中的主鍵以及各資料進行串連，再由以網頁方式透過瀏覽器呈現。以可透過不同行動裝置進行資料讀取。資料故關聯架構如下圖 4-41 所示。

本計畫所建置之資料庫架構包含歷程資訊，巡檢紀錄、分期影像紀錄差異比對紀錄，以 AI 自動辨識樣態與評等級結果首先將彙整現場收集資料，經前後期差異比對、辨識異常樣態並將分級結果匯入資料庫，並由計算器搜尋出各樣態級別下合適的維護方式，再匯入資料庫中，最後組合一資料表單頁面，並存入資料庫做為案例，方便後續查詢與調閱。

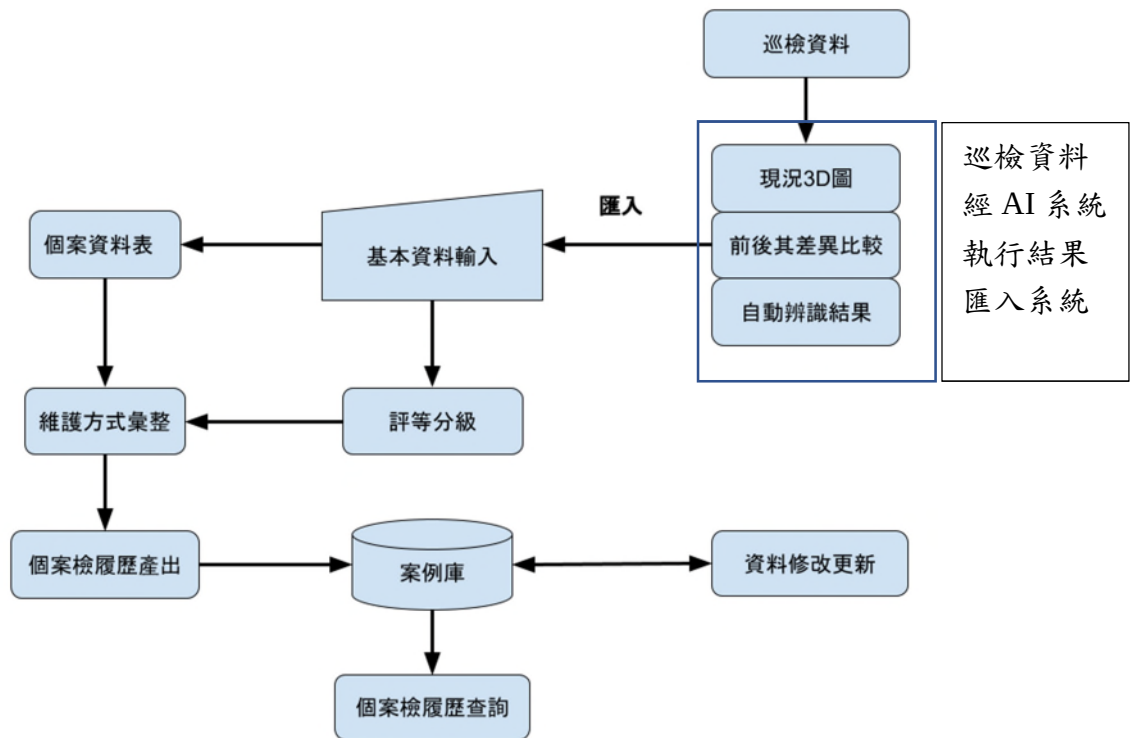


圖 4-41 資料庫關聯架構圖

於資料庫進入首頁需以管理人員的帳密登入如圖 4-42 所示，進入系統後為個案資料維護，個案資料維護主要是針對個案新增，點入個案資料維護後可依據巡檢資料填入包含所在地點、專案號、日期、檢測單位等。專案號為本計畫系統中使用

經點選後可依前、後不同期所比對誤差百分比做為參考，依自動辨識評等分級結果，系統會針對分級結果並依對樣態與分級後所配對出合適的結果提供建議。如圖 4-43 所示



圖 4-42 資料庫登入頁面

圖 4-43 評等分級結果提供建議頁面

異常樣態主要以暫時現象與結構受損兩類，暫時性現象：本計畫定義為暫時現象為河道變化淤塞一種，包含泥砂淤積或植生覆蓋，因該情況大都是因上游土石崩落而造成淤積，但其結構功能已有發揮預期功能，但需要加以清理，應可恢復其原本主要設定之功能狀態。

結構受損：本計畫定義為對整體的結構物已產生嚴重破壞衝擊，再者已影響到整體的實際功能運作，並對未來使用上的安全性有著巨大的風險存在，如結構位移或沖毀，因此對此類狀態檢測時需要加以評估其整體的安全性。異常樣態如下表4-9所示。

表 4-9 異常樣態表

類型	樣態
暫時性現象	土砂淤積
	植生覆蓋
結構破壞	位移
	沖毀

個案歷程維護資料

於個案資料維護中資訊包含有專案號、巡檢日期、地點、前後期差異標示圖、差異值、辨識異常樣態分類與評等分級、系統評估建議，主要資訊可提供管理者評估該水保設施與環境現況趨勢。

案例探討

案例 A 地點雲林縣古坑鄉華山村，水保巡檢範圍中的設施型態包含有一座梳子壩、五座固床工以及單側邊坡以及單側護岸。資料如圖 4-44 所示

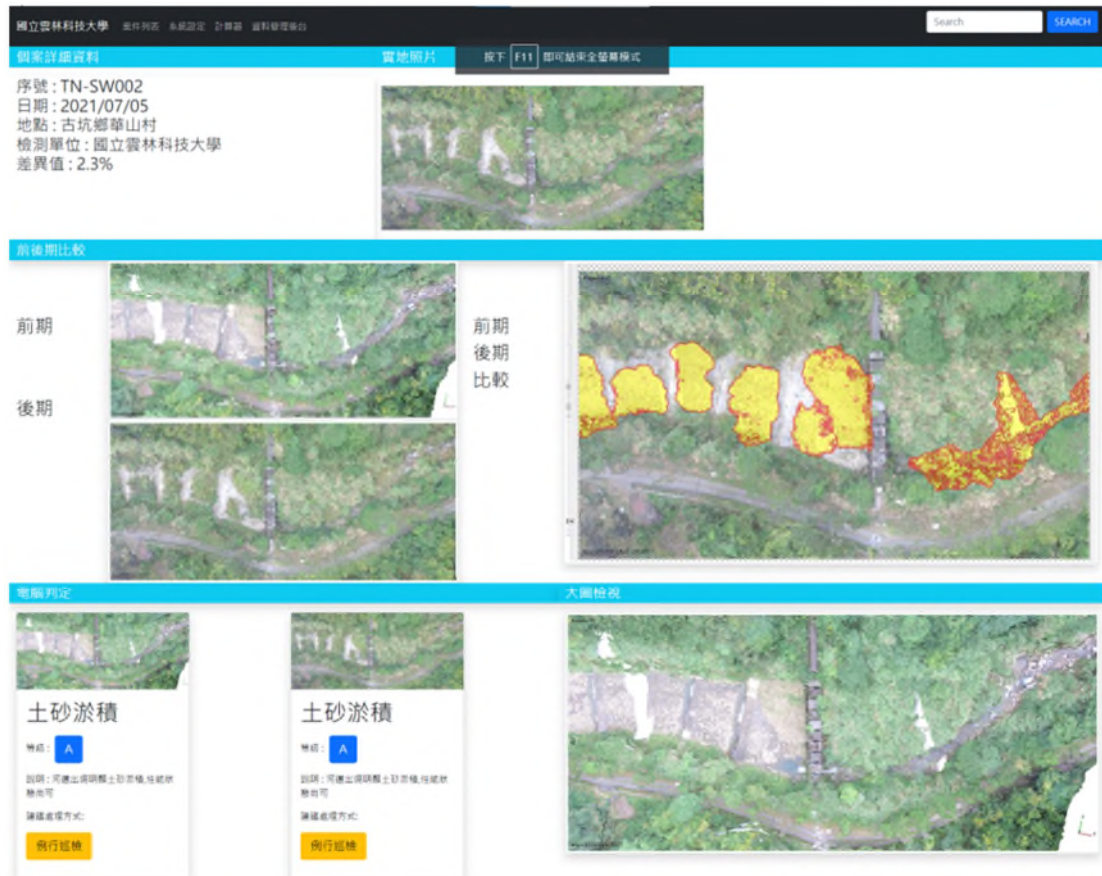
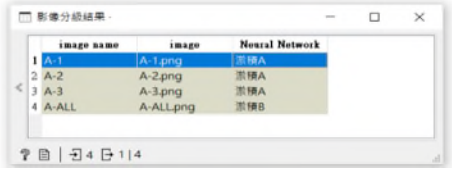


圖 4-44 案例 A 個案歷程資料維護頁面

本案例採不同年度，前後期比較差範圍約有 5.63% 的差異，如表 4-12 期前巡檢時，進一步針對異常部分以 AI 影像自動辨識處理樣態及評等，共化分為二處結果均為土砂淤積類型，分級結果維 A 級，因此系統處理方式建議以例行巡檢方式處置，再進一步探討分析樣態為河道中有大量的植生覆蓋樣態上屬暫時現象因，於影像上可得知原先被植生覆蓋部經河水冲刷後，露出河道但有部分防砂結構下方略有掏空樣態，但整體尚屬正常現象，因此現況等級 A 級，維護方式可依系統建議正常巡檢即可。於不同年度收集影像後發現差異變化較小，主要是河道遭到植生覆蓋

所造成差異因此對於結構本體差異甚小。如表 4-10 所示。

表 4-10 案例 A 分析表

時間	前期 110/3/5，後期 111/7/05										
差異分析 圖 2.32%											
	<table border="1"> <thead> <tr> <th colspan="2">統計資料</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>平均誤差 (*)</td> <td>2.32065</td> </tr> <tr> <td>最小誤差</td> <td>0</td> </tr> <tr> <td>最大誤差 (*)</td> <td>141</td> </tr> <tr> <td>標準差 (*)</td> <td>5.62808</td> </tr> </tbody> </table>	統計資料		平均誤差 (*)	2.32065	最小誤差	0	最大誤差 (*)	141	標準差 (*)	5.62808
統計資料											
平均誤差 (*)	2.32065										
最小誤差	0										
最大誤差 (*)	141										
標準差 (*)	5.62808										
分區 AI 辨識	 A-1  A-2  A-3  										

全區影像	
整體現況分析	110 年 3 月於防汛期前巡檢時，樣態為河道中有大量的植生覆蓋樣態上屬暫時現象，於 111 年 7 月防汛期後巡檢所拍攝，於影像上可得知，河道原先被植生覆蓋經河水冲刷後，但整體尚屬正常現象因此現況維護巡檢可依系統建議正常巡檢即可。

個案 B

案例 B 地點雲林縣古坑鄉桂林村，水保巡檢範圍的設施型態中包含有一座三座固床工以及兩側護岸。資料如圖 4-45 所示。

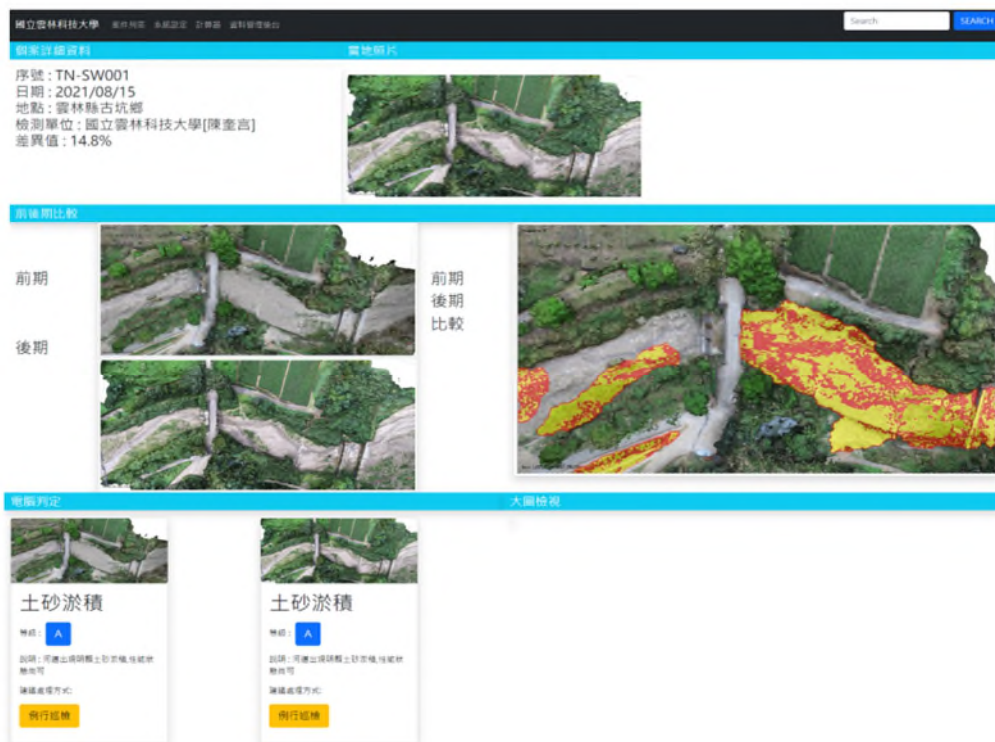


圖 4-45 案例 B 個案歷程資料維護頁面

在案例採前後期不同年度放式探討，前後期差異範圍約 17.34%，前期於 110 年收集影像中可以看到雖有土砂淤積但尚可看到河到型態，111 年 8 月有明顯土砂淤積，所收集影像清楚發現上游被大量土砂淤積覆蓋，且原先於河道右方護岸邊已部分土砂掩埋，然而該河道上方有崩塌地產生，以致土沙沖刷至下游，使的河道淤積樣態產生，現況差異範圍個別經由 AI 影像自動辨識等後確認兩的位置辨識結果類型為土砂淤積評等結果為 A 級，另有一處經影像辨識分類結果為土砂淤積評等結果也同樣為 A 級處理方式建議採例行巡檢處理。

由於此案例採前後期比較，異常變化比較有顯著差異，比對差異後可明顯看出土砂淤積有嚴重趨勢，甚至護岸已有受到沖刷及掩埋的情況，該案整體評估情況為淤積是暫時現象，維護上建議常態巡檢進行排定清淤疏濬。請參表 4-11 所示。

表 4- 11 案例 B 分析表

時間	前期 110/3/10，後期 111/8/15
差異分析 14.85%	

	<table><tr><th colspan="2">統計資料</th></tr><tr><td>平均誤差 (*)</td><td>14.85250</td></tr><tr><td>最小誤差</td><td>0</td></tr><tr><td>最大誤差 (*)</td><td>210</td></tr><tr><td>標準差 (*)</td><td>17.34734</td></tr></table>	統計資料		平均誤差 (*)	14.85250	最小誤差	0	最大誤差 (*)	210	標準差 (*)	17.34734										
統計資料																					
平均誤差 (*)	14.85250																				
最小誤差	0																				
最大誤差 (*)	210																				
標準差 (*)	17.34734																				
分區 AI 辨識	 B-1  B-2  B-3  B-ALL 影像分類結果 <table><thead><tr><th></th><th>image name</th><th>image</th><th>Neural Network</th></tr></thead><tbody><tr><td>1</td><td>B-1</td><td>B-1.jpg</td><td>淤積A</td></tr><tr><td>2</td><td>B-2</td><td>B-2.jpg</td><td>淤積B</td></tr><tr><td>3</td><td>B-3</td><td>B-3.jpg</td><td>淤積A</td></tr><tr><td>4</td><td>B-ALL</td><td>B-ALL.jpg</td><td>淤積B</td></tr></tbody></table>		image name	image	Neural Network	1	B-1	B-1.jpg	淤積A	2	B-2	B-2.jpg	淤積B	3	B-3	B-3.jpg	淤積A	4	B-ALL	B-ALL.jpg	淤積B
	image name	image	Neural Network																		
1	B-1	B-1.jpg	淤積A																		
2	B-2	B-2.jpg	淤積B																		
3	B-3	B-3.jpg	淤積A																		
4	B-ALL	B-ALL.jpg	淤積B																		
全區影像																					
整體現況分析	在案例中的於 110 年收集影像中可以看到雖有土砂淤積但尚可看到河到型態，於 111 年 8 月所收集影像清楚發現上游被大量土砂淤積覆蓋，且原先於河道右方護岸邊已部分土砂掩埋，然而該河道上方有崩塌地產生，以致土沙沖刷至下游，使的河道淤積樣態產生，現況上淤積的暫時現象，維護上建議常態巡檢日後再進行排定清淤疏濬。																				

與專家討論其可行性

進行專家訪談之目的為透過以水土保持相關專家之試用軟體與訪談，以探討本計畫之可行性及優缺點，綜合專家意見進而得到改善建議並可了解本計畫之效用與可行性，如下表 4-12 所示。專家訪談供二位包含一位顧問公司工程師、一位水保管理人員，二位均從事水保工作年資達 10 年以上。

表 4-12 專家訪談意見彙整表

問 項	綜合意見
1 本計畫是否有改善傳統檢測判讀方式	可觀測範圍廣並可克服較險峻的位置，且巡檢面積大，而使用本計畫方法，並由電腦判讀差異範圍，可加快巡檢過程。
2 比對差異處辨識	依據現場檢測僅需擷取專家所需之圖像先以進行影像比對，且可將差異處標註。細微部分可再截取影像進一步異常辨識樣態並分級。另外差異處以視覺化方式呈現，有助於巡檢結果判定參考。
3 人力成本改善	以往巡檢以書面文字報告及平面配置圖的紙本記錄，本計畫以影像比對不同時期影像改變，強化了視覺化的圖像資訊再透過截取影像進一步辨識樣態並分級。有助於改善巡檢實務上人力成本的需求，並有效提供後續維護參考。
4 影像辨識評等效用。	由於環境與水保相關構造間所產生的變化均有所不同，透過人工智慧深度學習導入，針對樣常

問 項	綜合意見
	樣態學習，提升樣態影像辨識的分類評等，有效改善至現場觀察評等的時間與成本成效。
5 請對於本計畫之概念與可行性。	本計畫以不同期的巡檢測前、後現況差異加以現顯著性呈現，並截取差異處影像以深度學習影像辨識及評等，再給予後續管理建議。本計畫所呈現結果已具可行性產出。
6 認為本計畫於實務是否仍有改善空間	未來可再納入自動計算異常範圍面積。或透過動態式影像執行動態的異常樣態辨識。

專家意見綜合分析

本計畫經由以上專家所提供的建議，專家認為本計畫能夠給予實務上的幫助且可行性極高但仍有改善空間，因現場巡檢需要專家到現場勘查，並依調查與拍攝為重點，但因現場所記錄的文字訊息並無法以量化數據或是以影像來反映實際現況，在這無法當下進行現況樣態分析評比。本計畫所開發以 AI 深度學習之影像辨識架構，將所拍攝的影像進行解析分類以及評等，而本計畫採用監督式學習技術為主要研究方法之主要劣化及各種樣態影像資料量充分並將現有照片進行分割處理，納入監督式學習使其能自動辨識環境中的變化狀態，土砂與植被的覆蓋情形等，可自動化辨識出水土保持設施的破壞樣態，達到

AI 應用於水保設施與環境管理範疇，並已有達改善人力與時間成本的目的，再透過外自行開發系統加入自動化評等語法，並透過專家學者的初期影像評等分數做為參考值，再整合於辨識系統中以提升整體系統的產出效能，如此一來不僅可節省專家判讀時間更提升現場檢測的效率。

本計畫首先依前後期差異作為依據，再依據差異範圍進行影像辨識劣化範圍，經由影像辨識自動分類整合綜合計算後產出評等分級結果再依據結果提供建議處理方式，最後將系統所產出結果以回饋方式經專家學者給覆核是否一致，以促使系統產出結果更為趨於符合專家所評斷之結果。未來可再納入多種異常樣態類型以及自動計算異常範圍會使的整體系統更為完善。

小結

本計畫透過前後期的巡檢結果比對，對比出差異範圍再由該區域有差異部分以深度學習影像自動辨識，針對異常範圍樣態辨識及評等，最後系統自動判定出異常樣態類型及評等分級，再進一步由系統以案例是推理模式提供維護建議，讓整體巡檢過程更去符合以專家角度評等結果，以 AI 機制納入巡檢評等突破以往人力巡檢過程，以及改善以往目視辨識與評等結果不一

致情況，最後以量化及視覺化方式呈現巡檢結果，並統整成一個歷次巡檢評等個案檔。

不同週期前、後的變化比對將更有效了解該區域水保設施與環境下的衝擊後的現況，透過自動影像辨識與評等結果來推判水保設施或周遭環境是否有呈現樣態異常變化，另外系統所提供後續處理方式建議可做為管理單位之參考。本系統執行過程改善了傳統人為因素的導致判斷差異，並且可以大幅減少人力辨識時間和成本。

第五章 結論與建議

水土保持設施位置分布廣、數量多及交通可及性低等屬性，藉由不同時期影像進行比對差異的適用性探討，有助於瞭解水保工程周圍環境間於不同時期的變化與差異及劣化趨勢，另外所建置的深度學習影像辨識系統，包含劣化樣態分類辨識及同步評等分級，如此可有效減少傳統上人為因素的判斷差異以及可以大幅減少人力判識時間和成本。視覺化資料系統有助於後續不同時期巡檢影像紀錄調閱，透過專家訪談評估及分析本計畫之可行性及改善建議，經本計畫整理提出以下結論；

- 1.以視覺化之 3D 影像形式呈現水保設施與周邊環境，可透不同時期的現場取樣進行比對，可了解水保設施原設計與環境間的變化與差異。
- 2 本計畫所建置深度學習自動化影像辨識之系統，有助於水保構造物設施與週邊環境，針對差異範圍透過系統以劣化樣態分類辨識及同步評等分級，運用系統整合模糊推論架構，以達到改善人為因素的判斷差異以及降低人力判識時間和成本需求，並依系統所建置劣化分類與現況分級及維護方式之參考。
- 3 紀錄不同時間週期之巡檢影像歷程比對模式，以利瞭解水保防砂水保設施與環境於不同時期狀態變化，藉由 AI 人工智慧之深度

學習導入，使系統自動化辨識異常樣態分類與評等的成果可以同步呈現，改善以往目視辨識與評等人力時間與成本的主要目標，本計劃建置資料庫做為相關資料彙整與存放。最後並透過專家訪談方式檢討本計畫所執行模式的可行性，以及專家所回饋提供的改善建議做為參考。

參考文獻

1. 行政院農業委員會水土保持局與中華水土保持學會，2017，水土保持手冊。
2. 張庭韶，2018，UAV 以動態飛行協助搜尋與救援行動，國立臺灣師範大學，資訊工程學系，碩士論文
3. 梁中彝，創新 UAV 自拍系統和技術實現，國立臺灣科技大學，械工程系，碩士論文
4. Zhipeng Zhou, A.M.; Javier Irizarry, M.; and Ying Lu，2018，A Multidimensional Framework for Unmanned Aerial System Applications in Construction Project Management，Journal of Management in Engineering，Volume 34, Issue 3
5. F. Khan; A. Ellenberg; M. Mazzotti; A. Kontsos，2018，Investigation on Bridge Assessment Using Unmanned Aerial Systems，Structures Congress 2015
6. LFang, Y.T. Wang; Y. Du; J.W. Qui; Z.J. Shen; Y.C.Chen; C.H.Kuo, C.Kuo，2017，Unmanned Aerial Vehicle for landslide investigation in difficult terrain with low cost relay communication network 2017 International Conference on Applied System Innovation (ICASI)
7. <http://technews.tw/2015/08/15/drone-cameras/>
8. 陳宜鴻，《以多軸 UAV 之空拍影像評估由 SFM 建構》，逢甲

大學土木工程學系，2016。

9. 黃品彰、楊偉盛、張國楨，結合空中與地上影像之傾斜攝影建模成效及精度評估，國立台北科技大學土木工程系，2017。
10. 邱健瑋，UAV 傾斜攝影於三維模型重建及單像量測之應用，國立高雄應用科技大學土木工程與防災科技研究所，2016。
11. 陳益鳳；曾義星，應用多時段衛星影像辨識水稻田之研究航測及遙測學刊；4 卷 3 期 (1999 / 09 / 01)，P1 - 15
12. 李天翔，以影像辨識為基礎之停車場車位管理之研究，大同大學資訊工程學系所學位論文，2010。
13. 呂景羣，應用影像辨識技術於橋梁裂縫之研究，國立中央大學營建管理研究所，2014。
14. 李樹璇，應用 RGB 影像處理模式於辨識地理環境變異之研究，中央大學營建管理研究所學位論文，2012。
15. 王翌瑄，應用影像辨識於淹水範圍之計算，國立台北科技大學土木工程系土木與防災碩士班，2012。
16. 蔡承祐，以影像辨識為基礎之智慧茶園管理平台，國立屏東科技大學資訊管理系所，2018。
17. 溫庭寬，以影像辨識為基礎之植栽異常偵測及成長履歷系統，國立屏東科技大學資訊管理系所，2016。

18. 韓佑聰，無人機空拍影像辨識之效率探討，國立屏東科技大學資訊管理系所，2019。
19. Y Guo, Y Liu, A Oerlemans, S Lao, S Wu, MS Lew, 2016, Deep learning for visual understanding: A review, *Neurocomputing*, Volume 187, 26 April 2016, PP.27-48.
<https://doi.org/10.1016/j.neucom.2015.09.116>
20. Wu Liu, Huadong Ma, Heng Qi, Dong Zhao & Zhineng Chen, Deep learning hashing for mobile visual search, *EURASIP Journal on Image and Video Processing*, volume 2017, Article number: 17 (2017)
21. Jie Dou, Kuan-Tsung Chang, Shuisen Chen, Ali P. Yunus, Jin-King Liu, Huan Xia and Zhongfan Zhu, 2015, Automatic Case-Based Reasoning Approach for Landslide Detection: Integration of Object-Oriented Image Analysis and a Genetic Algorithm Remote Sens. 2015, 7(4), 4318-4342; <https://doi.org/10.3390/rs70404318>
22. Ali Louati, Hassen Louati & Zhaojian Li, 2021, Deep learning and case-based reasoning for predictive and adaptive traffic emergency management *The Journal of Supercomputing*, volume 77, pages4389–4418 (2021)
23. 鐘佩瑋，建構三層式本體論之智慧型診斷系統——以工具機為例，朝陽科技大學，工業工程與管理系，2018。
24. 蘇宜芬、張祐瑄、李孟峰、黃鈺茜。國小二至六年級朗讀流暢度篩檢準確度及切截點分析。教育科學研究期刊，(2016)，

61(4) , 33-57 。 doi:10.6209/JORIES.2016.61(4).02

附錄一 期初審查會議紀錄暨回覆辦理情形

項次	審查意見	回覆辦理情形
報告內容審查意見：		
1	3D 影像之製作，是否是正攝影像與 DTM or DSM 之製作，其精度為何。	感謝建議，目前3D模型建置過程因目前軟體取得容易，使用程序上容易上手入門，因此於建置過程中只需將其資料備齊後，依軟體步驟建置產生。 本計畫建置3D模型有進行3D圖與實際量測的精度比對驗證。於表4-2，P 4-12說明。
2	請附完整計畫之流程圖。	感謝建議，以於文中圖3-3，P3-11。
3	請說明影像之資料來源，數量及 UAV 之利用狀況。	感謝建議，UVA主要取代由地面拍攝的不足，及至現場的可及性等優點，取的影像數量平均300-500不等，須依現場範圍大小而定。
4	影像辨識，分類，深度學習等動作所使用之軟體。	感謝建議，所使用軟體是以Python語言進行開發撰寫。
5	深度學習之準確性為何，如何驗證。	將所蒐集的影像保留一部分約1/4量作為後續驗證用，另外結果也會採部分專家協助驗證。

項次	審查意見	回覆辦理情形
6	圖像基本特徵有哪些，個案之討論為何，須有較詳細之說明。	感謝建議，圖像特徵會針對，各種異常樣態類型標註及學習，個案探討會於開發之系統完成後搭配應用，將會於個案探討中說明，於期末報告時一併呈現。
7	是否能比較此方法與其他現行方法之差異性及優勢。	感謝建議，於書面資料中表4-3，P.4-21有與現行方式比較。
8	是否能量化說明此方法與實際高程之誤差，例如現場測量與本計畫成果之差異。	感謝建議，本計畫主要針對步同時期差異量測與異常樣態辨識，無納入實際高程差異比較。但有納入精度驗證。於表4-2，P 4-12說明。
9	此方法與傳統 UAV 搭配 GPS 進行高程測量之差異。	感謝建議，於書面資料中表4-3，P.4-21有與現行方式比較。
10	在地表分類與傳統影像處理其 ERDAS之差異。	感謝建議，本計畫主要針對步同時期差異量測與異常樣態辨識之可行性，因此採用基本的無人機設備與易於取得影像處理來取代高價的設備儀器及軟體。
11	研究之目標為歷程資料管理，除建立工程構件影像差異比對模組，資料規格、存取方式亦請予以定義、比較。	感謝建議，本計畫採用資料庫規格是以My SQL最為主要的資料庫架構，再透過資料鏈結方式進行串聯。

項次	審查意見	回覆辦理情形
12	使用 UAV 設備之規格、航線規劃、攝影影像畫素等最低需求，亦請研究探討。	感謝建議，使用 UAV 設備規格為 Phantom3 Standard - DJI，規劃路線採用 PIX4D 為規劃軟體，攝影影像畫素採 UAV 配備 1080P 攝影機，對於本計畫於影像拼接出 3D 模型，足已達本計畫之需求。
13	請比對各影像處理軟體之處理時間、精度、費用、佈標有效性等，以利往後發展結果之運用。	感謝建議，本計畫目前因時間與經費有限，尚無法針對各處理軟體進行比較。將以目前使用方式進行比對，以驗證本計畫所提出方法有助於提升目前的執行成效。
14	P3-2 研究方法，以防砂設施及固床工為例，利用 UAV 距地面 20~30m 空拍，取構造物正面照研判異常，如何取得正面照精度是否足夠，異常樣態，如何分類判定。現場植被覆蓋，如何取得整體影像。溪床變化為動態及持續變化並非構造物異常。	感謝建議，本計畫影像取得除正面照外，將採交叉循行方式拍攝，後續再以軟體拼接產生點雲集成現場3D影像模型使用。可透過3D影像模型旋轉來協助影像檢視。
15	P3-7深度學習需要多少數據資料，本計畫 UAV空拍的工程件數類別有多少。	感謝建議，本計畫以深度學習因此每種樣態蒐集至少達150張影像，後續會依所蒐集影像再增加以強化深度學習的準確

項次	審查意見	回覆辦理情形
		性。UAV空拍的工程件數類別需要現場取樣結果而定。
16	依據口頭說明，本計畫以崩塌及淤積巡查為主，建議整體報告內容修正。	感謝建議，本計畫已針對該部分修訂。

附錄二 期中審查會議紀錄暨回覆辦理情形

項次	審查意見	回覆辦理情形
報告內容審查意見：		
1	建議針對本計畫圖項基本特徵進行完整分類，並訂出AI辨識不同類型之門檻值，同時針對不同類型提出相關水土保持設施之後續維護建議，以發揮本計畫功效。	感謝建議，因水保樣態類性是透過人員進行標示訓練再進一步透過深度器學習方式所產生，也因各類樣態所及數量不一無法訂定門檻值，經專家訪談後提供本計畫建議基本學習量。依各類型樣態影像訓練數量約100張影像為基本量。於P4-28說明。因時間關係僅針對幾類常見樣態進行探討，未來有如後續研究可以廣納樣態。
2	建議本計畫針對建議現場3D影像建置方法，進行完整說明，包含個步驟技術與軟體需求，同時進行效益分析，提供水保局未來規劃之參考。	感謝建議，已於P4-4~P4-12詳述說明建置程序。
3	報告書 P4-17、P4-18 中，使用 UAV 空中俯瞰照片為例，請說明如何依比例尺之照片分析其間水土保持之狀態，以提出後續維護之需求。	感謝建議，UVA主要是用於收集影像工具，水保狀態皆由人工智慧影像辨識訓練樣分類態後，進階透過專家協助進行樣狀態判定驗

項次	審查意見	回覆辦理情形
		證回饋調校。後續維運需求經專家建議與文獻探討後整合。於表 4-7所示。P.4-48。
4	圖 3-1、圖 4-3 影像採集與處理流程圖，請將菱形圖所需數量與範圍之量化條件，與以詳述。	感謝建議，此一部分已進行修改與文字說明，主要每一巡檢場域範圍不一，因此所需要影像張數也不一致，因此本計畫改以巡檢時所設定空拍範圍為判斷，使否已完成設定範圍及路徑。已於P3-3與P4-5修改完成。
5	圖 4-1 甘特圖未附圖例。	感謝建議，已於表4-1補充圖例。P.4-3。
6.	目前已屆期中階段，距離計畫結束僅剩一季，你與水土保持局相關人員討論計畫可行性、建置基本架構測試平台、進行專家訪談、測試系統並訪談管理人員提供改善意見，均無相關進展說明。	感謝建議，該階段以於工作起始期中後執行，因此結果於期末報告中呈現。P.4-59~4-60。
7.	創新研究計畫推動之主要目的，在理論、工法、技術或應用之創新，而非商品之介紹與說明，請強化資料管理之創新	感謝建議，所建議部分如於系統建置時加入模糊推論應用納入，於辨識分類後的分級結果將更明確P.4-

項次	審查意見	回覆辦理情形
	性。	37 所示。 於資料庫系統後端建置計算器利於分類與分級後的維護方式應用有助於人員執行參考P4-52 所示。

附錄三 期末審查會議紀錄暨回覆辦理情形

項次	審查意見	回覆辦理情形
報告內容審查意見：		
1	巡查案例中比較多環境變化，是否能提供更多工程構造的變化分析？	感謝建議，本次計畫因時間關係所蒐集對象有限，後續研究可針對其他水保工程結構或樣態進行相關探討。
2	除了無人機影像外，是否能接受多樣性之影像作為分析來源？	感謝建議，本計畫是以無人機為主要收集來源，若有其他影像有定點且完整歷次影像即可以作為依據，進行分析不同年份的差異。