計畫編號：**SWCB-110-049**

基於深度學習發展智慧型影像實例分割與分類應用於水土保持影像分析之研究

A study of Developing Intelligent Image Instance Segmentation and Classification based on Deep Learning for Analysis of Water and Soil Conservation Images

成果報告書

執 行 單 位：國立中興大學

執 行 期 間：110 年 01 月 27 日至 110 年 12 月 31 日

計畫主持人 ：蔡鴻旭 教授

行政院農業委員會水土保持局　編印

中華民國 110 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）

基於深度學習發展智慧型影像實例分割與分類應用於水土保持影像分析之研究

摘要

本計畫利用人工智慧的深度學習影像實例分割技術來發展三項影像分析應用於水土保持相關影像內容識別，此計畫中利用卷積神經網路位主的影像實例分割(Mask-RCNN)，發展上述影像分析技術。另外，也解決少訓練樣本問題及人工標註費時問題。首先，自動辨識特定區域水土保持影像內容樣態，包含坡地裸露區、護岸、護坡，接著，發展自動計算坡地裸露區對全影像及綠視區域占比、發展水土保持設施護岸及護坡影像內容態樣分析，最後，提供三種影像分析系統操作呈現影像分析成果，Console 單機版、GUI 單機版、RWD 網頁版。

關鍵詞：影像實例分割、深度學習、區域卷積神經網路、移轉學習、影像分析、坡地裸露區分析、護岸區域態樣分析、護坡區域態樣分析

A study of Developing Intelligent Image Instance Segmentation and Classification based on Deep Learning for Analysis of Water and Soil Conservation Images

Abstract

The project has an attempt to apply image instance segmentation based on deep learning of artificial intelligence techniques in developing three sorts image-analysis schemes, which can be utilized to tackle three real-world problems of recognizing soil and water facilities. Here several versions with Region Based Convolutional Neural Networks (RCNN) are studied and compared to choose one of them in the design of the following image analysis schemes. Additionally, image augmentation and transferring learning are also employed in solving two problems, less training samples and time consuming for labeling on images. First, two ratios of the collapse zone on the slope-land area in an image to the whole image and green zone can be computed automatically. Then, images of soil and water facilities for embankment and slope can be automatically recognized for image analysis. Finally, three kinds of systems are produced by console, GUI, and web-based versions for realizing image segmentation of slope-land, embankment and slope images.

Keywords：Image Instance Segmentation, Deep Learning, Region Based Convolutional Neural Networks, Transferring Learning, Image Analysis

目次

摘要 ..... **I**

Abstract ..... **II**

目次 ..... **III**

表次 ..... **VI**

圖次 ..... **VII**

第一章 計畫內容 **1**

第一節 計畫動機 1

第二節 計畫目的 2

第三節 背景 3

一、 影像切割 3

二、 Scikit-image 6

三、 影像分割效能量化指標 6

第二章 工作項目與執行方法 **1**

第一節 工作項目 1

第二節 工作方法 3

一、 協調特定水土保持區域並收集相關影像 3

二、 影像前處理 3

三、 發展基於影像實例分割之影像分析技術 3

四、 應用影像分析自動計算裸露地影像畫素比例 3

五、 應用影像分析自動辨識水土保持護岸設施影像樣態之研究 4

六、 應用影像分析自動辨識水土保持護坡設施影像樣態之研究 4

七、 影像分析系統建置之研究 4
第三節 工作執行步驟 5
一、主題(1)**:** 實驗影像資料庫收集與建置之研究..... 5
二、主題(2): 影像前處理分析之研究 7
三、主題(3): 發展基於影像實例分割之影像分析技術之研究。 13
四、主題(4)**:**應用影像分析自動計算坡地裸露影像畫素比例之研究 20
五、主題(5):應用影像分析自動辨識水土保持護岸設施影像樣態之研究 28
六、主題(6):應用影像分析自動辨識水土保持護坡設施影像樣態之研究 35
七、主題(7): 影像分析系統建置之研究 44
第三章 執行成果及效益 1
第一節 執行成果 1
第二節 執行效益 2
一、 自動計算坡地裸露區對全影像及綠視區域占比系統之效益，提供即時評估坡地裸露的比例概算。..... 2
二、 自動辨識水土保持設施護岸及護坡設施影像樣態系統之效益,提供評估護岸及護坡區域環境變化的監控。 2
三、 提供標註資料庫一份之效益，提供發展相關系統的實驗影像集。 2
第四章 結論及建議 1
第一節 結論 1

第二節　建議 1
參考文獻.....1
附錄.....1
附錄一、110 年水保局創新研究計畫審查意見暨回覆說明 1
附錄二、期初工作執行計畫書審查意見暨回覆說明 5
附錄三、期中報告書審查意見暨回覆說明 9
附錄四、標註物件操作流程 13
附錄五、YOLO 安裝操作流程 22
附錄六、Mask-RCNN 安裝操作流程 25
附錄七、影像分割坡面裸露及估計裸露率案例 35
附錄八、影像分割護岸案例 42
附錄九、影像分割分析護坡態樣案例 45
附錄十、Console 單機版操作說明 48
附錄十一、GUI 單機版按鈕操作說明 53
附錄十二、RWD 網頁版版操作說明 59
附錄十三、手機網頁版操作說明 69
附錄十四、期末報告書審查意見暨回覆說明 85
附錄十五、護岸河道水流影像分類 87

表次

表 2-1 目前針對 D_1 進行人工篩選四類影像集之張數.....9
表 2-2 說明坡面裸露影像標註的物件..... 21
表 2-3: 訓練 Mask-RCNN 模型的參數..... 24
表 2-4: 10-fold 中各模型預測驗證影像集的 mAP..... 25
表 2-5 說明護岸影像標註的物件..... 29
表 2-6: 10-fold 中各模型預測驗證影像集的 mAP..... 33
表 2-7 說明護坡影像標註的物件..... 36
表附錄 7-1: 以訓練影像集為例，舉例說明原圖、實例分割結果.. 35
表附錄 7-2:以驗證影像集為例，舉例說明原圖、實例分割結果.... 36
表附錄 7-3:以測試影像集為例，舉例說明原圖、實例分割結果.... 37
表附錄 7-4 以訓練影像集表為例，舉例說明原圖、實例分割結果及其預測坡面裸露區域之 CR 與 GCR..... 38
表附錄 7-5 以測試影像集為例，舉例說明原圖、實例分割結果及其預測坡面裸露區域之 CR 與 GCR..... 40
表附錄 8-1: 以訓練影像集為例，舉例說明原圖、實例分割結果.. 42
表附錄 8-2: 以驗證影像集為例，舉例說明原圖、實例分割結果.. 43
表附錄 8-3: 以測試影像集為例，舉例說明原圖、實例分割結果.. 44
表附錄 9-1: 以訓練影像集為例，舉例說明原圖、實例分割結果.. 45
表附錄 9-2: 以驗證影像集為例，舉例說明原圖、實例分割結果.. 46
表附錄 9-3: 以測試影像集為例，舉例說明原圖、實例分割結果.. 47
表附錄 15-1: 訓練影像集效能..... 92
表附錄 15-2: 測試影像集效能..... 92

圖次

圖 1-1: 本計畫主題關聯圖.....1

圖 1-2: 說明 semantic segmentation (語意分割), boundary segmentation (邊界分割), semantic instance segmentation (實例分割) [照片來源 [3]].....3

圖 1- 3: Mask-RCNN 的架構圖[照片來源[4]].....4

圖 2-1: 本計畫系統架構含六主題與各主題間的關聯流程圖。.....2

圖 2-2 土砂災害影像 API.....6

圖 2- 3 土砂災害影像命名方式.....6

圖 2- 4 物件偵測技術偵測出人物移除這些物件.....7

圖 2- 5 物件偵測技術偵測出人形、車輛、怪手的流程.....8

圖 2- 6 各災害類別資料夾內相似災害影像檔案名稱.....11

圖 2- 7: (a)說明護岸影像態樣，(b)說明護坡影像態樣。.....11

圖 2- 8:坡面裸露的照片，不同距離拍攝的照片，不同樣式裸露。 12

圖 2-9 說明畫 mask 的範例..... 13

圖 2- 10: 說明一個訓練組..... 14

圖 2- 11 以坡面裸露為例，計算 Lclass, Lbox, Lmask 架構圖..... 15

圖 2- 12:說明 Mask RCNN 輸出結果，各顏色代表不同影像實例分割。..... 17

圖 2-13:說明訓練 Mask-RCNN 的流程..... 17

圖 2-14:說明當少量影像樣本時訓練 Mask-RCNN 的流程..... 18

圖 2-15 表其對應的影像處理結果..... 19

圖:2-16 本主題自動計算坡地裸露影像畫素比例系統架構。..... 20

圖 2-17: 每個物件在所有已標註坡面裸露影像集的數量分佈..... 21

圖 2-18: 說明自動計算坡地裸露影像畫素比例之訓練影像實例分割 Mask-RCNN 的各類 loss 變化..... 23
圖 2-19: 在自動計算坡地裸露影像畫素比例的主題，每張影像 AP 分佈(a)訓練影像集;(b)驗證影像集;(c)測試影像集 26
圖:2-20 視覺化呈現自動計算坡地裸露影像畫素比例時影像分割結果 27
圖:2-21 本主題自動辨識水土保持護岸設施影像樣態的系統架構 .. 28
圖: 2-22 各標註物件在已標註護岸影像集中的分佈 30
圖 2-23: 說明護岸訓練影像實例分割 Mask-RCNN 的各類 loss 變化 32
圖 2-24: 護岸影像中每張影像 AP 分佈(a)訓練影像集;(b)驗證影像集;(c)測試影像集..... 34
圖:2-25 本主題自動辨識水土保持護坡設施影像樣態的系統架構 .. 35
圖: 2-26 各標註物件在已標註護坡影像集中的分佈 37
圖 2-27: 說明本主題所使用影像處理方法的結果 38
圖 2-28: 模擬強光及弱光拍攝、模擬雨中拍攝、雜訊干擾 39
圖 2-29: 說明護坡訓練影像實例分割 MASK-RCNN 的各類 loss 變化 41
圖 2-30: 護坡影像中每張影像 AP 分佈(a)訓練影像集;(b)驗證影像集;(c)測試影像集..... 43
圖 2-31: 在 cmd.exe 的視窗執行程式..... 44
圖 2- 32: (a)-(c)Console 單機版分別對訓練、驗證、測試影像集其操作呈現結果 46
圖 2-33: GUI 單機版其操作架構與流程..... 47
圖 2-34: (a)系統剛執行畫面; (b)選擇一類影像分析及分析結果。 . 48
圖 2-35 提供網站 QR code 來聯至網站首頁 49

圖 2-36: 網頁提供功能架構與流程。 49
圖附錄 4-1: anaconda prompt 操作頁面 13
圖附錄 4-2:labelme 操作頁面 14
圖附錄 4-3:labelme 按鍵功能說明 14
圖附錄 4-4:labelme 操作頁面-以上步驟的流程圖 15
圖附錄 4-5: 原圖與 json 檔案頁面、json 檔案內容 16
圖附錄 4-6: 控制台操作頁面 17
圖附錄 4-7: 控制台操作頁面 18
圖附錄 4-8: 控制台操作頁面 18
圖附錄 4-9: 控制台操作頁面 19
圖附錄 4-10: 控制台操作頁面 19
圖附錄 4-11: anaconda prompt 操作頁面 20
圖附錄 4-12: 182_json、原圖、json 檔案頁面 20
圖附錄 4-13: 182_json 檔案裡面的頁面 20
圖附錄 4-14:label.png 21
圖附錄 4-15:label_viz.png 21
圖附錄 5-1：github 的 YOLOv5 下載網站 22
圖附錄 5-2：解壓縮後的 YOLOv5 資料夾 22
圖附錄 5-3：在終端機裡啟動 Jupyter notebook 23
圖附錄 5-4：設置 YOLOv5 環境的程式碼 23
圖附錄 10-1: (a)-(c)分別操作 Console 單機版,裸露地影像集的訓練、驗證、測試影像集的分析結果 49
圖附錄 10-2: (a)-(c)分別操作 Console 單機版，護岸影像集的訓練、驗證、測試影像集的分析結果 50

圖附錄 10-3: (a)-(c)分別操作 Console 單機版，護坡影像集的訓練、驗證、測試影像集的分析結果 52
圖附錄 11-1: 剛開始執行後的 GUI 系統畫面 53
圖附錄 11-2: 按下裸露地、護岸、護坡任一按鈕時畫面..... 54
圖附錄 11-3:上傳的無人工標註新影像畫面..... 55
圖附錄 11-4:進行分析狀態顯示圖..... 55
圖附錄 11-5: 無人工標註新影像分析結果..... 56
圖附錄 11-6: 選擇查看訓練、驗證、測試照片分析結果..... 57
圖附錄 11-7: 訓練影像分析結果..... 57
圖附錄 11-8:驗證影像分析結果..... 58
圖附錄 11-9:測試影像分析結果..... 58
圖附錄 12-1: 介面操作及顯示分析結果畫面..... 59
圖附錄 12-2:介面操作順序說明..... 60
圖附錄 12-3: 上傳影像介面，以裸露地影像為例 60
圖附錄 12-4: 點擊『選擇檔案』，上傳本地影像，進行分析。 61
圖附錄 12-5: 分析中畫面..... 61
圖附錄 12-6: 分析完成畫面..... 61
圖附錄 12-7: 分析結果互動方式呈現..... 62
圖附錄 12-8: RWD 網頁版影像分析裸露地影像輸出結果..... 64
圖附錄 12-9: RWD 網頁版影像分析護岸影像輸出結果..... 66
圖附錄 12-10: RWD 網頁版影像分析護坡影像輸出結果。..... 68
圖附錄 13-1: 手機版網頁裸露地影像操作說明 74
圖附錄 13-2: 手機版網頁護岸影像操作說明..... 80
圖附錄 13-3: 手機版網頁護坡影像操作說明..... 85
圖附錄 15-1: 四種類別影像..... 88

圖附錄 15-2: 影像增量方法增加訓練影像集..... 89
圖附錄 15-3: 影像增量方法來汙染影像當作測試影像 90
圖附錄 15-4: 訓練與驗證影像集之 Loss 變化。(a) Loss 變化; (b) class loss; (c) bbox loss; (d)mask loss 91
圖附錄 15-5:護岸河道水流影像分類結果..... 93

第一章 計畫內容

第一節　計畫動機

近期無人機拍攝科技快速進步及物聯網的攝影監測愈來愈普遍，上述科技已常見運用於水土保持研究領域，例如，用無人機拍攝特定水土保持區域來建立其水土保持樣態歷程、攝影監測水土保持設施監測其安全性、山坡裸露地觀察及裸露區比例量化計算等等。可是，目前上述工作，仍須人工介入來觀察水土保持設施表面是否異常?人工框出裸露區塊後再觀察及裸露量化計算? 人工套疊水土保持樣態中各項物件來建立樣態歷程。因此，本計畫欲挑戰上述問題，利用人工智慧的深度學習影像實例分割技術來克服上述問題，降低人工介入及建置工作。本計畫預計研究三項影像分析，自動計算裸露地影像畫素比例、應用影像分析自動辨識水土保持護岸設施之研究、應用影像分析自動辨識水土保持護坡設施之研究。圖 1-1 說明本計畫各主題關聯圖。

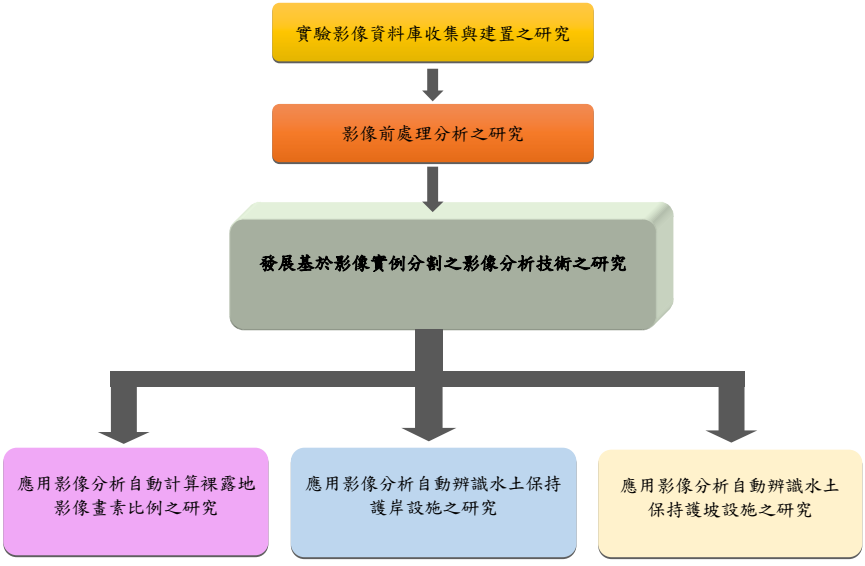


圖 1-1: 本計畫主題關聯圖

第二節　計畫目的

本年度計畫目標為完成下列工作項目。

- 應用影像分析自動計算裸露地影像畫素比例之研究。
- 應用影像分析自動辨識水土保持護岸設施影像樣態之研究。
- 應用影像分析自動辨識水土保持護坡設施影像樣態之研究。

第三節　背景

一、影像切割

影像分析中的影像分割技術(image segmentation)，影像分割技術中又分成 semantic segmentation (語意分割), boundary segmentation (邊界分割), semantic instance segmentation (實例分割)。如圖 1-2 說明

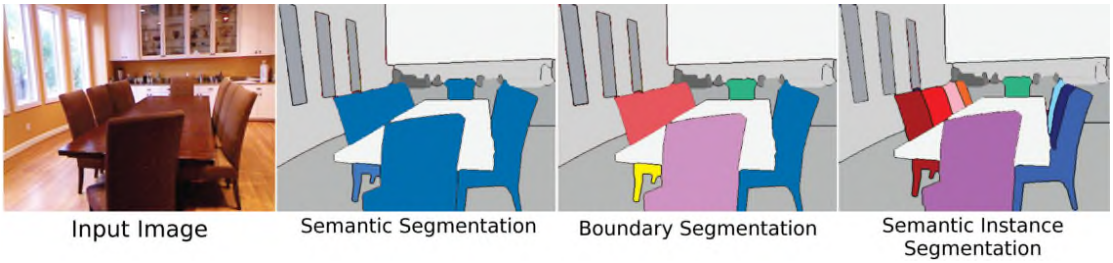


圖 1-2: 說明 semantic segmentation (語意分割), boundary segmentation (邊界分割), semantic instance segmentation (實例分割) [照片來源 [3]]

目前 Mask-RCNN 已經可以辨識下列多種物件。

class_names = ['BG', 'person', 'bicycle', 'car', 'motorcycle', 'airplane', 'bus', 'train', 'truck', 'boat', 'traffic light', 'fire hydrant', 'stop sign', 'parking meter', 'bench', 'bird', 'cat', 'dog', 'horse', 'sheep', 'cow', 'elephant', 'bear', 'zebra', 'giraffe', 'backpack', 'umbrella', 'handbag', 'tie', 'suitcase', 'frisbee', 'skis', 'snowboard', 'sports ball', 'kite', 'baseball bat', 'baseball glove', 'skateboard', 'surfboard', 'tennis racket', 'bottle', 'wine glass', 'cup', 'fork', 'knife', 'spoon', 'bowl', 'banana', 'apple', 'sandwich', 'orange', 'broccoli', 'carrot', 'hot dog', 'pizza', 'donut', 'cake', 'chair', 'couch', 'potted plant', 'bed', 'dining table', 'toilet', 'tv', 'laptop', 'mouse', 'remote', 'keyboard', 'cell phone', 'microwave', 'oven', 'toaster', 'sink', 'refrigerator', 'book', 'clock', 'vase', 'scissors', 'teddy bear', 'hair drier', 'toothbrush']

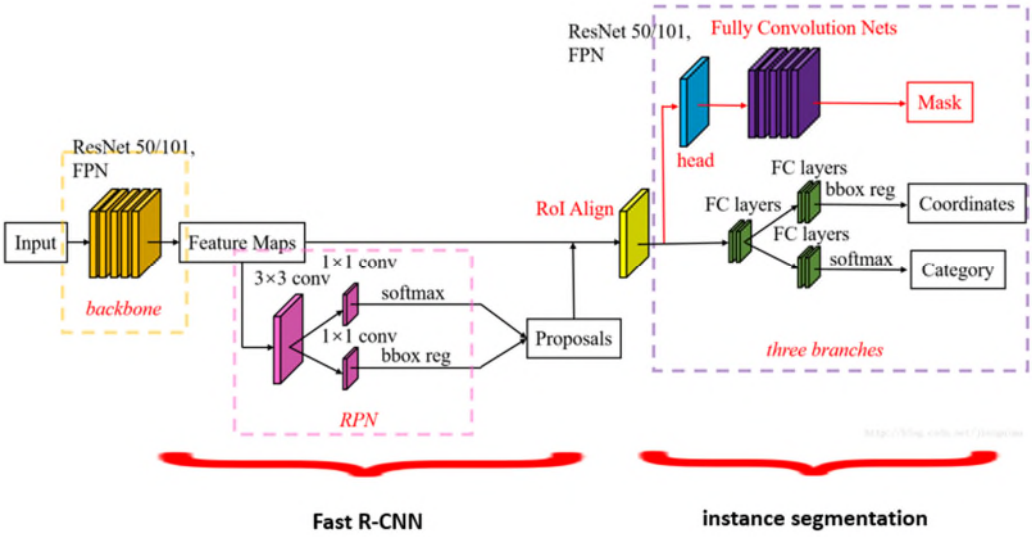


圖 1- 3: Mask-RCNN 的架構圖[照片來源[4]]

Mask-RCNN 主要的架構如圖 1-3 [4-5]。可分兩大部分，第一部份先用 Fast-RCNN 作物件偵測，再針對偵測的物件作實例分割。在本議題中已研究下列項目。

•深度類神經網路影像實例分割架構各個模組的設計及運作方式訓練深度類神經網路影像實例分割模組的步驟。

•訓練深度類神經網路影像實例分割模組的步驟。

•最佳化深度類神經網路影像實例分割模組，深度類神經網路在訓練期間需要不斷的進行調整參數的實驗，例如，調整深度類神經網路的神經元數量、神經層數量、學習率、激活函數等等，以提升分類的準確性，當訓練過程以達到收斂(分類準確率穩定)，即可輸出深度類神經網路影像實例分割模組。

•分析錯誤分割的原因，修改影像實例分割模組的設計，重複訓練深度類神經網路影像實例分割模組。

因此，本議題也已經研讀應用影像實例分割技術之近期文獻，如下列論文的主題 [6]-[19]。

•[Karim, et al., 2019]: 用 Mask RCNN 去偵測工廠產線上的物件，應用於判斷物件有沒有錯放位置作者利用 transfer learning 來預先訓練 Mask RCNN 用 MSCOCO 後續再用作者蒐集的標註影像來進行 Mask RCNN 訓練，主要是用兩階段偵測物件的方式 再加上物件在產線上的時間先後順序的資訊來統整判是物件有沒有錯放位置。

•[Jaiswal, et al., 2019]: 用 Mask RCNN 偵測 X 光影像中標示出有肺炎的影像區域。

•[Zhang, et al., 2020]: 用修改過的 Mask RCNN (修改 RPN 與 ResNetv2 兩模組) 應用於偵測車表面被刮傷的區域。

•[Atkinson, et al., 2020]: 用 Mask RCNN 偵測地板底下的物件，用 transfer learning 來訓練 Mask RCNN。

•[Zhang, et al., 2020]: 架設多台相機利用 Mask RCNN 辨識多位運動人員姿勢。

•[Ward, & Moghadam, 2020]: 用實例分割 偵測葉子，算出有幾片葉子還有分辨物種。

•[Khan, et al., 2021]: Mask RCNN 分割皮膚病變區域。

•[Hou, et al., 2021]: 結合 GPR 收集資料再用 Mask RCNN 偵測並匡列曲線鋼筋影像區域。

•[Khan, et al., 2021]: 應用 Mask RCNN 監控在鷹架工作人員行為，提供危險行為預警。

•[Zhuang, et al., 2018]: 基於 FCN(完全卷積網絡)鐵軌表面瑕

疵偵測，匡列影像中鐵軌有瑕疵區域。

•[Li, et al., 2021]: 基於 Faster-RCNN，將隧道缺陷圖像做預處理(增強對比度、拼接) 訓練出專門檢測隧道缺陷的模型。

•[Xie, et al., 2021]: 以 Faster-RCNN 結合 Alex&VGG network，檢出並匡列魚肉殘存之魚骨。

•[Xing, & Jia, 2021]: 使用 SCN(Subspace capsule network)模型匡出材料之缺陷並顯示出其大小。

•[Koresh, et al., 2021]: 基於 CapsNet 的深度學習技術來對角膜 OCT 圖像分割。

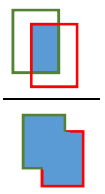
二、Scikit-image

在[23]中提到，scikit-image 將圖像表示為一個標準 NumPy 數組，每個陣列都有一個維度，例如 2 個用於 2D 灰度圖像或（M，N，3）具有 M 個垂直像素和 N 個水平像素的 RGB 彩色圖像，其中包括許多影像處理演算法，從視覺到醫學圖像分析的整個圖像處理研究中都有廣泛的應用。

三、影像分割效能量化指標

- IoU: 其公式如下

$$\text{IoU} = \frac{\text{area}(\text{gt} \cap \text{pd})}{\text{area}(\text{gt} \cup \text{pd})} =$$



green: Ground-truths

- Precision: 其公式如下

$$\text{Precision } p = \frac{\text{TP}}{TP + FP} = \frac{TP}{all\ detections}$$

- Recall: 其公式如下

$$\text{Recall } r = \frac{\text{TP}}{TP + FN} = \frac{TP}{all\ ground\ truths}$$

- AP: the Area Under the PR Curve (AUC-PR) 即 AP at IoU 要超過 50%，其公式如下。

$$\text{AP(AP@50)} = \int_0^1 p(r)dr$$

- mAP: m 張影像的平均 AP，其公式如下

$$\text{mAP(mAP @50)} = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} AP_i$$

mAP@50 : mean Average Precision at IoU threshold of 50%。

第二章 工作項目與執行方法

第一節　工作項目

圖 2-1 說明各主題間與各議題間的關聯流程圖，本計畫工作項目如下所述。

- 主題(1): 實驗影像資料庫收集與建置之研究。
- 主題(2): 影像前處理分析之研究。
- 主題(3): 發展基於影像實例分割之影像分析技術之研究。
- 主題(4): 應用影像分析自動計算裸露地影像畫素比例之研究。
- 主題(5): 應用影像分析自動辨識水土保持護岸設施影像樣態之研究。
- 主題(6): 應用影像分析自動辨識水土保持護坡設施影像樣態之研究。
- 主題(7): 影像分析系統建置之研究。

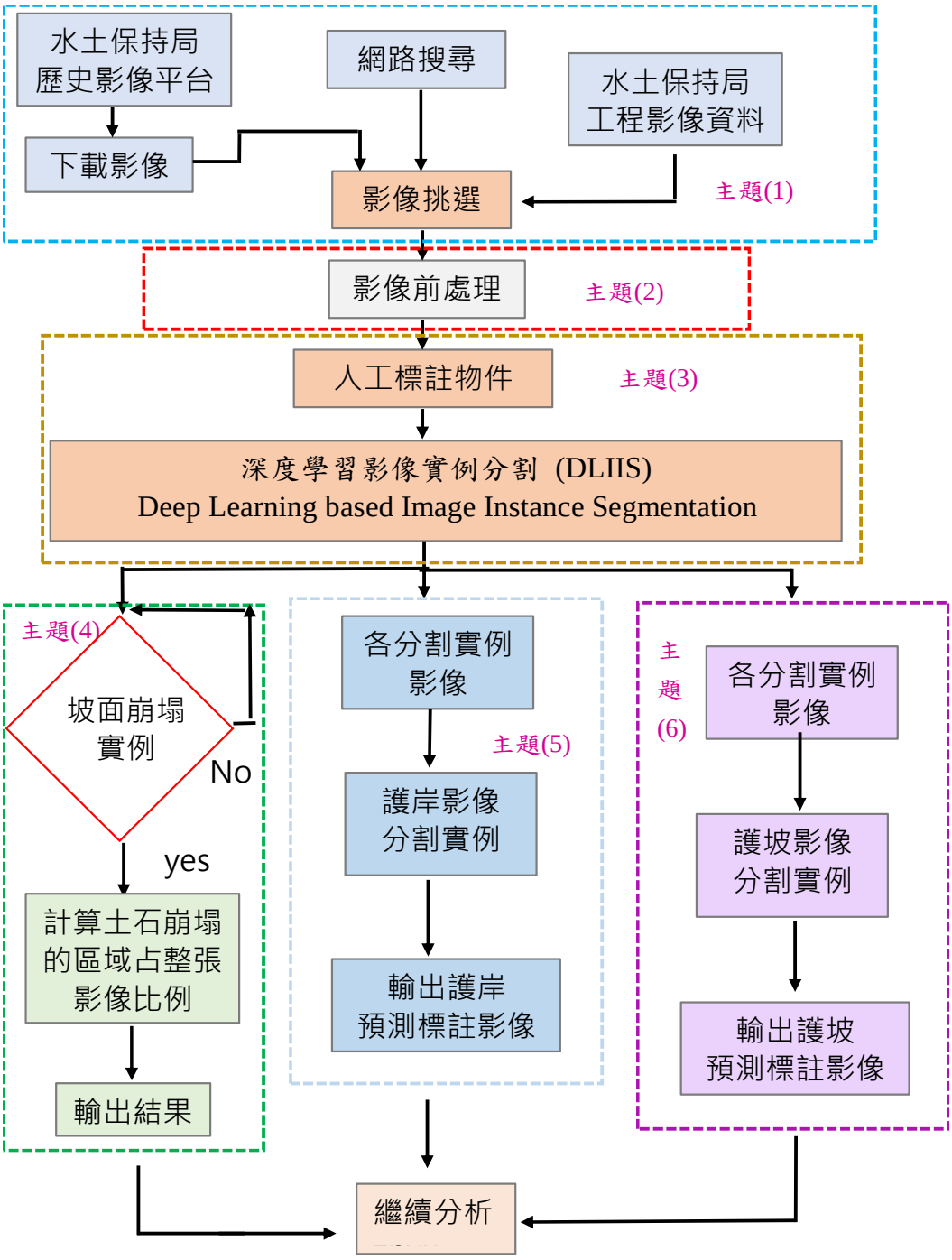


圖 2-1: 本計畫系統架構含六主題與各主題間的關聯流程圖。

第二節　工作方法

一、協調特定水土保持區域並收集相關影像

(一) 議題 1-1:下載影像

(二) 議題 1-2:建置本地端的影像資料庫

二、影像前處理

(一) 議題 2-1:篩選除影像(內容不適合本計畫)

(二) 議題 2-2:篩選研究標的物影像

三、發展基於影像實例分割之影像分析技術

(一) 議題 3-1:在實驗影像中標註有裸露地影像、溪流護岸及護坡設施影像。

(二) 議題 3-2:影像實例分割出有裸露地物件。

(三) 議題 3-3:影像實例分割出有護岸設施影像中的物件。

(四) 議題 3-4:影像實例分割出有護坡設施影像中的物件。

(五) 議題 3-5:訓練影像實例分割模型。

四、應用影像分析自動計算裸露地影像畫素比例

(一) 議題 4-1:在訓練影像中標註有坡面裸露區域，計算裸露地影像畫素比例(即坡面裸露地佔全影像比例、佔綠色區域比例)

(二) 議題 4-2:訓練具深度學習影像實例分割模組。

(三) 議題 4-3:以測試影像檢驗具深度學習影像實例分割模組之效能，估算裸露地影像畫素比例。

五、應用影像分析自動辨識水土保持護岸設施影像樣態之研究

(一) 議題 5-1:在訓練影像中標註實例出現於特定區域水土保持設施及樣態，例如，天空、綠色，裸露區、土石，水，護岸表面等。

(二) 議題 5-2:訓練具深度學習影像實例分割模組並且分割護岸設施影像。

(三) 議題 5-3:以測試影像檢驗具深度學習影像實例分割模組之效能並進行影像測試集之測試系統的一般化效能。

六、應用影像分析自動辨識水土保持護坡設施影像樣態之研究

(一) 議題 6-1:在訓練影像中標註實例出現於特定區域水土保持設施及樣態，例如，天空、綠色，土石，道路，護坡表面、裸露區等。

(二) 議題6-2: 訓練具深度學習影像實例分割模組並且分割護坡設施影像。

(三) 議題6-3: 以測試影像檢驗具深度學習影像實例分割模組之效能並進行影像測試集之測試系統的一般化效能。

七、影像分析系統建置之研究

(一) 議題 7-1: Console 單機版。

(二) 議題 7-2:GUI 單機版。

(三) 議題 7-3: RWD 網頁版。

第三節　工作執行步驟

一、主題(1)**:** 實驗影像資料庫收集與建置之研究

本主題由 WWW 網路利用爬蟲機器人程式及 API 介接程式下載水土保持局開影像資料庫，蒐集本計畫水土保持相關影像建置實驗資料庫，接著透過 YOLOv5 物件偵測技術，偵測影像中不適合物件，例如，人形、車輛、怪手等，後續主題(2)將設定一閾值(threshold)來篩除這類影像，如果人形、車輛、怪手在整張圖片內容所佔比例過高則篩除影像，再建置篩選後實驗資料庫。

(一) 議題 1-1: 下載影像:

目前資料庫來源有(i)水土保持局建置的土砂災害歷史影像平台，網址如下:

https://photo.swcb.gov.tw/Repository/Database

下載約 55918 張; (ii)水土保持局工程影像資料集約 8876 張; (iii)網路公開影像約 247 張。將下載影像收集於資料庫 D_0。

首先，建置土砂災害歷史影像 CSV 檔案，欄位包括事件 ID、經緯度、影像角度、縣市名稱、城鎮名稱、影像日期、地標、災害描述、影像網址，圖 2-2 所示說明 API。

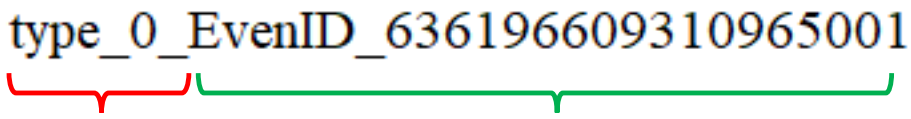
(二) 議題 1-2: 建置本地端的影像資料庫:

在本地端建置影像資料庫，影像檔案命名方式，採用平台所提供災害

影像照片詮譯資料(meta data)內 PhotoType:照片分類及 EventID:照片識別碼。例如: type_0_EvenID_635787957042643110。如圖 2-3 所示。



圖 2-2 土砂災害影像 API



PhotoType:照片分類　　EventID:照片識別碼

圖 2- 3 土砂災害影像命名方式

二、主題(2): 影像前處理分析之研究

本主題是將主題(1)中收集的影像來篩除不適影像，因影像中出現不適合的物件。另外，本主題也需要整理彙集主題(3)-主題(6)所需要的訓練影像集與測試影像集。以下議題說明之。

(一) 議題 2-1:篩選影像

本議題針對議題 1-1 中去除影像，其內容含不適合本計畫欲分析影像內容。例如，影像中包含人形、車輛、怪手等物件，這可以降低人工介入篩除不適照片所需時間，而且，這些物件會影響影像分析的正確性。因此，本議題使用 YOLOv5 物件偵測技術(以卷積類神經網路發展出來的物件偵測)，來進行偵測人形、車輛、怪手，將針對議題 1-1 影像，偵測人形、車輛、怪手，並以方框框選區塊。圖 2-4 說明偵測人形、車輛、怪手的結果。



圖 2- 4 物件偵測技術偵測出人物移除這些物件

本計畫訓練之卷積類神經網路主要偵測人形、車輛、怪手標記等物件，圖 2-5 說明本議題發展物件偵測技術偵測出人形、車輛、怪手，進而篩選適合影像的系統流程圖。

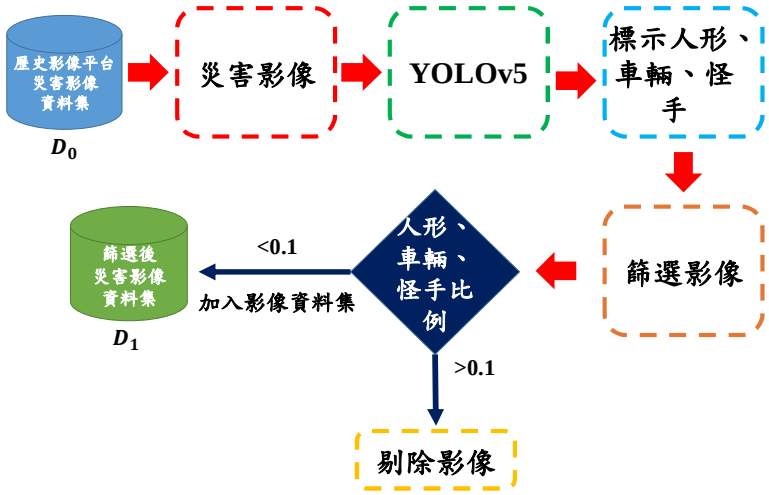


圖 2- 5 物件偵測技術偵測出人形、車輛、怪手的流程

本議題中，物件偵測技術在偵測人形、車輛、怪手並設定一閾值(threshold)，若是人形、車輛、怪手區域在整張影像所佔的比例(region rate)過高則會剔除影像。如下列公式所示，

Region rate = ((人形+車輛+怪手面積) / 照片面積) > 0.1

本議題用的 threshold 設為 0.1，將資料庫 D_1 中篩除影像後再收集於篩選資料庫 D_1。表 2-1 說明目前針對 D_1 進行人工篩選 3 類影像集之張數。

表 2-1 目前針對 D_1 進行人工篩選四類影像集之張數

	歷史影像平台-109 年 (共 23431 張) (前 10000 張)	歷史影像平台-110 年 (新增共 32487 張) (經 yolo 篩選剩餘 25073 張)	工程影像-110 年 -水土保持局 (共 8876 張)	上網搜尋 (共 247)
坡面裸露區	646			
護岸	595			
護坡	164			

(二) **議題 2-2**:篩選研究標的物影像

篩選影像中有本計畫欲研究標的物，例如: 溪流護岸、護坡、坡面裸露地等。表 2-1 目前針對 D_1 進行人工篩選四類影像集之張數，人工挑選照片分四類的原則:

- 裸露地(landslide /collapse): 影像上方天空、影像左右是綠色的植被，中間露出土砂石的部分是裸露。偺
- 護岸(embankment):影像上方天空、中間是河床或溪床(不一定有水流)，左或右兩側是人工加固的水土保持工程，護岸上方有土砂石或綠色樹、植物、草。
- 護坡(slope protection): 影像上方天空、在坡面上所做的各種鋪砌和栽植，用來防止邊坡受沖刷，在坡面上的各種工法，上面可能是土砂石或綠色植被，再上面可能是天空，而護坡的另一邊可能有道路或水溝。
- 照片內容也可能同時有兩類或多類。

表 2-2 目前針對歷史影像平台-109 年的張數之前 10000 張來篩選同時具兩類之影像張數。如圖 2- 7。針對主題(1)人工收集具有上述物件的照片，包含野溪護岸、護坡的水土保持設施。例如，圖 2-8 左圖說明護岸表面，圖 2-8 右圖說明護坡表面。收集針對坡面裸露的照片，不同距離拍攝的照片，不同樣式裸露，提供給主題(4)使用。

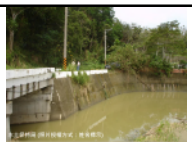
護岸	type_0_EvenID_636386973904338315	type_0_EvenID_636449778645196664	type_0_EvenID_635776872013161250
			
坡面裸露	type_0_EvenID_635888059214432653	type_0_EvenID_635974290941212520	type_0_EvenID_636224589586690839
			
護坡	type_0_EvenID_636449778424954642	type_0_EvenID_636415992321766689	type_0_EvenID_635779130903515991
			

圖 2- 6 各災害類別資料夾內相似災害影像檔案名稱



(a)護岸表面影像



(b)護坡表面影像

圖 2- 7: (a)說明護岸影像態樣，(b)說明護坡影像態樣。



圖 2- 8:坡面裸露的照片，不同距離拍攝的照片，不同樣式裸露。

三、主題(3): 發展基於影像實例分割之影像分析技術之研究。

本議題收集 Mask-RCNN 套件進行實作，附錄 6 說明 Mask-RCNN 安裝操作流程。下列以 Mask-RCNN 來說明，實作步驟。

•輸入影像集，將其分成訓練與驗證影像集，剩下當作測試影像集。

•先使用軟體 labelme 對要偵測區域畫 mask，輸出為一 json 檔，檔案中有每個 mask 的座標點以及對應的標籤(label)。在圖 2-9 說明畫 mask 的範例，其中標籤總共分成 5 種，sky, green, water, embankment(堤), collapse(坍方)。附錄三、標註物件操作流程提供說明有關安裝軟體 labelme 及操作 labelme 來標註影像中的物件。



圖 2-9 說明畫 mask 的範例

•製作訓練組(training pair)，(影像, Mask, 其對應 label)，圖 2-10 說明一個訓練組，然後將訓練組輸入至 Mask RCNN 中做訓練。





collapse

$[0\ 0\ 0\ 1\ 0]^T$

M*N　　Mask 座標(x, y)　　label

圖 2- 10: 說明一個訓練組

•在訓練 Mask RCNN 過程中，需要用到 Loss 來調整 Mask RCNN 的權重，訓練過結束後的輸出有三項，bounding box (框)、bounding box 的標籤及該 bounding box 的 mask。因此，Loss function, L, 定義如下: $L = L_{class} + L_{box} + L_{mask}$，$L_{class}$， L_{box}，L_{mask} 分別表示 class loss、 bounding box loss 以及 mask loss。圖 2-11 說明計算 Lclass, Lbox, Lmask 架構圖。此 Loss 由三項 loss 值加總。如下公式

$$Loss = L_{class} + L_{box} + L_{mask}。$$

- L_{class} 表實例分類錯誤。
- L_{box} 表實例錨框框在錯誤區域之錯誤。
- L_{mask} 表 Mask 套疊實例之錯誤。

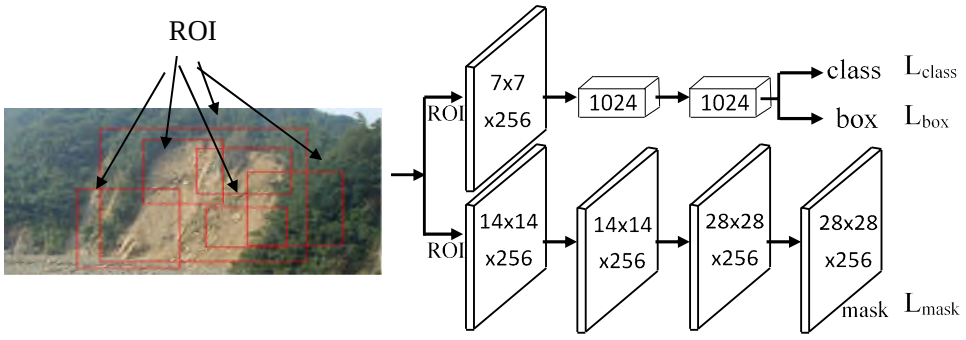


圖 2- 11 以坡面裸露為例，計算 Lclass, Lbox, Lmask 架構圖

就各 L_{class}、L_{box}、L_{mask} 三項計算，下面說明之。

- L_{class}: 用 L_{cls} 代表。

$$\frac{1}{N_{cls}}\sum_{i} L_{cls}(p_i, p_i^*)$$

$$L_{cls}(p_i, p_i^*) = -\log\left[p_i^* p_i + (1 - p_i^*)(1 - p_i)\right]$$

$L_{cls}(p_i, p_i^*)$中的 p_i 為 Anchor 預測為目標的機率，p_i^*為 Ground truth 的標籤，0 是 negative label、1 是 positive label，此為一個標準的二分類交叉熵損失，對每個 anchor 計算 log 的損失，求和除以總 Anchor 數(N_{cls})。

- L_{box}: 表 Bounding box 的 loss，在此用 L_{reg} 表示。

$$\lambda\frac{1}{N_{reg}}\sum_{i} p_i^* L_{reg}(t_i, t_i^*)$$

$$\mathrm{L_{reg}}(t_i, t_i^*) = \sum_{i\in\{x,y,w,h\}} \mathrm{smooth_{L1}}(t_i - t_i^*)$$

$$\mathrm{soomth_{L1}}(x) = \begin{cases} 0.5x^2 & \text{if } |x|<1 \\ |x| - 0.5 & \text{otherwise} \end{cases}$$

t_i 代表預測框的四個座標點，t_i^* 為 ground truth 的座標點，其中乘上 p_i^* 表示只關心 positive anchor 的回歸情況。因為在實際計算過程中，通常 N_{cls} 和 N_{reg} 差距過大，因此使用參數 λ 平衡兩者。

- L_{mask}: 表套疊 mask 的 loss。

在 Mask Branch 中，對於新增加的 mask branch，其對於每個 region proposals 的輸出維度是 K*m*m，其中 m*m 表示 mask 的大小，K 表示 K 個類別，因此這每個 region proposal 一共生成 K 個 binary mask，在得到預測 mask 後，對 mask 的每個像素點值求 sigmoid 函數值（即所謂的 per-pixel sigmoid），得到的結果作爲 L_{mask}（交叉熵損失函數）的輸入之一。

•訓練過後得到一組參數即為 Mask RCNN 的一項模組，可以用來預測影像中的實例分割。圖 2-12 說 Mask RCNN 的輸出結果，各顏色代表不同的影像實例分割。

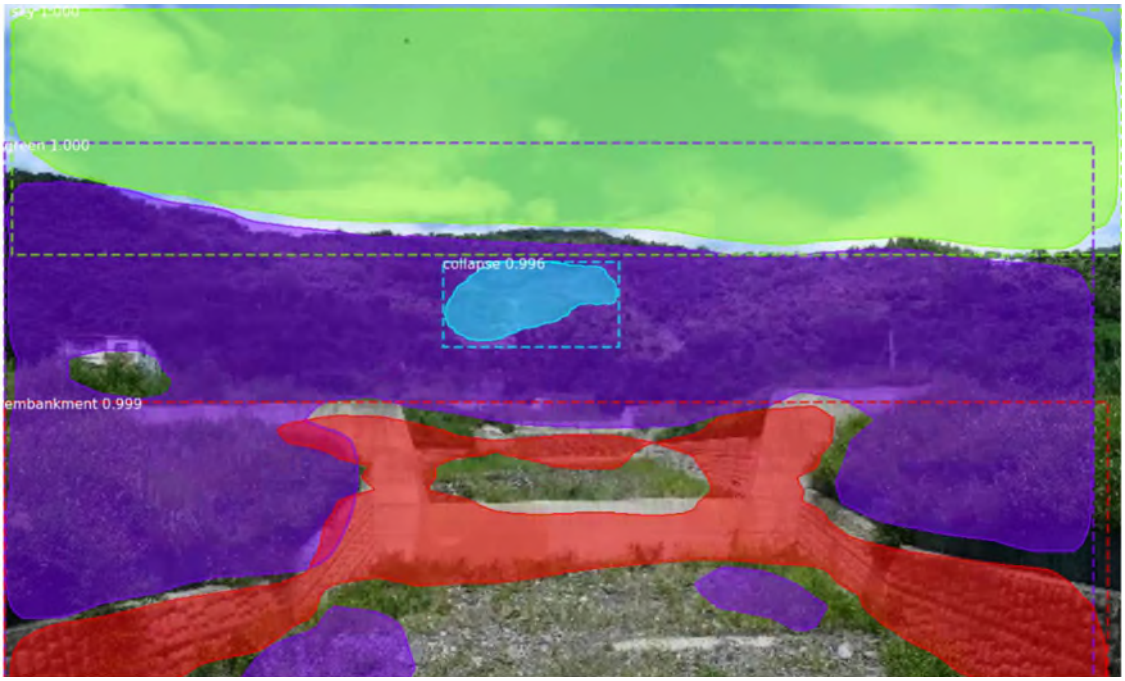


圖 2- 12:說明 Mask RCNN 輸出結果，各顏色代表不同影像實例分割。

•訓練 Mask RCNN 的流程，如圖 2-13

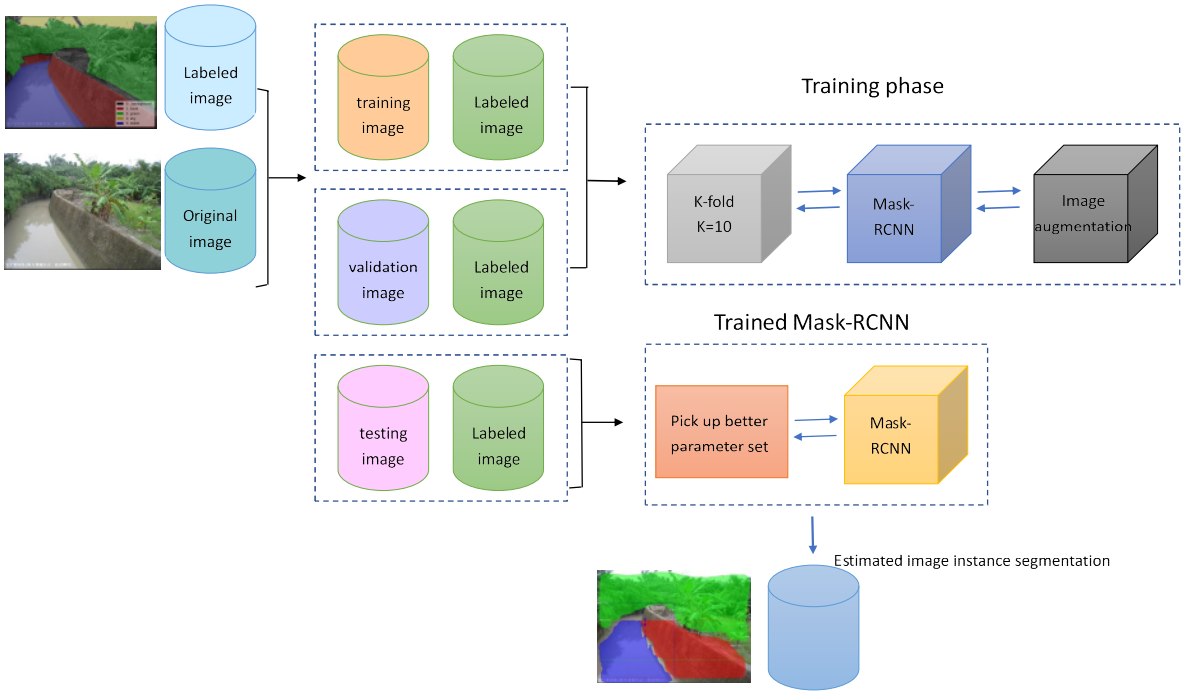


圖 2-13:說明訓練 Mask-RCNN 的流程

當少量影像樣本時訓練 Mask-RCNN 的流程，在本計畫中護坡的影像樣本不多，利用影像處理技術，增加影像樣本，稱為影像增量 (image augmentation)，例如，影像旋轉、影像暗亮、影像雜訊等。

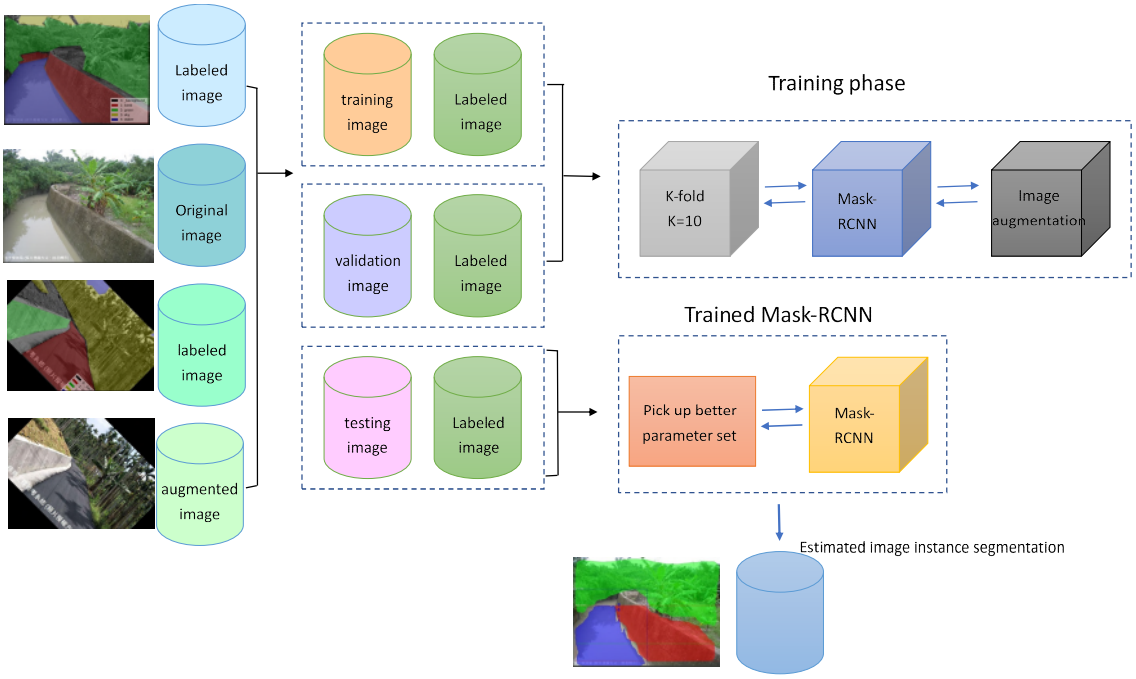


圖 2-14:說明當少量影像樣本時訓練 Mask-RCNN 的流程

•影像增量: 在本主題中訓練過程用影像增量來增加影像數量。所使用的影像處理方法如下。圖 2-14 表其對應的影像處理結果。

影像處理方法	程式指令及參數
1.上下顛倒	Flipud
2.左右顛倒	Fliplr
3.隨機向右旋轉-90 度~90 度	rotate(-90,90)
4.隨機放大影像 0.5 倍 ~1.5 倍	scale(0.5,1.5)
5.調高亮度	Add(15)
6. 影像銳利化	sharpen(0.4)

7. 高斯模糊　　GaussianBlur(1.0)
8.Gamma 對比　　GammaContrast(0.5,1.5)

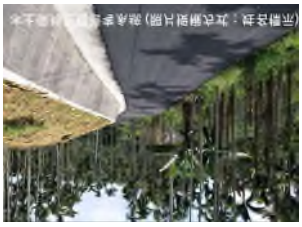
1 上下顛倒	2.左右顛倒
	
3.隨機向右旋轉-90 度~90 度	4.隨機放大影像 0.5 倍~1.5 倍
	
5.調高亮度	6. 影像銳利化
	
7. 高斯模糊	8.Gamma 對比
	

圖 2-15 表其對應的影像處理結果

四、主題(4):應用影像分析自動計算坡地裸露影像畫素比例之研究

本主題主要是運用影像實例分割技術來實現影像分析，針對坡地裸露影像來發展自動計算裸露地影像畫素占比系統，包括，坡面裸露地佔全影像比例、佔綠色區域比例。圖 2-16 中的(主題 4)說明本主題的系統架構。

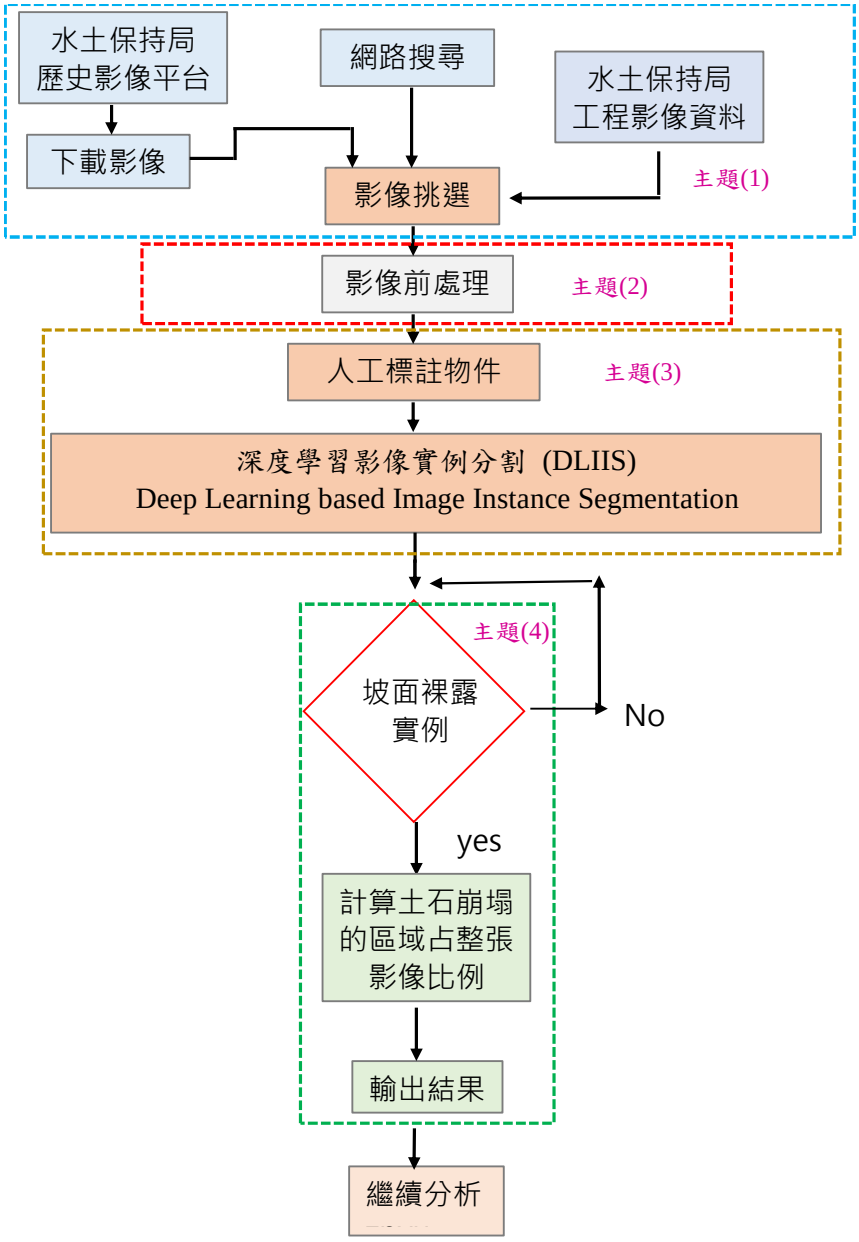


圖:2-16 本主題自動計算坡地裸露影像畫素比例系統架構。

(一) 議題 4-1:在訓練影像中標註有坡面裸露區域，計算裸露地影像畫素比例(即坡面裸露地佔全影像比例、佔綠色區域比例)

- 坡面裸露影像標註: 標註物件類別如表 2-2，天空、綠色、土石裸露，已標註 646 張坡面裸露區影像。每個物件在所有已標註影像集的數量分布如圖 2-17。

表 2-2 說明坡面裸露影像標註的物件

類別	標註物件名稱	標註細項說明
坡面裸露	sky	天空
	green	綠色
	collapse	土石裸露
	Slope	坡面

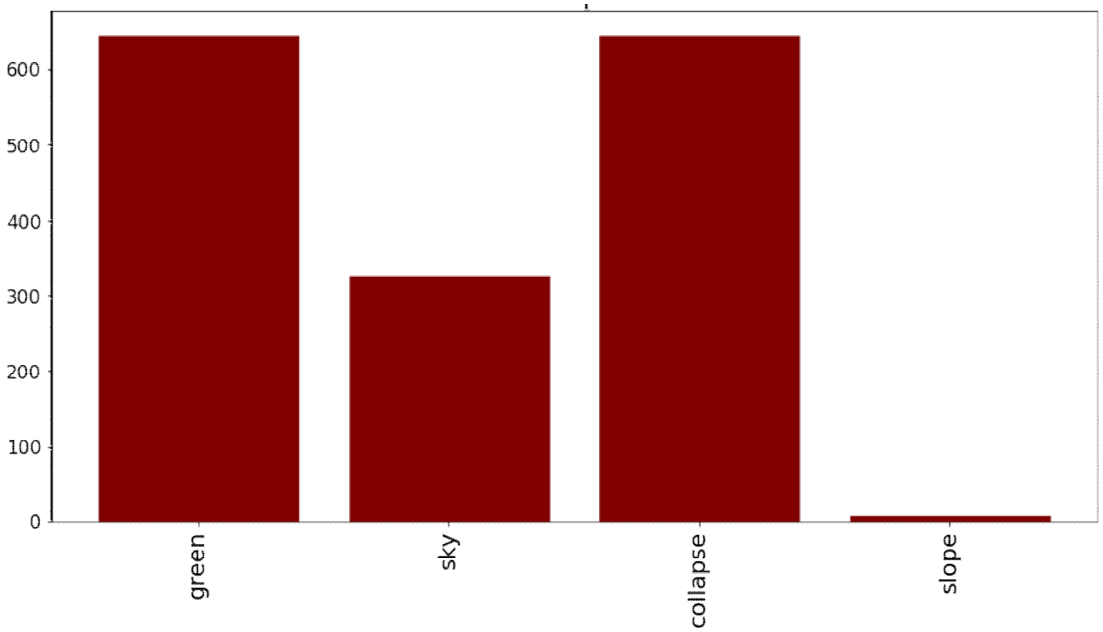
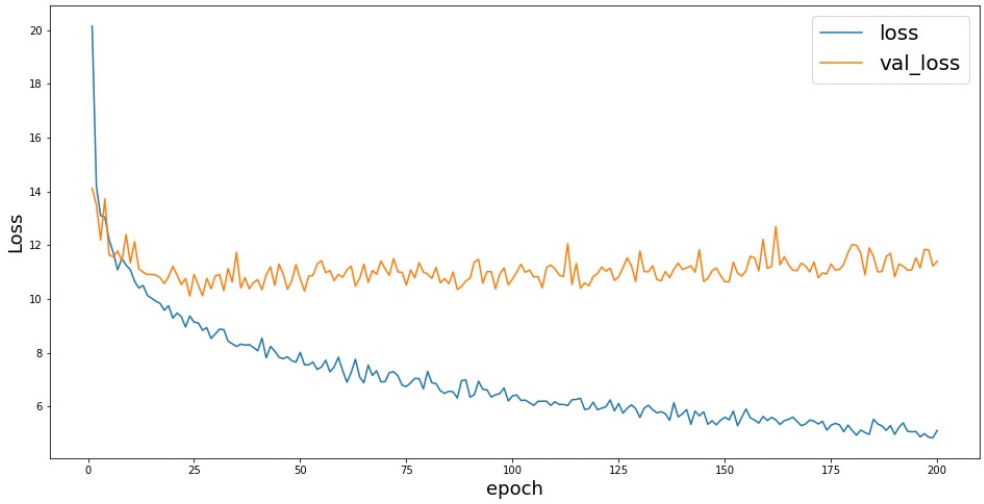


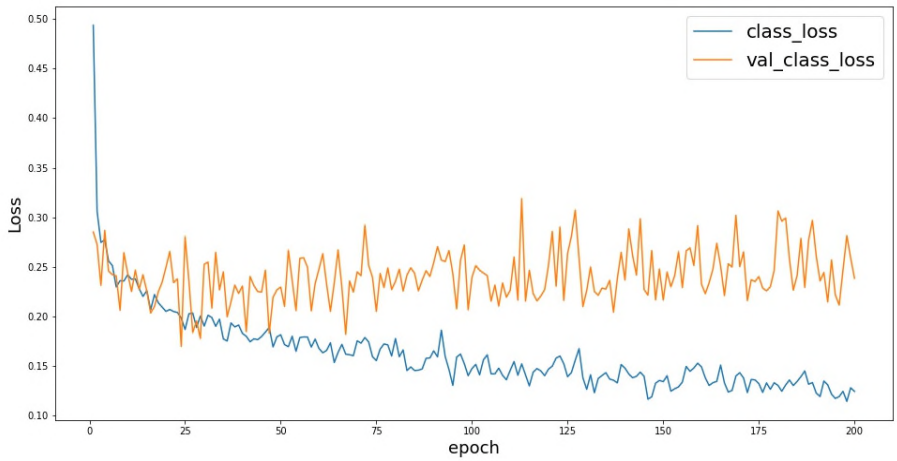
圖 2-17: 每個物件在所有已標註坡面裸露影像集的數量分佈

(二)議題 4-2:訓練具深度學習影像實例分割模組。

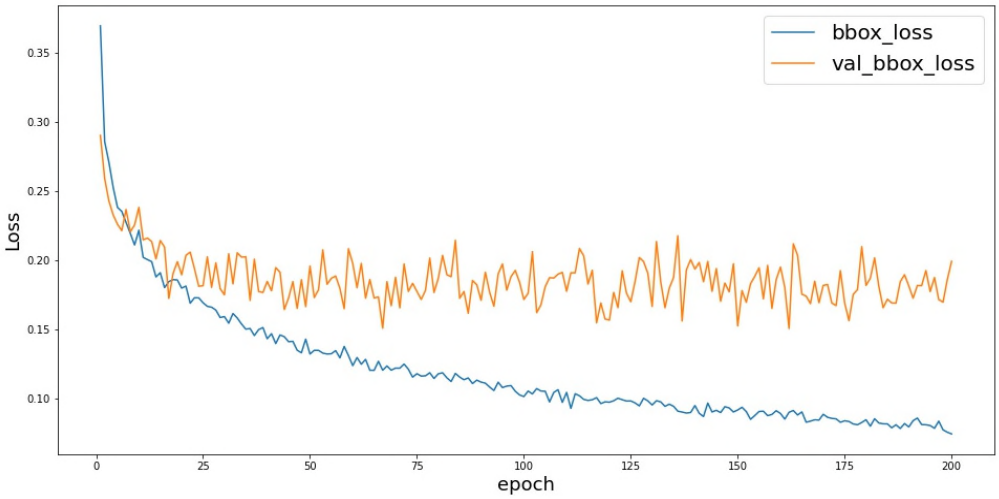
圖 2-18 說明訓練影像實例分割 Mask-RCNN 的各類 loss 變化。藍色、橘色分別代表訓練影像與驗證影像的 loss 變化圖。圖 2-18(a)總 loss 的變化圖; 圖 2-18(b)-(d)分別代表的分類、物件框、物件遮罩三子項 loss 變化圖。以 k-fold validation 來訓練 Mask-RCNN，k=10，訓練影像(training images)有 516 張、驗證影像(validation images)有 65 張、測試影像(testing images)有 65 張。



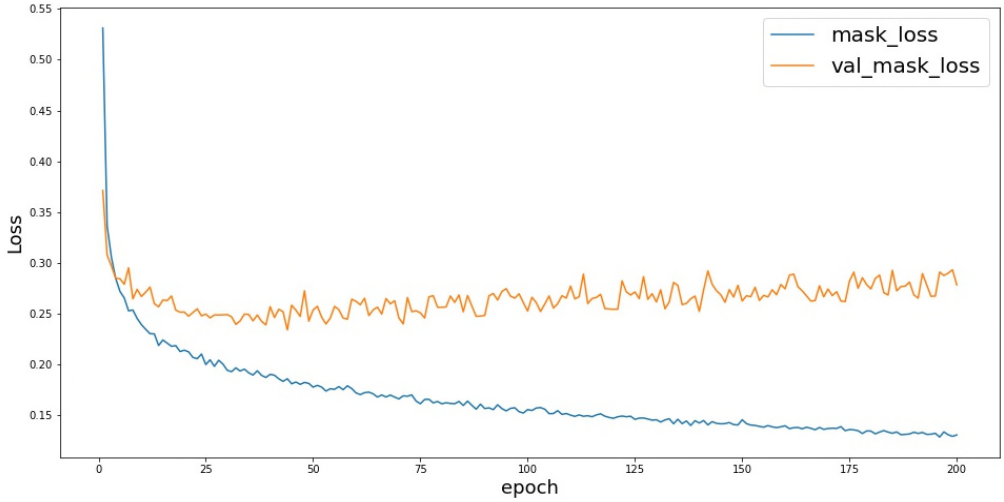
(a) loss 與 val_loss 分別表訓練影像與驗證影像的總誤差



(b) class_loss 與 val_class_loss 分別表訓練影像與驗證影像分類誤差



(c) bbox_loss 與 val_bbox_loss 分別表訓練影像與驗證影像物件框(bounary box)誤差



(d) mask_loss 與 val_mask_loss 分別表訓練影像與驗證影像遮罩物件(mask)誤差

圖 2-18: 說明自動計算坡地裸露影像畫素比例之訓練影像實例分割 Mask-RCNN 的各類 loss 變化

表 2-3 列出本主題訓練 Mask-RCNN 模型時的參數，主題 5-6 皆使用相同的設定。

表 2-3: 訓練 Mask-RCNN 模型的參數

NAME =”shape”	TRAIN_ROIS_PER_IMAGE = 10
GPU_COUNT = 2	ROI_POSITIVE_RATIO = 0.33
IMAGES_PER_GPU = 8	STEPS_PER_EPOCH = 100
NUM_CLASSES = 15	VALIDATION_STEPS = 21
IMAGE_RESIZE_MODE = "square"	BACKBONE = "resnet50"
IMAGE_MIN_DIM = 320	
IMAGE_MAX_DIM = 384	
RPN_ANCHOR_SCALES = (8 * 6, 16 * 6, 32 * 6, 64 * 6, 128 * 6)	

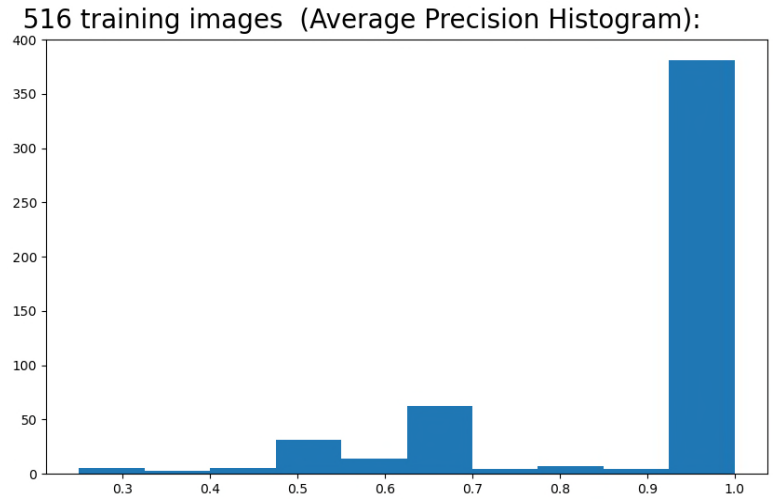
(三)議題 4-3:以測試影像檢驗具深度學習影像實例分割模組之效能，估算裸露地影像畫素比例

用議題 4-2 訓練出最佳模型，主要以 k-fold (k =10)來挑出最佳 Mask-RCNN 模型，表 2-4 說明 10-fold 的 mAP(以驗證影像集來挑最高 mAP 的模型)，由表 2-4 可知第 5 個 fold 就的第 24 世代(epoch)得到最高的 mAP=0.942。

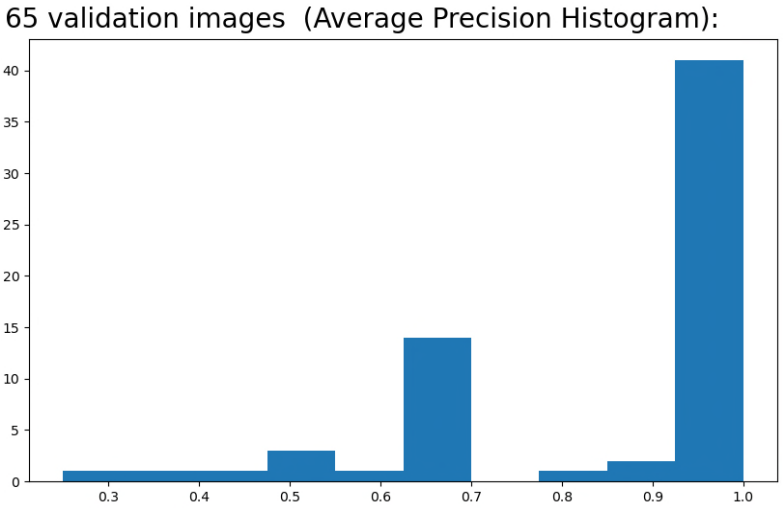
表 2-4: 10-fold 中各模型預測驗證影像集的 mAP

k_fold (k=10)	1	2	3	4	**5**	6	7	8	9	10
best(epoch)	48	77	67	81	**24**	29	200	171	48	72
mAP	0.835	0.862	0.854	0.885	**0.942**	0.888	0.843	0.884	0.882	0.8

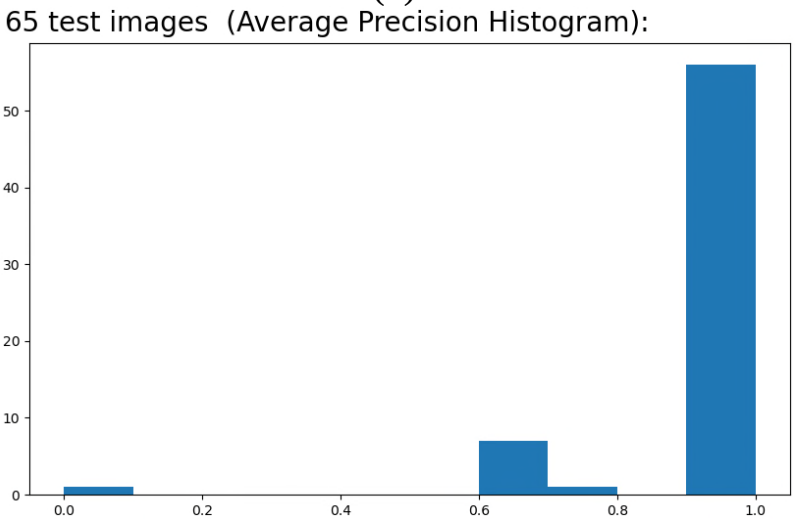
接著，以此模型預測訓練影像集、驗證影像集、測試影像集分別評估其 mAP 效能,訓練影像、驗證影像及測試影像的 mAP 分別是 0.896, 0.864, 0.943。圖 2-19(a)-(c)分別說明針對訓練影像集、驗證影像集、測試影像集中每張影像 AP 分佈。圖 2-19 顯示大部分的影像 AP 為 1 表示本議題 Mask-RCNN 有不錯的預測效能。



(a)



(b)



(c)

圖 2-19: 在自動計算坡地裸露影像畫素比例的主題，每張影像 AP 分佈 (a)訓練影像集;(b)驗證影像集;(c)測試影像集

(四)議題 4-4:視覺化呈現: 本議題提供視覺化呈現影像分割結果，如圖: 2-20 說明此張影像的影像分割結果，黃色表裸露地區域，綠色表綠色區域。左下角表 CR 與 GCR 值。

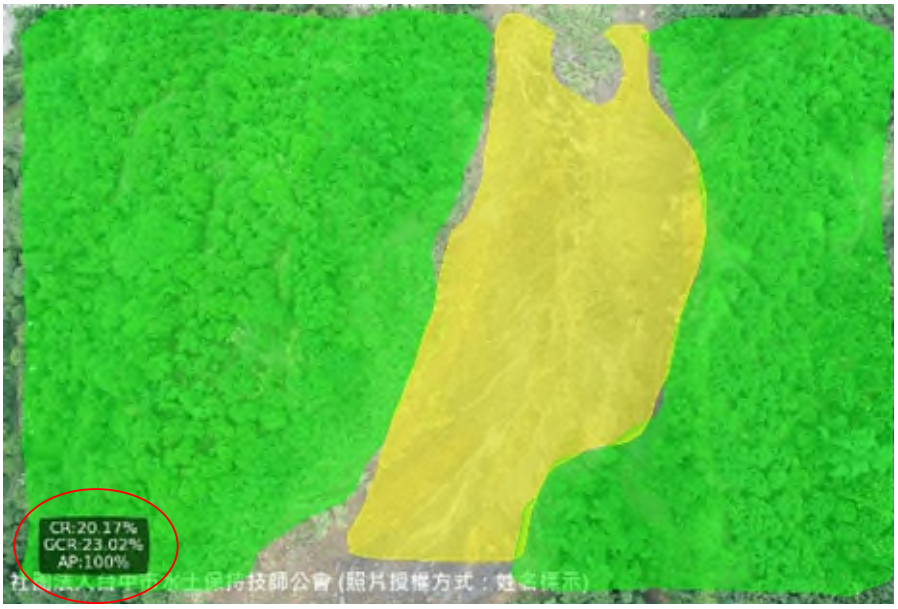


圖:2-20 視覺化呈現自動計算坡地裸露影像畫素比例時影像分割結果

五、主題(5):應用影像分析自動辨識水土保持護岸設施影像樣態之研究

本主題主要是運用影像實例分割技術來實現影像分析，針對水土保持設施護岸來發展自動辨識水土保持護岸設施影像樣態系統，即能將水土保持護岸設施影像中的各物件做分割與分類。圖 2-21 中的(主題 5)說明本主題的系統架構。

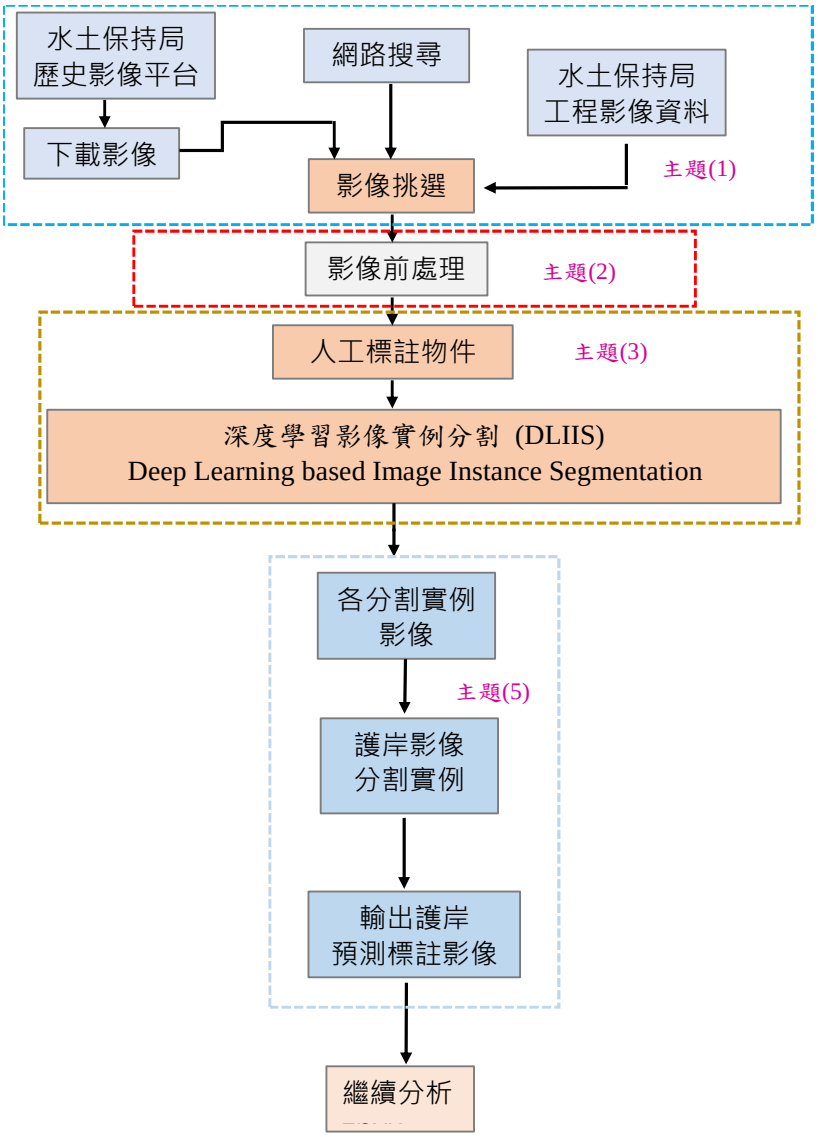


圖:2-21 本主題自動辨識水土保持護岸設施影像樣態的系統架構

(一) 議題 5-1:在訓練影像中標註實例出現於特定區域水土保持設施及樣態，例如，天空、綠色，裸露區、土石，水，護岸表面等。

- 護岸影像標註: 標註物件類別如表 2-5，本主題已標註 595 張護岸影像。每個物件在所有已標註影像集的數量分佈如圖 2-22。

表 2-5 說明護岸影像標註的物件

類別	標註名稱	標註細項
護岸	Embankment 護岸表面	1 乾砌大削平面石(rockery_revetment) 2 乾砌卵石(mortar_rockery_revetment) 3 漿砌卵石(concrete_mortar_rockery_revetment) 4 混凝土平滑面(concrete_revetment) 5 混凝土紋理(concrete_with_texture_revetment) 6 混凝土格框(concrete_rib_revetment) 7 混凝土填石(concrete_frame_stone_infill_revetments)
	water	1 靜止清澈水(still_water) 2 流動清水(flowing_water) 3 土砂水(soil_sand_water) 4 滾滾洪水(flood) 5 無水(不用標註)
	sky	天空
	collapse	坡面裸露
	green	綠色
	slope	坡地

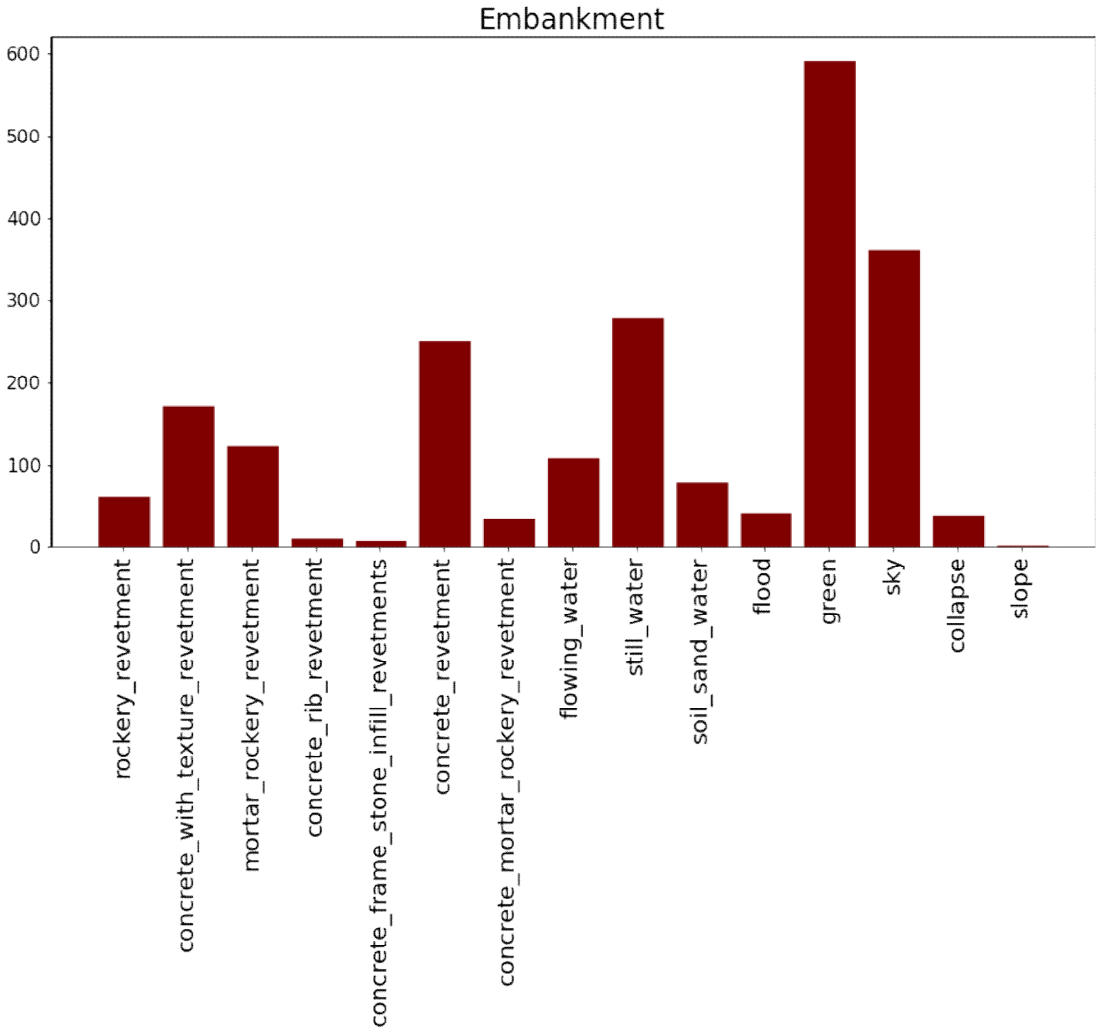
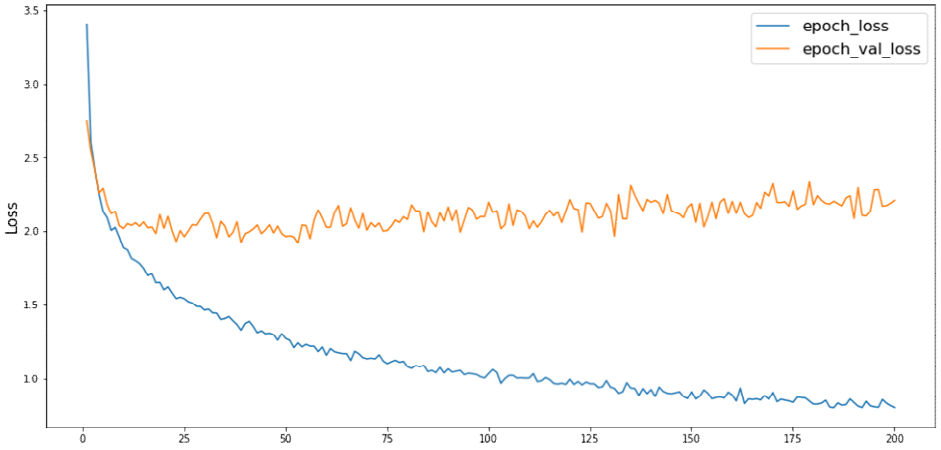


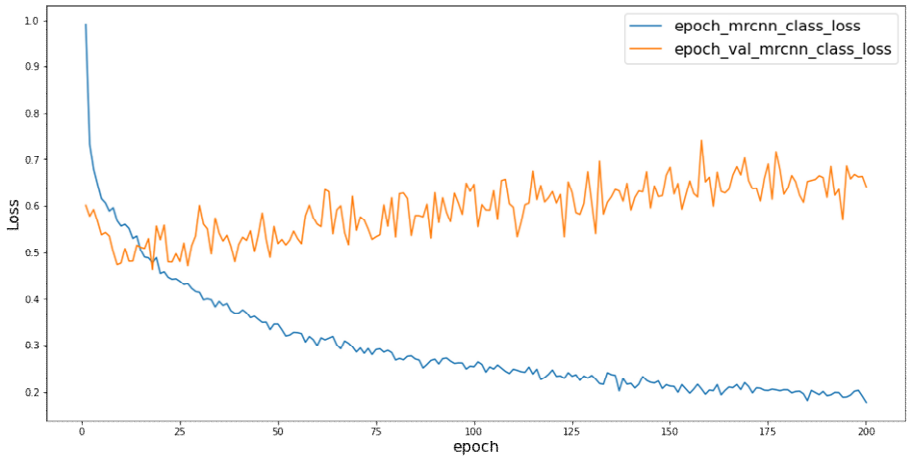
圖: 2-22 各標註物件在已標註護岸影像集中的分佈

(二) 議題 5-2:訓練具深度學習影像實例分割模組並且分割護岸設施影像。

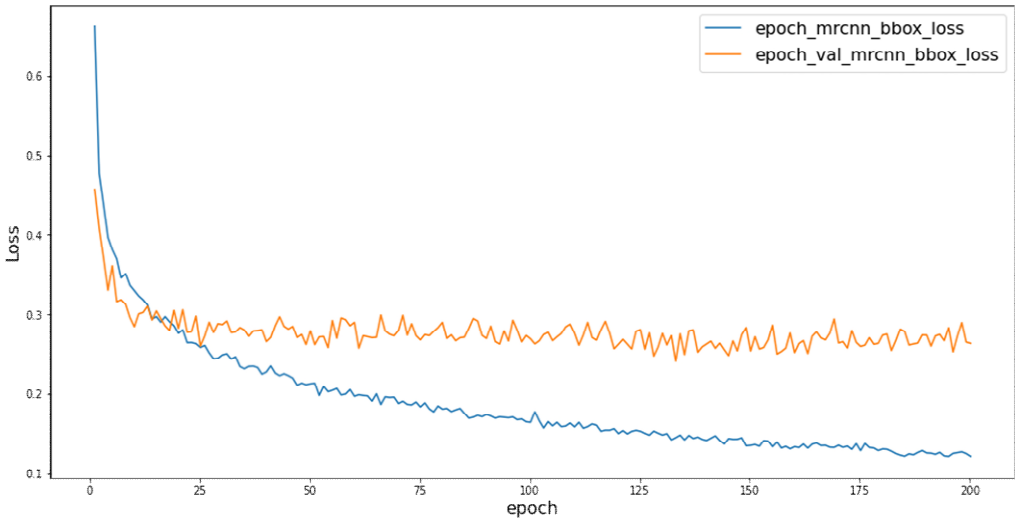
圖 2-23 說明訓練影像實例分割 Mask-RCNN 的各類 loss 變化。藍色、橘色分別代表訓練影像與驗證影像的 loss 變化圖。圖 2-23(a)總 loss 的變化圖; 圖 2-23(b)-(d)分別代表的分類、物件框、物件遮罩三子項 loss 變化圖。以 k-fold validation 來訓練 Mask-RCNN，k=10，訓練影像(training images)有 475 張、驗證影像(validation images)有 60 張、測試影像(testing images)有 60 張。



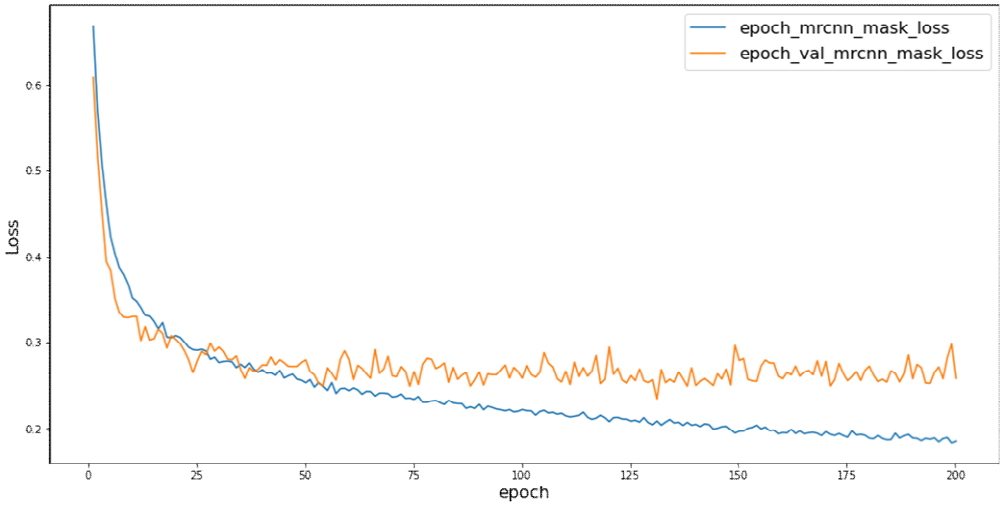
(a) loss 與 val_loss 分別表訓練影像與驗證影像的總誤差



(b) class_loss 與 val_class_loss 分別表訓練影像與驗證影像分類誤差



(c) bbox_loss 與 val_bbox_loss 分別表訓練影像與驗證影像物件框(bounary box)誤差



(d) mask_loss 與 val_mask_loss 分別表訓練影像與驗證影像遮罩物件(mask)誤差

圖 2-23: 說明護岸訓練影像實例分割 Mask-RCNN 的各類 loss 變化

(三) 議題 5-3:以測試影像檢驗具深度學習影像實例分割模組之效能並進行影像測試集之測試系統的一般化效能。

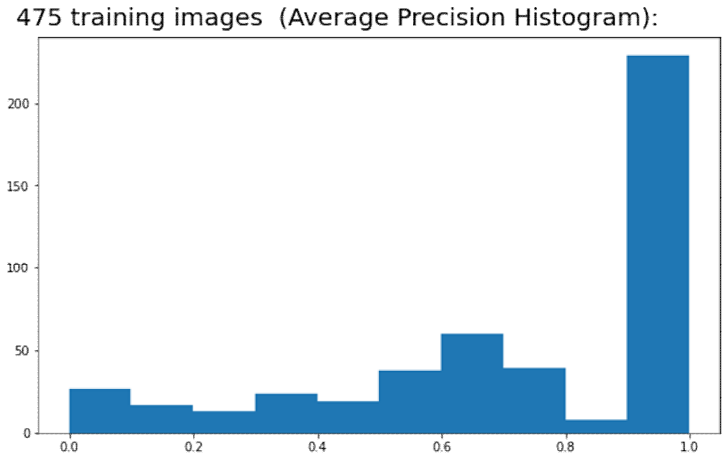
用議題 5-2 訓練出最佳模型，主要以 k-fold (k =10)來挑出最佳 Mask-RCNN 模型，表 2-6 說明 10-fold 的 mAP(以驗證影像集來挑最高 mAP 的模型)，由表 2-6 可知第 1 個 fold 就的第 200 世代(epoch)得到最高的 mAP=0.656。

表 2-6: 10-fold 中各模型預測驗證影像集的 mAP

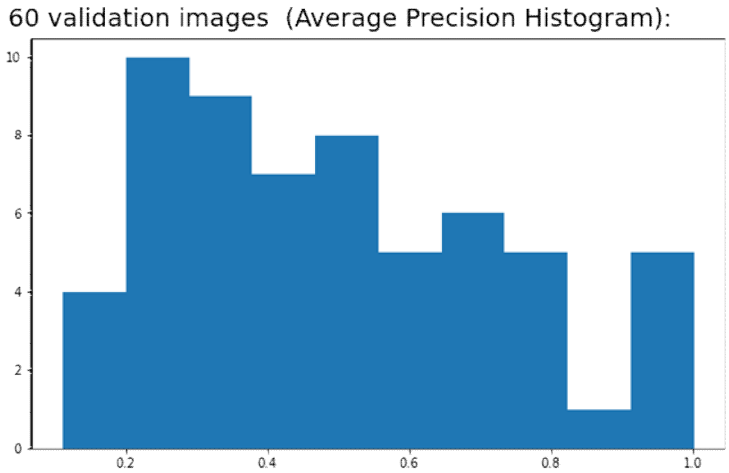
k_fold (k=10)	**1**	2	3	4	5	6	7	8	9	10
best(epoch)	**200**	38	200	200	200	200	13	200	200	27
mAP	**0.656**	0.601	0.596	0.518	0.474	0.453	0.449	0.553	0.625	0.562

接著，以此模型預測訓練影像集、驗證影像集、測試影像集分別評估其 mAP 效能,訓練影像、驗證影像及測試影像的 mAP 分別是 0.732, 0.489, 0.585。圖 2-24(a)-(c)分別說明針對訓練影像集、驗證影像集、測試影像集中每張影像 AP 分佈。圖 2-24(a)顯示訓練影像集中大部分的影像 AP 為 1，圖 2-24 (b) 顯示驗證影像集中多數 AP 介於 0.3 與 0.5 之間，圖 2-24 (c) 顯示測試影像集中多數 AP 介於 0.5 與 0.8 之間，以上表示本議題 Mask-RCNN 在訓練影像集有不錯的預測效能，但對於驗證影像集及測試影像集預測效能仍須再提升。即本議題所訓練的 Mask-RCNN 一般化效能需要再提升。其原因是護岸影像僅 595 張，但此護岸影像集其中有 15 物件，

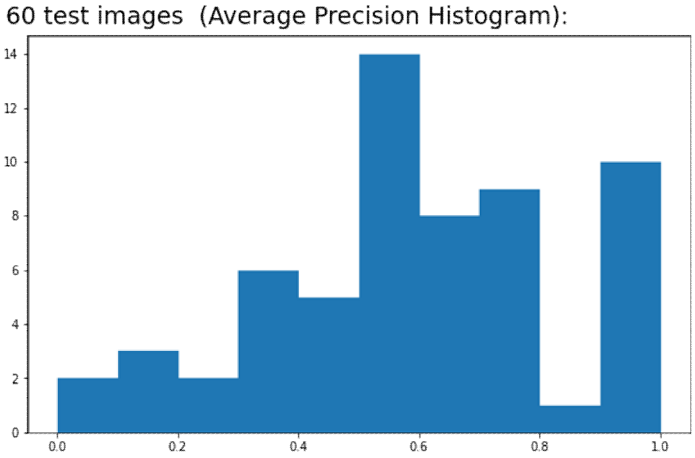
其數量分佈不平均有 imbalance classes 的情形。因此，在圖 2-24 (b)中可以觀察出其分校能不佳，呈現 overfitting 情況。



(a)



(b)



(c)

圖 2-24: 護岸影像中每張影像 AP 分佈(a)訓練影像集;(b)驗證影像集;(c)測試影像集

六、主題(6):應用影像分析自動辨識水土保持護坡設施影像樣態之研究

本主題主要是運用影像實例分割技術來實現影像分析，針對水土保持設施護坡來發展自動辨識水土保持護坡設施影像樣態系統，即能將水土保持護坡設施影像中的各物件做分割與分類。圖 2-25 中的(主題 6)說明本主題的系統架構。

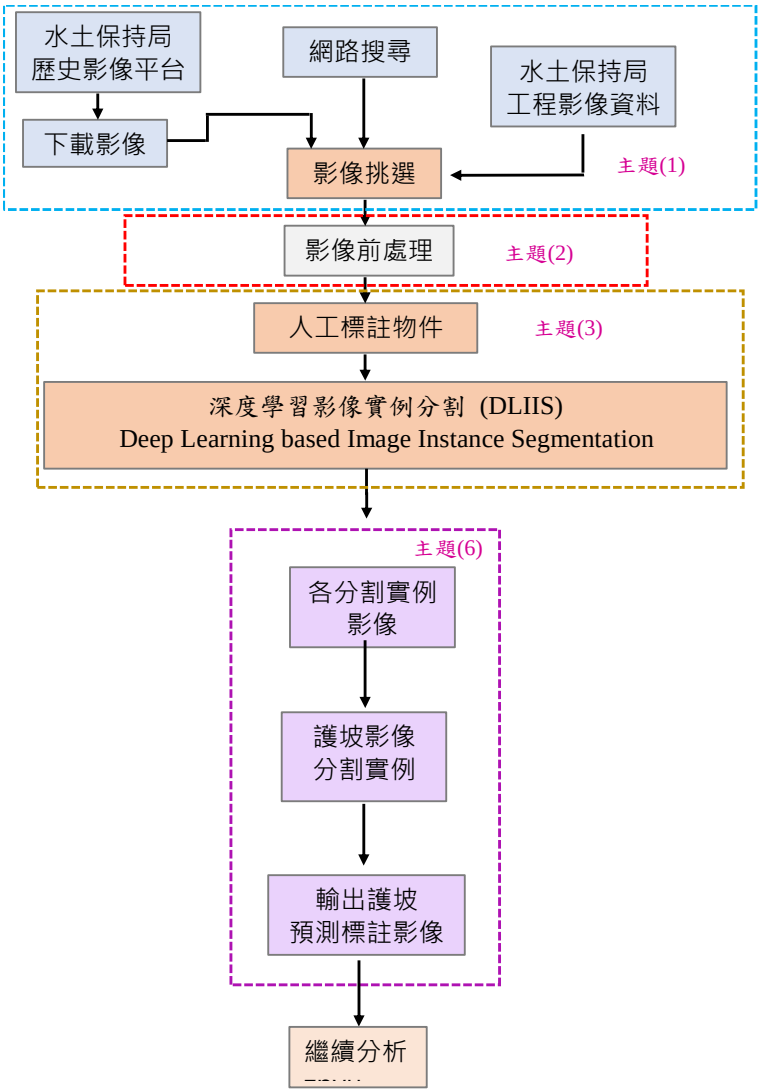


圖:2-25 本主題自動辨識水土保持護坡設施影像樣態的系統架構

(一) 議題 6-1:在訓練影像中標註實例出現於特定區域水土保持設施及樣態，例如，天空、綠色，土石，道路，護坡表面、裸露區等。

- 護坡影像標註: 標註物件類別如表 2-7，本主題已標註 164 張護坡影像，其中有 10 張比較破損嚴重，因此只剩 154 張可用於訓練 MasK-RCNN。每個物件在所有已標註影像集的數量分佈如圖 2-26。

表 2-7 說明護坡影像標註的物件

類別	標註名稱	標註細項
Slope 護坡	sky	天空
	green	綠色
	Collapse	坡面裸露
	Slope 護坡表面	1 乾砌大削平面石(rockery_revetment) 2 乾砌卵石(mortar_rockery_revetment) 3 漿砌卵石(concrete_mortar_rockery_revetment) 4 混凝土平滑面(concrete_revetment) 5 混凝土紋理(concrete_with_texture_revetment) 6 混凝土格框(concrete_rib_revetment) 7 混凝土填石(concrete_frame_stone_infill_revetments)
	Road	1 混凝土路面 concrete_road 2 柏油路面 asphalt_road 3 土石路面 rock_road 4 石砂路面 rock_sand_road 5 花紋路面 texture_road 6 無道路(不用標註)

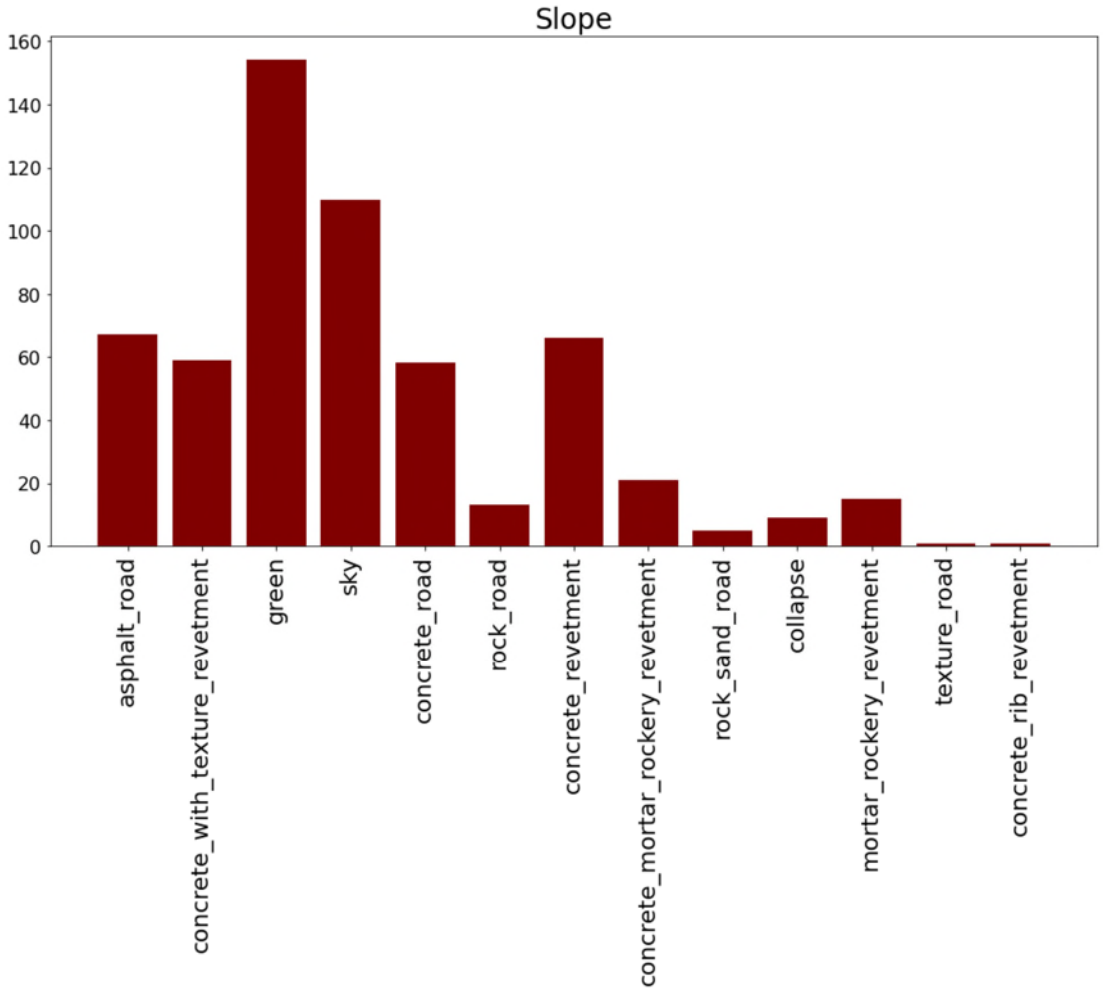


圖: 2-26 各標註物件在已標註護坡影像集中的分佈

- 增加影像數量: 因僅收集到 164 張影像，數量明顯不足，在不易訓練出較佳的 Mask-RCNN 權重。因此，需要增加影像數量，在本主題利用影像處理的方法增加影像數量，影像增量(image augmentation)。下列說明本主題所使用的影像處理方法及其對應指令與參數。

影像處理方法	程式指令
1 雜訊	GaussianNoise(loc=0, scale=(0.3*255))
2. 上下顛倒	Flipud
3. 左右顛倒	Fliplr
4.向右旋轉 45	rotate(-45)
5.向左旋轉 45	rotate(-45)

6.影像銳利化　sharpen(0.4)
7.Gamma 對比　GammaContrast(0.5,1.5)

圖 2-27(a)表影像增量的原圖，圖 2-27 說明本主題所使用影像處理方法的結果。

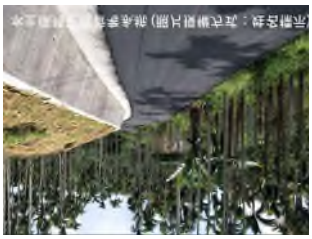
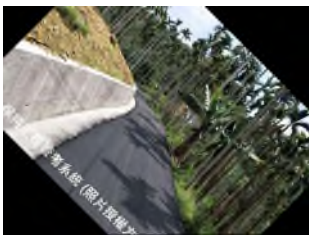
原圖	1 雜訊
	
2 上下顛倒	3 左右顛倒
	
4 向右旋轉 45	5 向左旋轉 45
	
6 影像銳利化	7 Gamma 對比
	

圖 2-27: 說明本主題所使用影像處理方法的結果

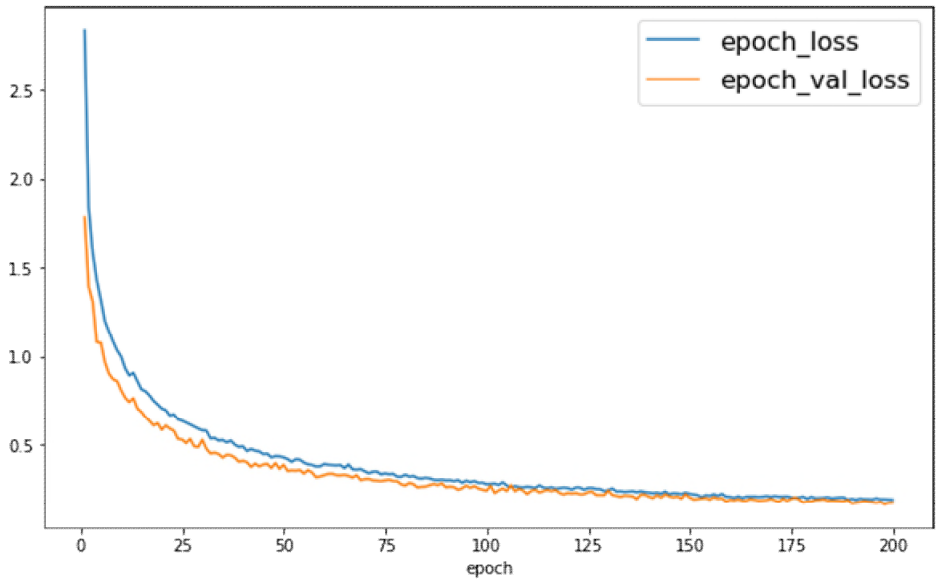
- 訓練影像: 利用影像增量將 154 張增加至 1032 張(154x8)當訓練影像，由訓練影像挑出 200 張當驗證影像。
- 測試影像: 利用下列 4 種影像處理方法將 154 張增至 616 張(154x4)當作測試影像。這 4 種為拍攝時常見的情況，如圖 2-28，應可當測試影像，模擬強光及弱光拍攝、模擬雨中拍攝、雜訊干擾。



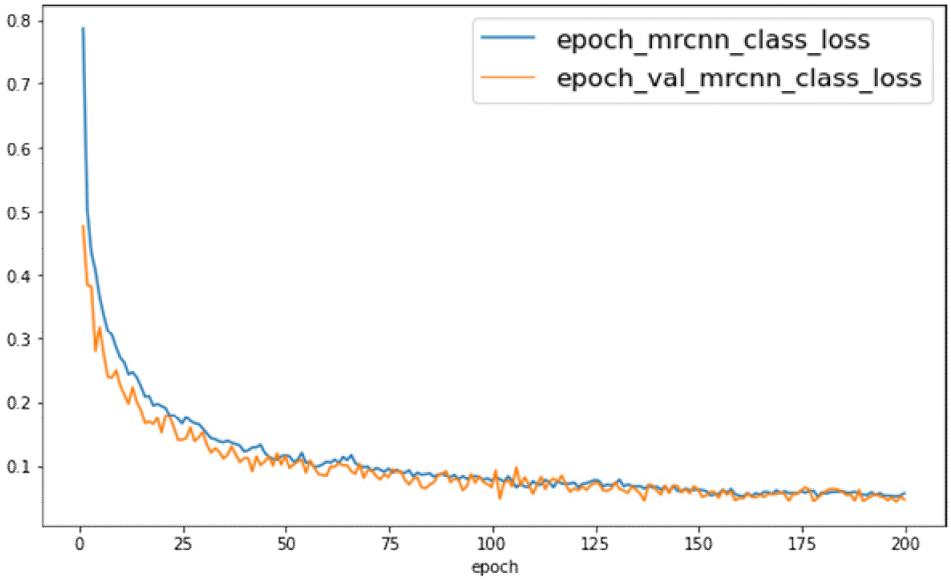
圖 2-28: 模擬強光及弱光拍攝、模擬雨中拍攝、雜訊干擾

(二) 議題 6-2: 訓練具深度學習影像實例分割模組並且分割護坡設施影像

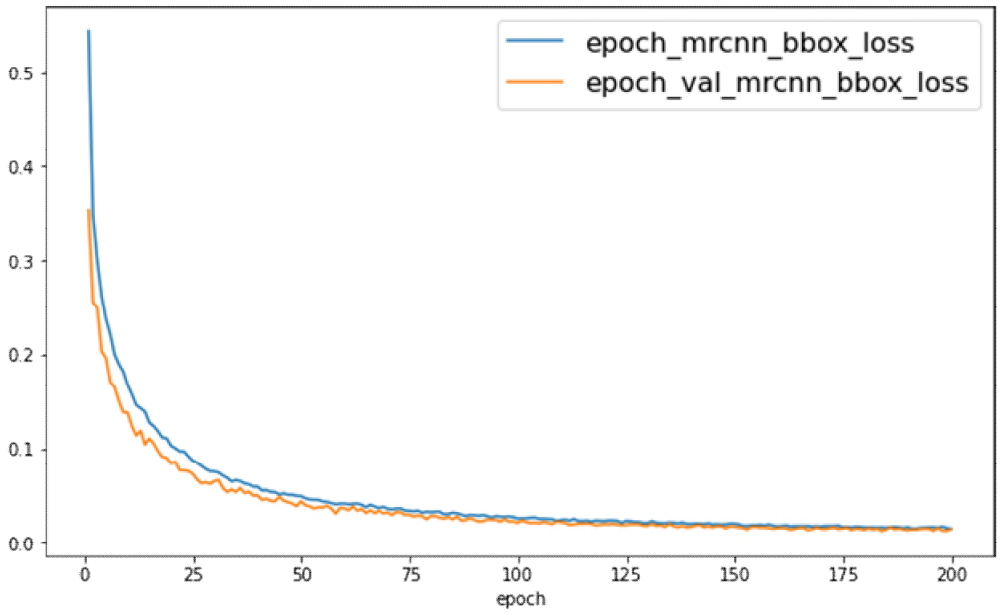
圖 2-29 說明訓練影像實例分割 Mask-RCNN 的各類 loss 變化。藍色、橘色分別代表訓練影像與驗證影像的 loss 變化圖。圖 2-29(a)總 loss 的變化圖; 圖 2-29(b)-(d)分別代表的分類、物件框、物件遮罩三子項 loss 變化圖。以訓練影像有 1032 張、驗證影像有 200 張來訓練 Mask-RCNN。



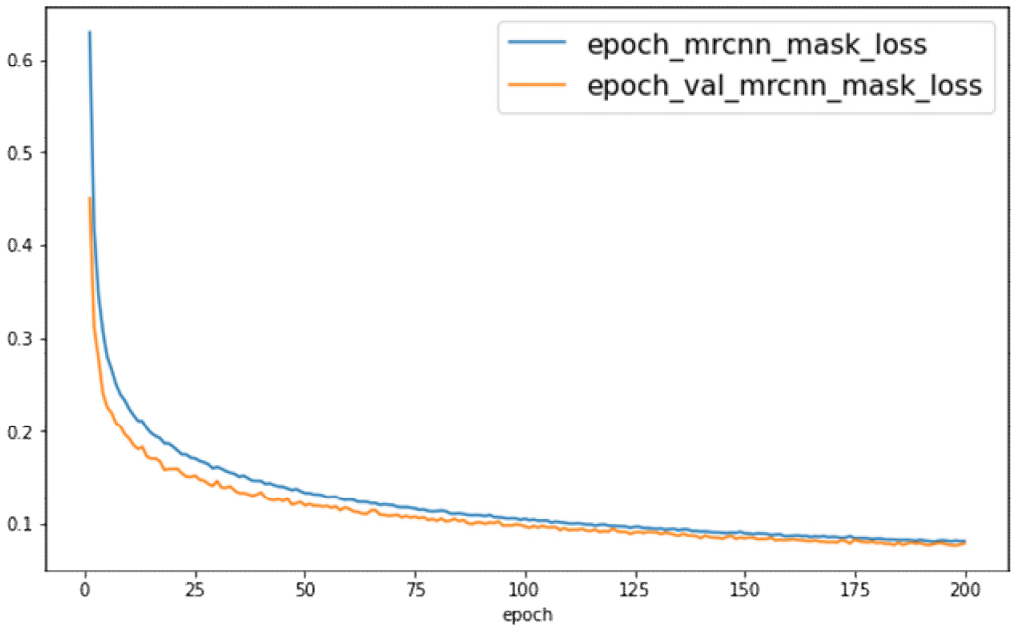
(a) loss 與 val_loss 分別表訓練影像與驗證影像的總誤差



(b) class_loss 與 val_class_loss 分別表訓練影像與驗證影像分類誤差



(c) bbox_loss 與 val_bbox_loss 分別表訓練影像與驗證影像物件框(bounary box)誤差

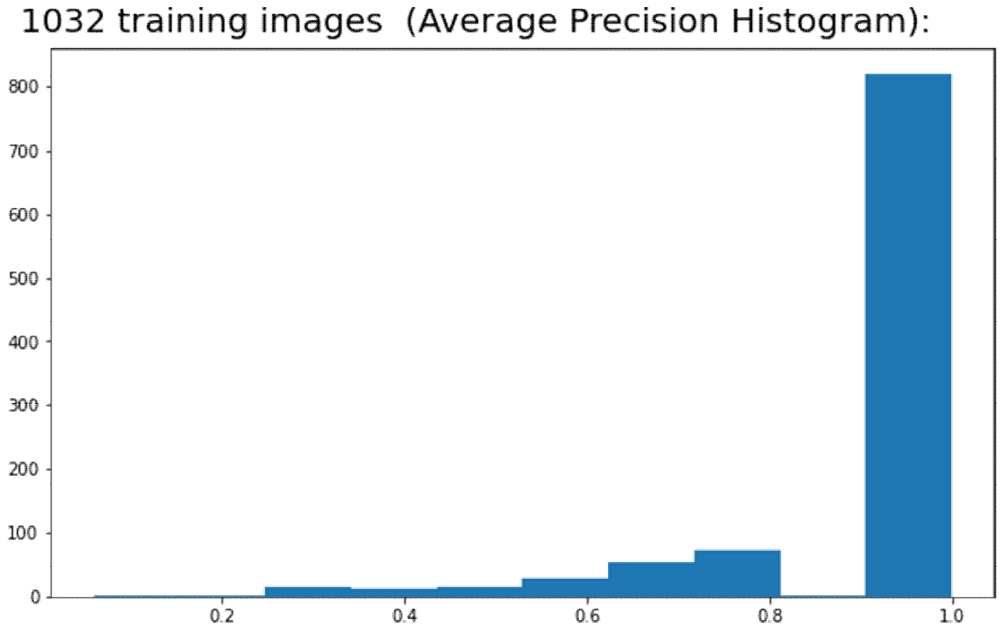


(d) mask_loss 與 val_mask_loss 分別表訓練影像與驗證影像遮罩物件(mask)誤差

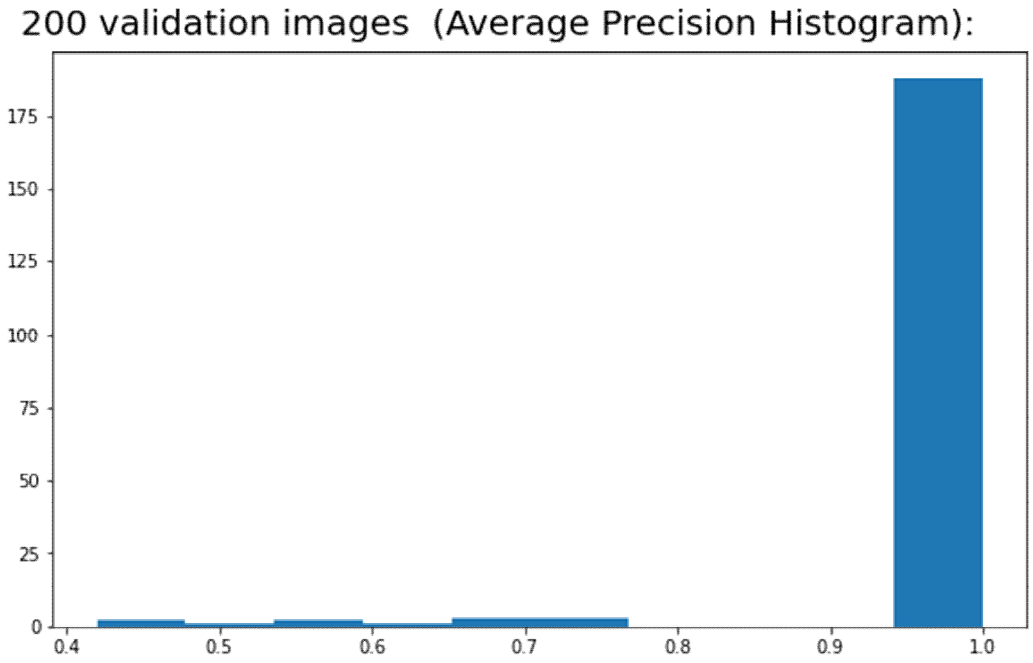
圖 2-29: 說明護坡訓練影像實例分割 Mask-RCNN 的各類 loss 變化

(三) 議題 6-3: 以測試影像檢驗具深度學習影像實例分割模組之效能並進行影像測試集之測試系統的一般化效能

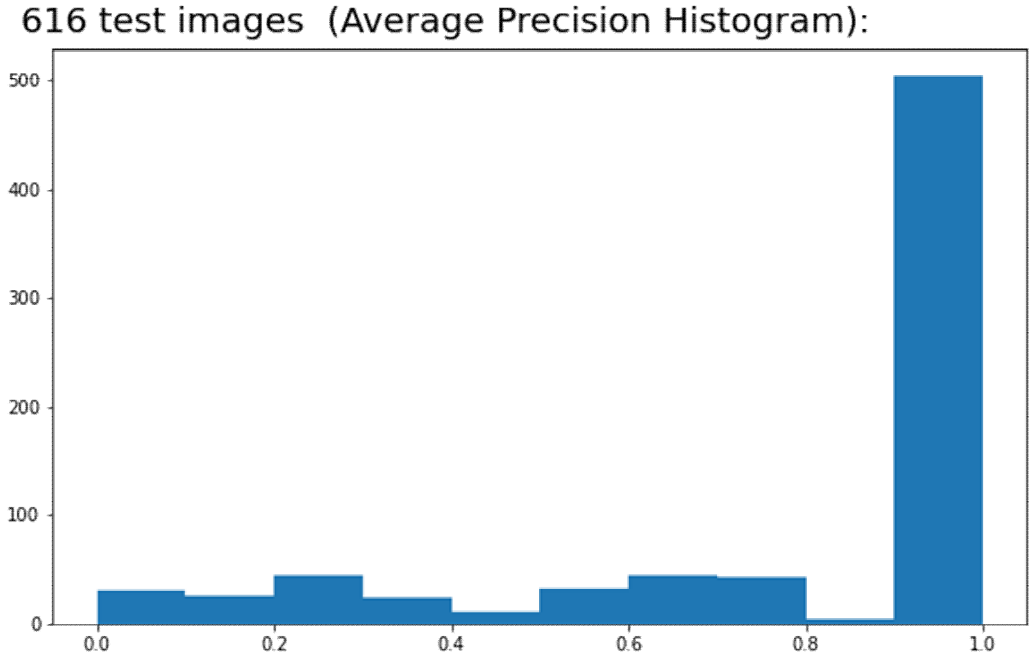
用議題 6-2 訓練出來最佳 Mask-RCNN 模型，測試影像有 616 張。本議題以訓練影像、驗證影像、測試影像分別評估最佳 Mask-RCNN 模型其 mAP 效能，訓練影像、驗證影像及測試影像的 mAP 分別是 0.924, 0.976, 0.801。圖 2-30(a)-(c)分別說明針對訓練影像集、驗證影像集、測試影像集中每張影像 AP 分佈。圖 2-30 顯示訓練、驗證及測試影像集中大部分的影像 AP 為 1，以上表示本議題 Mask-RCNN 在訓練、驗證及測試影像集有不錯的預測效能。



(a)



(b)



(c)

圖 2-30: 護坡影像中每張影像 AP 分佈(a)訓練影像集;(b)驗證影像集;(c)測試影像集

七、主題(7): 影像分析系統建置之研究

本主題主要針對主題(4)-(6)分別已發展自動計算坡地裸露區對全影像及綠視區域占比、自動分析水土保持設施護岸及護坡影像內容態樣，提供三種影像內容分析系統操作以呈現影像分析成果，此三種版本為 Console 單機版、GUI 單機版、RWD 網頁版。

(一) 議題 7-1: Console 單機版

本議題直接在 cmd.exe 的視窗執行程式，如圖:2-31 所示。

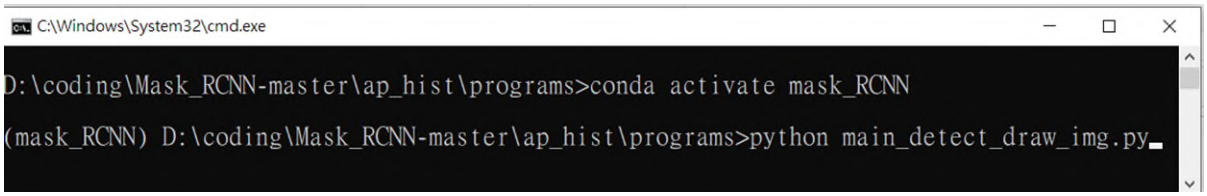
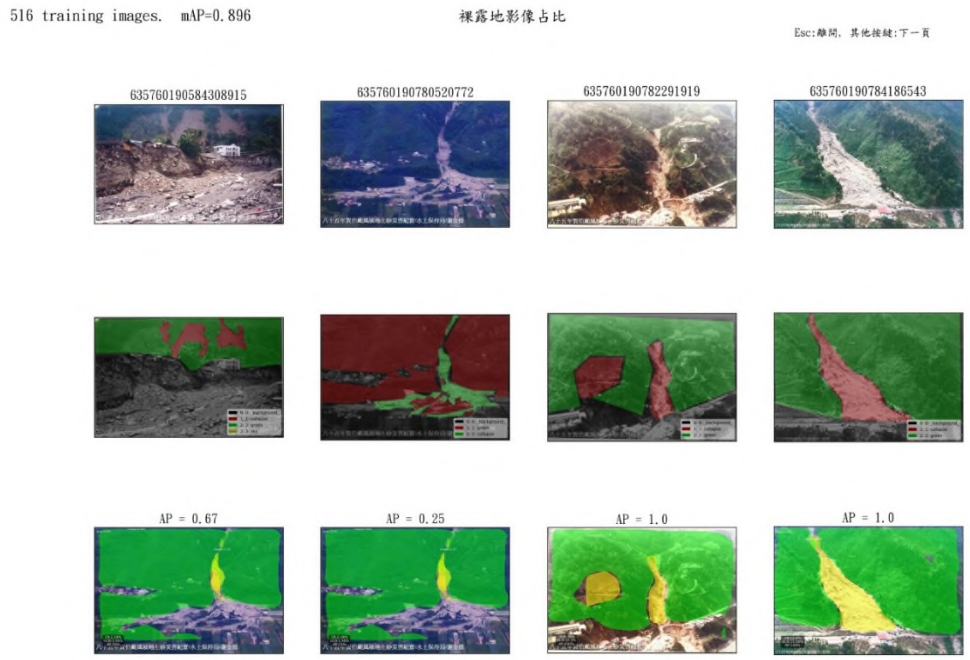
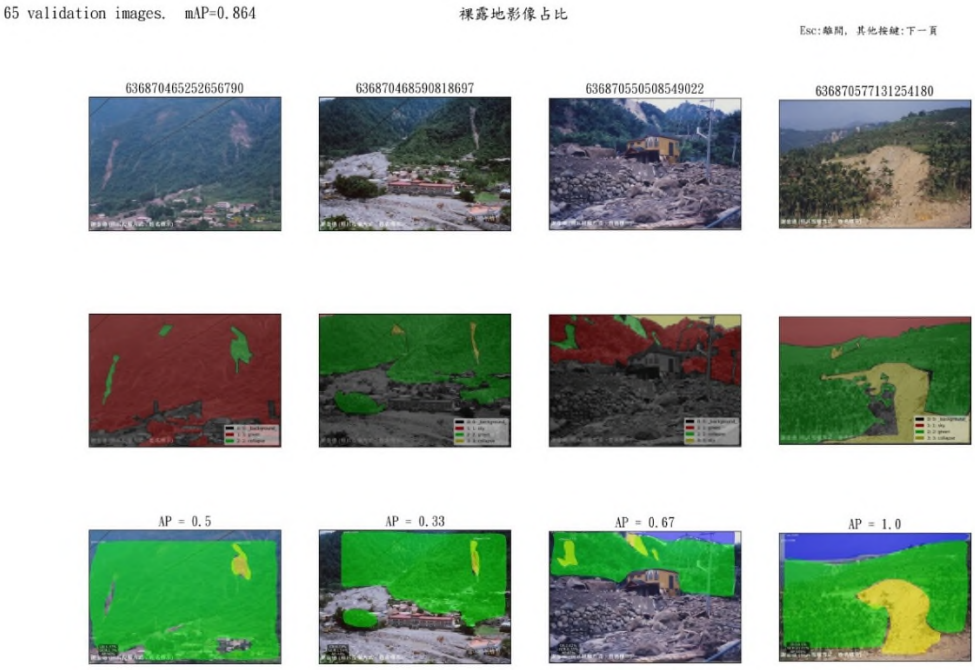


圖 2-31: 在 cmd.exe 的視窗執行程式

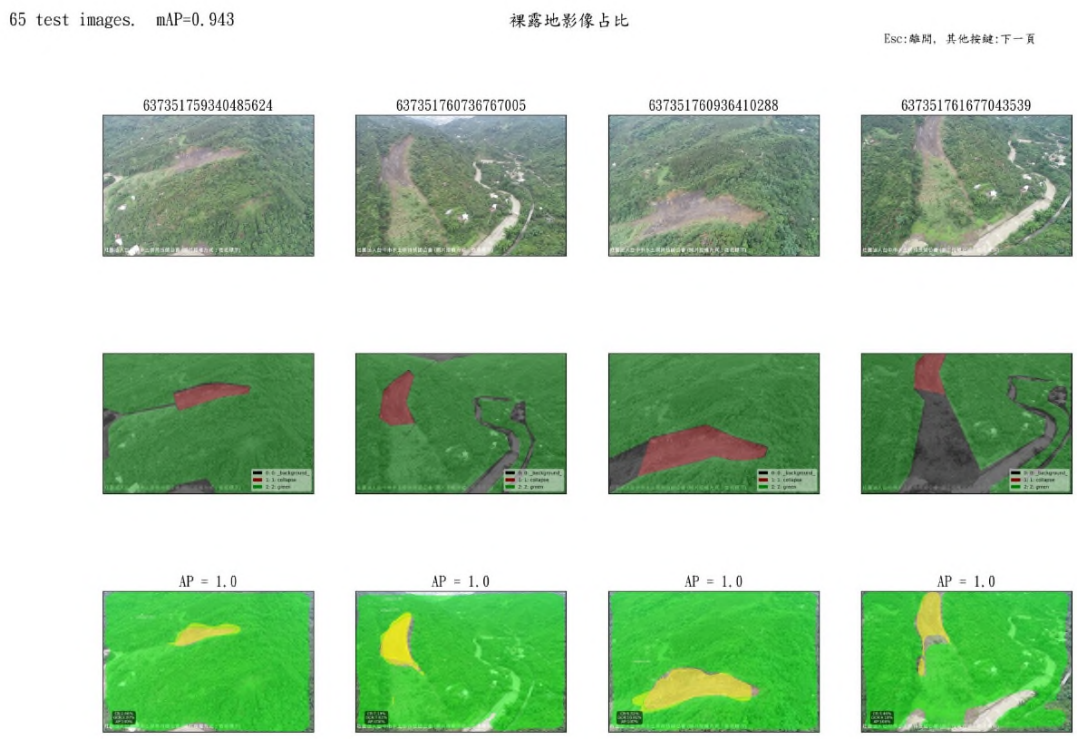
對訓練、驗證、測試影像集，其操作呈現結果，如圖 2-32，說明呈現裸露地訓練影像分析結果畫面，右上角顯示，按 ESC 鍵離開系統、按其他鍵顯示下一頁。附錄十提供 Console 單機版呈現對三類影像的訓練、驗證、測試影像集的預測結果。


516 training images. mAP=0.896
裸露地影像占比
Esc:離開, 其他按鍵:下一頁
635760190584308915
635760190780520772
635760190782291919
635760190784186543
AP = 0.67
AP = 0.25
AP = 1.0
AP = 1.0

(a)


65 validation images. mAP=0.864
裸露地影像占比
Esc:離開, 其他按鍵:下一頁
636870465252656790
636870468590818697
636870550508549022
636870577131254180
AP = 0.5
AP = 0.33
AP = 0.67
AP = 1.0

(b)



(c)

圖 2- 32: (a)-(c)Console 單機版分別對訓練、驗證、測試影像集其操作呈現結果

(二) 議題 7-2:GUI 單機版

本議題主要利用 python tkinter 發展出 GUI 單機版，整合主題五-六的三系統以 GUI 的操作方式來呈現，其操作說明架構如圖 2-33。主要分成兩部份，有人工標註與無人工標註影像，有人工標註的部份在議題 7-1 已經預測出，因此僅呈現預測結果。無人工標註影像上傳後，欲執行影像分割預測，然後輸出，但未能計算其 AP，因無人工標註影像可以當標準來計算 AP。

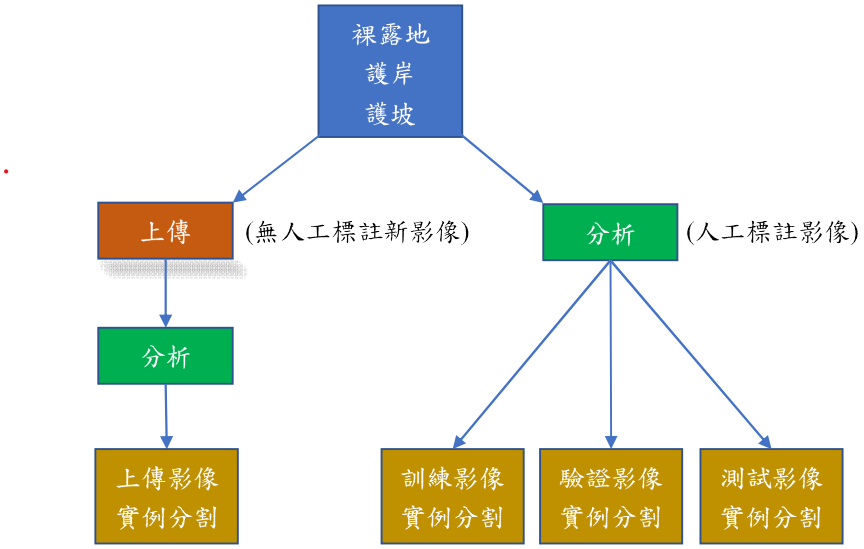
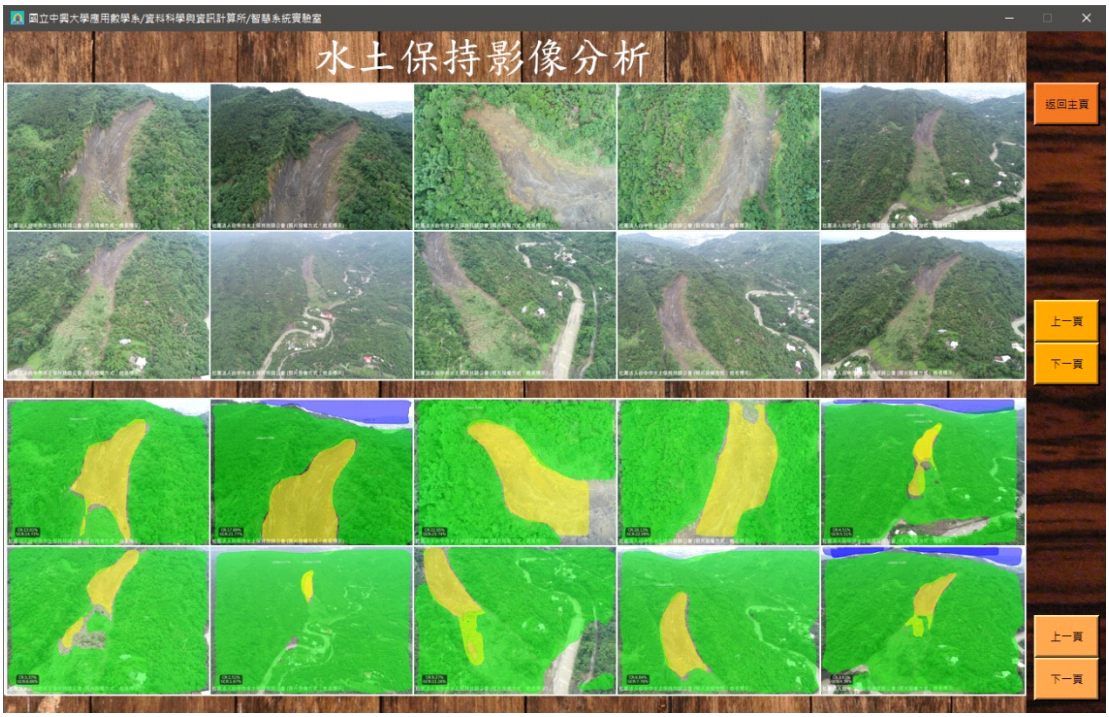


圖 2-33: GUI 單機版其操作架構與流程

圖 2-34 說明 GUI 單機版的畫面，圖 2-34 (a)說明系統一剛開始執行畫面; 圖 2-34 (b)說明選擇一類影像分析後及分析後結果。附錄十一提供 GUI 單機版操作說明。



(a)



(b)

圖 2-34: (a)系統剛執行畫面; (b)選擇一類影像分析及分析結果。

(三) 議題 7-3: RWD 網頁版

本議題提供網頁版的操作，以網頁方式操作影像輸入，提供網頁呈現分析結果影像，並提供互動方式疊合輸入上傳影像及分析結果影像。圖 2-35 提供網站 QR code 來連結至網站首頁，http://140.120.7.223:8888。圖 2-36 說明網頁提供功能架構與流程。附錄十二提供 RWD 網頁操作說明。

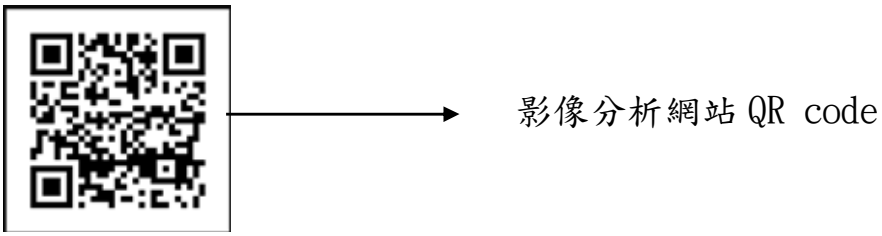


圖 2-35 提供網站 QR code 來聯至網站首頁

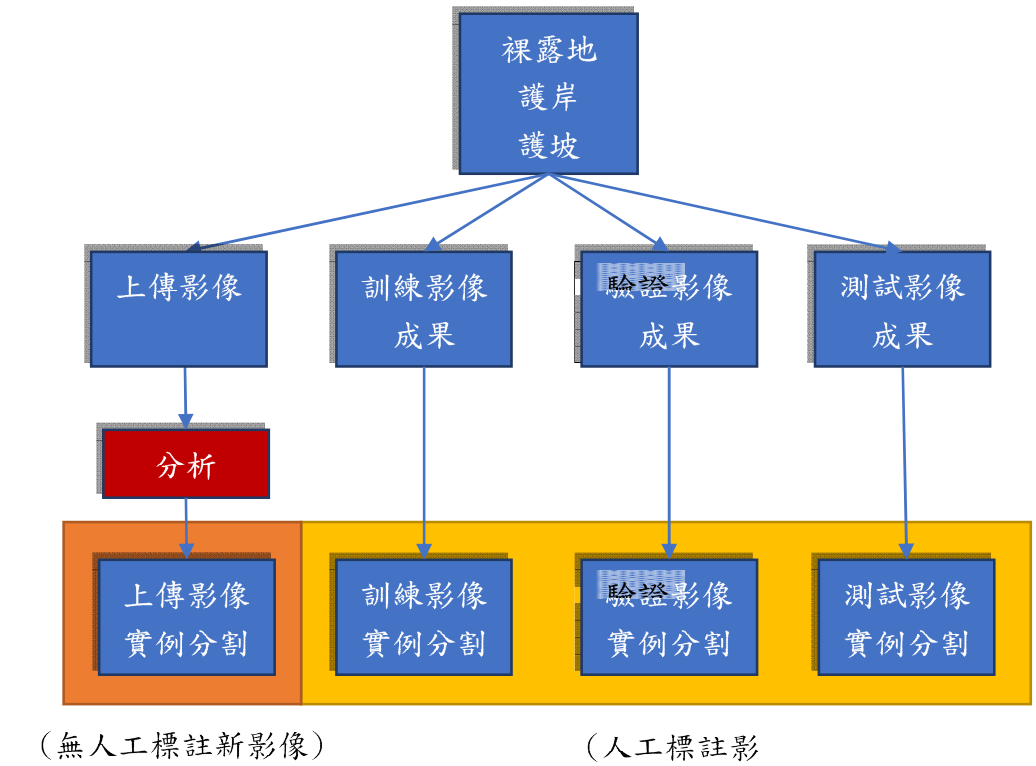


圖 2-36: 網頁提供功能架構與流程。

第三章 執行成果及效益

第一節　執行成果

基於水土保持局建置歷史影像平台(IRP)蒐集之歷年土砂災害照片為主要範圍，以影像分割來進行影像分析，本計畫可交付下列成果項目。

- 自動計算坡地裸露區對全影像及綠視區域占比系統操作說明及展示影片各一份、系統效能分析結果報告一份。
- 自動辨識水土保持設施護岸設施影像樣態系統操作說明及展示影片各一份、系統效能分析結果報告一份。
- 自動辨識水土保持設施護坡設施影像樣態系統操作說明及展示影片各一份、系統效能分析結果報告一份。
- 上述 3 系統的單機版、GUI 單機版、跨平台行動載具版(RWD 網頁版)之操作說明及展示影片各一份。
- 提供標註資料庫一份。
- 提供標註工具操作說明及操作展示影片各一份。
- 提供影像識別工具 YOLO 安裝及操作說明與展示影片各一份。
- 提供影像分割工具 Mask-RCNN 安裝及操作說明與展示影片各一份。

第二節　執行效益

一、自動計算坡地裸露區對全影像及綠視區域占比系統之效益，提供即時評估坡地裸露的比例概算。

二、自動辨識水土保持設施護岸及護坡設施影像樣態系統之效益，提供評估護岸及護坡區域環境變化的監控。

三、提供標註資料庫一份之效益，提供發展相關系統的實驗影像集。

第四章 結論及建議

第一節 結論

針對水土保持局歷史影像平台(IRP)內的影像為主，本計畫已產出 3 項成果，自動計算坡地裸露區對全影像及綠視區域占比、水土保持設施護岸及護坡影像內容態樣分析，建置單機版、GUI 單機版及跨平台行動載具版(RWD 網頁版)、產出標註資料庫一份，成果展示影片一份，網址：https://www.youtube.com/watch?v=TwPD0fBFm4o ，QRcode 如下。

第二節　建議

本計畫實驗影像範圍是以水土保持局建置歷史影像平台(IRP)蒐集之歷年土砂災害照片為範圍，由於該平台，影像內容上傳時的文字註解比較難以詮釋影像內容審。初步分析此資料集，仍有些照片內容無關土砂災害及影像內容雜多(包含多項災害類別混合)，建議能再提供其他可分析的影像來源。另外，訓練深度學習的模型需要規格較高的硬體環境，例如 GPU 顯示卡的記憶體容量有限，無法設計較深多層模型，導致難以實驗來證明是否有更佳效能的深度學習模型。再者，深度學習模型參數組合龐大，每項組合需要花費長時間來訓練模型，挑選更佳效能的模型，未來建議能支援申請執行深度學習模型的環境來使用。

參考文獻

[1] Nazki, H., Yoon, S., Fuentes, A., & Park, D. S. (2020). Unsupervised image translation using adversarial networks for improved plant disease recognition. *Computers and Electronics in Agriculture*, *168*, 105117.

[2] Li, J., Jia, J., & Xu, D. (2018, July). Unsupervised representation learning of image-based plant disease with deep convolutional generative adversarial networks. In *2018* Proceedings of the *37th Chinese Control Conference (CCC)* (pp. 9159-9163).

[3] https://stackoverflow.com/questions/33947823/what-is-semantic-segmentation-compared-to-segmentation-and-scene-labeling.

[4] https://blog.csdn.net/qq_36758461/article/details/99723099.

[5] DeconvNet & SegNet, https://jimchenhub.github.io/posts/2019-04-16-DeconvNet%20&%20SegNet.

[6] Karim, M. M., Doell, D., Lingard, R., Yin, Z., Leu, M. C., & Qin, R. (2019). A region-based deep learning algorithm for detecting and tracking objects in manufacturing plants. *Procedia Manufacturing*, *39*, 168-177.

[7] Jaiswal, A. K., Tiwari, P., Kumar, S., Gupta, D., Khanna, A., & Rodrigues, J. J. (2019). Identifying pneumonia in chest X-rays: A deep learning approach. *Measurement*, *145*, 511-518.

[8] Zhang, Q., Chang, X., & Bian, S. B. (2020). Vehicle-damage-detection segmentation algorithm based on improved mask

RCNN. *IEEE Access*, *8*, 6997-7004.

[9] Atkinson, G. A., Zhang, W., Hansen, M. F., Holloway, M. L., & Napier, A. A. (2020). Image segmentation of underfloor scenes using a mask regions convolutional neural network with two-stage transfer learning. *Automation in Construction*, *113*, 103118.

[10] Zhang, R., Wu, L., Yang, Y., Wu, W., Chen, Y., & Xu, M. (2020). Multi-camera multi-player tracking with deep player identification in sports video. *Pattern Recognition*, *102*, 107260.

[11] Ward, D., & Moghadam, P. (2020). Scalable learning for bridging the species gap in image-based plant phenotyping. *Computer Vision and Image Understanding*, *197*, 103009.

[12] Khan, M. A., Akram, T., Zhang, Y. D., & Sharif, M. (2021). Attributes based skin lesion detection and recognition: A mask RCNN and transfer learning-based deep learning framework. *Pattern Recognition Letters*, *143*, 58-66.

[13] Hou, F., Lei, W., Li, S., Xi, J., Xu, M., & Luo, J. (2021). Improved Mask R-CNN with distance guided intersection over union for GPR signature detection and segmentation. *Automation in Construction*, *121*, 103414.

[14] Khan, N., Saleem, M. R., Lee, D., Park, M. W., & Park, C. (2021). Utilizing safety rule correlation for mobile scaffolds monitoring leveraging deep convolution neural networks. *Computers in Industry*, *129*, 103448.

[15] Zhuang, L., Wang, L., Zhang, Z., & Tsui, K. L. (2018). Automated

vision inspection of rail surface cracks: A double-layer data-driven framework. *Transportation research part C: emerging technologies*, *92*, 258-277.

[16] Li, D., Xie, Q., Gong, X., Yu, Z., Xu, J., Sun, Y., & Wang, J. (2021). Automatic defect detection of metro tunnel surfaces using a vision-based inspection system. *Advanced Engineering Informatics*, *47*, 101206.

[17] Xie, T., Li, X., Zhang, X., Hu, J., & Fang, Y. (2021). Detection of Atlantic salmon bone residues using machine vision technology. Food Control, 123, 10778.

[18] Xing, J., & Jia, M. (2021). A convolutional neural network-based method for workpiece surface defect detection. Measurement, 176, 109185.

[19] Koresh, H. J. D., Chacko, S., & Periyanayagi, M. (2021). A modified capsule network algorithm for oct corneal image segmentation. Pattern Recognition Letters, 143, 104-112.

[20] Zheng, Z., Qi, H., Zhuang, L., & Zhang, Z. (2021). Automated Rail Surface Crack Analytics Using Deep Data-driven Models and Transfer Learning. Sustainable Cities and Society, 102898.

[21] Hou, S., Dong, B., Wang, H., & Wu, G. (2020). Inspection of surface defects on stay cables using a robot and transfer learning. Automation in Construction, 119, 103382.

[22] https://blog.csdn.net/weixin_43399503/article/details/90521073.

附錄

附錄一、110 年水保局創新研究計畫審查意見暨回覆說明

項次	審查意見	回覆說明
為配合本局業務需求,計畫內容建議調整(或納入後續執行評估參考)部分：		
一	本研究標的如何驗證於水保設施表面異常偵測，恐不易找到可實作之案例。	此構想是來自於醫學影像判是病變區域不同於其他正常組織區域，因此，本計畫規劃嘗試收集水土保持設施的特點是大片區域或紋理區域，例如，擋土牆、護岸等。
二	研究議題或可朝判釋河道淤積方向發展。	計畫執行期間將評估河道淤積的研究主題，加入下期計畫的研究議題。
三	如計畫中所述，利用光學影像進行機器學習，必須控制相關攝影參數，而若以無人機拍攝影像進行資料處理，飛行路線、高度、光影時間須一致，否則易有誤判，也因此過去研	計畫執行期間將研究水土保持局中開放的光學影像，評估本計畫是否可以來加入以機器學習為主的研究主題。

項次	審查意見	回覆說明
	究多以光達點雲、雷達影像及其他不易受相關環境參數影響之基本資料進行相關演算。建議除一般影像學習處理的作法外，可詳細考量並說明如何因應環境光學參數變化下之作法。	
四	應用人工智慧深度學習架構去解決各種問題的成功關鍵，是必須要有數量龐大，而且具有包含了各種情況的資料庫來加以訓練。本計畫分成六大主題，其中第一主題影像挑選的部分，並不需要自行撰寫爬蟲程式，可以聯繫水保局的歷史影像平台和無人機成果上傳系統，直接拿到合適的影像。第二主題是要進行影像前處理，將不相干的部分篩除，這項工作是降低人工介入篩除不適照片所需時間，不但耗費人力與時間，經過前處理的影像反而	1. 計畫執行期間聯繫水保局的歷史影像平台和無人機成果上傳系統，取得合適的影像。另外，也已接洽雲科大潘乃欣教授可提供無人機拍攝影片提供本計畫來實驗研究。 2. 接著，將評估上述影像是否進行影像前處理? 3. 目前用深度學習之學習模組仍需人工介入標記，初步需要人工，等學習模組完成後可以

項次	審查意見	回覆說明
	不夠客觀，未來拿來發展自動辨識技術，會有偏差。第三主題是人工標注物件，這也是深度學習能夠成功的關鍵，需要數量龐大，且品質良好的資料來訓練，但這部分究竟要如何進行？還需要再加強說明。建議應該善用水保局已經有的資料，例如各種衛星影像所判釋出的崩塌範圍，把精力集中在設計深度學習架構。	進行轉移學習(transfer learning)來嘗試小樣本或沒有標記樣本的學習。 4. 計畫執行期間將研究水保局衛星影像所判釋出的崩塌範圍，將其當作標準答案，評估本計畫研發出來成果之成效。 5. 本計畫將運用水保局的歷史影像平台和無人機拍攝影像來自動辨識水土保持設施，例如，梳子壩，防砂壩等等。
五	如何評估分析構造物表面異常所反應出之結構安全程度?	本計畫研究內容無探討如何評估分析構造物表面異常所反應出之結構安全程度。
六	由影像分析之崩塌佔比結果，與傳統衛星影像分析的結果有何異同?建議本計畫另從經濟性上分析進行可行性評估。	計畫執行期間將研究水保局衛星影像所判釋出的崩塌範圍，將其當作標準答案，評估本計畫研發出來成果之成效。也

項次	審查意見	回覆說明
		將另從經濟性上分析進行本計畫成果之可行性評估。

附錄二、期初工作執行計畫書審查意見暨回覆說明

項次	審查意見	回覆說明
	期初需求訪談內容與意見：	
一	本計畫成果應編譯成可自動執行功能，掛接在現有的歷史資料平台與BigGIS，讓使用者可以選用	可以。利用網頁執行本計畫成果。
二	本計畫成果應包含標记之圖資，建立資料庫未來可以再利用，發展更多更好的AI模組本計畫成果應包含標记之圖資，建立資料庫未來可以再利用，發展更多更好的AI模組	本計畫成果將產出已標註物件影像資料集，可提供給水土保持局利用。
三	目前只有標記設施異常、土石崩塌，建議再增。並使用標準的資料庫，只用水保局資料可能會有問題	本計畫預計研究護岸、護坡表面異常，因此標記設施僅護岸、護坡，另外，目前已取得水保工程影像集，將繼續挑選更多設施如防砂壩(梳子壩)等。也在網頁利用文字爬蟲來下載相關影像蒐集更多水土保持設施相關影像。
四	影像訓練應無隱私之問題？	主要人臉及人型等物件在影像內，如其占比太大，將篩除此類影像。

項次	審查意見	回覆說明
五	影像標記應訂定規則並表列	會提供文字說明挑選影像及標註影像原則。請參閱期中報告中的議題 2-1:篩選影像
六	表面影響異常宜有進一步的功能損毀分級分析	本計畫預計分成兩類，正常及損毀。分級分析再規劃下期研究。
七	崩塌表面影像案例之崩塌區域對整張影像佔比，宜修正為樣區坡面影像佔比，或坡面崩塌率之求算較有應用價值	謝謝委員。已更正。
八	水土保持設施宜依水保領域之專業加以適當分類，梳子壩為防砂壩之一種，攔砂壩應修正為防砂壩	謝謝委員，更正專有名詞，防砂壩。
九	建議定義清楚何謂影像上的水保設施？且現地水保設施常非宝內單幅影像之單純，如坡度、地表植生、施設材料、排水等，需能有所完整定義	本計畫預計研究水保設施，先窄化在下列項目，護岸、護坡表面異常，識別防砂壩(梳子壩)。
十	建裁定義何謂影像上的水保設施異常？因邊坡異常坡面就分有崩、塌、滑、落、陷，十分複雜，應能事先分類且明確定義	本計畫預計研究水保設施，先窄化在下列項目，護岸、護坡表面異常，識別防砂壩(梳子壩、鋼管壩等)。

項次	審查意見	回覆說明
十一	異常於全幅影像範圍比例之目的為何？因影像皆由不同方向方位、解析皆有不同範圍比例	謝謝委員。目前研究僅以 2D 影像為研究限制。不同方向方位取像本計畫規劃下期再研究。
十二	計畫欲以 segmentation 之 deep learning 判釋於 AI 學習上可行，但需慎選材料，並能妥善分類	謝謝委員。
十三	水保設施表面異常之定義為何？如何經辨識後分類進行後續修復等相關處理措施？	本計畫預計將護岸或護坡影像分成兩類，正常及損毀。系統進自動辨識護岸或護坡再進行分類預測。
十四	水保設施之損壞一般多為下方基礎掏空，而非設施本身發生變形或破壞造遜成，建議分析範圍擴大到設施周邊一定距離之環境。	目前尚未收集到此類水保設施之損壞及正常影像。本計畫規劃下期再研究。
十五	實務上水保設施之影像來源為人員到設施附近拍攝相片，既然人到現場已可初步分辨設施情況，拍完後帶回影像分析是否有實質應用價值？	本計畫假設有架設固定攝影機，系統自動即時地分析攝影影片或影像，即可供識別結果。
十六	本計畫是否能分析河道中動態影像，自動分辨洪水及土石流之差異，	此項研究需要蒐集少水、清水、濁水、洪水及土石流等五

項次	審查意見	回覆說明
	成為預警系統的前身。	類圖片即可訓練機器來自動分類識別。如果有蒐集影像成功，即可以做前期研究分析河道，識別五類河道流樣態。本主題可納入為下期研究計畫主題。
十七	目前本局 UAV 平台上傳之照片，已自動整合至歷史影像平台，故僅需針對後者去蒐集即可，目前已有 4.5 萬張。 影像辨識結果建議可思考加上合適之標籤，如影像包含的物件（防砂壩、建物等）。	本計畫已下載歷史影像平台照片，正分批挑選中，後續將試著挑選 UAV 照片來分析影像中水土保持設施之物件。
	團隊中似無水土保持背景之專家，建議適時增加以協助領域知識之加強	目前請計畫聯絡窗口高先生幫忙解答，持續請教水土保持背景之專家。

附錄三、期中報告書審查意見暨回覆說明

項次	審查意見	回覆說明
一	期初需求訪談所提意見，建議本計畫成果應編譯成可自動執行的功能，掛接在現有的歷史資料平台與BigGIS，讓使用者可以選用。回疑說明提到沒有問題，可利用網頁執行本計畫成果。建議期末審查前先公布網頁網址，讓委員可以實際上傳照片測試，做一個公平客觀的評估。	可利用網頁執行本計畫成果，請參考 http://140.120.7.223:8888
二	表 2-1 所列，目前針對 D1 進行人工篩選四類影像集之張數，進度似乎落後不少，不知是否有備案？或其他加速之方法可以因應？	本計畫由三大影像來源，(1)歷史影像平台，55918 張; (ii)水土保持局工程影像資料集約 8876 張; (iii)網路公開影像約 247 張，共 65041 張，來挑選 3 類影像當實驗影像。坡面裸露、護岸、護坡，另一類太雜亂難以分析。期末報告已完成 3 類影像內容分析，已經達標。
三	P4-2，建議的內容似乎是執行計畫初期就應該釐清的問題，不知現在報告書的成果是依照水保局所提供照片內容的判斷原則進行嗎？主辦及	本計畫的期初執行期間時沒觀察許多照片內容，後續觀察 6 萬張以上，所自行判斷歸納出的原則。

項次	審查意見	回覆說明
	協辦機關是技術研究發展小組嗎？未來期末報告的「結論與建議」一章，應撰寫其他更具體的內容。	
四	P2-8 如能以 YOLOv5 物件偵測術偵測出人形、車輛、怪手等，建議亦可將這些值測出來的物件作為標籤標註於照片資料集中。	本計畫提供 YOLOv5 安裝程式及操作說明與操作影片。可以協助水保局標註照片。
五	有關內文所稱之影像辨識「坡面崩塌率」，建議改為「裸露地影像畫素比例」，以避免與水保領域定義之崩塌率混淆。	更改為 坡地裸露區對全影像及綠視區域占比
六	附錄三有關標註物件、附錄四 YOLOv5 物件偵測、附錄五 Mask-RCNN 等操作，建議錄製操作示範影片，方便教學。	請參考附錄四(期中報告是附錄三)標註物件操作流程、附錄五(期中報告是附錄四)YOLO 安裝操作流程、附錄六 Mask-RCNN 安裝操作流程(期中報告是附錄五)，各附錄結束處已附之操作示範影片網址。
七	附錄七所付之實例分割影像及預測崩塌區比例(CR)，效果似乎不錯，此部份如成熟，可協助使用者快速找出具代表性的重大災例照片，值得進一步研究	謝謝委員

項次	審查意見	回覆說明
八	建議計畫同時考慮水保局土石流觀測站歷年影像觀測資料，用以 判釋分辨洪水及土石流發生時之差異性，以成為未來發為土石流預警系統之一部分。	目前找到網址為以下 3 個，但無影片可以下載，分析洪水與土石流之特徵。 **https://246.swcb.gov.tw/Service/OpenData** **https://monitor.swcb.gov.tw/** **https://dfm.swcb.gov.tw/dfm/** 土石流影像有詢問防災中心，初步回復目前是只有事件資料會存檔。
九	建議計畫深入探究水土保持防砂工程主要破壞之原因，例如基礎 淘空等，同時蒐集相關破壞案例之影像進行分析學習，以期達到自動判釋防災結構物安全性之目的。	謝謝委員意見，列入未來研究。
十	P2-44 提到之 CR 崩塌率，建議更改形容方式，目前水土保持崩 塌率以集水區及衛星影像等計算方式，照片範圍之視覺比例尚需經地形與面積換算及比例計算後得出，建議避免使用崩塌率，以免誤解。	供改為-坡地裸露區對全影像及綠視區域占比

項次	審查意見	回覆說明
十一	預計發展水保設施表面異常部分，歷史影像平台多為大範圍破壞或前後期比對，是否訓練目標為找出設施平常時毀損跡象?若從 平台災害前後圖片來訓練，未來系統尋找設施表面異常時，是否效果較為不足？	本計畫無破壞或前後期影像，因此，本計畫無法研究此問題，列入未來研究。
十二	報告書格式請依本局相關範本編製，封面計畫編號請修正為 SWCB-110-049。	遵照辦理

附錄四、標註物件操作流程

❍ Labelme 安裝步驟說明如下:

Step 1: 下載 anaconda

Step 2: 安裝 anaconda

Step 3: win+Q(按鍵)開啟搜尋

Step 4:開啟 anaconda prompt

Step 5:輸入命令：conda create --name=labelme python=3.7

Step 6:輸入命令：activate labelme

Step 7:輸入命令：pip install pyqt5

Step 8:輸入命令：pip install labelme

Step 9:輸入命令：labelme (即可開啟 labelme。)

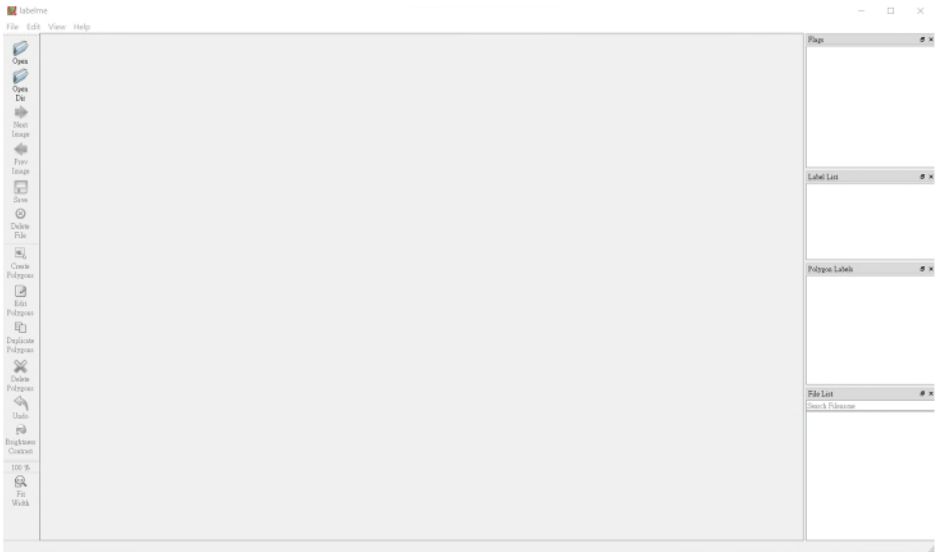
❍ 執行 Labelme **操作步驟說明如下:**

Step 1:開啟 anaconda prompt，並輸入 labelme。



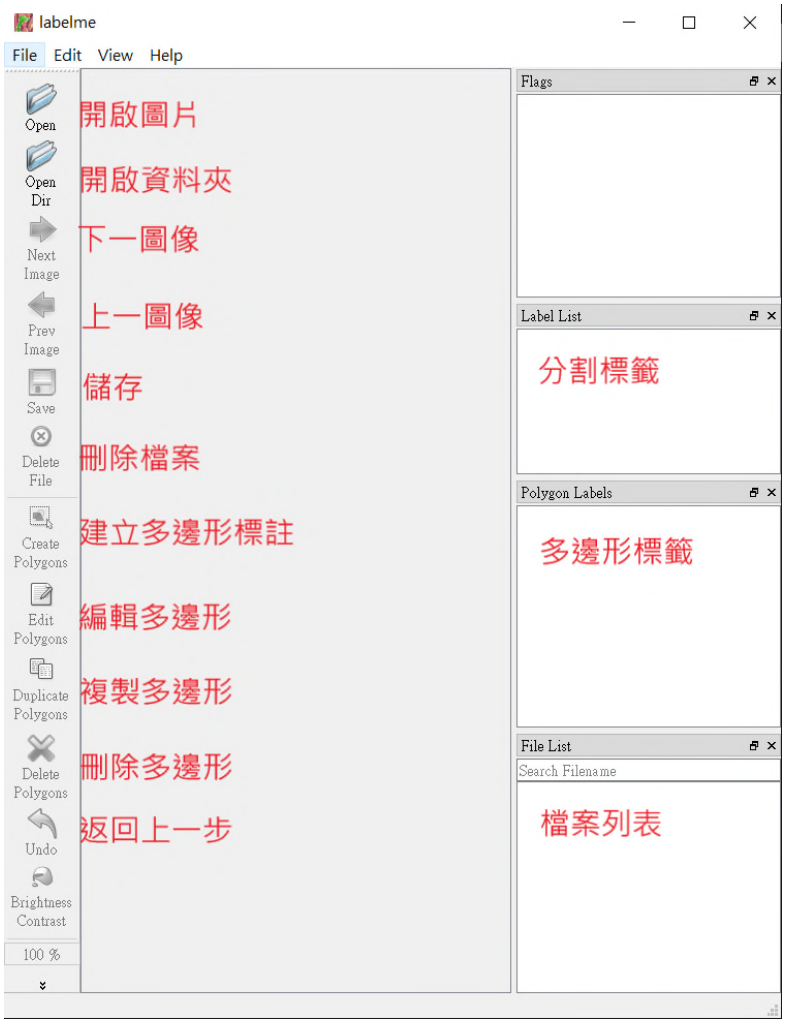
圖附錄 4-1: anaconda prompt 操作頁面

Step2:開啟 labelme



圖附錄 4-2:labelme 操作頁面

以下是 Labelme 提供功能(按鍵)說明。



圖附錄 4-3:labelme 按鍵功能說明

❍ Labelme 執行影像標註操作的操作過程

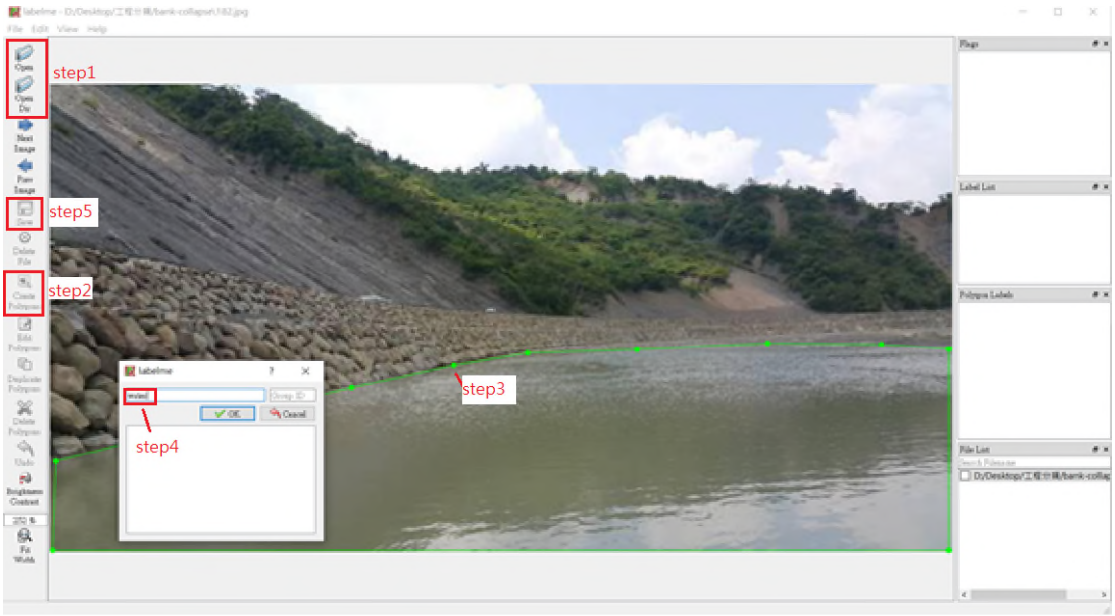
Step1:點選介面左方的 Open(開啟某張圖片)或 Open Dir(開啟資料夾)，將資料夾匯入。

Step2:點擊介面左方的 CreatePolygons。

Step3:用游標點出你要的多邊形區域(下圖用綠色點及線段表示)。

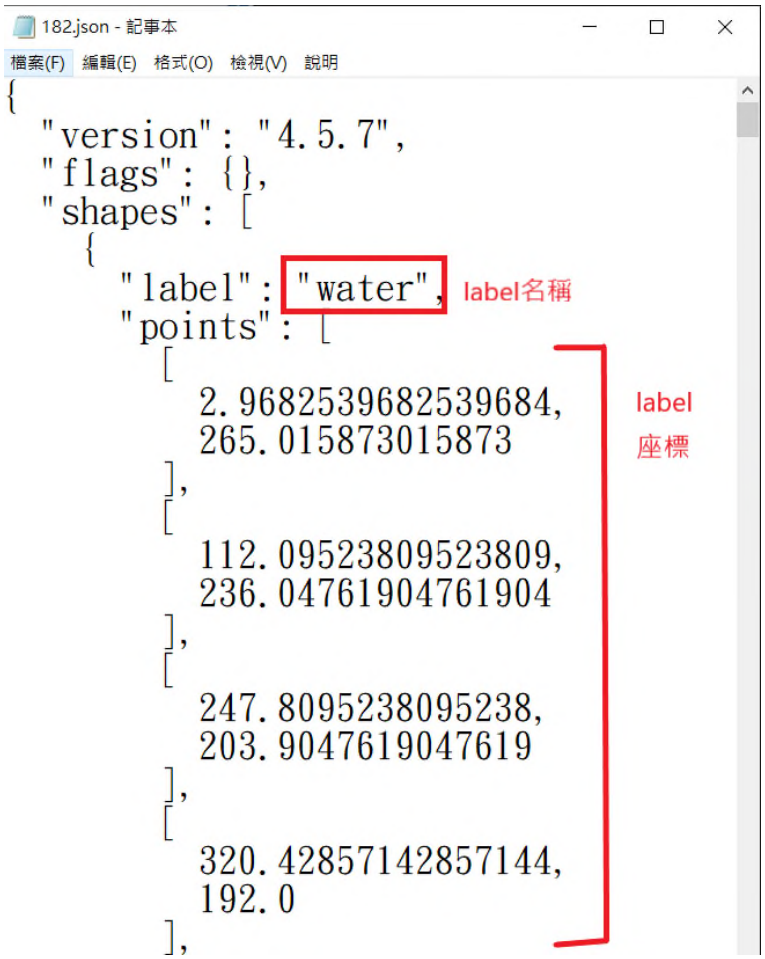
Step4:標註 label 名稱(下圖用 water 表示 label 名稱)。

Step5:按 Save(儲存)，即可生成 json 檔案。



圖附錄 4-4:labelme 操作頁面-以上步驟的流程圖

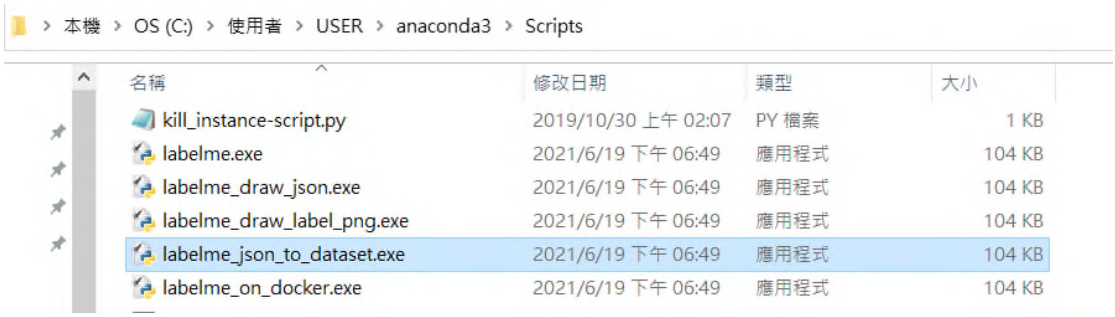




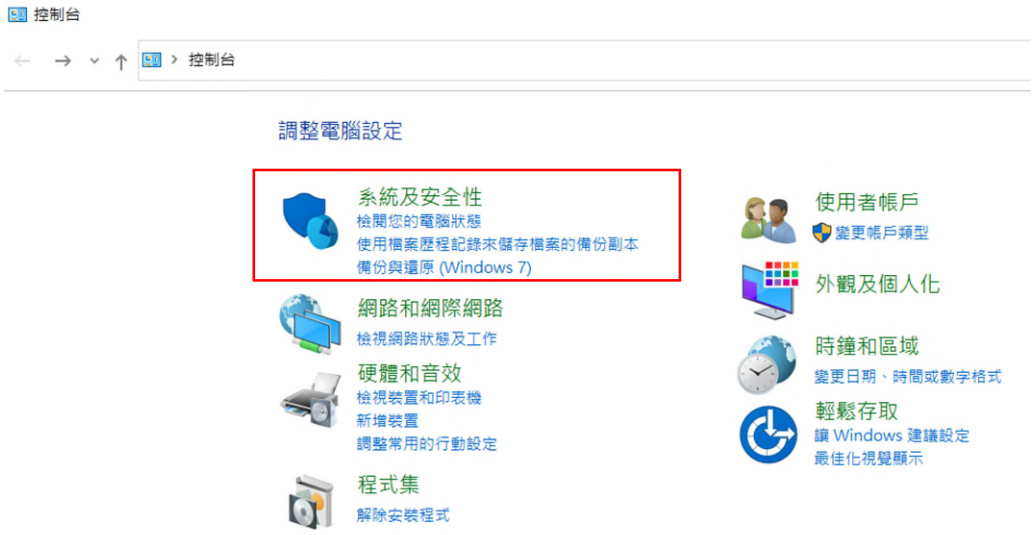
圖附錄 4-5: 原圖與 json 檔案頁面、json 檔案內容

- 以 Labelme 將影像中物件標註完後，需要再做 json 檔轉，轉程成 dataset，提供給 Mask-RCNN 來使用。以下說明檔轉操作步驟。

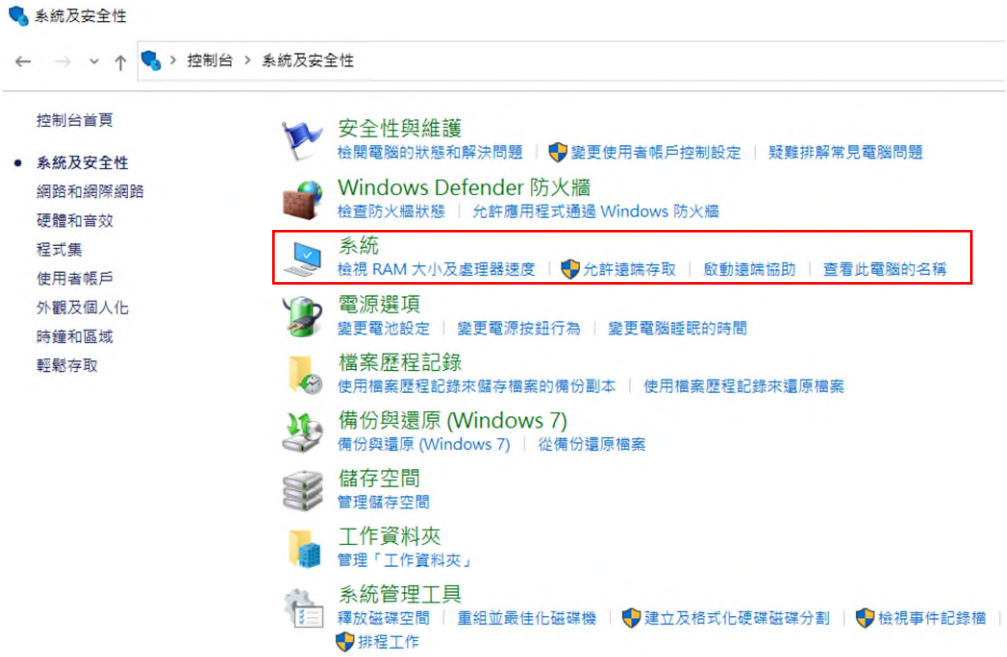
Step1:找到 labelme_json_to_dataset.exe 的存放位置



Step2:到控制台→進入系統及安全性→進入系統→點選 變更設定→點選 進階→點選 環境變數→點選 Path→點選 編輯→改成 labelme_json_to_dataset.exe 的存放位置的路徑(前面要加一個分號)



圖附錄 4-6: 控制台操作頁面



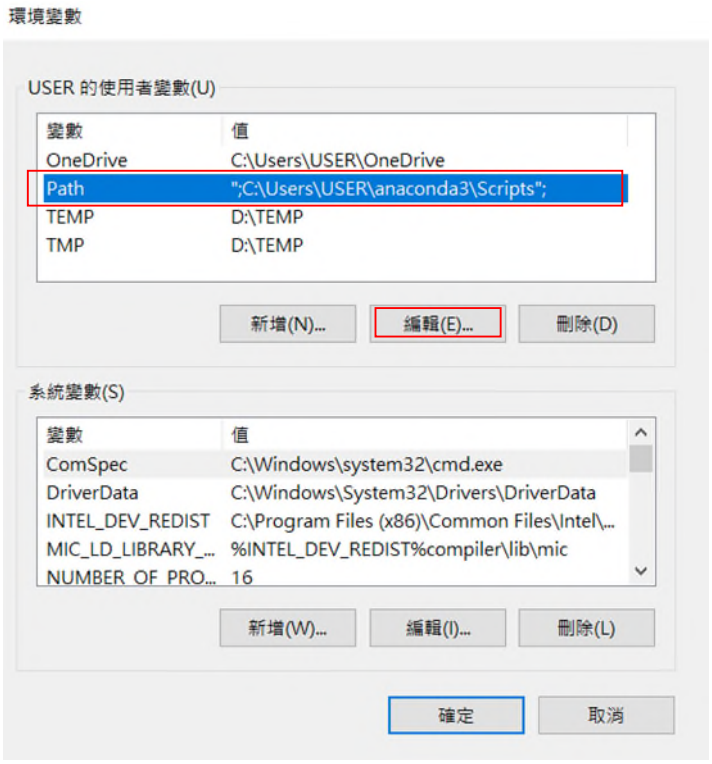
圖附錄 4-7: 控制台操作頁面



圖附錄 4-8: 控制台操作頁面



圖附錄 4-9: 控制台操作頁面

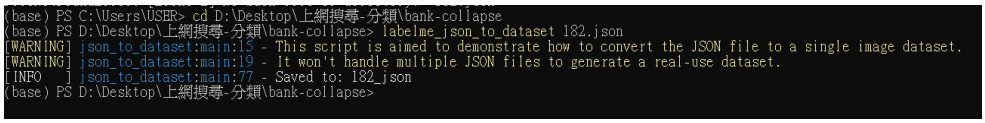


圖附錄 4-10: 控制台操作頁面

Step3:開啟 anaconda prompt

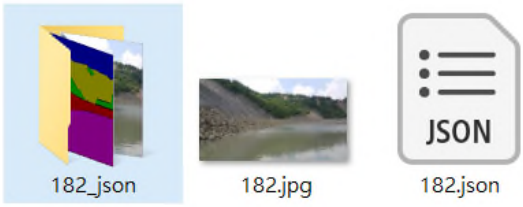
Step4:使用 cd /d <path>切換到 json 檔（182.json)的資料夾

Step5:輸入 labelme_json_to_dataset 182.json

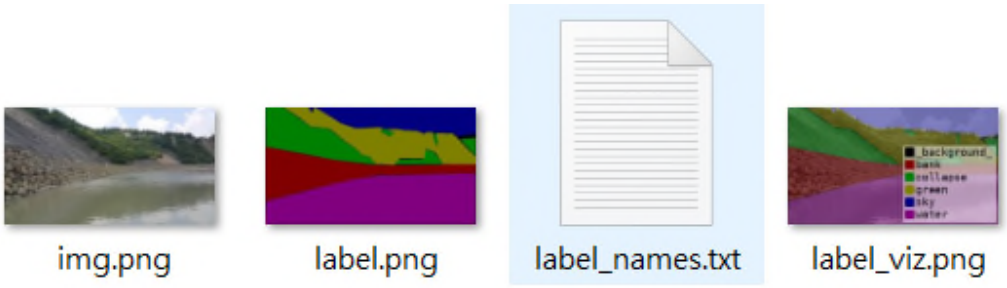


圖附錄 4-11: anaconda prompt 操作頁面

Step6: 到 json 檔(182.json)的資料夾，旁邊會生成名稱為 182_json 的資料夾，裡面有四個檔案



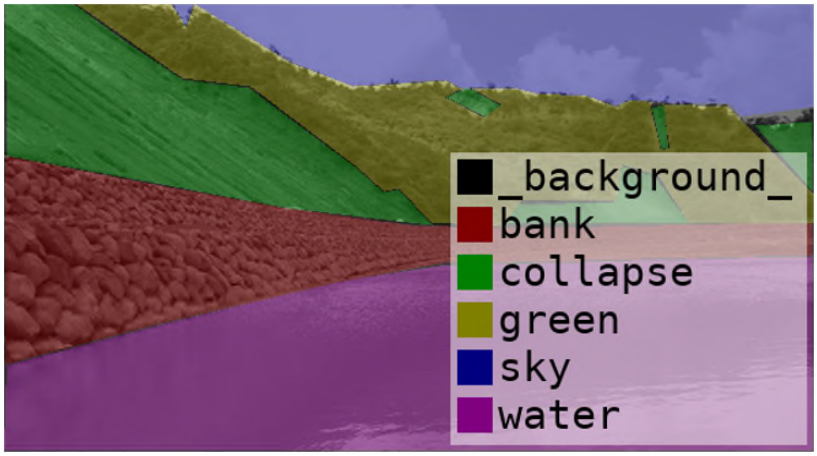
圖附錄 4-12: 182_json、原圖、json 檔案頁面



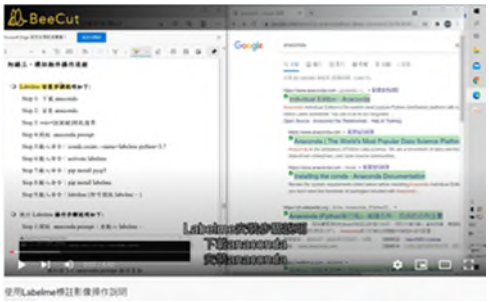
圖附錄 4-13: 182_json 檔案裡面的頁面



圖附錄 4-14:label.png



圖附錄 4-15:label_viz.png

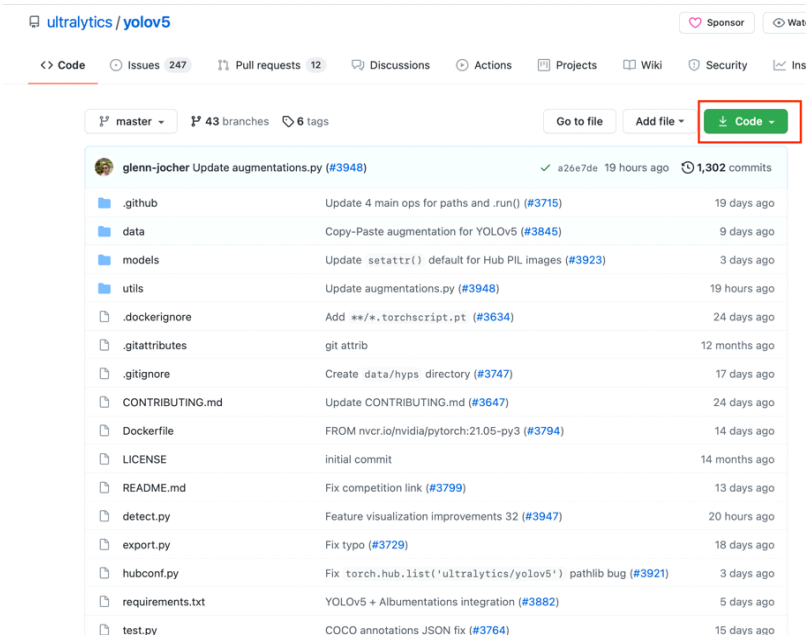


使用 Labelme 標註影像操作說明 影片網址：https://www.youtube.com/watch?v=OhGTxdi-ppU

附錄五、YOLO 安裝操作流程

以下說明如何在 MacOS 系統中安裝 YOLOv5 及環境設定。

Step 1：點連結至 https://github.com/ultralytics/yolov5　YOLOv5 的 github 官方下載網站，如下圖所示：



圖附錄 5-1：github 的 YOLOv5 下載網站

Step 2：點擊上圖中的 Code 下載 YOLOv5 的 zip 檔。

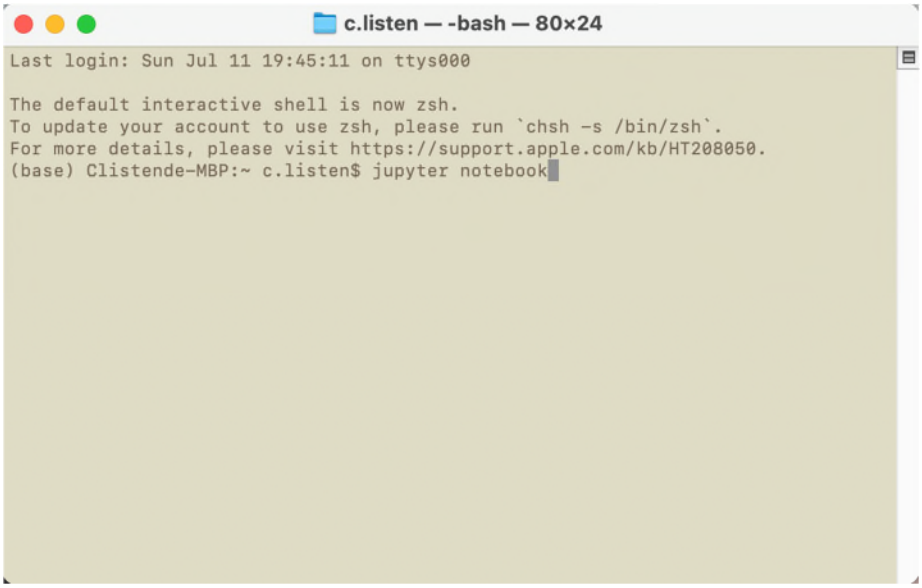
Step 3：將下載的 zip 檔解壓縮成 yolov5-master 資料夾，如下圖所示。



圖附錄 5-2：解壓縮後的 YOLOv5 資料夾

Step 4：將 yolov5-mester 檔案移至使用者檔案（user）中以便管理檔案。

Step 5：在終端機上輸入 jupyter notbook 並啟動它，如下圖所示。



圖附錄 5-3：在終端機裡啟動 Jupyter notebook

Step 6：打開 yolov5-master 裡的 tutorial.ipynb 檔案

Step 7：執行完下圖 Setup 區的程式碼即可把所需的相關套件及環境給架設好。



圖附錄 5-4：設置 YOLOv5 環境的程式碼

目前 YOLOv5 可識別的類別有 80 類，如下所列。

person(人)、bicycle(自行車)、car(汽車)、motorcycle(摩托車)、

airplane(飛機)、bus(公共汽車)、train(火車)、truck(卡車)、boat(船)、traffic light(交通燈)、fire hydrant(消防栓)、stop sign(停車標誌)、parking meter(停車計時器)、bench(長凳)、bird(鳥)、cat(貓)、dog(狗)、horse(馬)、sheep(羊)、cow(牛)、elephant(大象)、bear(熊)、zebra(斑馬)、giraffe(長頸鹿)、backpack(背包)、umbrella(雨傘)、handbag(手提包)、tie(領帶)、suitcase(手提箱)、frisbee(飛盤)、skis(滑雪板)、snowboard(滑雪板)、sports ball(運動球)、kite(風箏)、baseball bat(棒球棒)、baseball glove(棒球手套)、skateboard(滑板)、surfboard(衝浪板)、tennis racket(網球拍)、bottle(瓶子)、wine glass(酒杯)、cup(杯子)、fork(叉子)、knife(刀)、spoon(勺子)、bowl(碗)、banana(香蕉)、apple(蘋果)、sandwich(三明治)、orange(橙色)、broccoli(西蘭花)、carrot(胡蘿蔔)、hot dog(熱狗)、pizza(披薩)、donut(甜甜圈)、cake(蛋糕)、chair(椅子)、couch(沙發)、potted plant(盆栽植物)、bed(床)、dining table(餐桌)、toilet(廁所)、tv(電視)、laptop(筆記本電腦)、mouse(鼠標)、remote(遙控器)、keyboard(鍵盤)、cell phone(手機)、microwave(微波爐)、oven(烤箱)、toaster(烤麵包機)、sink(水槽)、refrigerator(冰箱)、book(書)、clock(時鐘)、vase(花瓶)、scissors(剪刀)、teddy bear(泰迪熊)、hair drier(吹風機)、toothbrush(牙刷)



在 Anaconda3 中搭建 yolov5 環境操作說明 影片網址:

https://www.youtube.com/watch?v=KqHEf3SArdc

附錄六、Mask-RCNN 安裝操作流程

以下是 Mask-RCNN 安裝操作步驟。

Step1： 下載 anaconda

Step2： 安裝 anaconda

Step3 : win+Q(按鍵)開啟搜尋

Step4： 開啟 anaconda　prompt

Step5： 建立名稱為 MaskRCNN 的虛擬環境

Step6： 進入虛擬環境

Step7： 建立屬於虛擬環境的 kernel

Step8： 下載 MaskRCNN

Step9： 解壓縮&修改 requirements.txt

Step10： 建置 MaskRCNN 環境

Step11： 移動 Mask_RCNN-master 資料夾

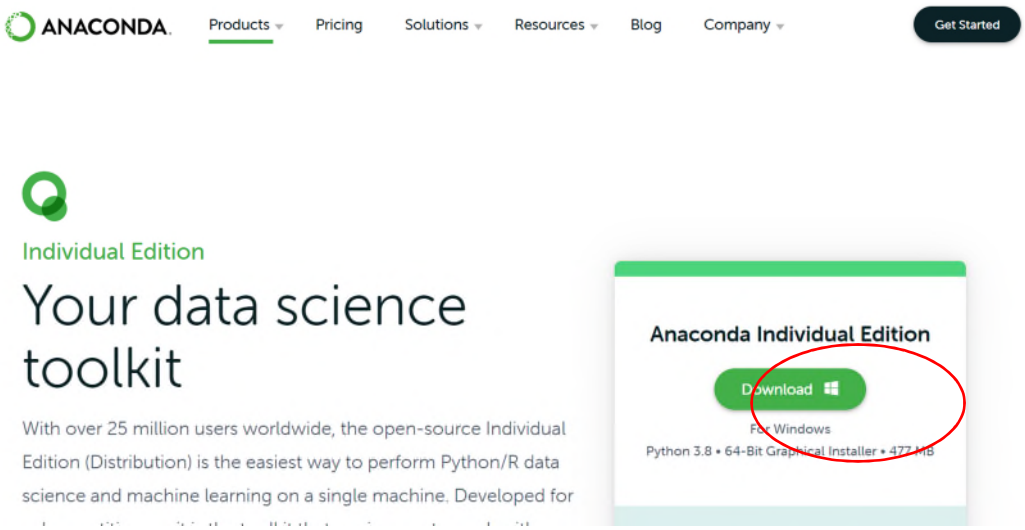
Step12： 開啟 jupyter lab

Step13： 開啟 demo.ipynb

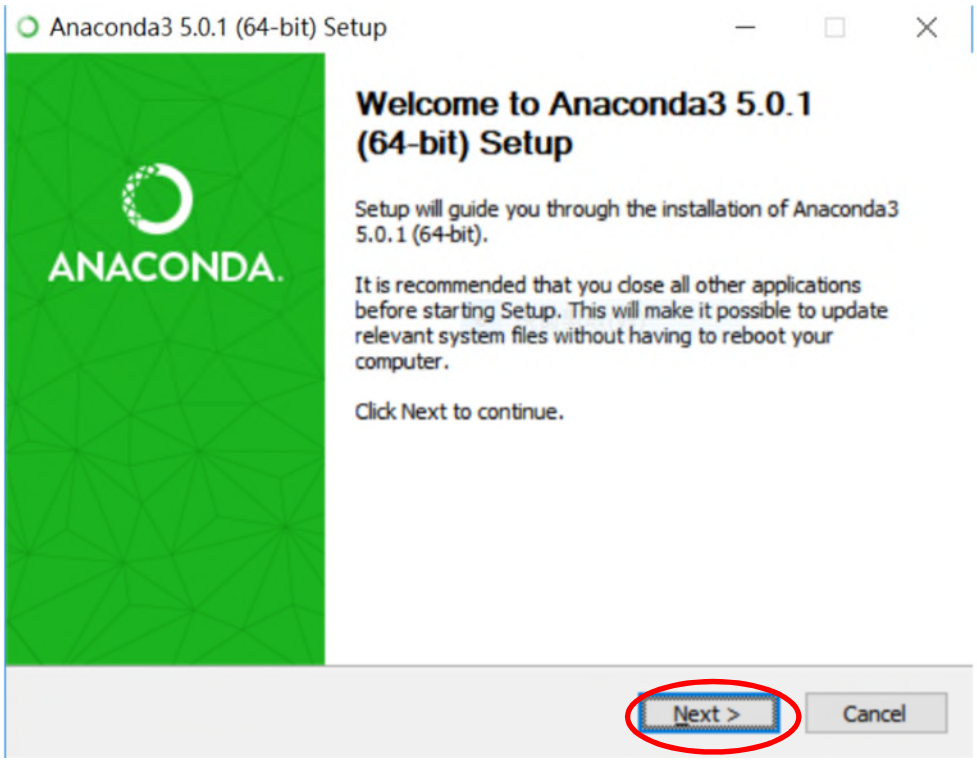
Step14： 執行程式&結果

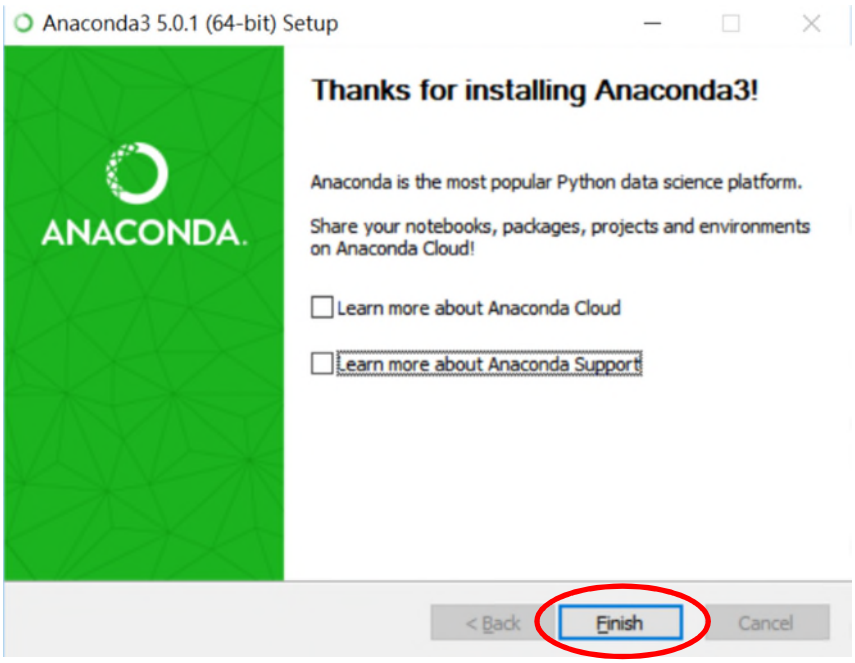
後續提供圖片及範例驗證安裝是否成功說明。

Step1： 下載 anaconda

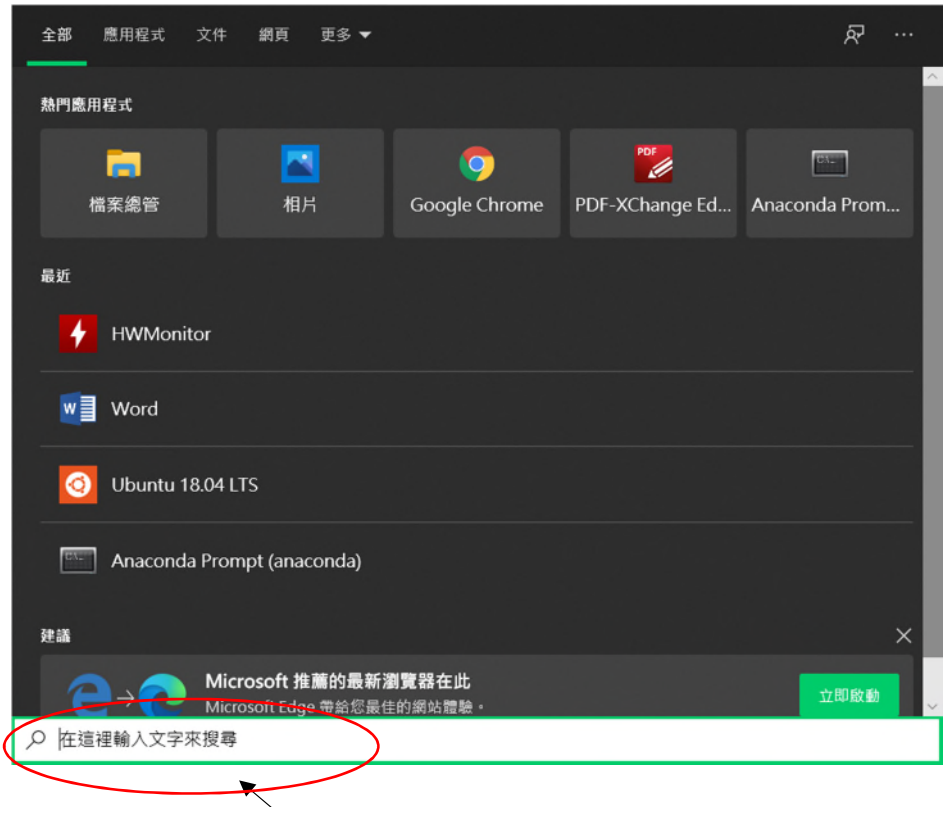


Step2： 安裝 anaconda



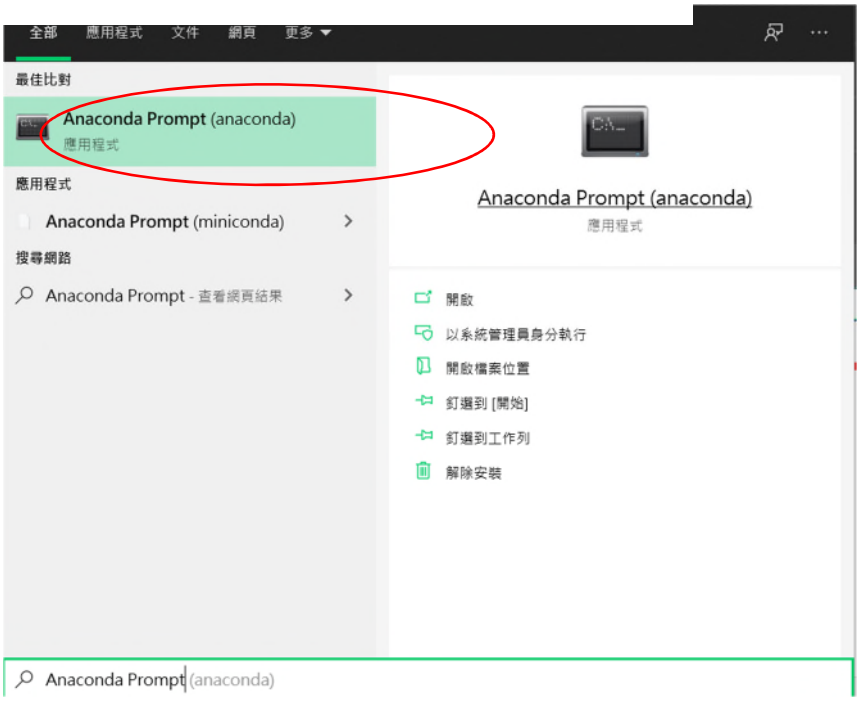


Step3 : win+Q 開啟搜尋



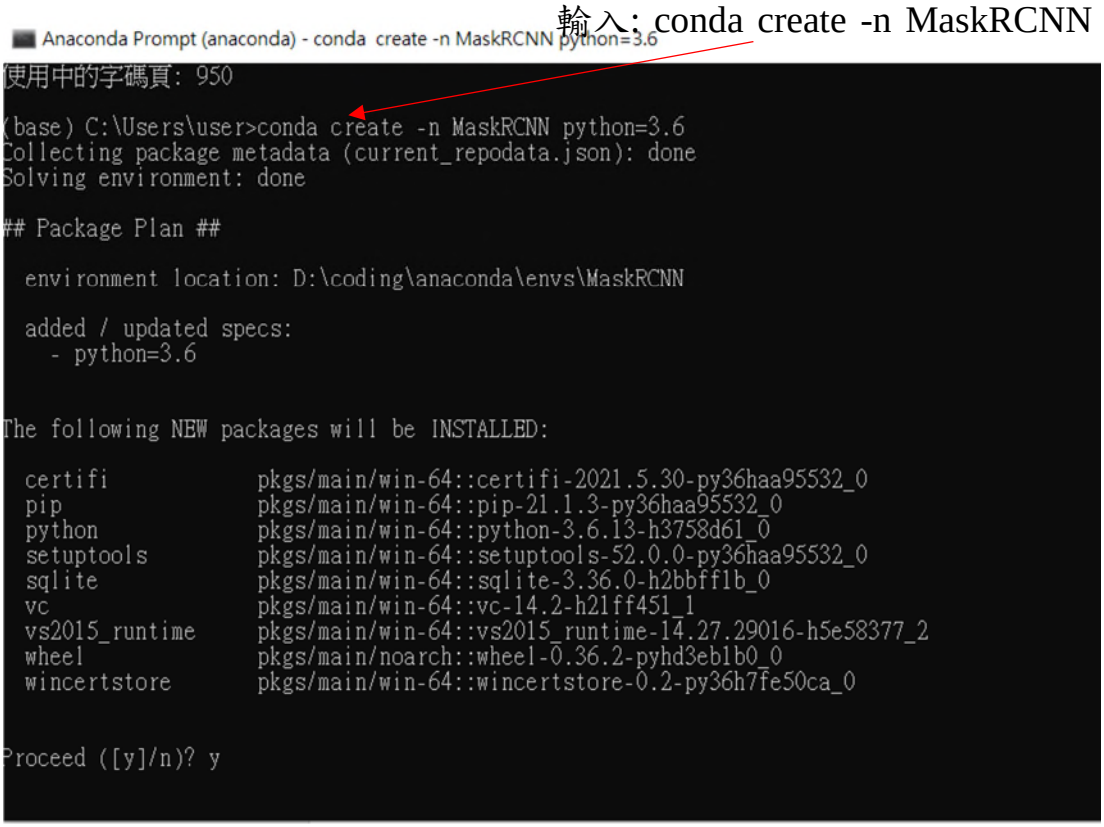
輸　入　Anaconda

Step4： 開啟 anaconda　prompt



Step5： 建立名稱為 MaskRCNN 的虛擬環境

輸入: conda create -n MaskRCNN



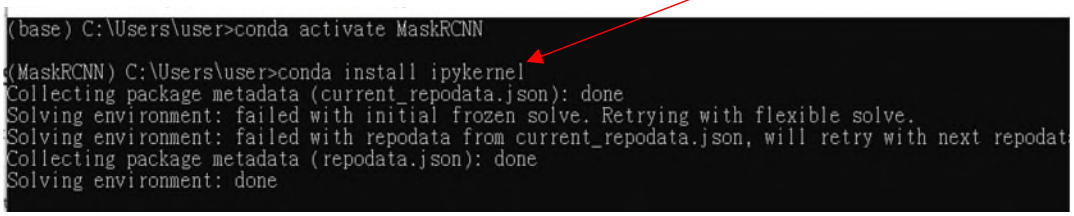
Step6：進入虛擬環境

輸 入 :conda activate

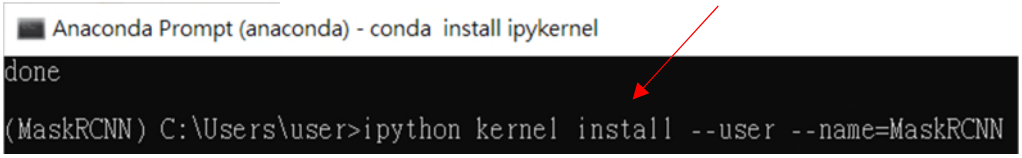


Step7：建立屬於虛擬環境的 kernel

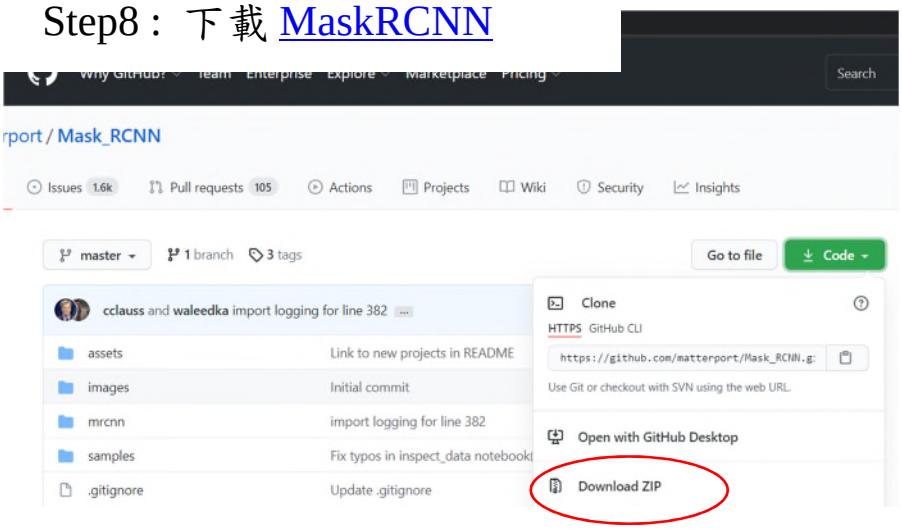
輸 入 :conda install



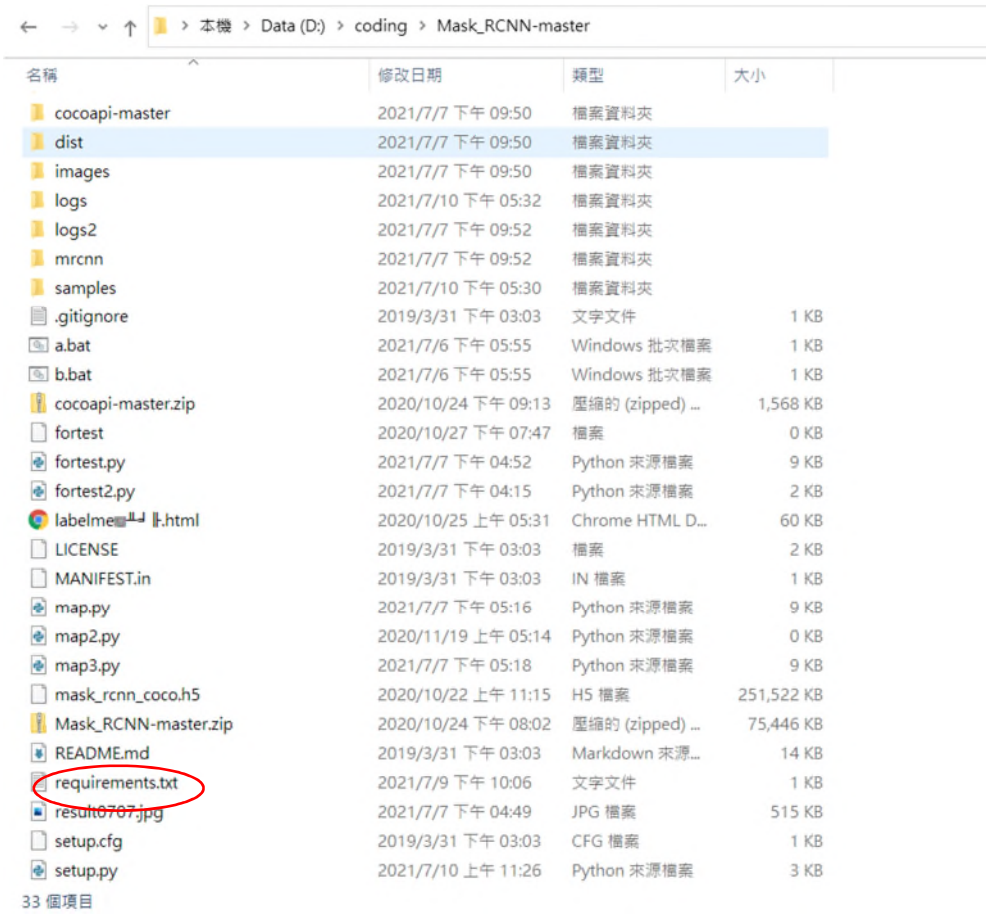
輸 入 : ipython kernel install –-user –-

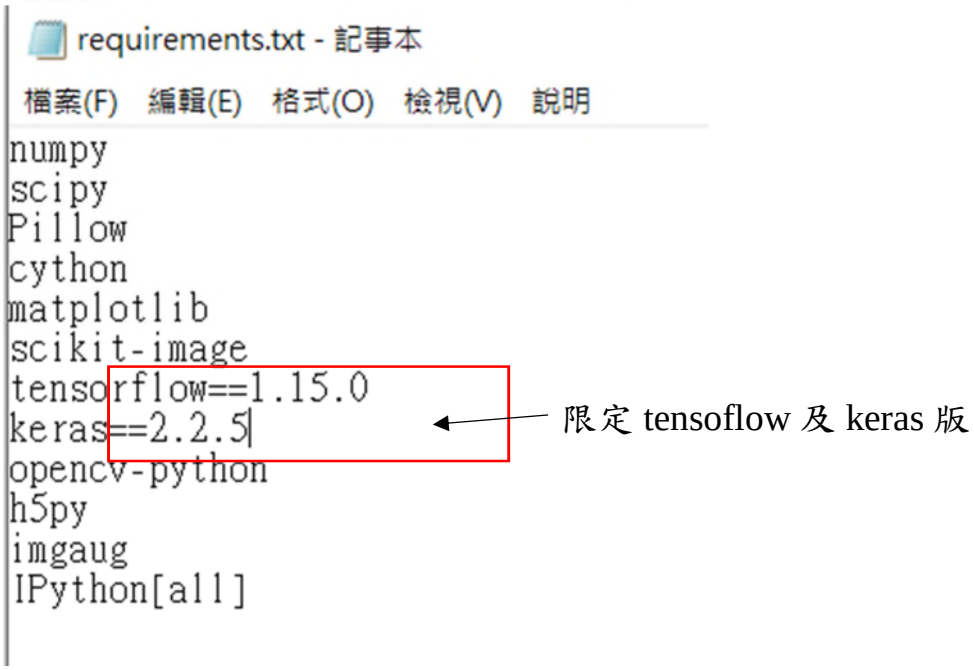


Step8：下載 MaskRCNN

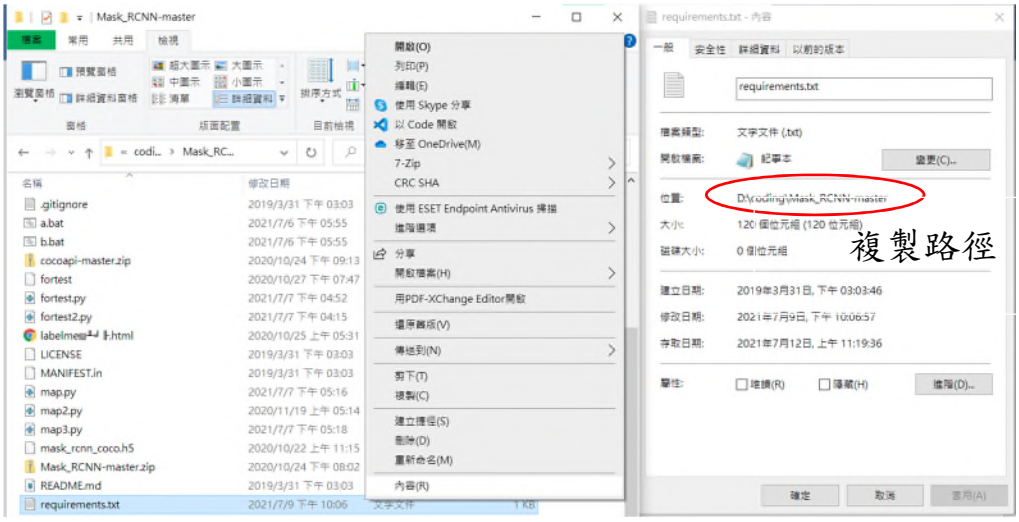


Step9：解壓縮&修改 requirements.txt

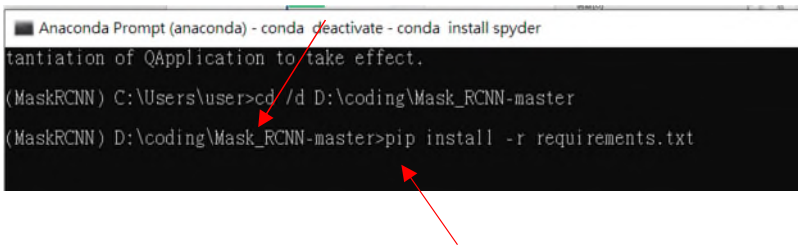




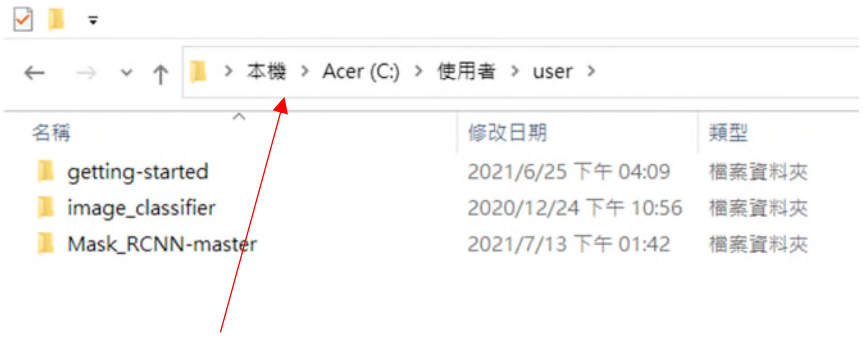
Step10： 建置 MaskRCNN 環境



輸入:cd /d <資料夾路徑>



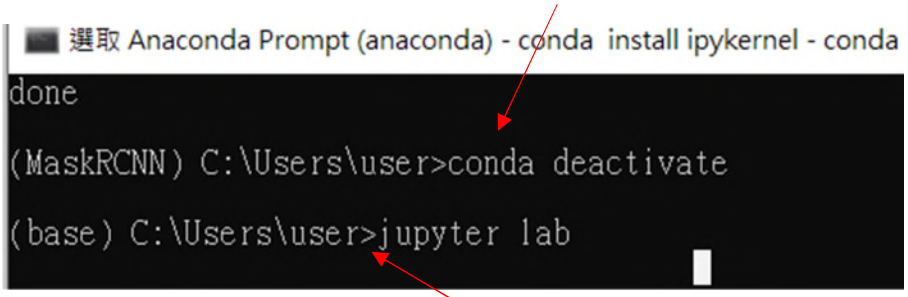
Step11： 移動 Mask_RCNN-master 資料夾



移動到 ：C:\\使用者\<帳戶名稱>

Step12： 開啟 jupyter lab

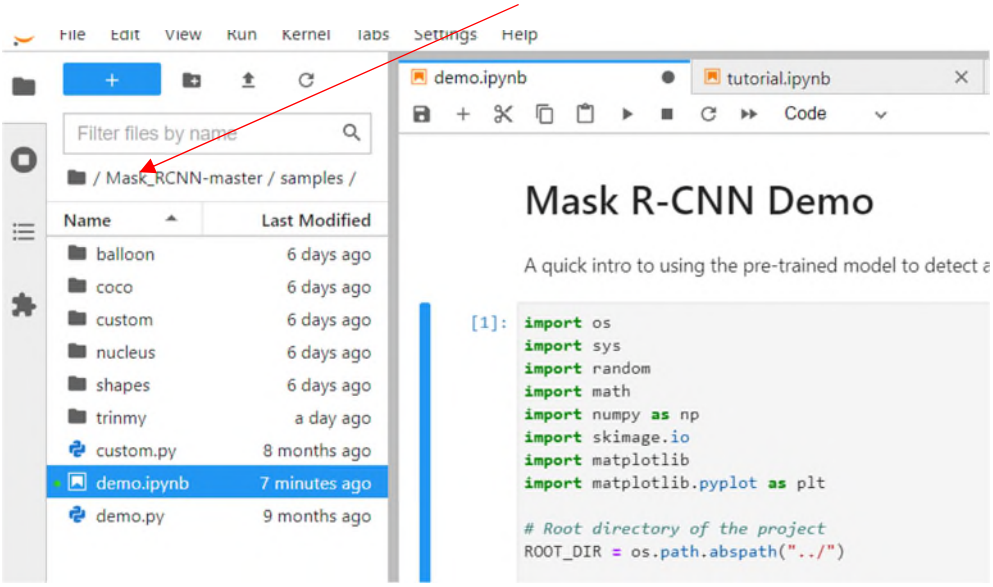
輸入 ：conda deactivate



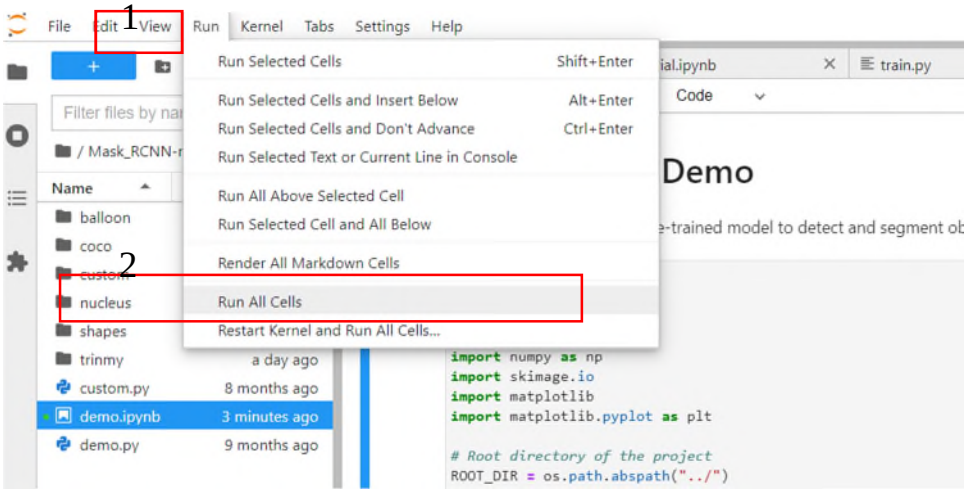
輸入 ：jupyter lab

開啟: Mask_RCNN-master\samples\demo.ipynb

Step13： 開啟 demo.ipynb



Step14：執行程式&結果





如果程式正常執行，在最下方會產生預測圖

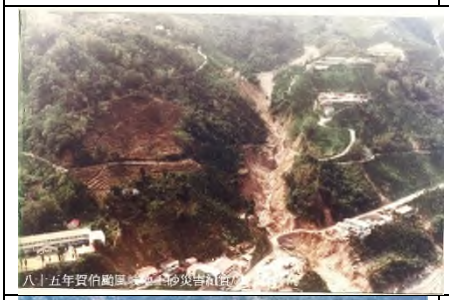
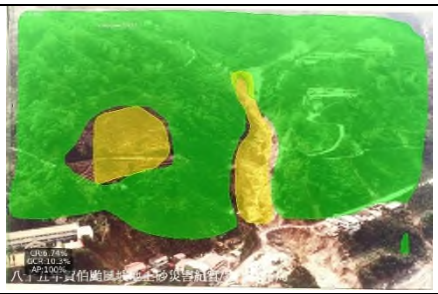
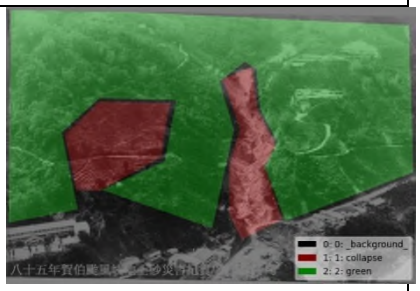
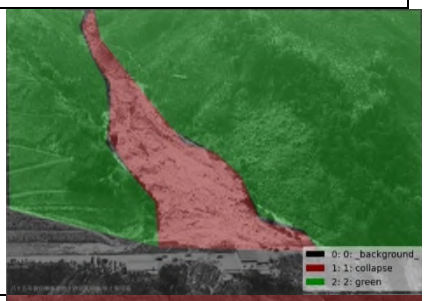
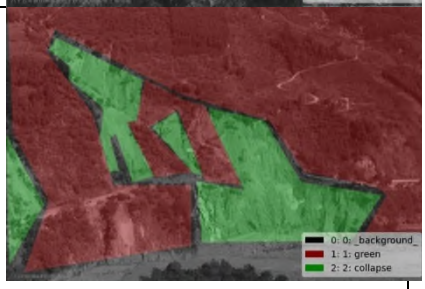
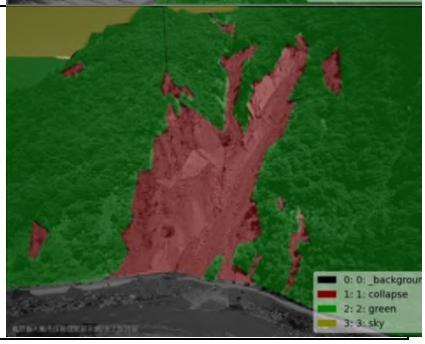


MaskRCNN 安裝教學 影片網址:

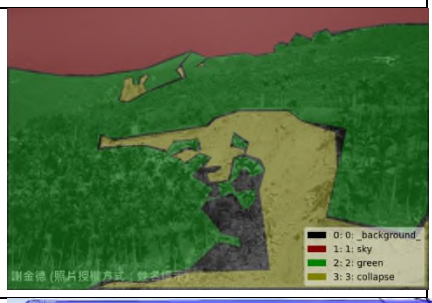
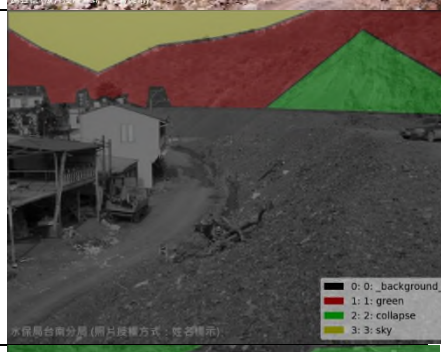
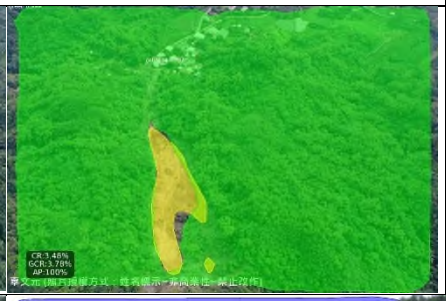
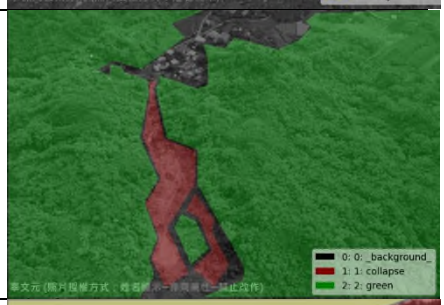
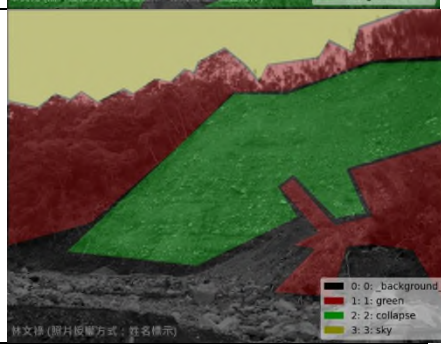
https://www.youtube.com/watch?v=RmyaJA18s-E

附錄七、影像分割坡面裸露及估計裸露率案例

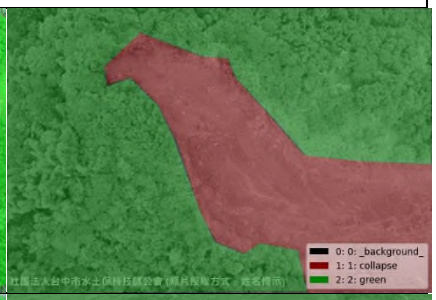
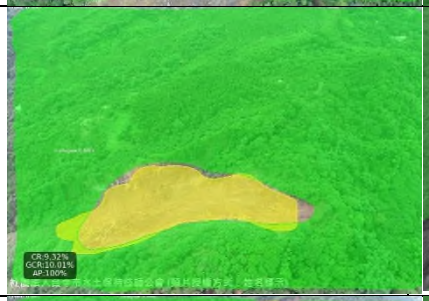
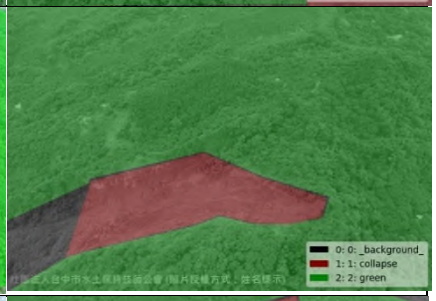
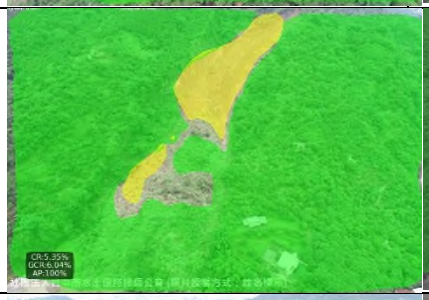
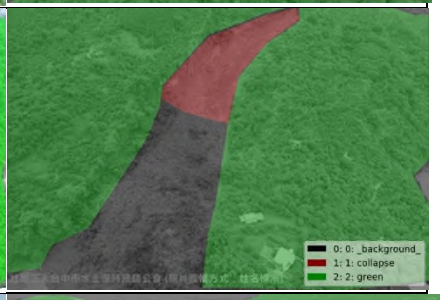
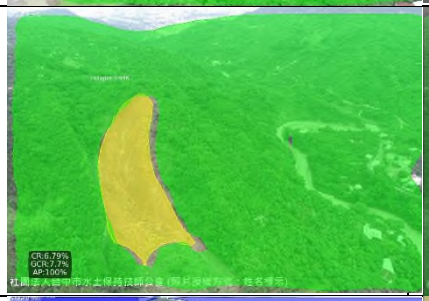
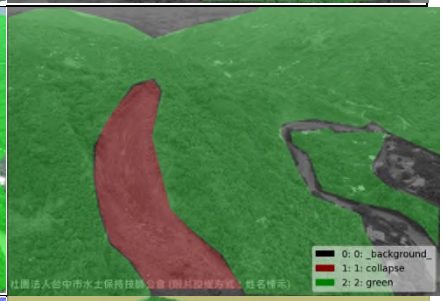
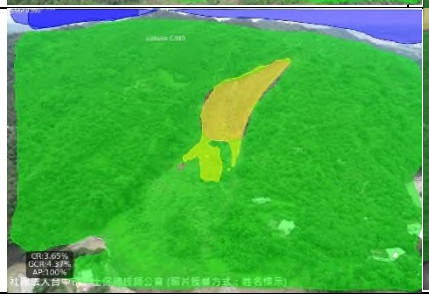
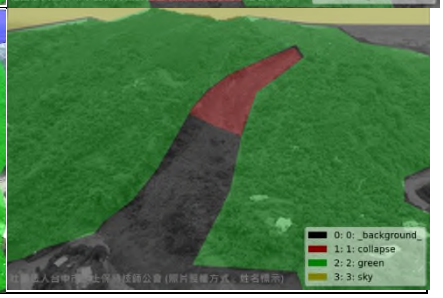
表附錄 7-1：以訓練影像集為例，舉例說明原圖、實例分割結果

原圖	預測圖	人工標記圖
		
		
		
		
		

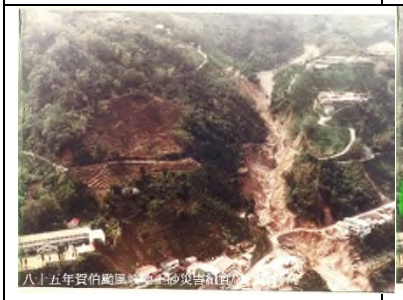
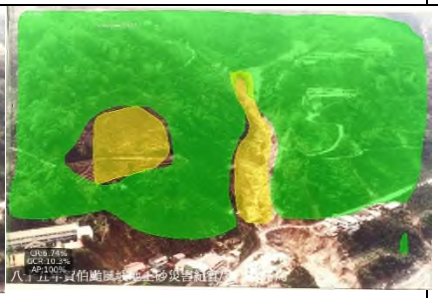
表附錄 7-2:以驗證影像集為例，舉例說明原圖、實例分割結果

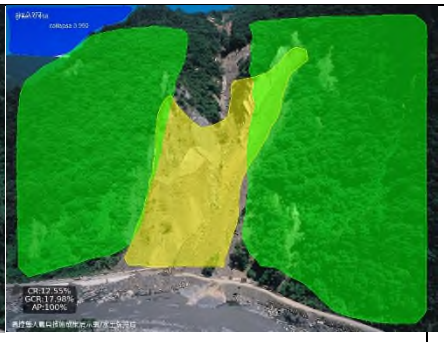
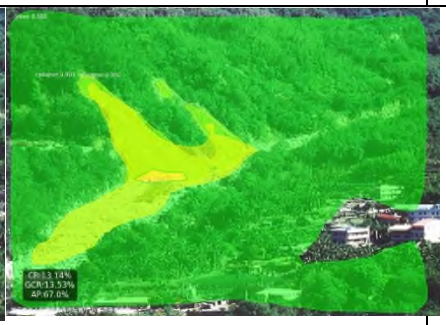
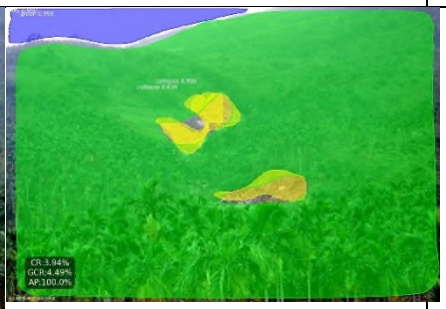
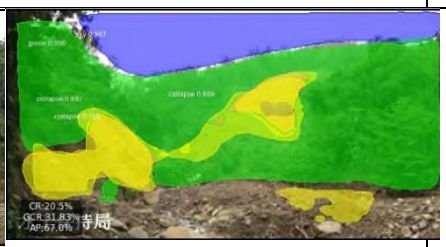
原圖	預測圖	人工標記圖
		
		
		
		
		

表附錄 7-3:以測試影像集為例，舉例說明原圖、實例分割結果

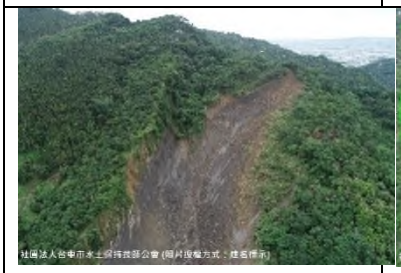
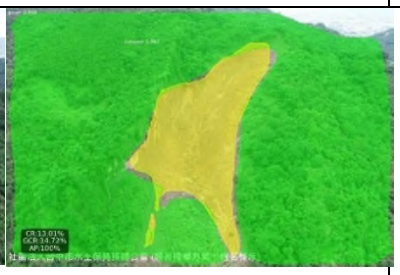
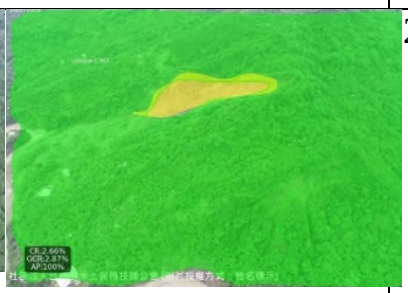
原圖	預測圖	人工標記圖
		
		
		
		
		

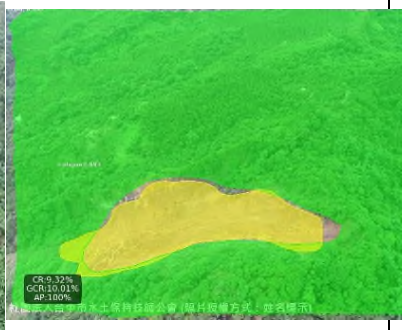
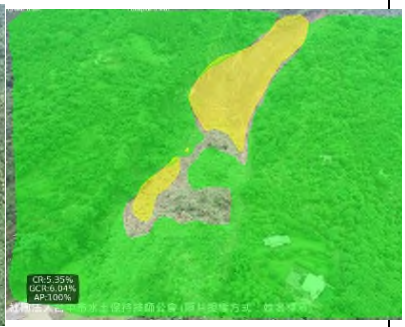
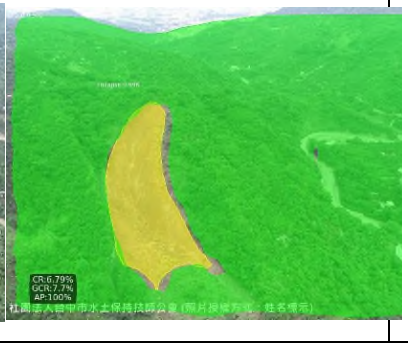
表附錄 7-4 以訓練影像集表為例，舉例說明原圖、實例分割結果及其預測坡面裸露區域之 CR 與 GCR

輸入影像	實例分割影像	CR	GCR
		6.7%	10.3%
		11.0%	15.1%
		17.5%	22.9%
		6.5%	10.2%

		12.6%	18.0%
		13.1%	13.5%
		4.0%	4.5%
		20.5%	31.8%
		3.7%	13.0%

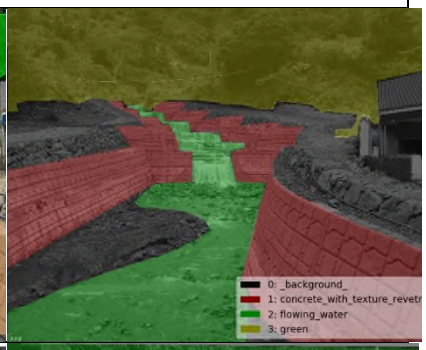
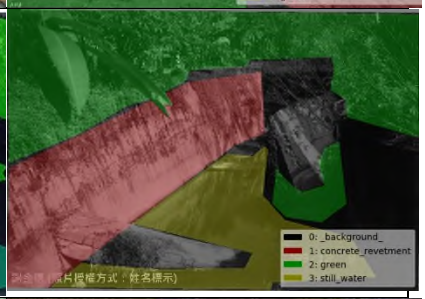
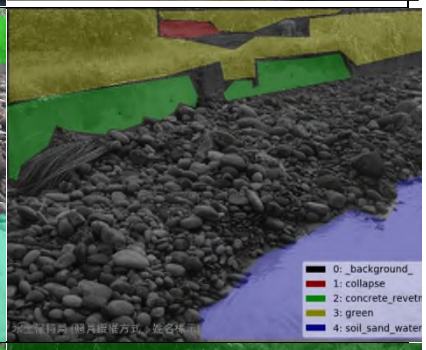
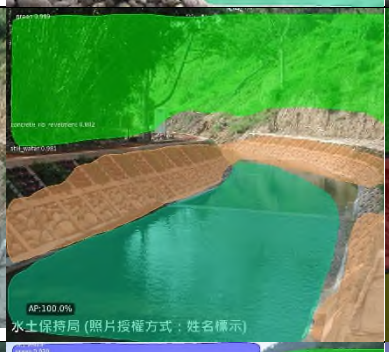
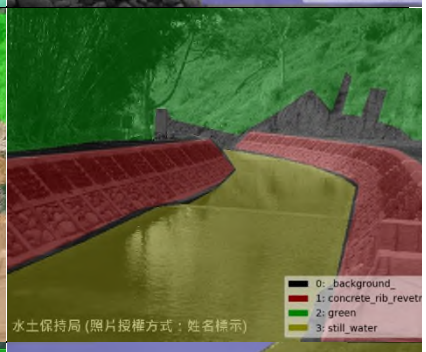
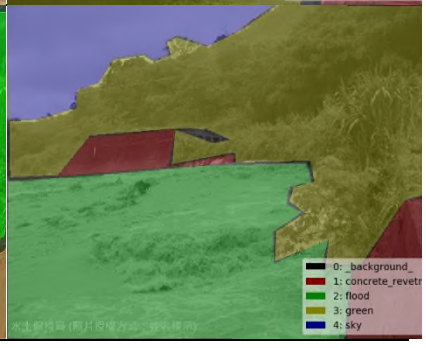
表附錄 7-5 以測試影像集為例，舉例說明原圖、實例分割結果及其預測坡面裸露區域之 CR 與 GCR

輸入影像	實例分割影像	CR	GCR
		9.3%	11.3%
		13.0%	14.7%
		2.7%	2.9%
		4.9%	5.4%

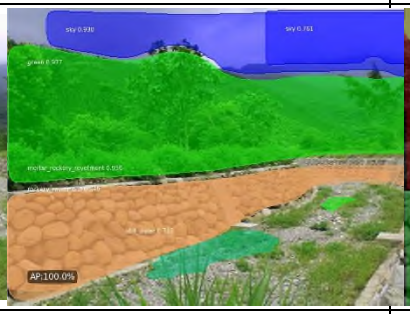
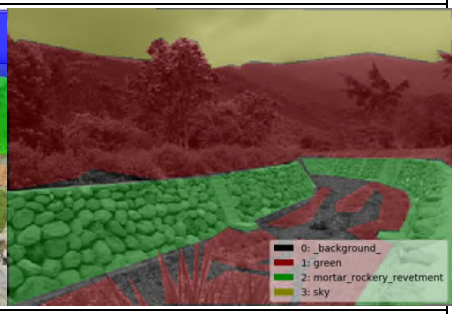
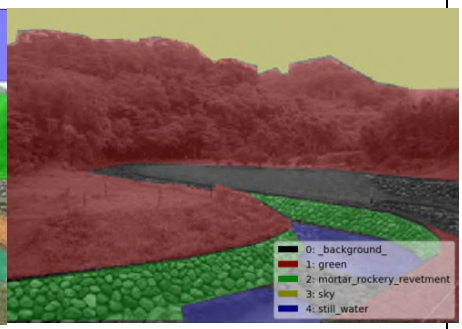
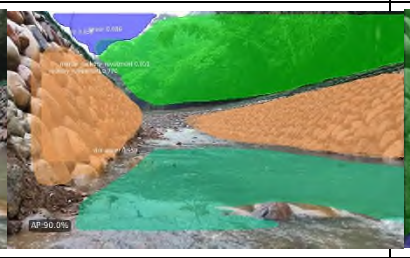
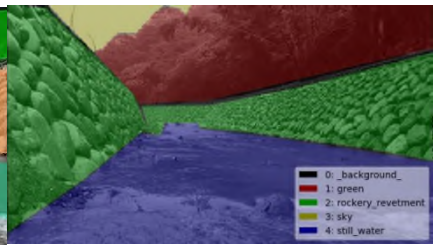
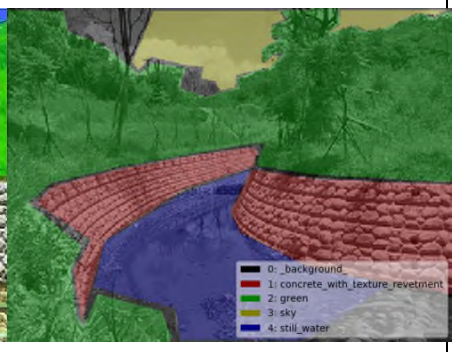
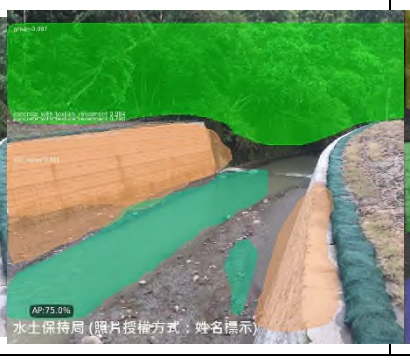
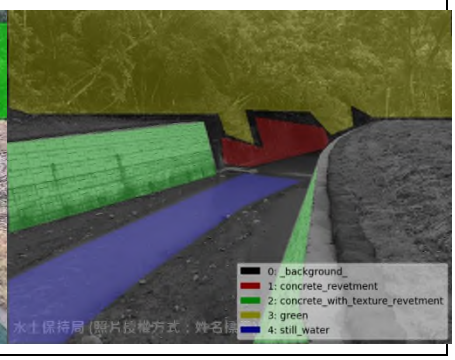
		6.3%	6.8%
		3.7%	4.4%
		9.3%	10.0%
		5.4%	6.0%
		6.8%	7.7%

附錄八、影像分割護岸案例

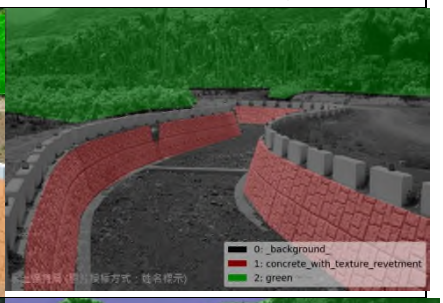
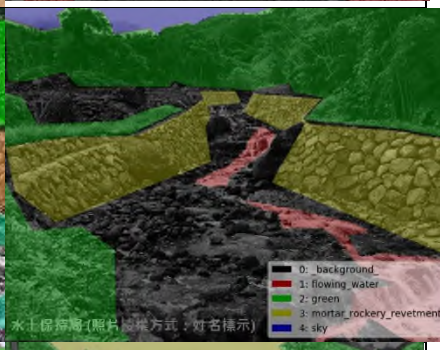
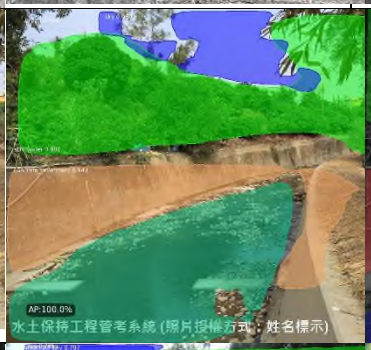
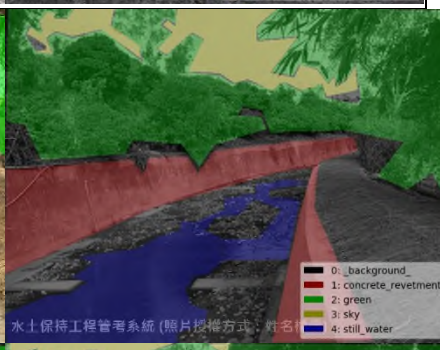
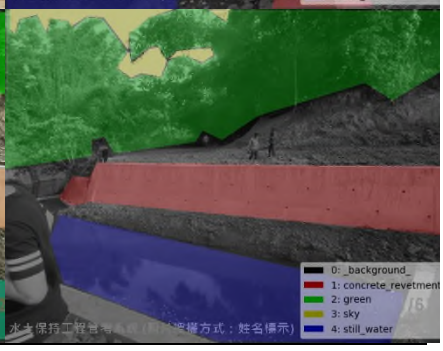
表附錄 8-1：以訓練影像集為例，舉例說明原圖、實例分割結果

原影像	預測影像	人工標記影像
		
		
		
		
		

表附錄 8-2: 以驗證影像集為例，舉例說明原圖、實例分割結果

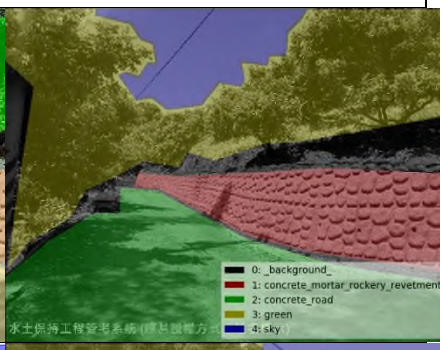
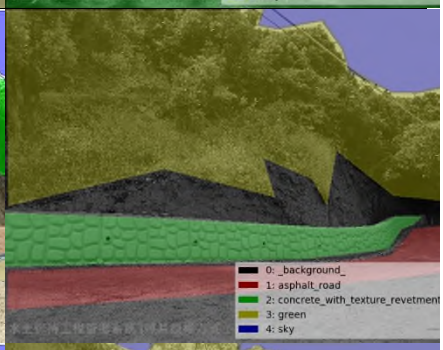
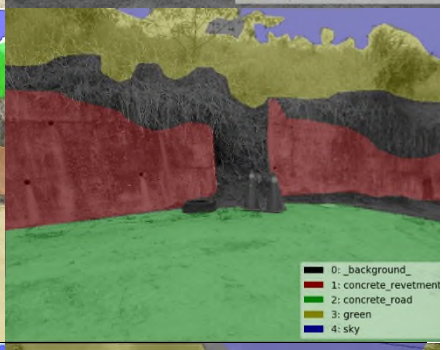
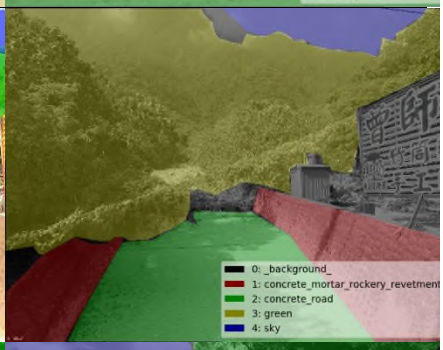
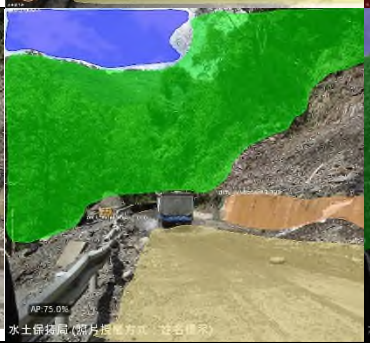
原影像	預測影像	人工標記影像
		
		
		
		
		

表附錄 8-3: 以測試影像集為例，舉例說明原圖、實例分割結果

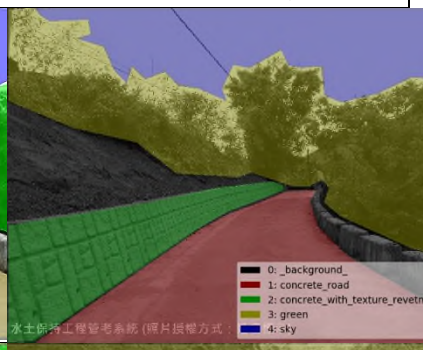
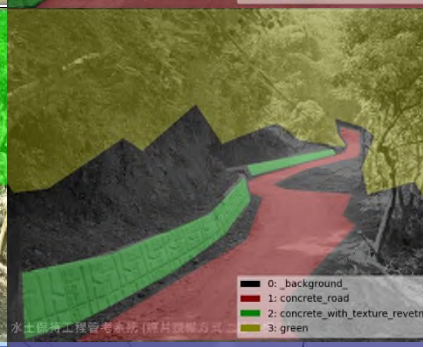
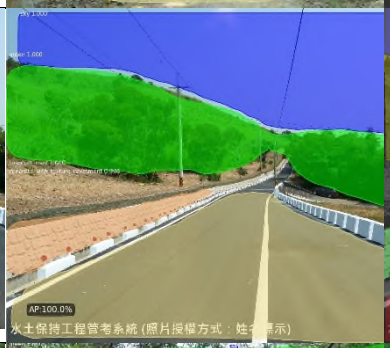
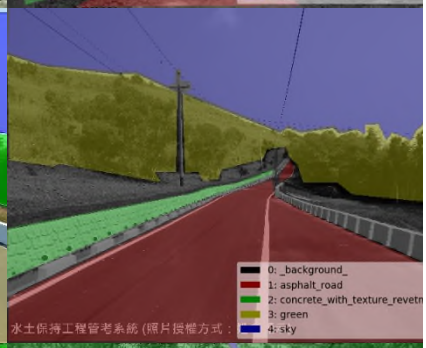
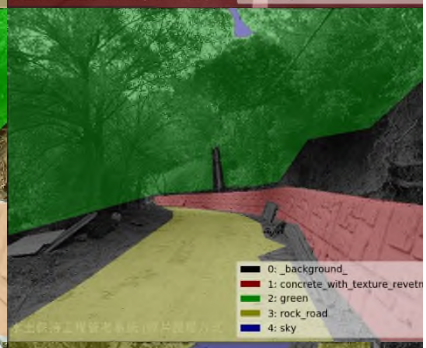
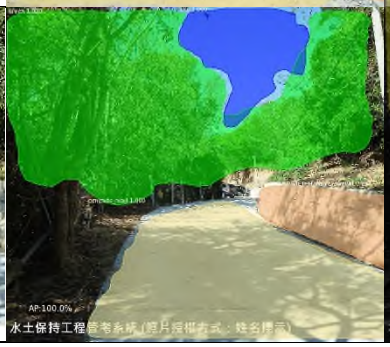
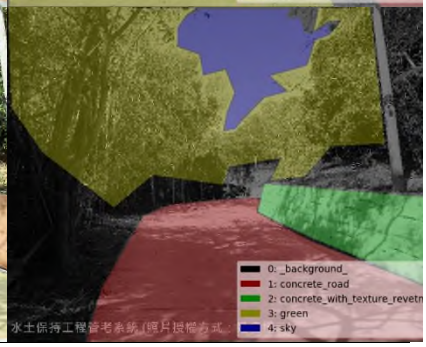
原影像	預測影像	人工標記影像
		
		
		
		
		

附錄九、影像分割分析護坡態樣案例

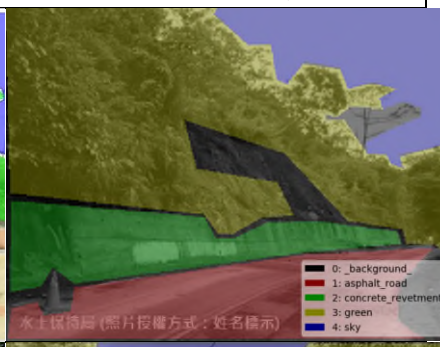
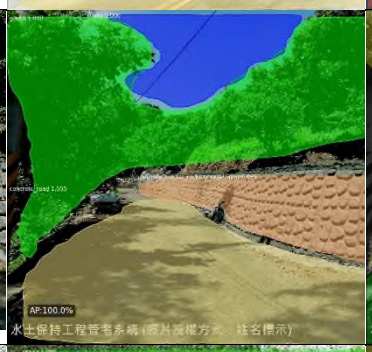
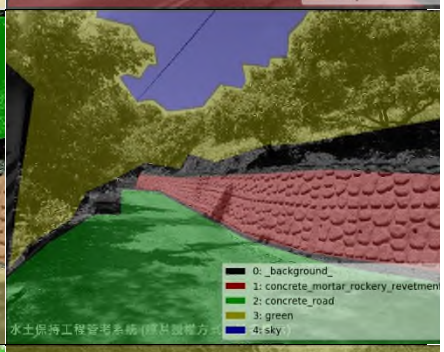
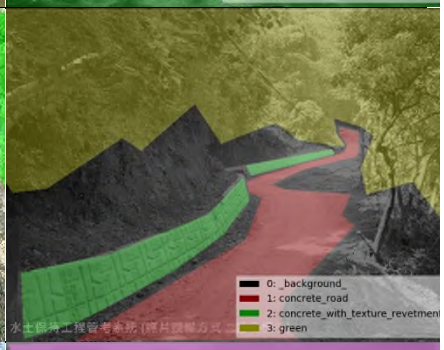
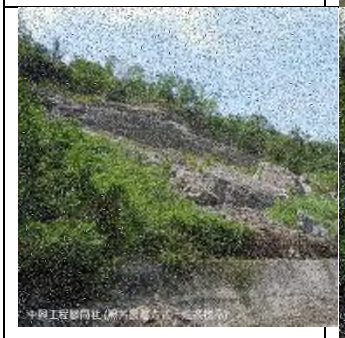
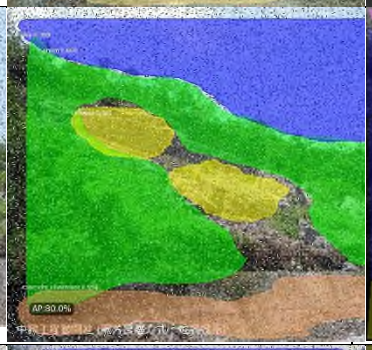
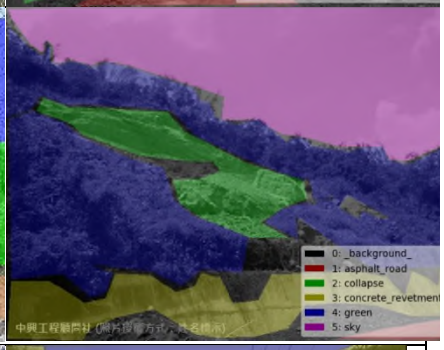
表附錄 9-1：以訓練影像集為例，舉例說明原圖、實例分割結果

原影像	預測影像	人工標記影像
		
		
		
		
		

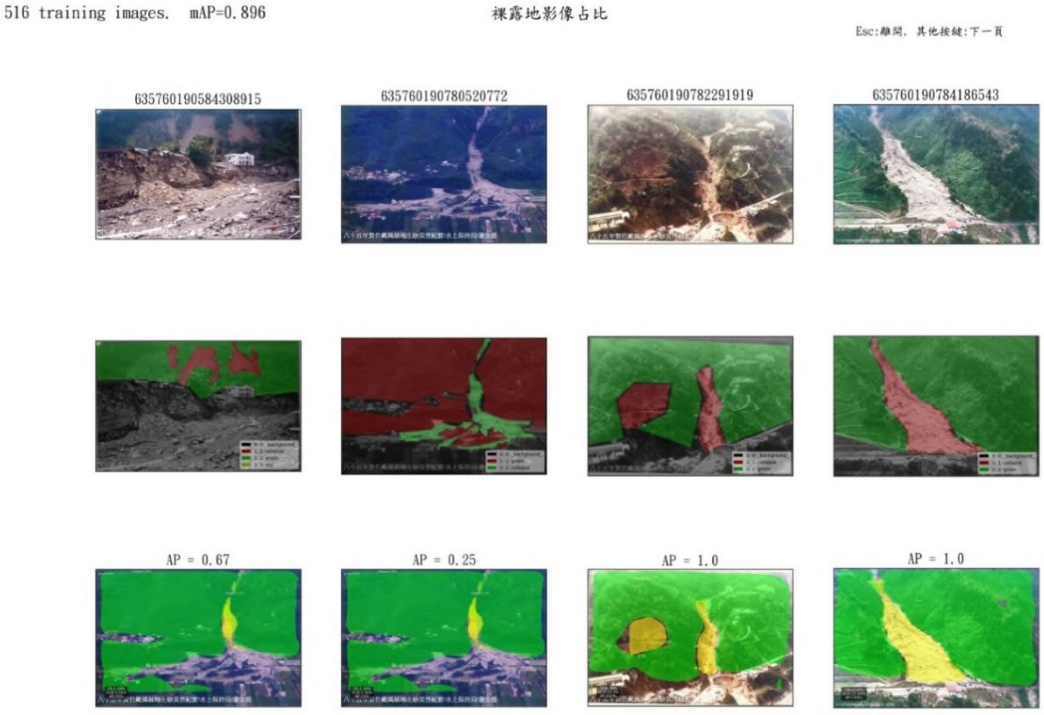
表附錄 9-2：以驗證影像集為例，舉例說明原圖、實例分割結果

原影像	預測影像	人工標記影像
		
		
		
		
		

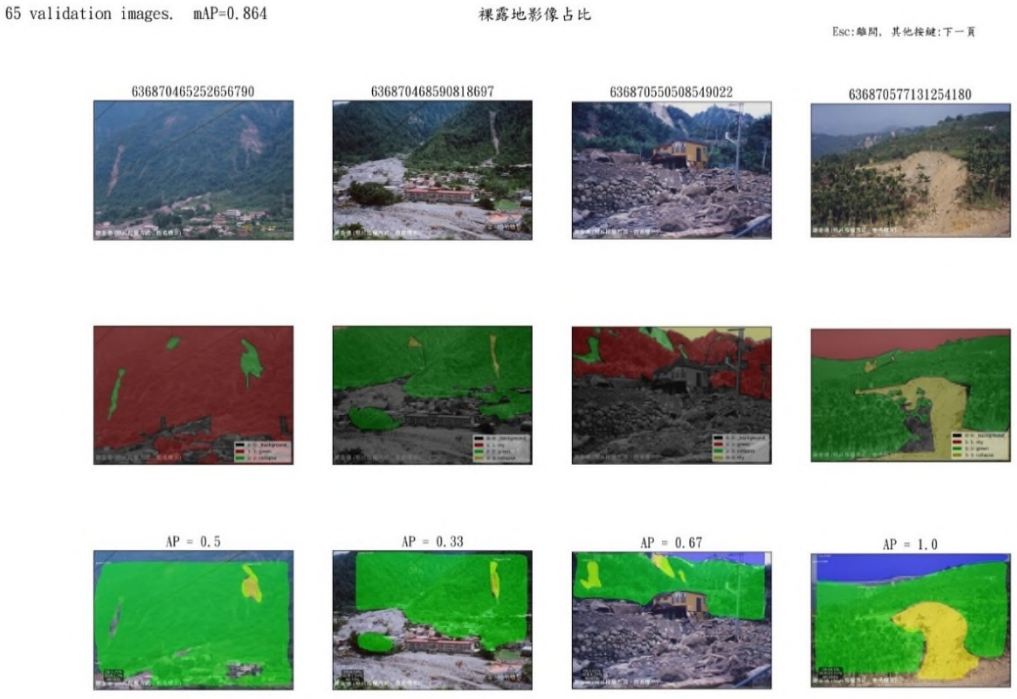
表附錄 9-3: 以測試影像集為例，舉例說明原圖、實例分割結果

原影像	預測影像	人工標記影像
		
		
		
		
		

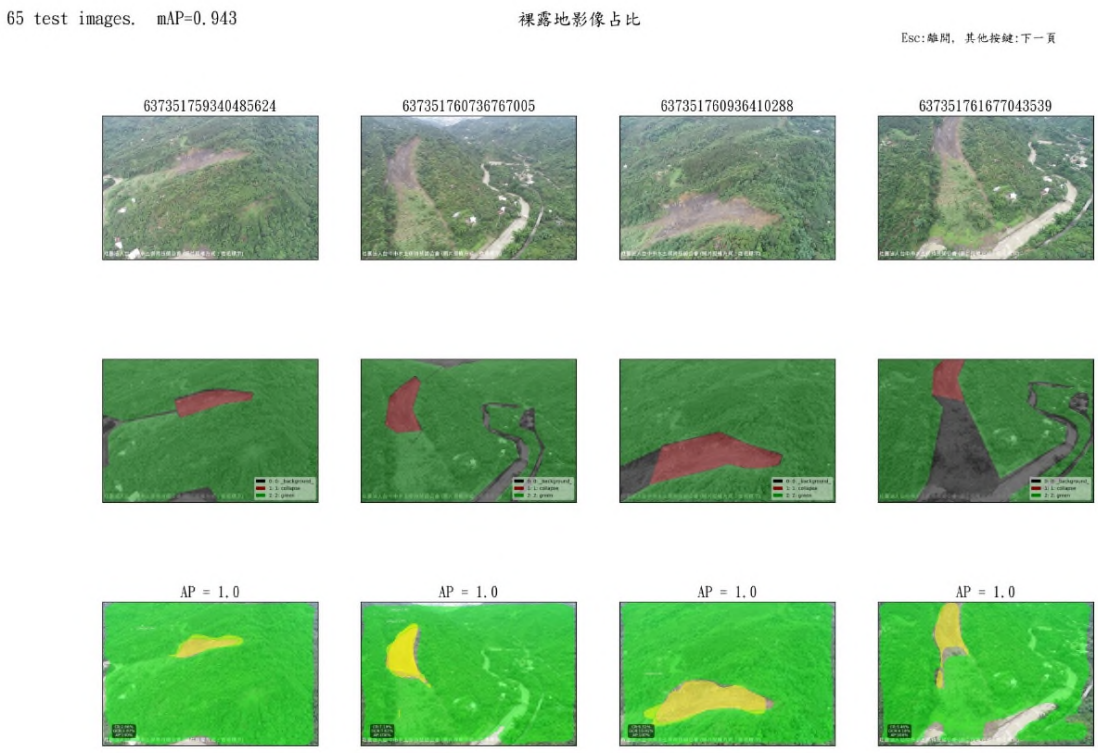
附錄十、Console 單機版操作說明



(a)

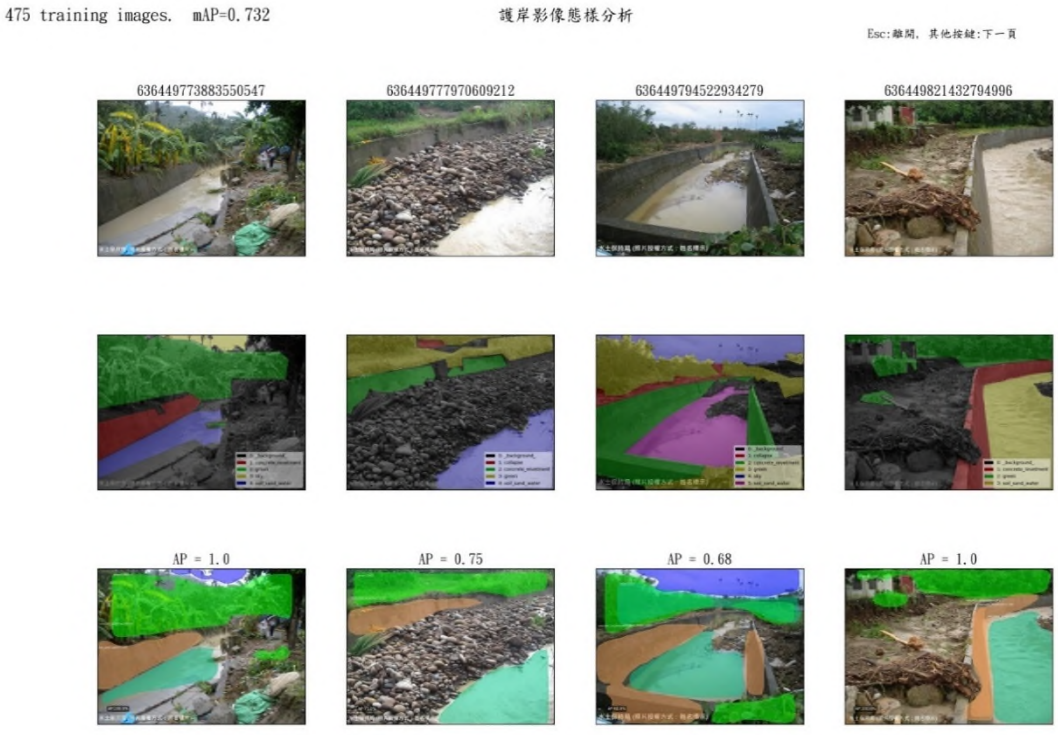


(b)

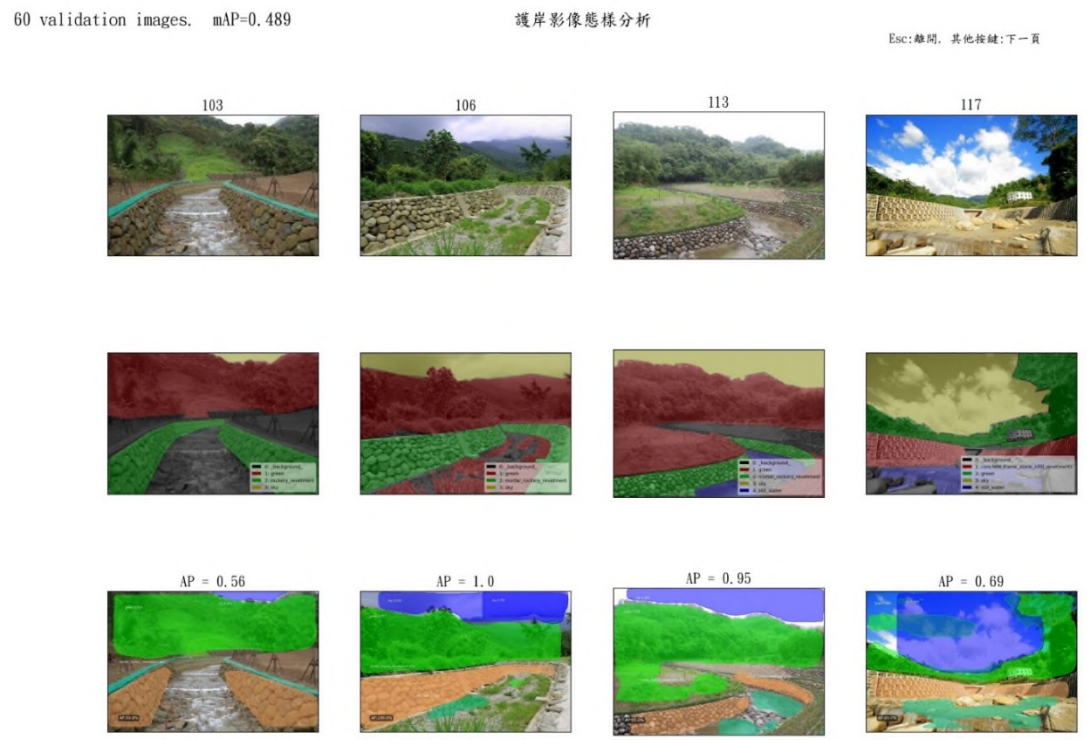


(c)

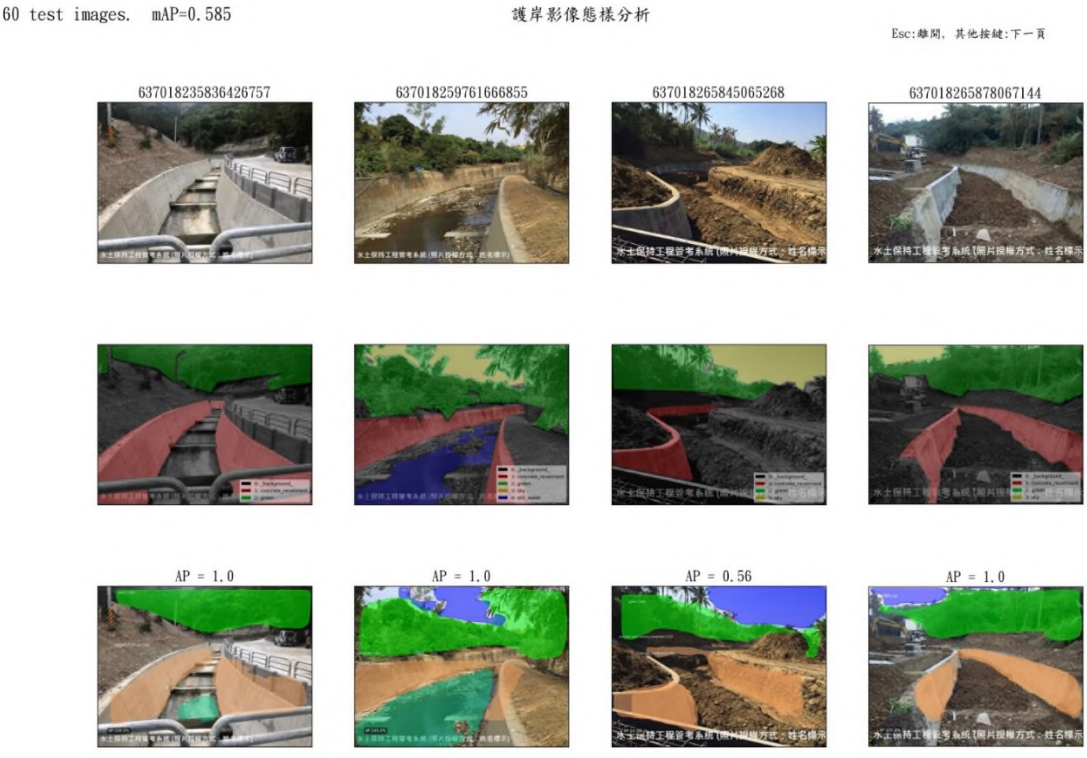
圖附錄 10-1: (a)-(c)分別操作 Console 單機版，裸露地影像集的訓練、驗證、測試影像集的分析結果



(a)

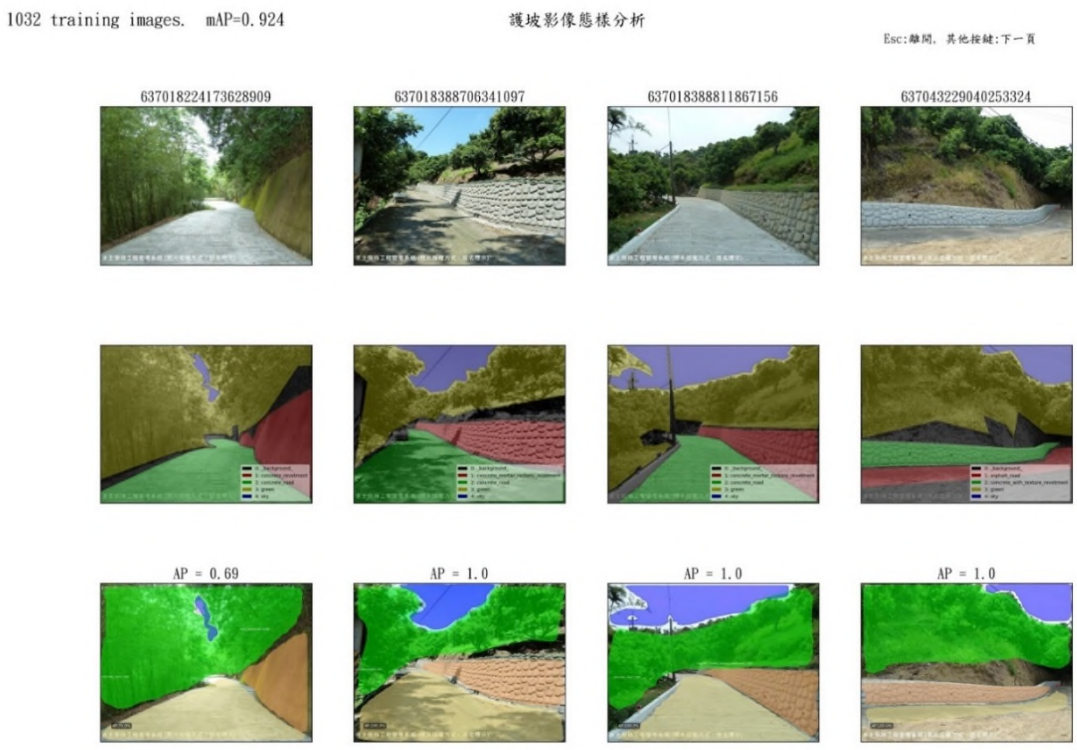


(b)

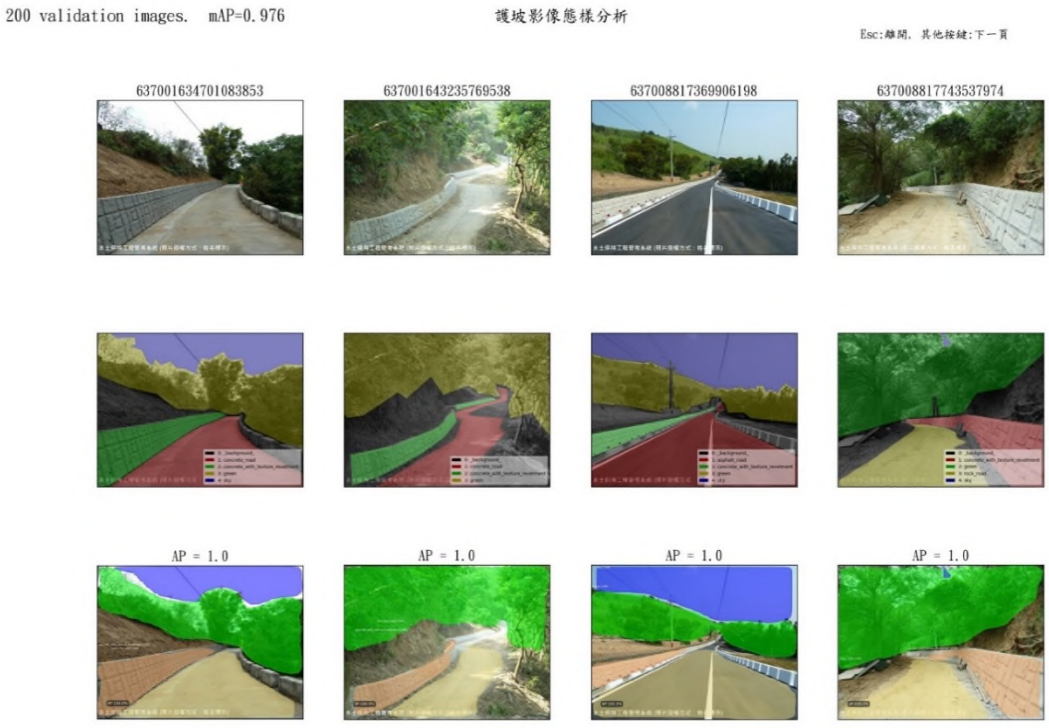


(c)

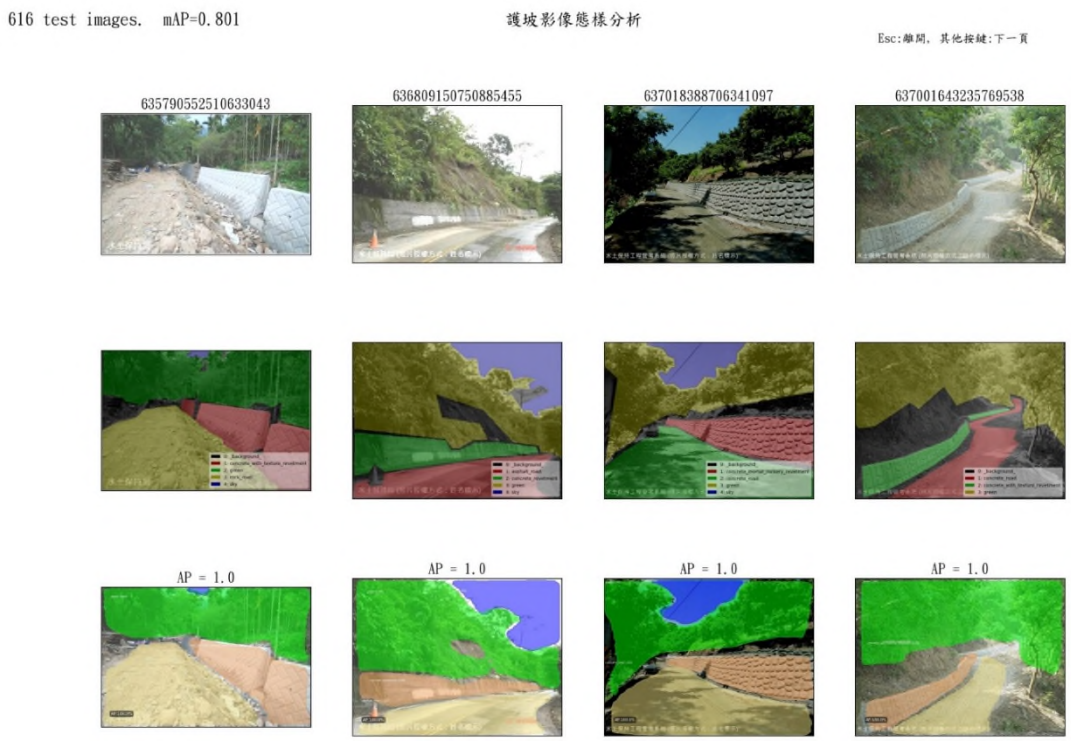
圖附錄 10-2: (a)-(c)分別操作 Console 單機版，護岸影像集的訓練、驗證、測試影像集的分析結果


1032 training images. mAP=0.924
護坡影像態樣分析
Esc:離開, 其他按鍵:下一頁
637018224173628909
637018388706341097
637018388811867156
637043229040253324
AP = 0.69
AP = 1.0
AP = 1.0
AP = 1.0

(a)


200 validation images. mAP=0.976
護坡影像態樣分析
Esc:離開, 其他按鍵:下一頁
637001634701083853
637001643235769538
637008817369906198
637008817743537974
AP = 1.0
AP = 1.0
AP = 1.0
AP = 1.0

(b)

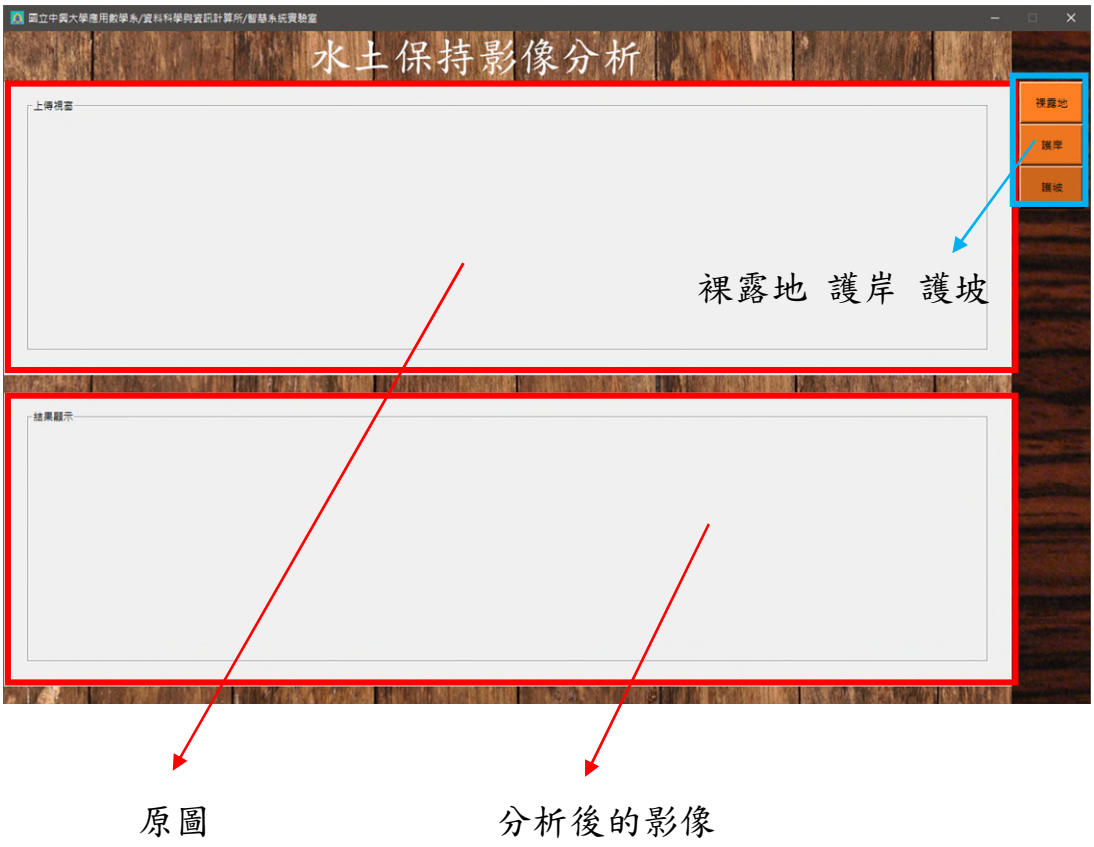


(c)

圖附錄 10-3: (a)-(c)分別操作 Console 單機版，護坡影像集的訓練、驗證、測試影像集的分析結果

附錄十一、GUI 單機版按鈕操作說明

首頁為圖附錄 11-1 所示，右上方的藍色框，使用者可以選擇要進行『進行挑選三類影像集』，裸露地、護岸、護坡影像分析。上方的紅色框為原影像所顯示區域，下方的紅色框為預測影像所顯示區域。



圖附錄 11-1: 剛開始執行後的 GUI 系統畫面

以裸露地為例，按下裸露地按鈕時，會出現(圖附錄 11-2)頁面，有三個按鈕，分別為返回主頁、上傳、查詢，以下說明三按鈕功能。

- 返回主頁:返回圖附錄 11-1 頁面。
- 上傳:上傳使用者本地影像，無人工標註影像，進行預測。
- 查詢:查詢歷史資料，包含訓練、驗證、測試影像，其原影像與預測後結果。



圖附錄 11-2: 按下裸露地、護岸、護坡任一按鈕時畫面

當使用者上傳影像後(圖附錄 11-3)，即可進行預測，以下說明三按鈕功能。

- 預測:分析上傳的無人工標註新影像。
- 上一頁:以 10 張為一頁單位，往前瀏覽預測影像。
- 下一頁:以 10 張為一頁單位，往後瀏覽預測影像。

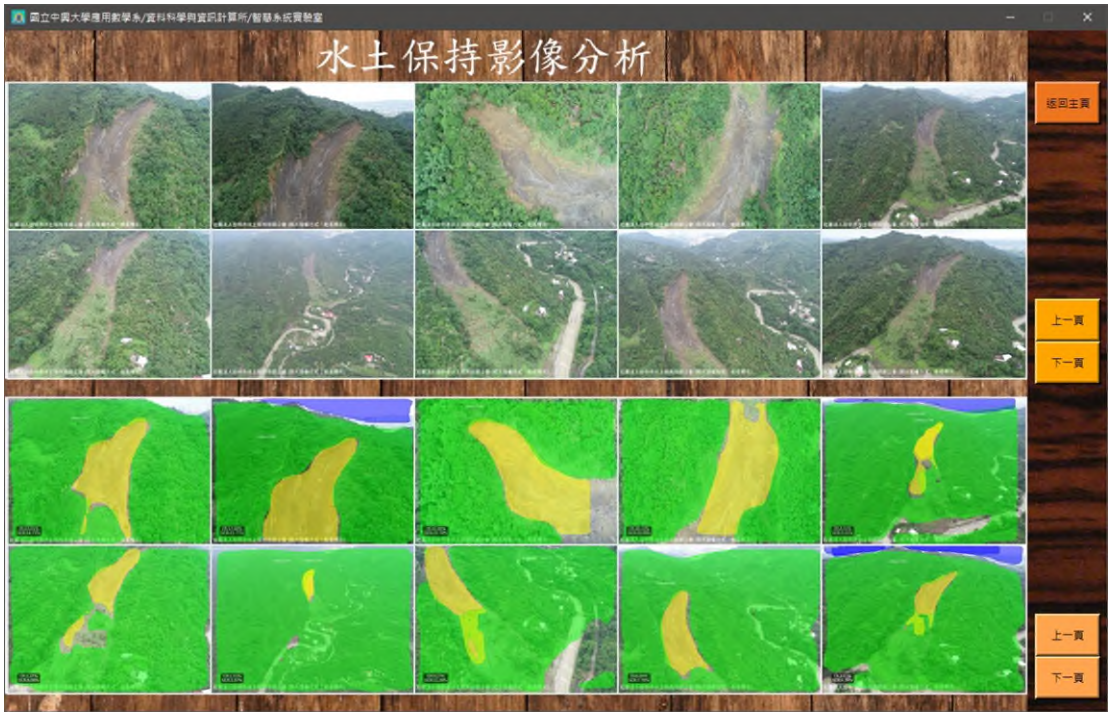
按下預測鈕後(圖附錄 11-4)，左上角與右上角分別會出現轉動的圓圈，代表正在分析影像，預測完的結果如(圖附錄 11-5)所示。



圖附錄 11-3:上傳的無人工標註新影像畫面



圖附錄 11-4:進行分析狀態顯示圖



圖附錄 11-5: 無人工標註新影像分析結果

圖附錄 11-6 為按下查詢後的頁面，會出現四個按鈕，**返回前頁、訓練照片、驗證照片、測試照片**。以下說明四按鈕功能。

- 返回前頁:返回可以選擇上傳、查詢的頁面。
- 訓練照片:查詢歷史資料，包含訓練原影像及預測影像結果。
- 驗證照片:查詢歷史資料，包含驗證原圖以及預測影像結果。
- 測試照片:查詢歷史資料，包含測試原圖以及預測影像結果。

圖附錄 11-7、圖附錄 11-8、圖附錄 11-9 分別為按下訓練、驗證、測試照片，所出現的分析結果頁面。



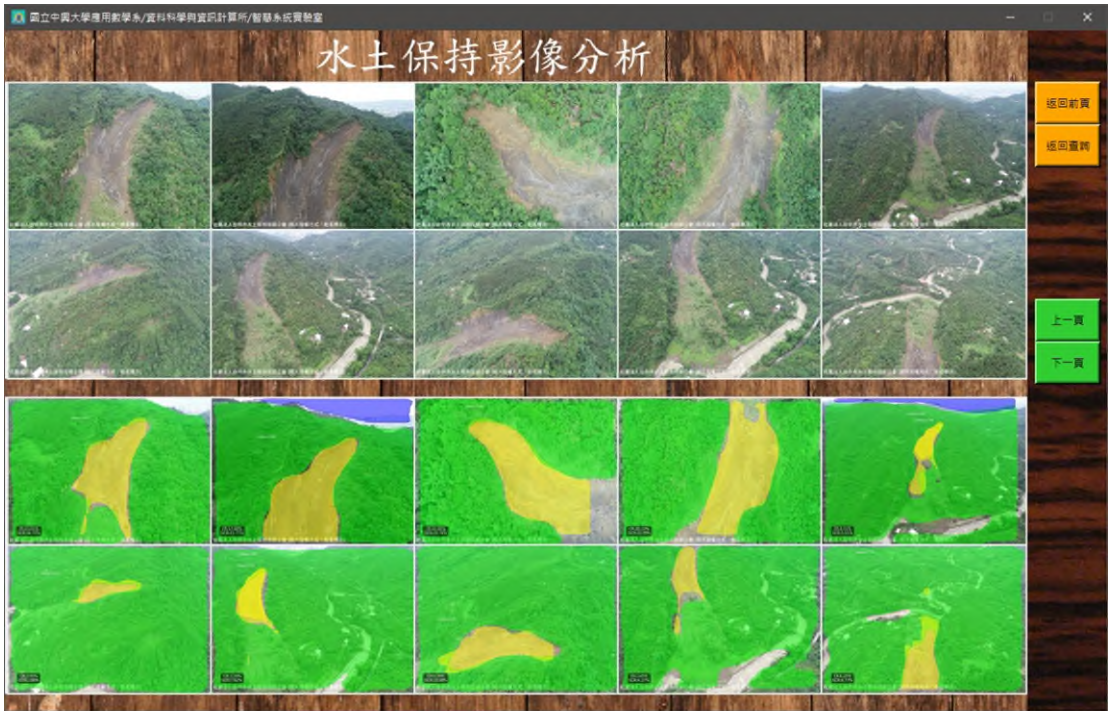
圖附錄 11-6: 選擇查看訓練、驗證、測試照片分析結果



圖附錄 11-7: 訓練影像分析結果



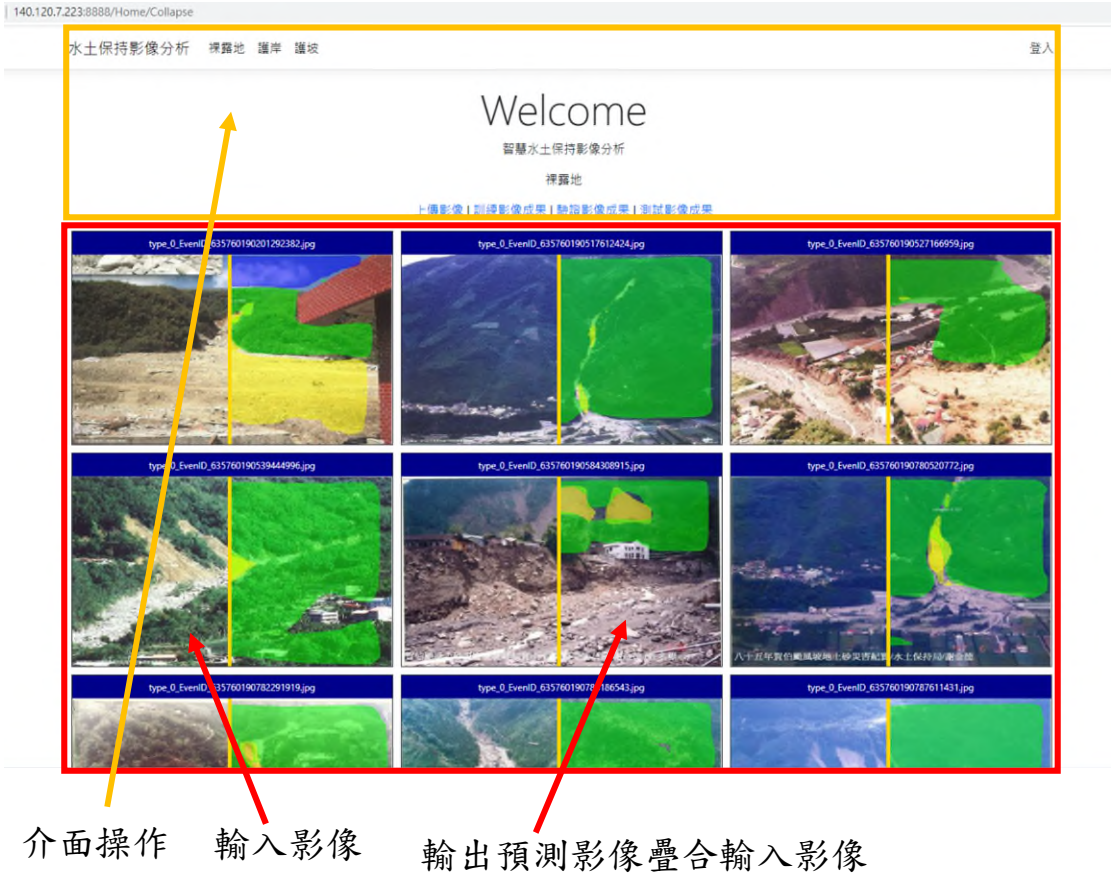
圖附錄 11-8:驗證影像分析結果



圖附錄 11-9:測試影像分析結果

附錄十二、RWD 網頁版版操作說明

首頁為圖 12-1 所示，紅色框是顯示分析結果，輸入影像及其疊合分析過後預測輸出影像，橘色框介面操作。



圖附錄 12-1: 介面操作及顯示分析結果畫面

圖附錄 12-2 說明介面操作的部份，其操作順序如下說明。

- 選擇分析影像類型-裸露地、護岸、護坡。
- 表示正在哪個分析影像類型，例:圖附錄 12-2 中分析裸露地影像類型。
- 選擇上傳影像分析或查詢歷史資料(訓練、驗證、測試影像)。

圖附錄 12-3 說明上傳影像介面，以裸露地影像為例。以上傳新

影像分析裸露地影像為例，新影像指無人工標註影像，挑選本地影像上傳至雲端平台進行影像分析。其步驟如下說明:

(1):在圖附錄 12-2 中選裸露地，預設為裸露地。

(2):顯示正在進行裸露地分析，如圖附錄 12-2 中(2)。

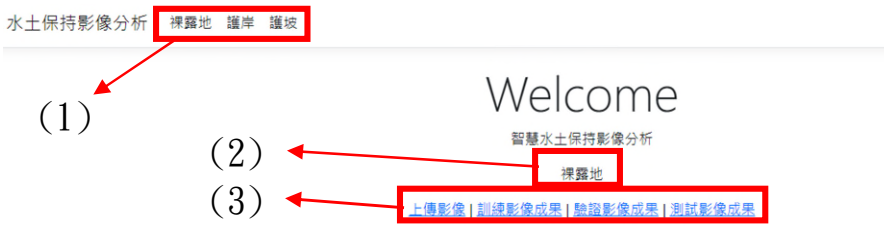
(3):選如圖附錄 12-2 中的『上傳影像』

(4):顯示圖附錄 12-3 畫面，先點擊『選擇檔案』，上傳本地影像，在點擊『分析』。

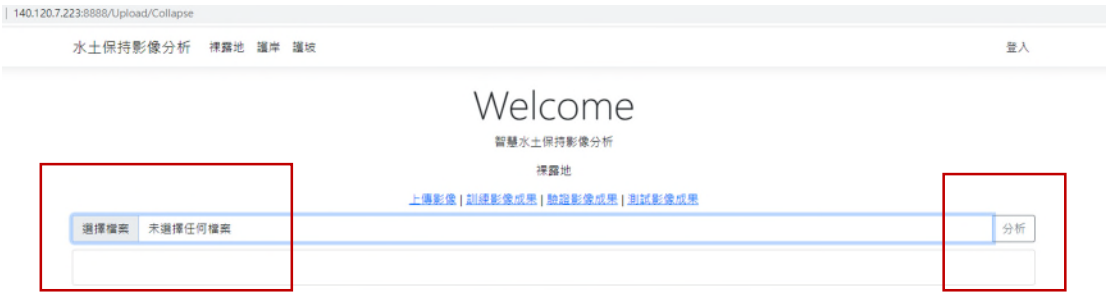
(5):出現圖附錄 12-5 的分析中畫面。

(6):分析完成畫面如圖附錄 12-6。

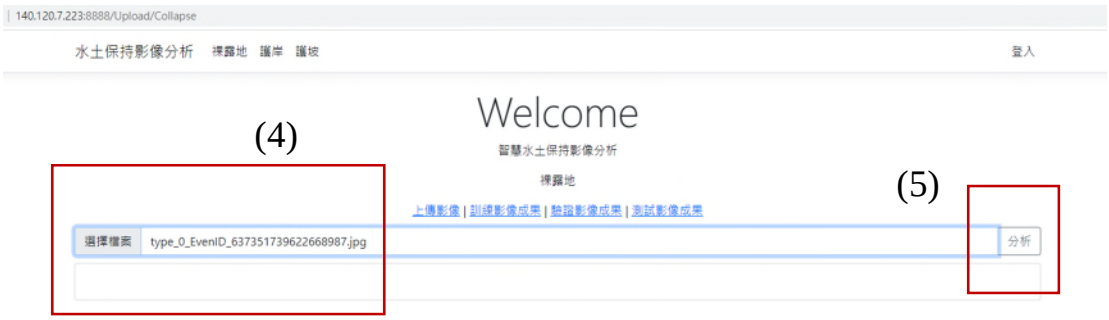
(7): 圖附錄 12-7 顯示分析結果，與使用者互動方式，疊合上傳影像與分析解果影像。



圖附錄 12-2:介面操作順序說明



圖附錄 12-3: 上傳影像介面，以裸露地影像為例



圖附錄 12-4: 點擊『選擇檔案』，上傳本地影像，進行分析。

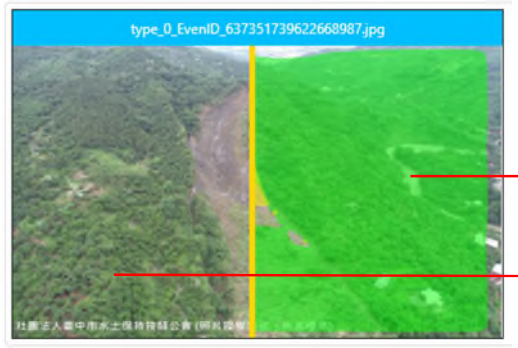


圖附錄 12-5: 分析中畫面



圖附錄 12-6: 分析完成畫面





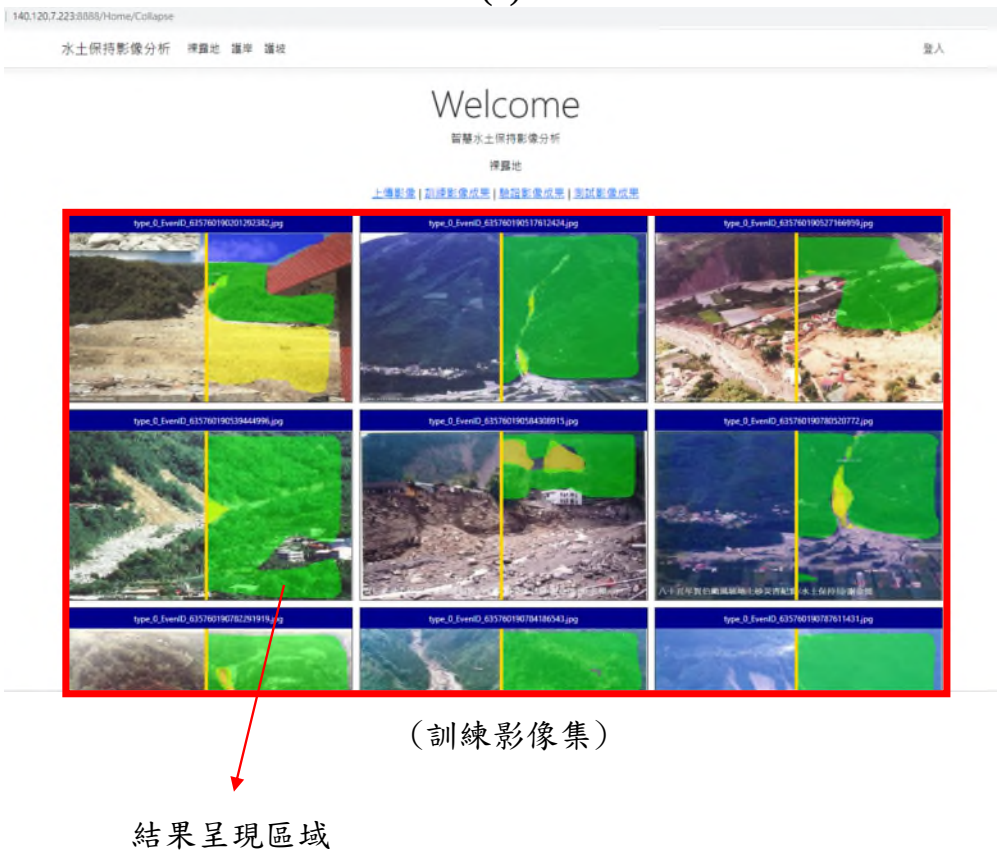


圖附錄 12-7: 分析結果互動方式呈現

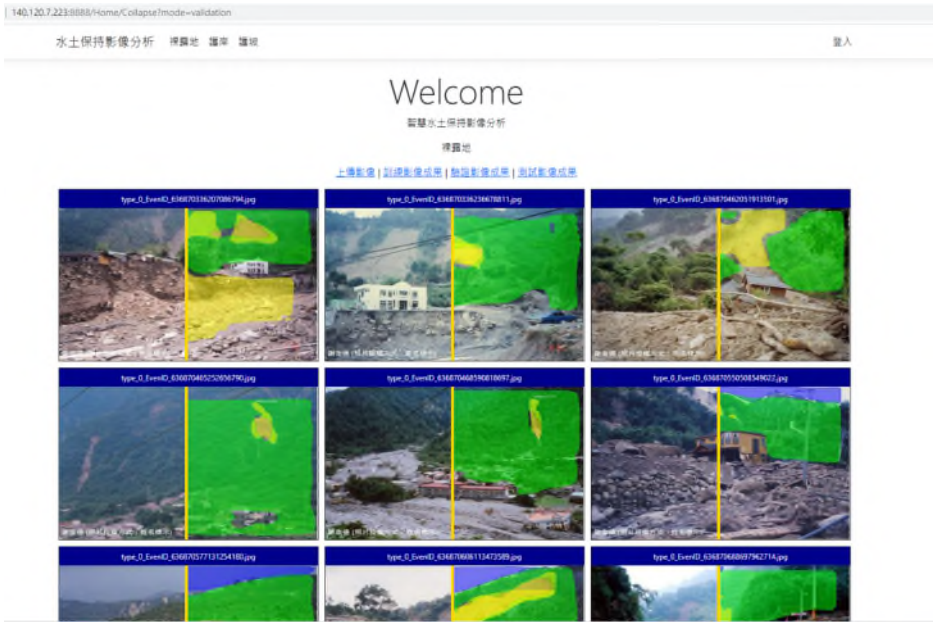
圖附錄 12-8: RWD 網頁版影像分析裸露地影像輸出結果，圖附錄 12-9: RWD 網頁版影像分析護岸影像輸出結果，圖附錄 12-10: RWD 網頁版影像分析護坡影像輸出結果。


140.120.7.223:8888/Upload/Collapse
水土保持影像分析
裸露地
崩岸
護坡
登入
Welcome
智慧水土保持影像分析
裸露地
上傳影像 | 訓練影像成果 | 驗證影像成果 | 測試影像成果
選擇檔案
未選擇任何檔案
分析
（上傳影像介面）
選擇檔案
結果呈現
分析

(a)

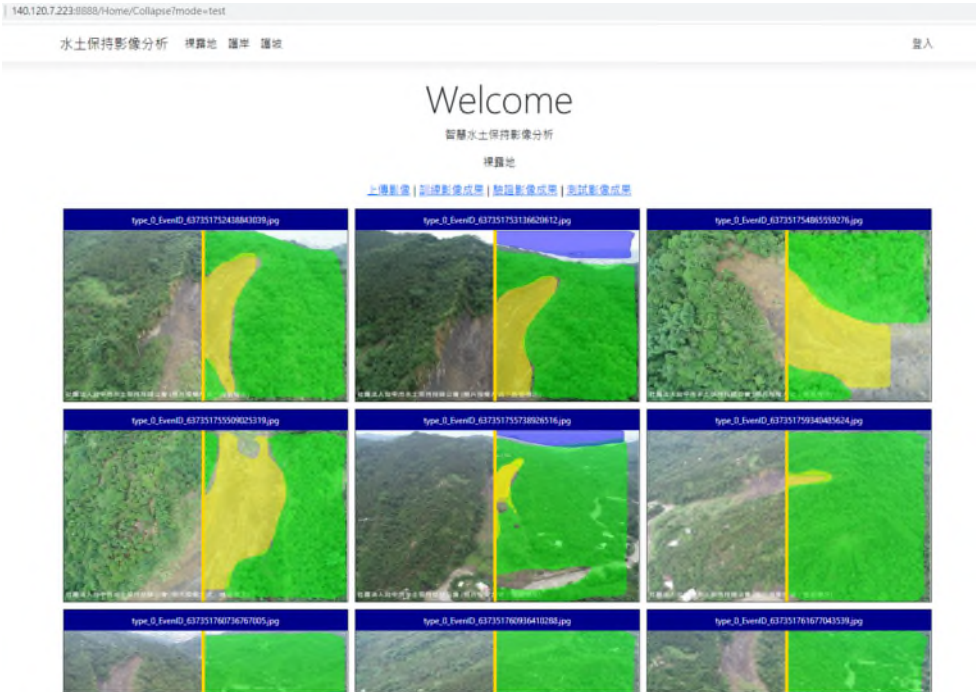

140.120.7.223:8888/Home/Collapse
水土保持影像分析
裸露地
崩岸
護坡
登入
Welcome
智慧水土保持影像分析
裸露地
上傳影像 | 訓練影像成果 | 驗證影像成果 | 測試影像成果
（訓練影像集）
結果呈現區域

(b)



（驗證影像集）

(c)



（測試影像集）

(d)

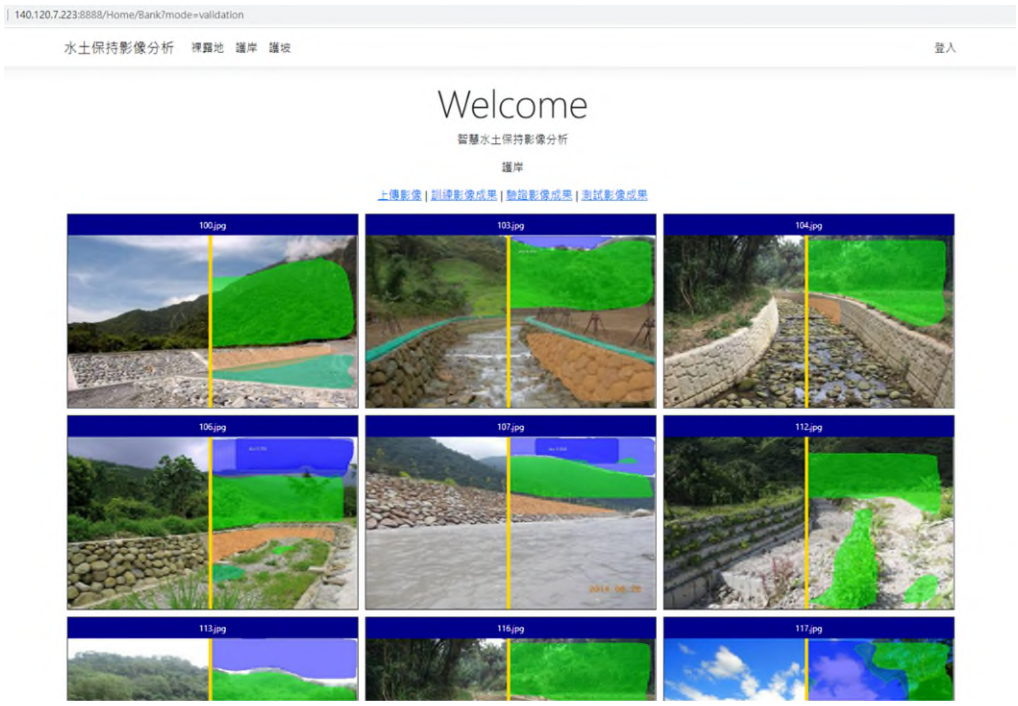
圖附錄 12-8: RWD 網頁版影像分析裸露地影像輸出結果


140.120.7.223:8888/Upload/Bank
水土保持影像分析 裸露地 護岸 護坡
登入
Welcome
智慧水土保持影像分析
護岸
上傳影像 | 訓練影像成果 | 驗證影像成果 | 測試影像成果
選擇檔案
未選擇任何檔案
分析
192.jpg
（上傳影像介面）
選擇檔案
結果呈現
分析

(a)

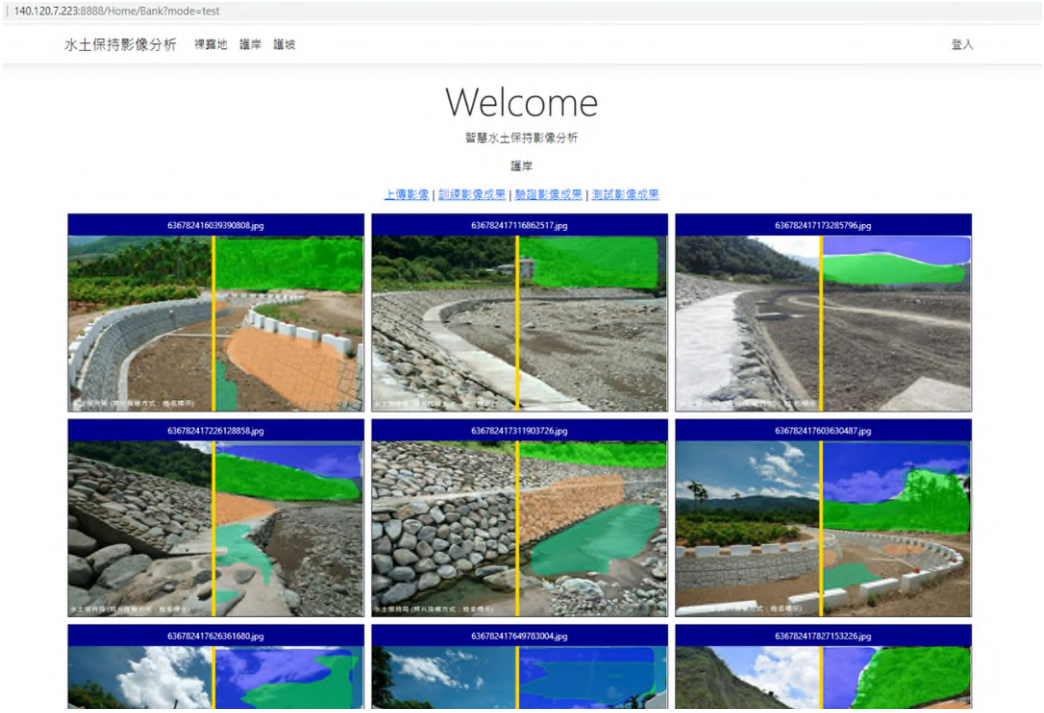

140.120.7.223:8888/Home/Bank
水土保持影像分析 裸露地 護岸 護坡
登入
Welcome
智慧水土保持影像分析
護岸
上傳影像 | 訓練影像成果 | 驗證影像成果 | 測試影像成果
（訓練影像集）
結果呈現區域

(b)



（驗證影像集）

(c)



（測試影像集）

(d)

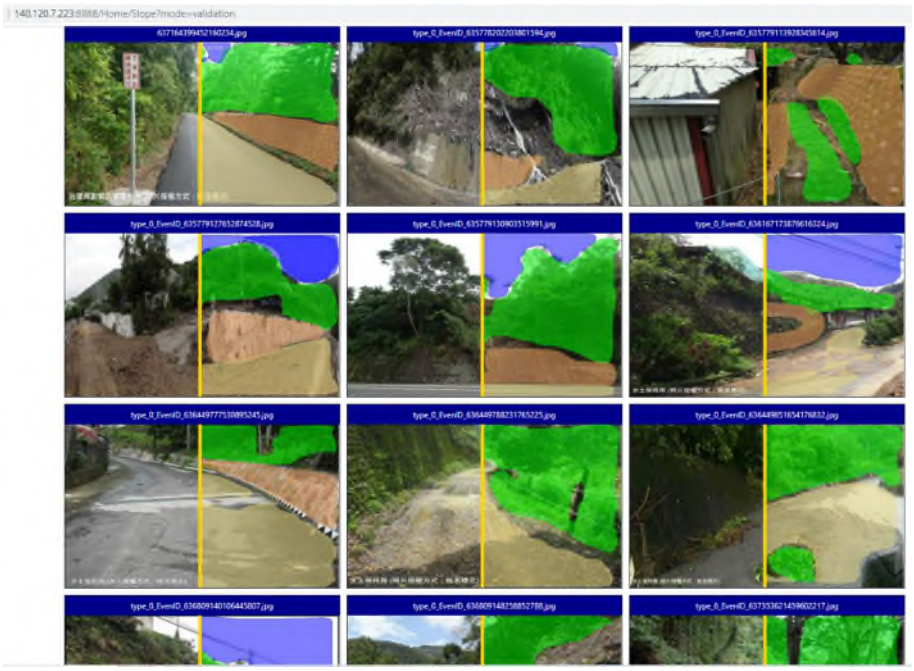
圖附錄 12-9: RWD 網頁版影像分析護岸影像輸出結果


140.120.7.223:8888/Upload/Slope
水土保持影像分析 裸露地 護岸 護坡
登入
Welcome
智慧水土保持影像分析
護坡
上傳影像 | 訓練影像成果 | 驗證影像成果 | 測試影像成果
選擇檔案
未選擇任何檔案
分析
（上傳影像介面）
選擇檔案
結果呈現
分析

(a)

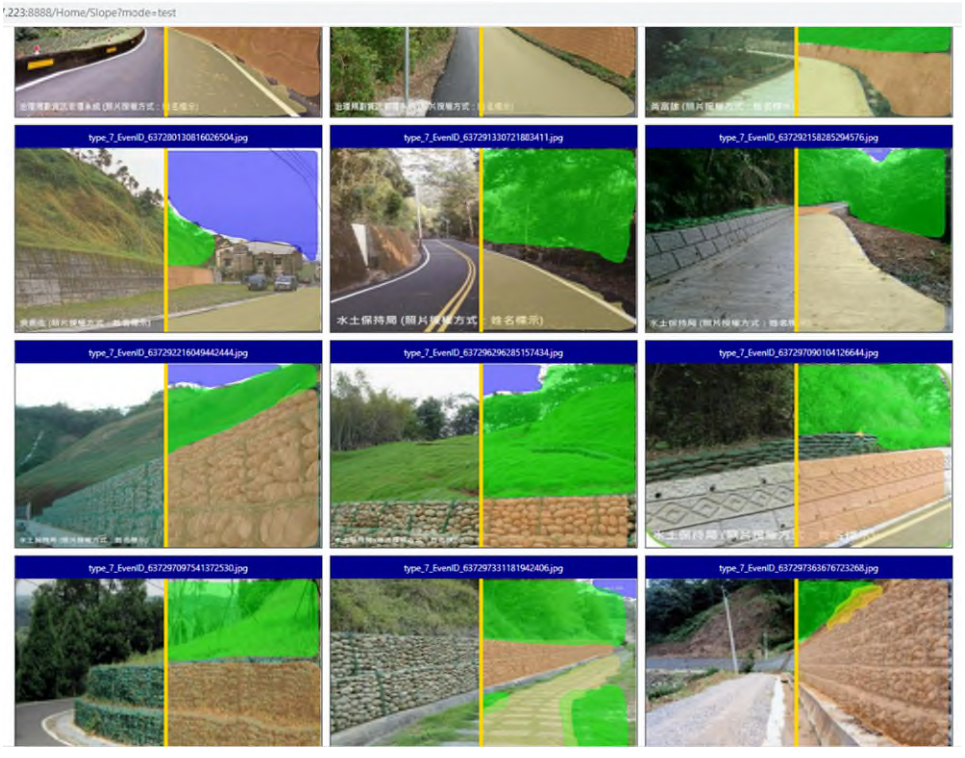

140.120.7.223:8888/Home/Slope
水土保持影像分析 裸露地 護岸 護坡
登入
Welcome
智慧水土保持影像分析
護坡
上傳影像 | 訓練影像成果 | 驗證影像成果 | 測試影像成果
（訓練影像集）
結果呈現區域

(b)



（驗證影像集）

(c)

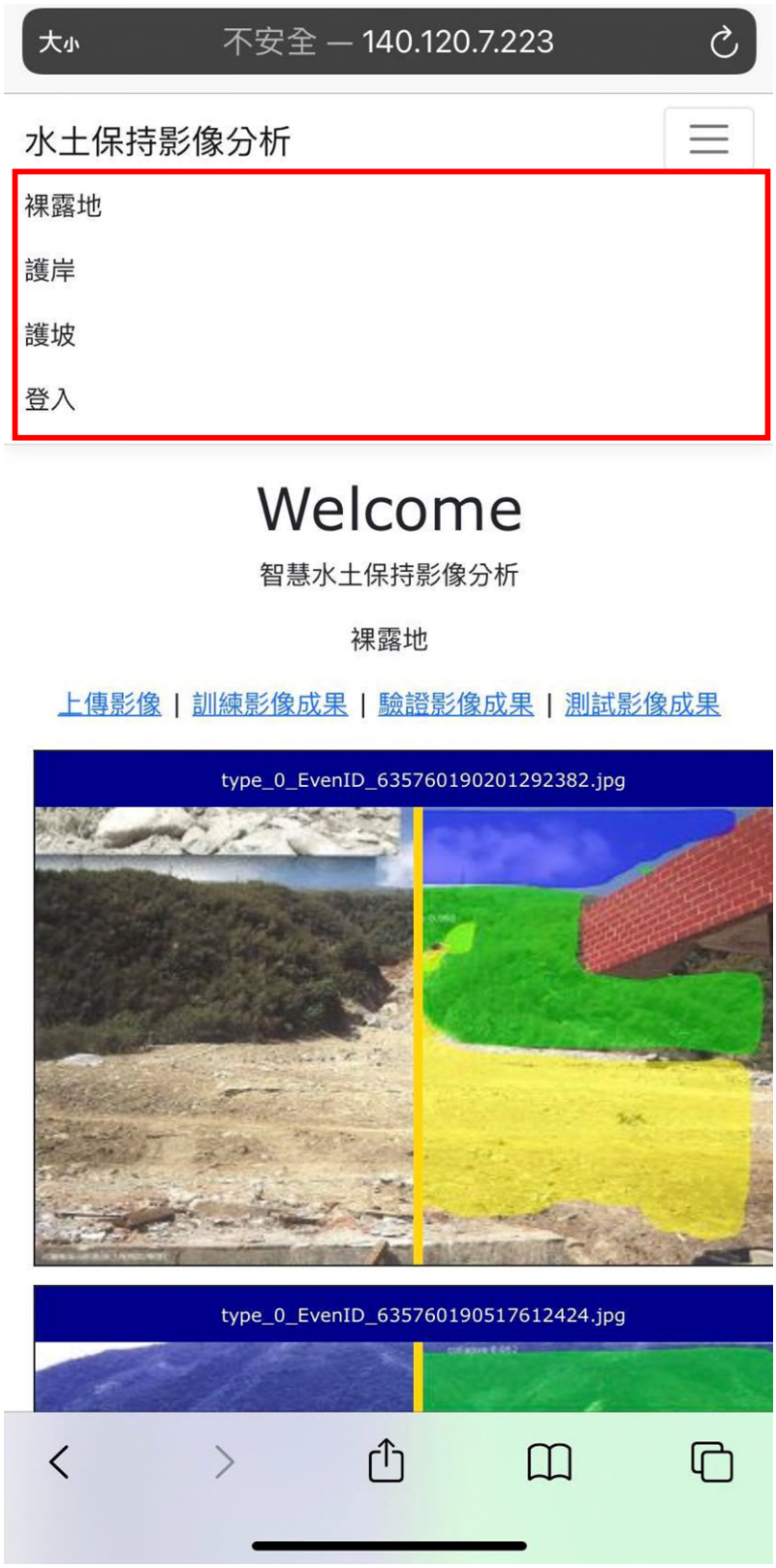


（測試影像集）

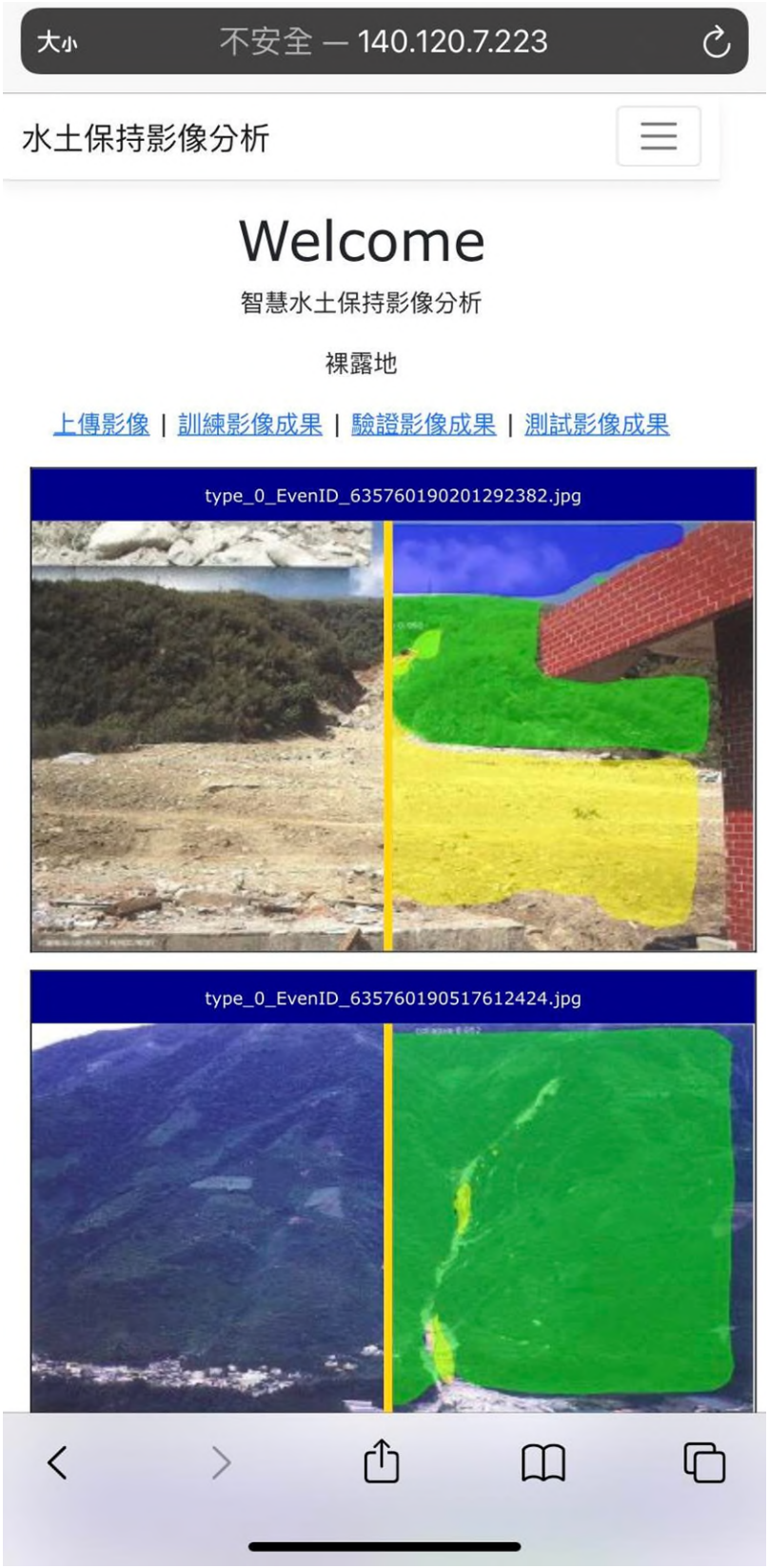
(d)

圖附錄 12-10: RWD 網頁版影像分析護坡影像輸出結果。

附錄十三、手機網頁版操作說明



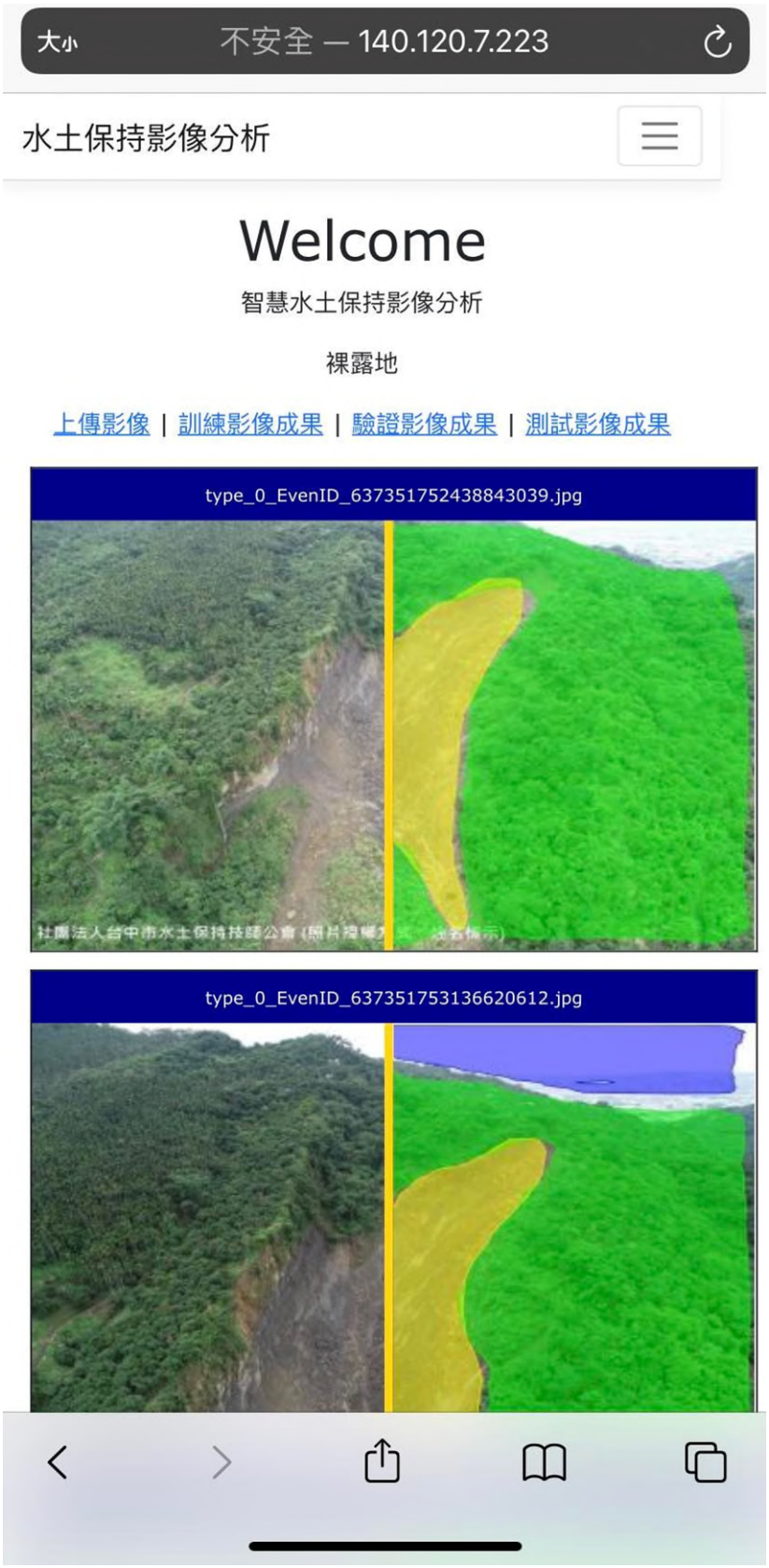
(a)首頁展開目錄後


大小
不安全 — 140.120.7.223
水土保持影像分析
Welcome
智慧水土保持影像分析
裸露地
上傳影像 | 訓練影像成果 | 驗證影像成果 | 測試影像成果
type_0_EvenID_635760190201292382.jpg
type_0_EvenID_635760190517612424.jpg

(b)裸露地訓練影像集


大小
不安全 — 140.120.7.223
水土保持影像分析
Welcome
智慧水土保持影像分析
裸露地
上傳影像 | 訓練影像成果 | 驗證影像成果 | 測試影像成果
type_0_EvenID_636870336207086794.jpg
type_0_EvenID_636870336236678811.jpg

(c) 裸露地驗證影像集


大小
不安全 — 140.120.7.223
水土保持影像分析
Welcome
智慧水土保持影像分析
裸露地
上傳影像 | 訓練影像成果 | 驗證影像成果 | 測試影像成果
type_0_EvenID_637351752438843039.jpg
type_0_EvenID_637351753136620612.jpg

(d)裸露地測試影像集

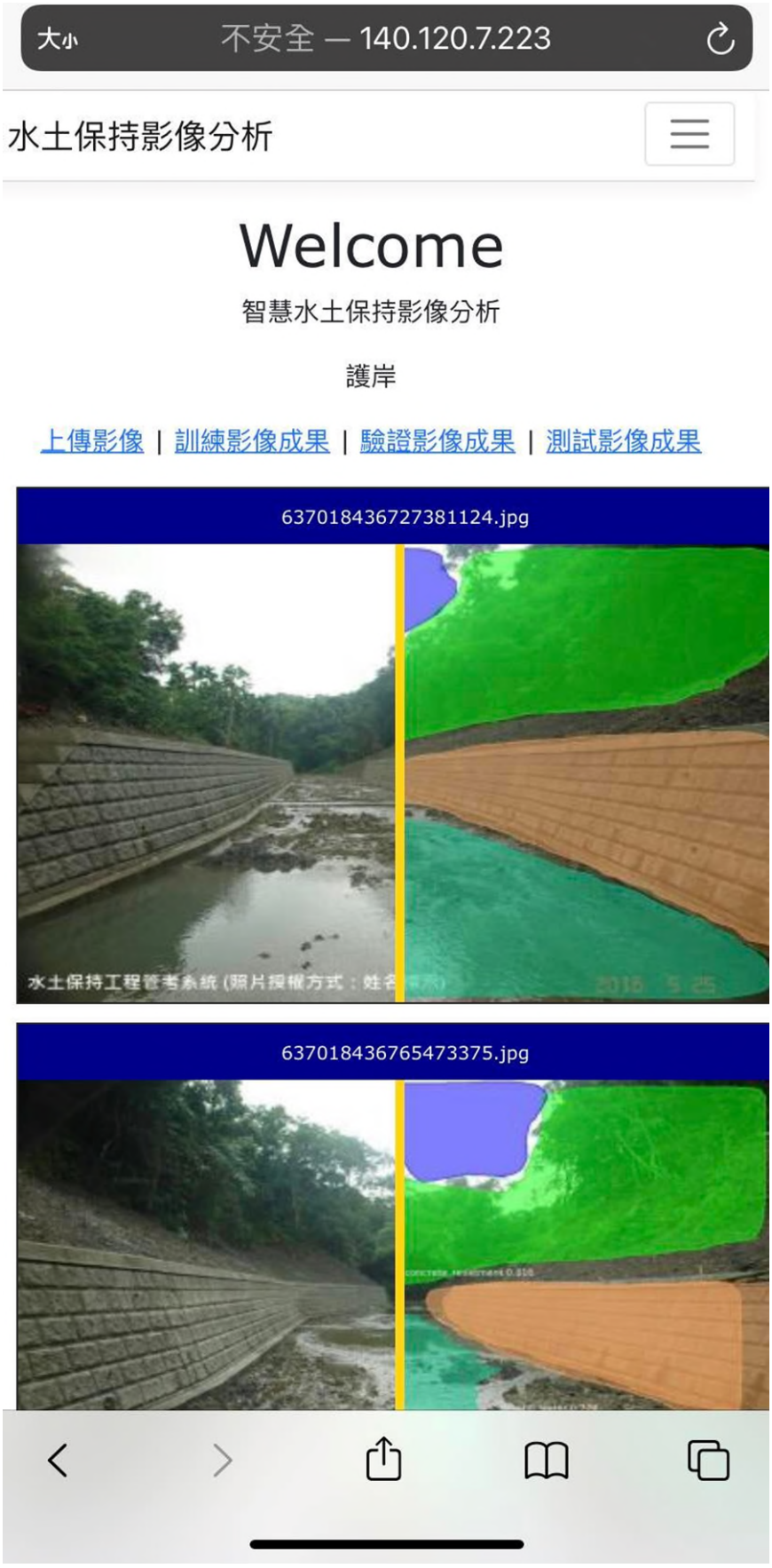


(e)上傳手機端裸露地影像介面

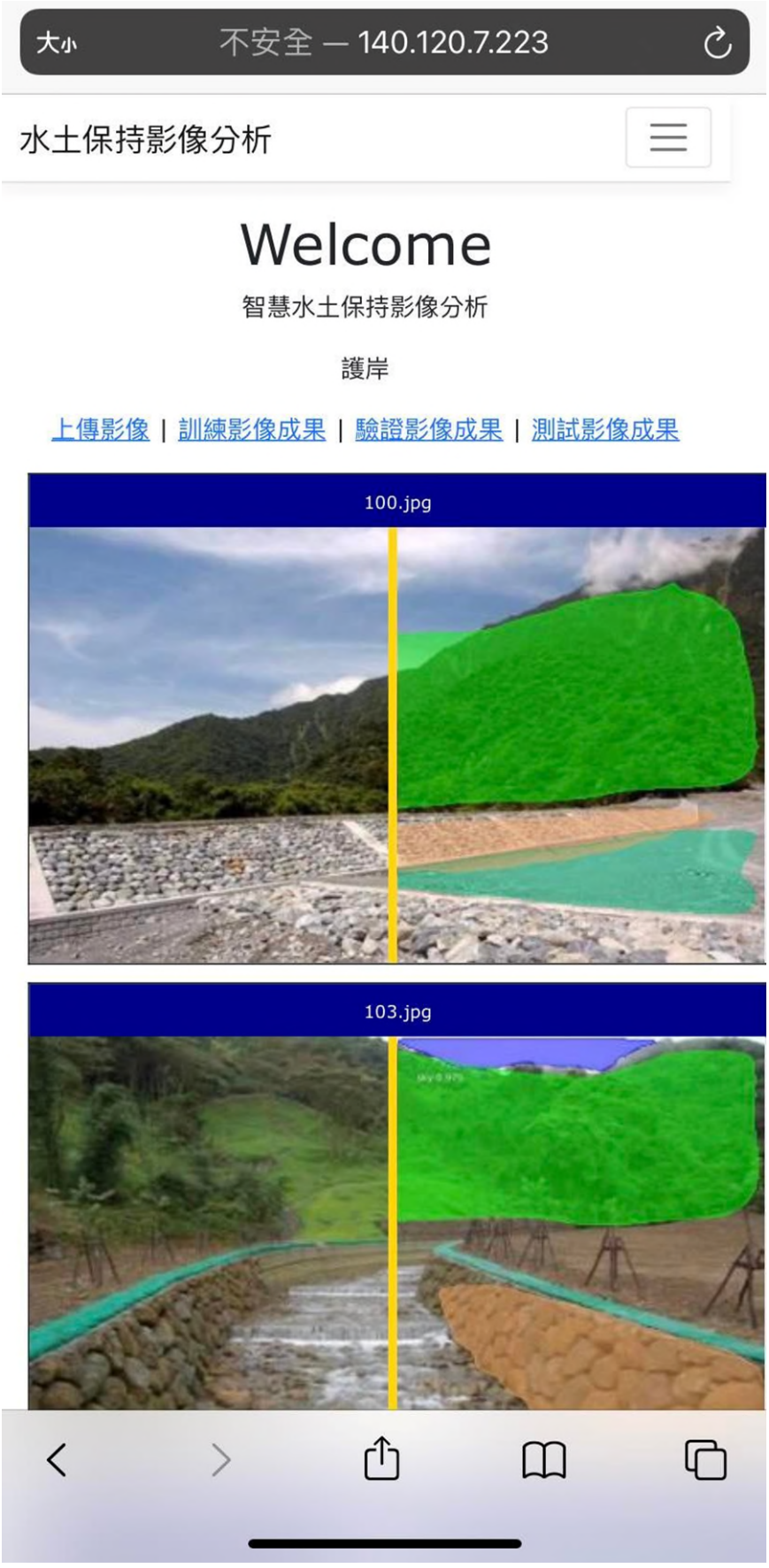


(f)裸露地上傳介面上傳一張影像後開始分析

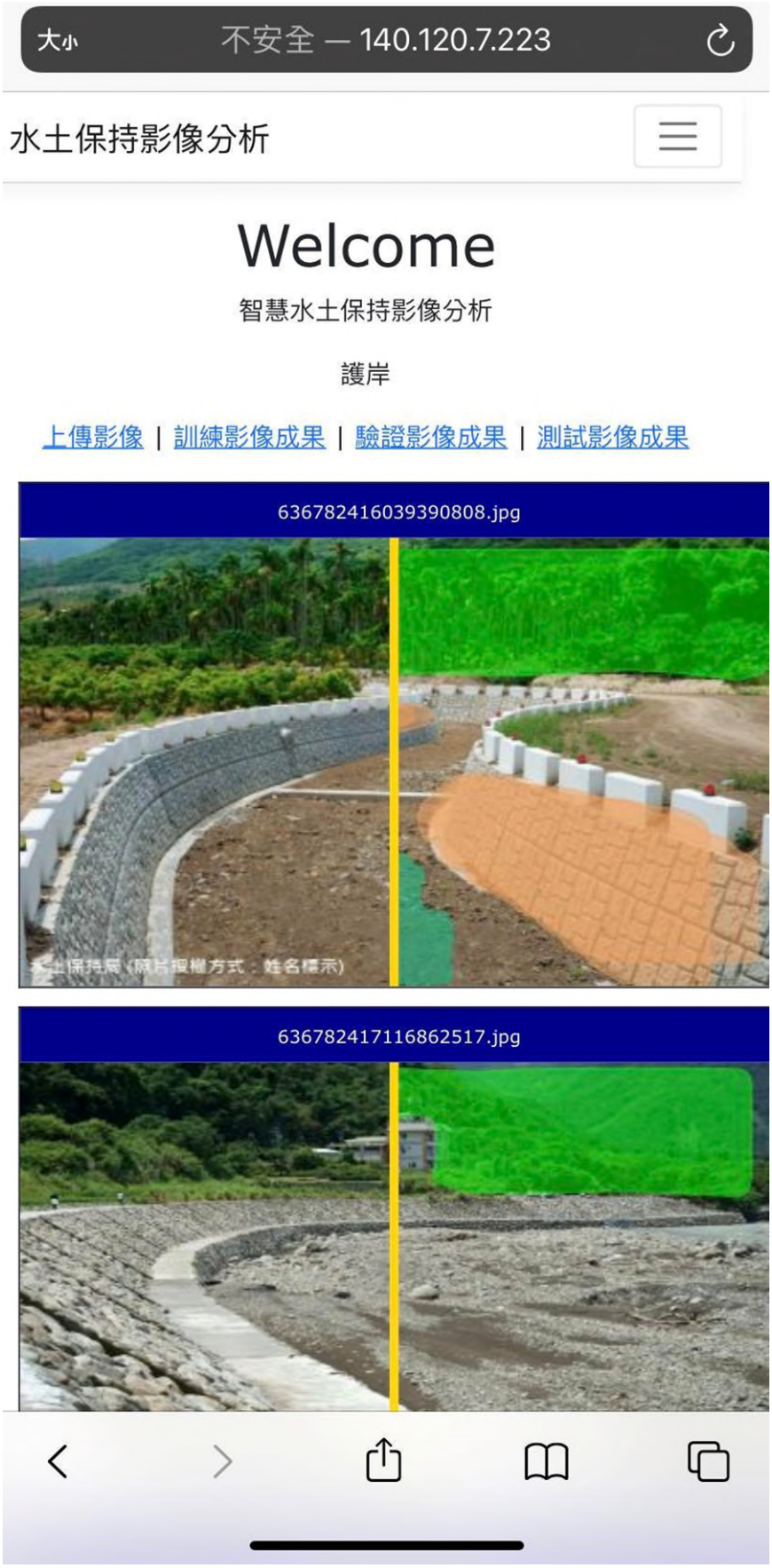
圖附錄 13-1: 手機版網頁裸露地影像操作說明


大小
不安全 — 140.120.7.223
水土保持影像分析
Welcome
智慧水土保持影像分析
護岸
上傳影像 | 訓練影像成果 | 驗證影像成果 | 測試影像成果
637018436727381124.jpg
637018436765473375.jpg

(a) 護岸訓練影像集


大小
不安全 — 140.120.7.223
水土保持影像分析
Welcome
智慧水土保持影像分析
護岸
上傳影像 | 訓練影像成果 | 驗證影像成果 | 測試影像成果
100.jpg
103.jpg

(b) 護岸驗證影像集


大小
不安全 — 140.120.7.223
水土保持影像分析
Welcome
智慧水土保持影像分析
護岸
上傳影像 | 訓練影像成果 | 驗證影像成果 | 測試影像成果
636782416039390808.jpg
636782417116862517.jpg

(c) 護岸測試影像集



(d)上傳手機端護岸影像介面

圖附錄 13-2：手機版網頁護岸影像操作說明



(a) 護坡訓練影像集


不安全 — 140.120.7.223
637018224173628909.jpg
637018317025936182.jpg
637018391841880716.jpg

(b)護坡驗證影像集


不安全 — 140.120.7.223
637164376668175446.jpg
治理規劃資訊管理系統 (照片授權方式：
637164399452160234.jpg
下坡路段
請減速慢行
治理規劃資訊管理系統 (照片授權方式：
type_0_EvenID_635778202203801594.jpg

(c) 護坡訓練影像集


大小
不安全 — 140.120.7.223
水土保持影像分析
Welcome
智慧水土保持影像分析
護坡
上傳影像 | 訓練影像成果 | 驗證影像成果 | 測試影像成果
選擇檔案
未選取檔案
分析
© 2021 - 國立中興大學應用數學系 / 資料科學與資訊計算所 / ...

(d) 上傳手機端護坡影像介面

圖附錄 13-3: 手機版網頁護坡影像操作說明

附錄十四、期末報告書審查意見暨回覆說明

項次	審查意見	回覆說明
一	影像分類若有多種工程構造物，或多種辨認單元，是否會影響其分類樣態?	如果影像樣本很多且每類別中影像樣本數量都相當，與多種構造物或多種辨認單元的數量都相當，不會有影響分類樣態。如果有些類別樣本數量較少，發生類別不平均的問題則會影響分類效能。
二	人工標註標準流程與標註成果，建議提供給水保局參考	同意提供給水保局參考。
三	辨識與標註架構完整，關於綠覆率或辨識，目前已有紅外線與光譜分析之資料，目前可辨識之格式是否以 JPG 或其他格式的 RGB 光譜為主?	是，影像格式可以用 JPG 或 RGB 都可以，只要可以轉成 RGB 格式的皆可。
四	未來若增加如 NDVI 或其他多光譜照片，是否可適用，或有建議可用之影像格式，以及多光譜影像是否有相關操作案例	直接用 NVDI 或其他多光譜照片不是用本研究的系統。如果可以把 NDVI 轉成 JPG 或 RGB 就可以使用，換言之，影像格式只要是可以轉成 RGB 的格

項次	審查意見	回覆說明
		式都可以適用本系統。
五	有關內文所稱之影像辨識「坡面崩塌率」，建議改為「裸露地影像畫素比例」，以避免與水保領域定義之崩塌率混淆。	更改為 坡地裸露區對全影像及綠視區域占比
六	附錄三有關標註物件、附錄四 YOLOv5 物件偵測、附錄五 Mask-RCNN 等操作，建議錄製操作示範影片，方便教學。	請參考附錄四(期中報告是附錄三)標註物件操作流程、附錄五(期中報告是附錄四)YOLO 安裝操作流程、附錄六 Mask-RCNN 安裝操作流程(期中報告是附錄五)，各附錄結束處已附之操作示範影片網址。
七	附錄七所付之實例分割影像及預測崩塌區比例(CR)，效果似乎不錯，此部份如成熟，可協助使用者快速找出具代表性的重大災例照片，值得進一步研究	謝謝委員

附錄十五、護岸河道水流影像分類

在附錄二、期初工作執行計畫書審查意見暨回覆說明的第 16 項，提及水分類的問題。本計畫提出研究成果如下說明。延續主題(5)的研究將護岸河道水流影像分類成下面 5 類

1 靜止清澈水(still_water)

2 流動清水(flowing_water)

3 土砂水(soil_sand_water)

4 滾滾洪水(flood)

5 無水

訓練影像數量(含影像增量)

物件名稱	still_water	flowing_water	soil_sand_water	flood
影像張數	1728	712	576	328

驗證影像數量(含影像增量)

物件名稱	still_water	flowing_water	soil_sand_water	flood
影像張數	488	136	56	8

測試影像數量(含影像增量)

物件名稱	still_water	flowing_water	soil_sand_water	flood
影像張數	1108	424	318	168

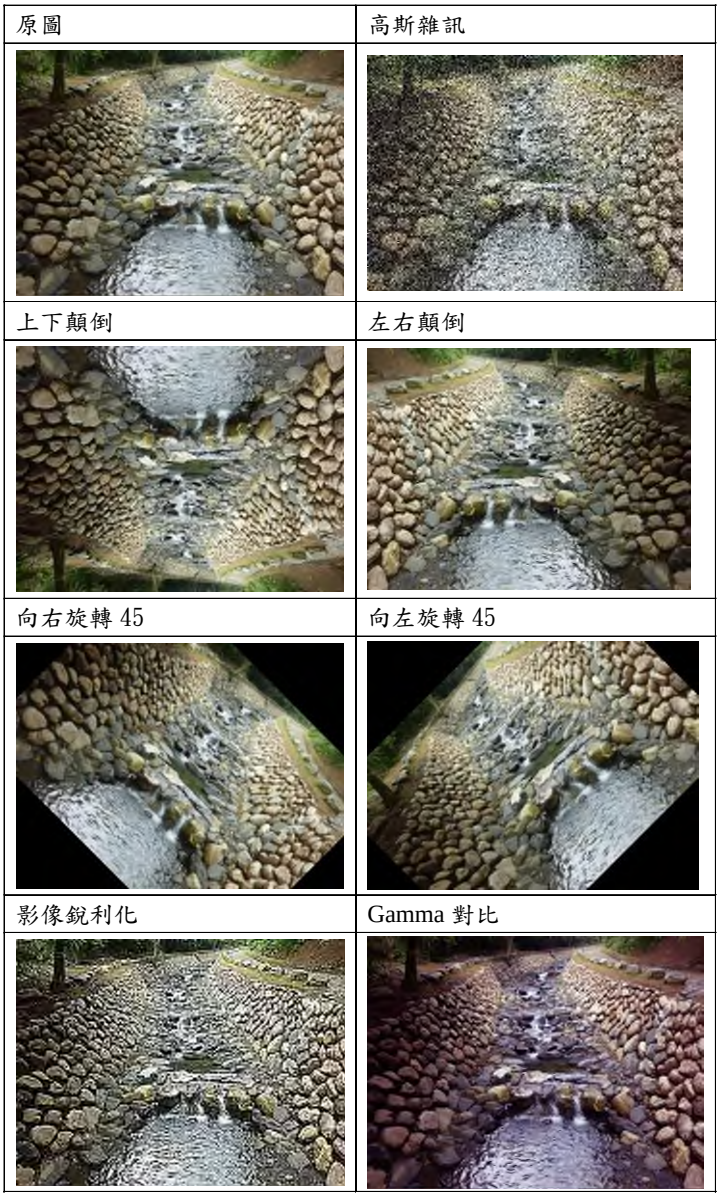
本計畫研究護岸河道影像分類，圖附錄 15-1 展示四種類別影像範例。

靜止清澈水(Still_water)	流動清水(Flowing_water)
	
土砂水(Soil_sand_water)	滾滾洪水(Flood)
	

圖附錄 15-1: 四種類別影像

訓練影像用下列的影像增量方法來產生更多的訓練影像，圖附錄 15-2 展示下列影像增量對原影像的處理結果。

- 高斯雜訊　　GaussianNoise(loc=0, scale=(0.3*255))
- 上下顛倒　　Flipud
- 左右顛倒　　Fliplr
- 右旋 45　　rotate(-45)
- 左旋 45　　rotate(-45)
- 銳利化　　sharpen(0.4)
- Gamma 對比　　GammaContrast(0.5,1.5)



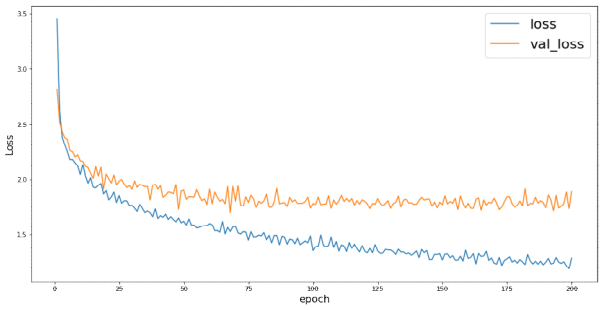
圖附錄 15-2: 影像增量方法增加訓練影像集

本計畫利用下列四種影像增量方法來模擬汙染影像當作測試影像，圖附錄15-3展示這四種影像增量方法的污染影像結果。

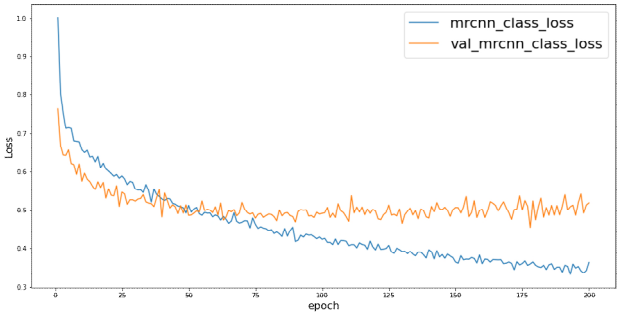
模擬強光拍攝(Bright)	Add(60)
模擬弱光拍攝(Dark)	Add(-60)
模擬雨中拍攝(Rain)	Rain(speed=(0.1, 0.2), drop_size=(0.1,0.2))
添加雜訊(Noise)	SaltAndPepper(0.2)

<table>
<tr><td colspan="2">原影像</td></tr>
<tr><td colspan="2"></td></tr>
<tr><td>Rain</td><td>Noise</td></tr>
<tr><td></td><td></td></tr>
<tr><td>Bright</td><td>Dark</td></tr>
<tr><td></td><td></td></tr>
</table>

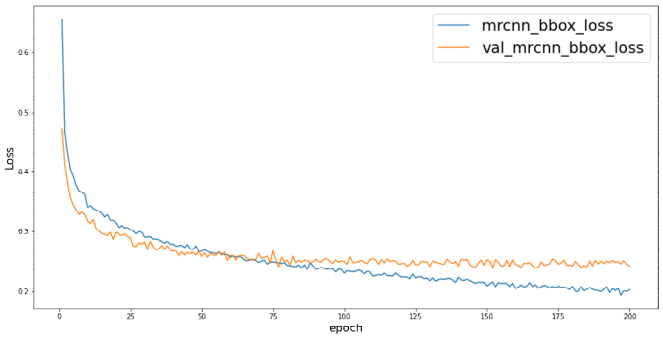
圖附錄 15-3: 影像增量方法來汙染影像當作測試影像



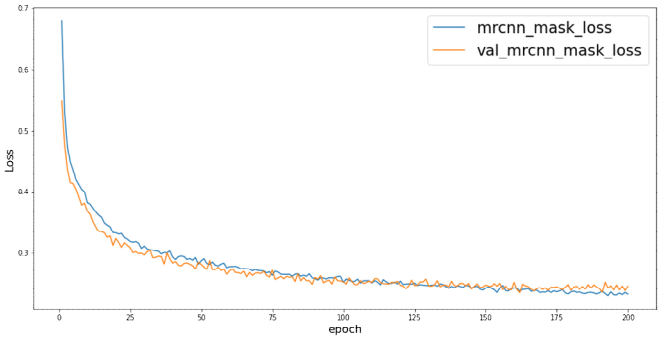
(a)



(b)



(c)



(d)

圖附錄 15-4: 訓練與驗證影像集之 Loss 變化。(a) Loss 變化; (b) class loss; (c) bbox loss; (d)mask loss

表附錄 15-1：訓練影像集效能

	Still_water	Flowing_water	Soil_sand_water	Flood	None	Mean
Precision	0.86	0.89	0.95	0.89	0.89	0.90
Recall	0.98	0.94	0.97	0.98	0.67	0.91
Accuracy	0.91	0.96	0.99	0.99	0.94	0.96

表附錄 15-2：測試影像集效能

	Still_water	Flowing_water	Soil_sand_water	Flood	None	Mean
Precision	0.79	0.81	0.8	0.76	0.53	0.74
Recall	0.84	0.66	0.73	0.76	0.67	0.73
Accuracy	0.82	0.91	0.94	0.97	0.81	0.89

影像	真實類別	預測類別	預測結果
	Still_water	Still_water	正確
	Flowing_water	Flowing_water	正確
	Soil_sand_water	Still_water	錯誤
	Soil_sand_water	Soil_sand_water	正確
	Flood	Flowing_water	錯誤
	Flood	Flood	正確

圖附錄 15-5:護岸河道水流影像分類結果