

**112 年度應用 AI 技術輔助光達點雲雜訊處理及  
地形特徵點雲分類委託研究**

**成果報告**

**Research Project on Using AI Technology to  
Facilitate Airborne LiDAR Point Cloud Noise  
Processing and Terrain Point Cloud  
Classification in 2023**

**內政部國土測繪中心委託研究**

**中華民國 112 年 12 月**

(本報告內容及建議，純屬研究小組意見，不代表本機關意見)

# 112 年度應用 AI 技術輔助光達點雲雜訊處理及 地形特徵點雲分類委託研究

## 成果報告

### Research Project on Using AI Technology to Facilitate Airborne LiDAR Point Cloud Noise Processing and Terrain Point Cloud Classification in 2023

受委託單位：國立成功大學

研究主持人：王驥魁

協同主持人：林昭宏

研究期程：中華民國 112 年 3 月至 112 年 11 月

研究經費：新臺幣 190 萬元

內政部國土測繪中心委託研究

中華民國 112 年 12 月

(本報告內容及建議，純屬研究小組意見，不代表本機關意見)



## 摘要

隨著科技嶄新且快速之突破，使用空載光達(Airborne LiDAR)技術產製地形資料已日臻成熟，自民國 99 年推動以空載光達測製全臺灣之數值地形資料，至今仍持續更新，並逐步提高解析度之數值高程模型(Digital Elevation Model, DEM)資料成果。在遙測領域中，使用人工智慧(Artificial Intelligence, AI)技術之方式自動分類地面點已有許多文獻證明其可行性，並能加速作業效率及輔助人工篩選地面點作業之效益。國土測繪中心已於 111 年辦理「研發空載光達點雲資料 AI 自動地面點分類器委託研究」，利用五千分之一圖幅空載光達點雲資料成果，以二維垂直投影方式產製特徵影像，運用 MobileNet-Unet 網路架構進行資料訓練，並依地表覆蓋情形分類為城市區、農田區、森林區及混合區，將 AI 分類器分為 4 種模型訓練。該案成果已證明 AI 自動地面點分類之可行性，然而使用垂直投影方式導致空間細節容易影響分類之正確性，並進而影響後續 DEM 產製品質。同時透過產業交流了解在整體作業流程中，分類地面點雲所耗費之人力與時間成本佔比甚高，尤其針對部分地形特徵(如：大型排水溝立面、田埂、山稜線等)，及由於儀器與環境等因素導致之雜訊點雲，皆須仰賴人工且具有相當經驗之知識背景才能進行篩選，作業過程傷神費力。為了精進地面點篩選品質，本案延續前案成果並規劃針對部分地形特徵及大型建物，以 AI 技術研究地面點分類方法及評估精度，並針對點雲雜訊著手評估使用 AI 過濾之可行性。透過人機協作機制，針對點雲 AI 分類成果加入信心值資訊以輔助人工編修提供參考資訊，以期許提升整體生產流程與效率。

關鍵詞：人工智慧、空載光達點雲資料、雜訊濾除、人機協作。

## Abstract

With the new and rapid technological breakthroughs, the use of airborne LiDAR technology to produce terrain data has become increasingly mature. Since 2010, the use of airborne LiDAR to measure the digital terrain model information of Taiwan has been continuously updated, and gradually improve the resolution of the Digital Elevation Model (DEM) data results. In the field of telemetry, many documents have proven the feasibility of automatically classifying ground points using artificial intelligence (AI) technology, which can speed up work efficiency and assist manual screening of ground points. The National Land Surveying and Mapping Center of the Ministry of the Interior has carried out the “Research Project on Developing AI Ground Point Classifier for Airborne LiDAR Point Clouds in 2022”, using the results of airborne LiDAR point cloud data in 1/5,000 map. They used a two-dimensional vertical projection method to produce characteristic images, and also use the MobileNet-Unet network for data training. Finally, they classify them into urban areas, farmland areas, forest areas, and mixed areas according to land surface coverage, and divide the AI classifier into 4 types of training model. The results of this case have proven the feasibility of AI automatic ground point classification. However, the use of vertical projection causes spatial details to easily affect the accuracy of the classification, which in turn affects the quality of subsequent DEM production. At the same time, through industry exchanges, we learned that in the overall operation process, the labor and time costs of classifying ground point clouds account for a very high proportion, especially for some terrain features (such as large drainage ditch facades, field ridges, mountain ridges, etc.), and the point clouds with noise caused due to equipment and environment. It needs to rely on manual and experienced knowledge background to screen, and the operation process is exhausting and laborious. In order to improve the quality of ground point screening, this project continues the results of the previous case and plans to use AI technology to study ground point classification methods and evaluation accuracy for some terrain features and large buildings, and to evaluate the feasibility of using AI filtering for point cloud noise. Through the human-computer cooperation mechanism,



confidence value information is added to the point cloud AI classification results to assist manual editing and provide reference information, hoping to improve the overall production process and efficiency.

Keywords: Artificial intelligence, Airborne LiDAR point cloud data, Noise filtering, Human-machine collaboration.

## 目錄

摘要.....	I
第壹章、研究主旨.....	1
一、研究主題.....	1
二、緣起.....	1
三、預期目標.....	4
四、專案執行.....	5
第貳章、文獻回顧.....	8
一、文獻回顧.....	9
二、國內研究專案.....	17
第參章、研究過程.....	20
一、資料選定及分析.....	20
二、點雲前處理.....	24
三、AI 網路架構.....	31
四、影像分類資料後處理.....	34
五、研究步驟.....	37
六、人機協作機制規劃.....	38
第肆章、成果驗證.....	48
一、AI 過濾雜訊成果.....	49
二、點雲地面點分類 AI 訓練及分類成效評估.....	62
三、AI 地面點分類於垂直投影及水平投影做法比較.....	97
四、人機協作機制之成果分析.....	115
第伍章、教育訓練及交換意見辦理情形.....	122
第陸章、研究結論.....	126
一、研究成果總結.....	126
二、未來發展建議.....	128
參考文獻.....	130
附錄 A、評選會議意見辦理情形.....	A-0
附錄 B、期中報告審查意見辦理情形.....	B-0
附錄 C、研究報告審查意見辦理情形.....	C-0
附錄 D、工作會議紀錄.....	D-0
附錄 E、需求訪談會議紀錄.....	E-0
附錄 F、教育訓練相關資料.....	F-0
附錄 G、交換意見會議紀錄.....	G-0



**附錄 H 、原創性舉證資料.....H-0**

## 表目錄

表 1-1、地形、大型建物、雜訊特徵與點雲剖面.....	3
表 1-2、本計畫各階段成果之繳交規定.....	5
表 2-1、點雲資料輸入之三種作法比較.....	9
表 2-2、denoising autoencoder 與其他方法在測試集之錯誤率比較(取自 Vincent et al., 2008).....	10
表 2-3、使用不同特徵進行分類之準確度比較(取自 Qin et al., 2018).....	12
表 2-4、不同策略實驗之分類結果評估比較(取自 Zhao et al., 2020).....	14
表 2-5、選取之特徵種類(取自 Nurunnabi et al., 2021).....	15
表 2-6、三種不同特徵組合之模型(取自 Nurunnabi et al., 2021).....	15
表 2-7、於 AHN 測試資料集之績效評估結果(取自 Nurunnabi et al., 2021).....	15
表 2-8、相關研究方法成果比較(取自 Wang et al., 2022).....	16
表 2-9、文獻回顧及本案參考.....	17
表 3-1、空載光達點雲雜訊類型.....	24
表 3-2、U-Net 使用不同編碼器之 F1-score.....	33
表 3-3、本案使用之硬體設備.....	33
表 3-4、地面點分類影像分類混淆矩陣.....	36
表 3-5、雜訊過濾影像分類混淆矩陣.....	36
表 4-1、前置作業訓練模型之地面點分類結果.....	48
表 4-2、雜訊過濾之訓練資料集.....	50
表 4-3、96224063-新埔雜訊過濾影像分類評估結果.....	52
表 4-4、95211027-新興(四)點雲雜訊過濾結果混淆矩陣及精度分析.....	54
表 4-5、96224063-新埔點雲雜訊過濾結果混淆矩陣及精度分析.....	54
表 4-6、95221070-新社點雲雜訊過濾結果混淆矩陣及精度分析.....	55
表 4-7、97223033 玉蘭(三)點雲雜訊過濾結果混淆矩陣及精度分析.....	55
表 4-8、地面點分類之訓練資料集.....	63
表 4-9、96224063-新埔地面點分類影像分類評估結果.....	65
表 4-10、測試資料地形特徵.....	66
表 4-11、96213038-紅香(二)點雲地面點分類結果混淆矩陣及精度分析.....	67
表 4-12、96213038-紅香(二)點雲分類成果之 DEM 誤差統計(單位：公尺).....	68
表 4-13、96213038-紅香(二)點雲分類成果之 DEM 誤差比例.....	68
表 4-14、95221070-新社點雲地面點分類結果混淆矩陣及精度分析.....	72
表 4-15、95221070-新社點雲分類成果之 DEM 誤差統計(單位：公尺).....	73
表 4-16、95221070-新社點雲分類成果之 DEM 誤差比例.....	73
表 4-17、96224007-大崙點雲地面點分類結果混淆矩陣及精度分析.....	76
表 4-18、96224007-大崙點雲分類成果之 DEM 誤差統計(單位：公尺).....	77
表 4-19、96224007-大崙點雲分類成果之 DEM 誤差比例.....	77
表 4-20、96224061-竹北點雲地面點分類結果混淆矩陣及精度分析.....	80
表 4-21、96224061-竹北點雲分類成果之 DEM 誤差統計(單位：公尺).....	81
表 4-22、96224061-竹北點雲分類成果之 DEM 誤差比例.....	81
表 4-23、96211063-苗圃(四)點雲地面點分類結果混淆矩陣及精度分析.....	84

表 4-24、96211063-苗圃(四)點雲分類成果之 DEM 誤差統計(單位：公尺).....	85
表 4-25、96211063-苗圃(四)點雲分類成果之 DEM 誤差比例.....	85
表 4-26、94194039-樹林里點雲地面點分類結果混淆矩陣及精度分析.....	88
表 4-27、94194039-樹林里點雲分類成果之 DEM 誤差統計(單位：公尺).....	89
表 4-28、94194039-樹林里點雲分類成果之 DEM 誤差比例.....	89
表 4-29、95183051-西勢村點雲地面點分類結果混淆矩陣及精度分析.....	91
表 4-30、95183051-西勢村點雲分類成果之 DEM 誤差統計(單位：公尺).....	92
表 4-31、95183051-西勢村點雲分類成果之 DEM 誤差比例.....	92
表 4-32、94181061-鴨母寮點雲地面點分類結果混淆矩陣及精度分析.....	94
表 4-33、94181061-鴨母寮點雲分類成果之 DEM 誤差統計(單位：公尺).....	95
表 4-34、94181061-鴨母寮點雲分類成果之 DEM 誤差比例.....	95
表 4-35、測試圖幅資料.....	97
表 4-36、95193004-三腳南山點雲之 LPG-Unet 與 NPALnet 地面點分類結果精度指標表.....	98
表 4-37、95193004-三腳南山點雲分類成果之 DEM 誤差統計(單位：公尺).....	100
表 4-38、95193004-三腳南山點雲分類成果之 DEM 誤差比例.....	100
表 4-39、96224020-埔頂重劃區點雲之 LPG-Unet 與 NPALnet 地面點分類結果精度指標表.....	103
表 4-40、96224020-埔頂重劃區點雲分類成果之 DEM 誤差統計(單位：公尺).....	105
表 4-41、96224020-埔頂重劃區點雲分類成果之 DEM 誤差比例.....	105
表 4-42、96224063-新埔點雲之 LPG-Unet 與 NPALnet 地面點分類結果精度指標表..	107
表 4-43、96224063-新埔點雲分類成果之 DEM 誤差統計(單位：公尺).....	109
表 4-44、96224063-新埔點雲分類成果之 DEM 誤差比例.....	109
表 4-45、95211027-新興(四)點雲之 LPG-Unet 與 NPALnet 地面點分類結果精度指標表.....	111
表 4-46、95211027-新興(四)點雲分類成果之 DEM 誤差統計(單位：公尺).....	113
表 4-47、95211027-新興(四)點雲分類成果之 DEM 誤差比例.....	113
表 4-48、模型測試情形比較.....	115
表 4-49、LPG-Unet 電腦建議配置.....	116
表 4-50、NPALnet 電腦建議配置.....	119
表 4-51、AI 程式計算所需時間.....	119
表 4-52、測試成果時間效益比較表.....	121



## 圖目錄

圖 1-1、每月研究進度報告表單(局部).....	6
圖 1-2、本案實際累積進度折線圖.....	6
圖 1-3、工作進度管制表及進度甘特圖.....	7
圖 2-1、人工智慧、機器學習與深度學習發展歷程.....	8
圖 2-2、denoising 示意圖(取自 Vincent et al., 2008).....	10
圖 2-3、ALS 點雲場景識別網路架構(取自 Qin et al., 2018).....	11
圖 2-4、ALS 點雲場景類別(取自 Qin et al., 2018).....	12
圖 2-5、應用遷移學習於 ALS 點雲分類之網路架構(取自 Zhao et al., 2020).....	13
圖 2-6、以強度繪製之兩種不同空載光達點雲資料集(取自 Zhao et al., 2020).....	13
圖 2-7、點雲資料偽標記之訓練(取自 Wang et al., 2022).....	16
圖 2-8、國土測繪中心 111 案研究流程圖.....	18
圖 2-9、農業區圖幅之 DEM 高程差異圖.....	19
圖 3-1、圖幅正射影像地貌情形.....	20
圖 3-2、內政部數值地形模型成果更新辦理範圍.....	21
圖 3-3、農田水利灌排渠道系統圖.....	22
圖 3-4、含有雜訊之點雲資料.....	23
圖 3-5、空載光達點雲之雜訊類型.....	24
圖 3-6、投影方向示意圖.....	25
圖 3-7、多方向投影之特徵影像示意圖(取自 Lei et al., 2020).....	25
圖 3-8、含雜訊之點雲剖面圖.....	25
圖 3-9、(左)原始資料俯視圖、(右)旋轉後資料俯視圖.....	26
圖 3-10、點雲之 3D 體素(voxel)示意圖.....	26
圖 3-11、水平投影後影像資料特性示意圖.....	28
圖 3-12、水平投影後裁切為 256 × 256 像元大小之(左)剖面影像、(右)標記資料.....	29
圖 3-13、點雲資料增加地面點標註示意圖.....	30
圖 3-14、點雲資料標註情形(黃點為地面點，灰點為非地面點).....	30
圖 3-15、模擬雜訊樣貌.....	31
圖 3-16、水平投影後裁切為 256 × 256 像元大小之(左)剖面影像、(右)雜訊過濾標記資料.....	31
圖 3-17、VGG16-UNet 網路架構.....	33
圖 3-18、影像分類成果反投影至點雲示意圖.....	34
圖 3-19、Surfer 23 軟體介面.....	35
圖 3-20、點雲產製 DEM (96224063-新埔).....	35
圖 3-21、研究步驟流程圖.....	38
圖 3-22、空載光達建立數值地形模型流程圖.....	39
圖 3-23、人機協作流程圖.....	39
圖 3-24、111 年案人機協作流程圖.....	40
圖 3-25、特徵假色影像(95204008-草屯).....	40
圖 3-26、111 年度 AI 模型網路架構.....	41
圖 3-27、信心值影像(95204008-草屯).....	41



圖 3-28、256×256 公尺分幅接邊外擴示意圖.....	42
圖 3-29、圖幅接邊外擴示意圖.....	42
圖 3-30、分幅接邊影響(上)無外擴(下)有外擴(95204008-草屯).....	42
圖 3-31、圖幅接邊影響於(左)檢核後真值(中)單圖幅(右)多圖幅(96184011-阿蘭山(三)，信心值門檻 90).....	43
圖 3-32、LPG-Unet 程式介面(左)GUI 版本(右)CLI 版本.....	43
圖 3-33、111 年度 AI 程式反投影信心值示意圖.....	44
圖 3-34、(左)TerraScan 軟體中(右)Classify by Color 工具介面.....	44
圖 3-35、值域關係圖.....	44
圖 3-36、111 年案人機協作分類成果 TIN(95204008-草屯，信心值門檻 70).....	45
圖 3-37、本案人機協作流程圖.....	46
圖 3-38、256×256 公尺分幅剖面影像.....	46
圖 3-39、256×256 公尺分幅信心值影像(左)地面點信心值(右)雜訊信心值.....	46
圖 3-40、本年度 AI 程式反投影信心值示意圖.....	47
圖 3-41、NPALnet 程式介面.....	47
圖 4-1、94181061-鴨母寮大型建物點雲地面點分類預測結果.....	48
圖 4-2、過濾雜訊及地面點分類 AI 訓練流程.....	49
圖 4-3、256 × 256 像元大小之(左)含雜訊之點雲剖面影像及(右)標記資料.....	50
圖 4-4、過濾雜訊模型訓練(左)Accuracy 及(右)Loss 圖.....	51
圖 4-5、測試資料之 256 × 256 像元剖面影像.....	51
圖 4-6、雜訊過濾影像像元分類預測結果之信心值分布.....	52
圖 4-7、含雜訊點雲圖幅.....	53
圖 4-8、95211027-新興(四)點雲雜訊過濾結果與真值比較.....	56
圖 4-9、96224063-新埔點雲雜訊過濾結果與真值比較(嵌入地表雜訊).....	57
圖 4-10、96224063-新埔點雲雜訊過濾結果與真值比較(地表下方雜訊).....	57
圖 4-11、96224063-新埔點雲雜訊過濾結果與真值比較(高壓電線).....	58
圖 4-12、95221070-新社點雲雜訊過濾結果與真值比較-1.....	59
圖 4-13、95221070-新社點雲雜訊過濾結果與真值比較-2.....	59
圖 4-14、95221070-新社點雲雜訊過濾結果與真值比較-3.....	60
圖 4-15、97223033-玉蘭(三)點雲雜訊過濾結果與真值比較.....	61
圖 4-16、誤判地面點為雜訊之案例.....	62
圖 4-17、由上至下為山區、丘陵、農田及城市等不同地形之訓練資料，每一筆之(左)為水平剖面影像、(右)為標記資料.....	63
圖 4-18、地面點雲分類模型訓練(左)Accuracy 及(右)Loss 圖.....	64
圖 4-19、測試資料之 256 × 256 像元剖面影像.....	65
圖 4-20、96213038-紅香(二)地貌情形.....	67
圖 4-21、96213038-紅香(二)之 DEM 比較.....	68
圖 4-22、96213038-紅香(二)地面點分類結果與真值比較-1.....	69
圖 4-23、96213038-紅香(二)地面點分類結果與真值比較-2.....	70
圖 4-24、96213038-紅香(二)地面點分類結果與真值比較-3.....	70
圖 4-25、96213038-紅香(二)地面點分類結果與真值比較-4.....	71
圖 4-26、95221070-新社地貌情形.....	72
圖 4-27、95221070-新社之 DEM 比較.....	73

圖 4-28、95221070-新社地面點分類結果與真值比較-1	74
圖 4-29、95221070-新社地面點分類結果與真值比較-2	75
圖 4-30、95221070-新社地面點分類結果與真值比較-3	75
圖 4-31、96224007-大崙地貌情形	76
圖 4-32、96224007-大崙之 DEM 比較	77
圖 4-33、96224007-大崙地面點分類結果與真值比較-1	78
圖 4-34、96224007-大崙地面點分類結果與真值比較-2	79
圖 4-35、96224061-竹北地貌情形	80
圖 4-36、96224061-竹北之 DEM 比較	81
圖 4-37、96224061-竹北地面點分類結果與真值比較-1	82
圖 4-38、96224061-竹北之 DEM 陰影圖及差值圖	83
圖 4-39、96224061-竹北地面點分類結果與真值比較-2	83
圖 4-40、96211063-苗圃(四)地貌情形	84
圖 4-41、96211063-苗圃(四)之 DEM 比較	85
圖 4-42、96211063-苗圃(四)地面點分類結果與真值比較-1	86
圖 4-43、96211063-苗圃(四)地面點分類結果與真值比較-2	87
圖 4-44、94194039-樹林里地貌情形	88
圖 4-45、94194039-樹林里之 DEM 比較	89
圖 4-46、94194039-樹林里地面點分類結果與真值比較-1	90
圖 4-47、94194039-樹林里地面點分類結果與真值比較-2	90
圖 4-48、95183051-西勢村地貌情形	91
圖 4-49、95183051-西勢村之 DEM 比較	92
圖 4-50、95183051-西勢村地面點分類結果與真值比較	93
圖 4-51、94181061-鴨母寮地貌情形	94
圖 4-52、94181061-鴨母寮之 DEM 比較	95
圖 4-53、94181061-鴨母寮大型建物點雲分類情形	96
圖 4-54、94181061-鴨母寮於平原模型之 DEM 情形	96
圖 4-55、94181061-鴨母寮大型建物點雲分類情形	97
圖 4-56、95193004-三腳南山地貌情形	98
圖 4-57、95193004-三腳南山之 DEM 比較	99
圖 4-58、95193004-三腳南山地面點分類結果與真值比較-1	101
圖 4-59、95193004-三腳南山地面點分類結果與真值比較-2	101
圖 4-60、95193004-三腳南山地面點分類結果與真值比較-3	102
圖 4-61、96224020-埔頂重劃區地貌情形	103
圖 4-62、96224020-埔頂重劃區之 DEM 比較	104
圖 4-63、96224020-埔頂重劃區地面點分類結果與真值比較-1	105
圖 4-64、96224020-埔頂重劃區地面點分類結果與真值比較-2	106
圖 4-65、96224020-埔頂重劃區地面點分類結果與真值比較-3	106
圖 4-66、96224063-新埔地貌情形	107
圖 4-67、96224063-新埔之 DEM 比較	108
圖 4-68、96224063-新埔地面點分類結果與真值比較-1	110
圖 4-69、96224063-新埔地面點分類結果與真值比較-2	110
圖 4-70、95211027-新興(四)地貌情形	111

---

圖 4-71、95211027-新興(四)之 DEM 比較.....	112
圖 4-72、95211027-新興(四)地面點分類結果與真值比較-1 .....	113
圖 4-73、95211027-新興(四)地面點分類結果與真值比較-2 .....	114
圖 4-74、LPG-Unet 單圖幅模式介面設定示意 .....	116
圖 4-75、LPG-Unet 多圖幅模式介面設定示意 .....	117
圖 4-76、圖幅框 Shapefile 對應點雲檔名欄位 .....	117
圖 4-77、LPG-Unet 成果套用不同門檻值(左)70(右)90(94181061-鴨母寮).....	117
圖 4-78、NPALnet 參數設定示意.....	118
圖 4-79、NPALnet 運行介面.....	118
圖 4-80、NPALnet 成果套用不同門檻值(左)60(右)80(94181061-鴨母寮).....	118
圖 4-81、平地區分類成果 TIN.....	120
圖 4-82、山區分類成果 TIN.....	120
圖 4-83、門檻值篩選結果 TIN.....	121
圖 5-1、教育訓練與會情形.....	122
圖 5-2、中興測量交換意見會議與會情形.....	124
圖 5-3、詮華國土交換意見會議與會情形.....	124
圖 5-4、自強工程交換意見會議與會情形.....	125

## 第壹章、研究主旨

### 一、研究主題

隨著科技嶄新且快速之突破，使用空載光達(Airborne LiDAR)技術產製地形資料已日臻成熟，自民國 99 年推動以空載光達測製全臺灣之數值地形資料，至今仍持續更新，並逐步提高解析度之數值高程模型(Digital Elevation Model, DEM)資料成果。在遙感探測(Remote sensing)領域中，使用人工智慧(Artificial Intelligence, AI)技術之方式自動分類地面點已有許多文獻證明其可行性，並能加速作業效率及輔助人工篩選地面點作業之效益。為了精進地面點篩選品質，本研究規劃針對部分地形特徵及大型建物，以 AI 技術研究地面點分類方法及評估精度，並針對點雲雜訊著手評估使用 AI 過濾之可行性。整體研究結果並預計與具有 DEM 測製作業經驗之廠商進行交流及技術訓練，期許可逐步由實驗測試階段邁入實際應用階段，提升我國數值高程模型產製之作業效能。

### 二、緣起

遙測技術主要使用衛星或航空等載具，旨在與目標物不相互接觸之情形下，得以獲得廣泛區域且數量龐大之空間資訊，並透過資訊相關之技術能夠大量蒐集且能即時傳遞於使用者。隨著科技日益進步，透過光達(Light Detection and Ranging, LiDAR)量測與應用之技術亦趨於普及，因其有高精度與高空間解析力之優勢，有別於傳統測量可快速測製能有效降低成本，已有眾多領域之研究成果及相關服務之應用，如：森林經營、坡地監測、災害模擬、數值地形模型等。運用光達之特性而延伸為空載光達技術，其利用高空掃描技術可在短時間內獲取大面積空間資訊，並同時獲得點雲資料之三維坐標與反射強度值等資訊。透過回波特性的特性，可將點雲資料自動分類與人工編修方式，將地面點產製成數值高程模型等地形網格資訊。

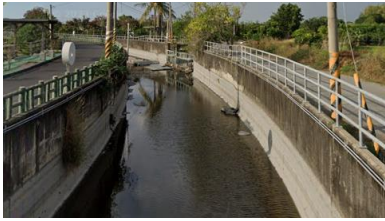
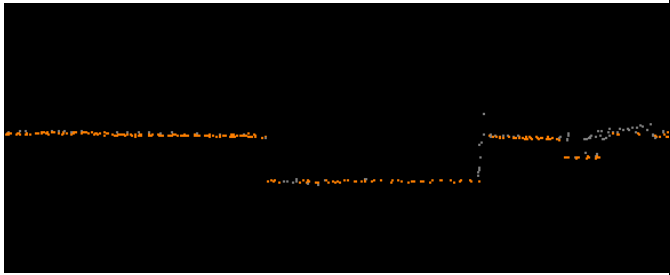

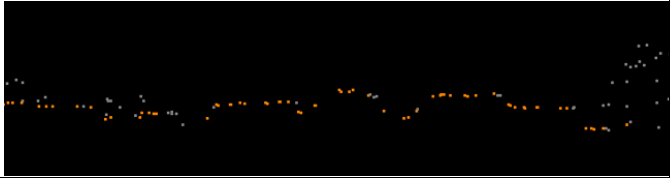

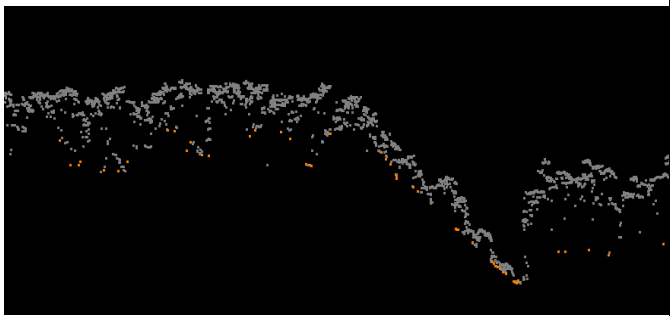

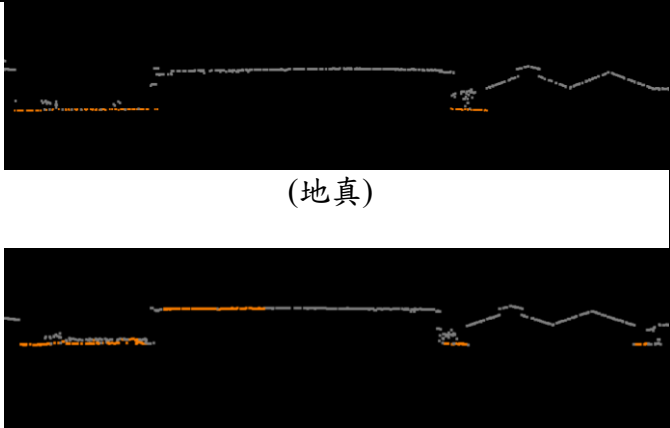
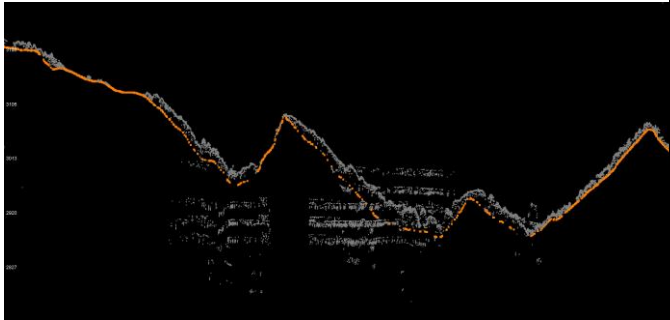
數值高程模型基本上為國家各項重大建設之基礎，提供國土保育、地形變遷、土地管理、坡地利用或科學研究等多項領域之重要基本資料。在過去



使用航空攝影測量技術取得影像並製成高精度及高解析度數值地形模型之成果，然而整體作業時間相當耗時、人員訓練難易度較高，並有短時間持續更新之需求考量下，資料取得技術逐漸由空載光達技術取代，空間解析度亦由 5 公尺細緻至 1 公尺。然而對於資料處理之自動分類及人工編修步驟，大部分產製廠商雖可透過既有程式自動化分類地面點及非地面點，後續仍指派大量人工方式逐步檢核。內政部國土測繪中心(以下簡稱國土測繪中心)「110 年及 111 年 LiDAR 技術更新數值地形模型成果測製工作(第 1 作業區)110 年工作總報告」提及，對於資料產製之各階段皆有成熟之程式及方法，然而整體作業中牽涉最多人力在於點雲之編修。此步驟亦需要進行人員之教育訓練等前置作業，以確保 DEM 資料之品質。

為了精進分類品質，近年來逐步轉向由人工智慧技術方式自動分類地面點，而我國自民國 99 年推動以空載光達測製全臺灣之數值地形資料至今，大量之空載光達點雲測製及分類成果可做為人工智慧之訓練數據來源。使用 AI 技術自動分類地面點已有專案證明其可行性，然而在測試之中發現部分地形特徵及大型建物(如表 1-1 所示，圖中橘點為地面點、灰點為非地面點)仍有精進之空間，如對於大型排水溝立面、田埂、山稜線等地形特徵區域仍需利用大量人力成本進行編修；在大型建物(係指一棟建物在正射影像中面積較大者，例如工廠廠房等)容易讓機器誤判為地面點，尤其對於平屋頂等起伏程度不大之處與平原地形起伏特徵相似。再者因儀器特性使點雲資料包含雜訊，人工編修作業須耗費不少時間成本；同時對於測製廠商習慣之編修作業模式不盡相同，如有廠商習慣補點方式編修，而另也有廠商習慣以刪點方式處理。綜整上述觀點，本案為提升 AI 分類品質，著手規劃針對大型排水溝立面、田埂、山稜線及大型建物建立自動化分類機制，並評估與地形混淆之點雲雜訊使用 AI 過濾之可行性。同時為了提升整體作業流程效率，設計人機協作機制加入分類成果之信心值資訊以輔助人工編修作業提供參考資訊。透過本案預期結果，以期許使用 AI 技術自動化分類地面點作業可趨於成熟。

表 1-1、地形、大型建物、雜訊特徵與點雲剖面

特徵	現地參考	剖面圖示
大型排水溝立面		
田埂		
山稜線		
大型建物		 <p style="text-align: center;">(地真)</p> <p style="text-align: center;">(111 專案分類結果)</p>
含有雜訊點雲資料	<p style="text-align: center;">不適用</p>	

### 三、預期目標

應用 AI 技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類相關研究(廠商所需使用之點雲資料由機關提供)。本案之目標如下所列：

- (一) AI 應用於光達點雲資料分類處理相關文獻蒐集(至少包含 5 篇論文，其中至少 2 篇國外論文)探討，本案採用方法分析。
- (二) 對地形(地貌)點雲中包含之雜訊，研究使用 AI 技術濾除之方法及效益評估。
- (三) 針對大型排水溝立面、田埂、山稜線等地形特徵與大型建物，進行 AI 之自動地面點分類訓練，並評估其分類效能。
- (四) 針對 AI 分類之信心值結果，研究運用信心值輔助點雲分類與編修之方法，並建立人機協作機制。
- (五) 邀集國內具有空載光達點雲測製 DEM 作業經驗之單位(名單須先與機關討論)參與交換意見，協助機關於委外辦理 DEM 測製實務作業中，導入本案研發之 AI 自動地面點分類技術。
- (六) 結合本案所研發 AI 相關技術及點雲資料處理方法於現有 DEM 產製流程，規劃設計相關作業流程並評估效益
- (七) 針對本案研發 AI 技術等相關成果辦理 1 場次教育訓練。
  1. 訓練對象為機關人員及國內具 DEM 測製作業經驗單位(名單須先與機關討論)人員，名額至少 10 人次。
  2. 所需教育訓練場地、講師(含助教)、軟硬體設備、講義教材、餐點等，由廠商安排並支應相關費用。
  3. 教育訓練應於 112 年 11 月 20 日前辦理完竣，其相關資料(講義教材、簽到簿、訓練照片)併入研究報告附件。

第(一)項成果於本報告書第貳章說明，並歸結文獻使用之方式於後；第(二)、(三)、(六)項成果參考本報告書第參章及第肆章；第(四)項成果可參考第參章第六節及第肆章第四節內容說明；第(五)、(七)項成果可參閱第五章內容，並於第陸章提出本研究之結論與未來發展之建議。

#### 四、專案執行

本案之成果分為 3 階段辦理，各階段之繳交項目、數量及期限規定整理如表 1-2 所示。本團隊依各階段研究進度、工作項目及內容，撰寫研究計畫書、期中報告及研究報告，各項報告書之章節內容依循需求規格書之要求，於履約期限日前提送至國土測繪中心辦理審查。各項報告書經國土測繪中心審查後，依審查意見修正報告書內容，並於指定期限內提送修正版報告書。成果發表於保固期間內至少投稿 1 篇研討會或學術期刊論文(初稿)獲出版單位審查接受，預計投稿於中華民國航空測量及遙感探測學會出版之《航測及遙測學刊》。中華民國航空測量及遙感探測學會為推動航空測量及遙感探測學術研究及技術應用發展，與國內外相關學術團體與學人之聯繫與合作，並定期舉辦研討會及出版學刊，受相關學界、業界人士等矚目。

表 1-2、本計畫各階段成果之繳交規定

階段	成果繳交項目	數量	繳交期限	履約情形
1	研究計畫書(修正版)	書面 5 份、 電子檔 2 份	決標次日起 20 日 曆天內(112 年 4 月 11 日)	已於 112 年 4 月 11 日 繳交(修訂意見辦理 情形請參閱附錄 A)
2	期中報告	書面 10 份、 電子檔 2 份	112/07/31	已於 112 年 7 月 31 日 繳交
	修正後期中報告	書面 5 份、 電子檔 2 份	依機關指定期限 內繳交	已於 112 年 8 月 31 日 繳交(修訂意見辦理 情形請參閱附錄 B)
3	研究報告	書面 10 份、 電子檔 2 份	112/11/30	已於 112 年 11 月 30 日繳交
	修正後研究報告	書面 8 份、 電子檔 2 份	依機關指定期限 內繳交	已於 112 年 12 月 27 日繳交(修訂意見辦 理情形請參閱附錄 C)
	繳交辦理成果發表之 相關資料	書面 2 份、 電子檔 2 份	全案驗收合格次 日起 4 個月內	待執行

本團隊於決標次月起，每月 30 日前提出當月進度報告，內容包含該月執行工作事項、累計工作事項及次月預計工作進度，並視需求提出工作協調事項，圖 1-1 為每月進度報告之表單，本團隊以此方式提報進度說明。本團隊亦將配合國土測繪中心之需求每月為原則召開工作會議(會議紀錄請參閱



附錄 D)，於會議前準備工作會議簡報，包含工作進度說明、前次會議事項處理進度及未來預計工作等內容。圖 1-3 為工作進度管制表，附於每月研究進度報告之最後一頁，圖中為決標日至最近一次研究進度報告提交日(11 月 30 日)之各項工作進度以甘特圖(Gantt Chart)表示，並記錄各工作子項之起訖時間，以圖表方式掌握進度。圖 1-2 為本案實際累積進度折線圖。

內政部國土測繪中心  
「112 年度應用 AI 技術輔助光達點雲雜訊處理及地形  
特徵點雲分類委託研究採購案」  
112 年 11 月份研究進度報告

填報日期：112 年 11 月 30 日  
執行單位：國立成功大學  
計畫主持人：王驥魁  
協同主持人：林昭宏

一、整體工作進度說明

事項	說明
本月執行工作事項	1. 研究使用 AI 技術濾除雜訊之方法及效益評估：將雜訊濾除 AI 訓練進入最後精度之評估，並彙整於研究報告。 2. 針對地形特徵與大型建物進行 AI 分類訓練：將 AI 測試成果產製 DEM 與進入最後精度之評估，並彙整於研究報告。 3. 建立人機協作機制：提出程式成果。 4. 邀集廠商進行交換意見：已安排 3 家廠商交換意見會議事宜。分別於 11 月 6 日向中興測量、11 月 13 日向詮華國土及自強工程進行交換意見。 5. DEM 產製流程及評估效益：完成 DEM 產製及其效益之評估。 6. 提報各式報告書： (1) 於 11 月 30 日(星期四)提送研究報告。 (2) 於 11 月 30 日(星期四)提報本月工作進度報告。
本月進度	預計進度 100%，實際進度 100%，符合預定進度。
落後原因	無
累計工作事項	1. 蒐集相關文獻：已蒐集 5 篇國外文獻。 2. 研究使用 AI 技術濾除雜訊之方法及效益評估： (1) 利用既有含點雲雜訊之圖幅與雜訊資料擴增模擬之作法，進行 AI 濾雜訊之訓練。 (2) 於 5 月 23 日(星期二)、5 月 24 日(星期三)分

1

圖 1-1、每月研究進度報告表單(局部)

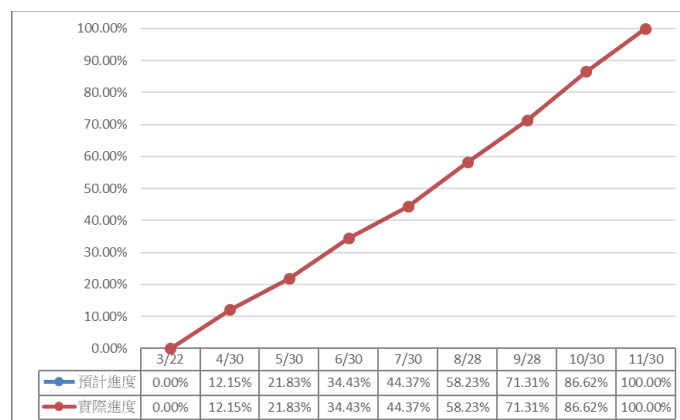


圖 1-2、本案實際累積進度折線圖

112年11月進度管制表

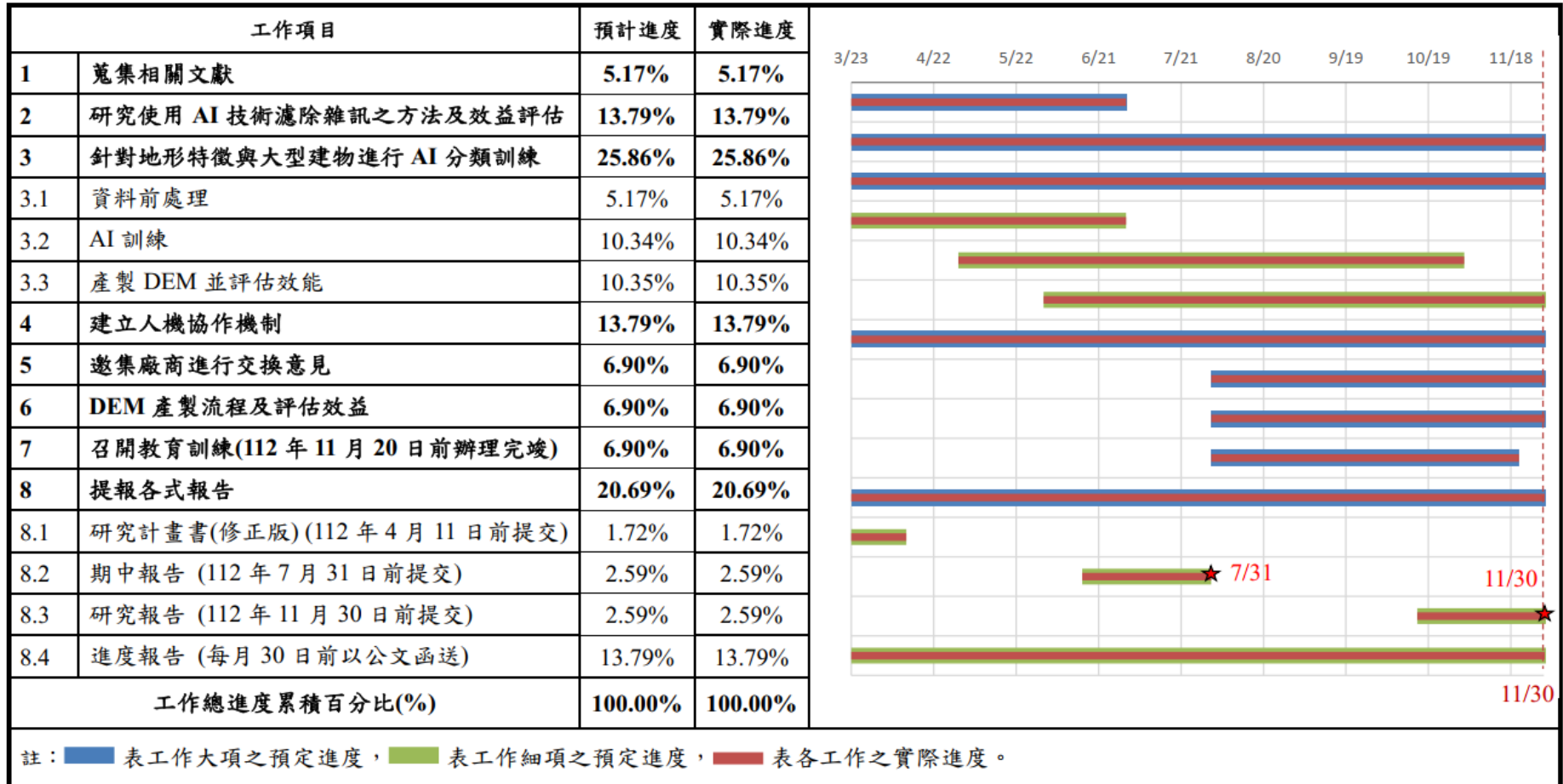


圖 1-3、工作進度管制表及進度甘特圖

## 第貳章、文獻回顧

1950 年代電腦科學家們提出人工智慧，希望能發展具有人類智力之機器來解決問題，機器學習(Machine learning)為人工智慧之分支。在爾後 30 幾年發展下，提出許多機器學習演算法並透過大數據之訓練，因此 AI 可廣泛地應用在各個領域。在遙測領域中，諸如支援向量機(Support Vector Machine, SVM)、隨機森林(Random forest)等演算法也被應用於空載光達點雲地面點分類研究。使用空載光達點雲產製 DEM 作業，地面點分類更顯為重要之步驟，在國外文獻中大部分皆稱為 filtering。Sithole 等人(2004)、Ayazi 等人(2019)皆檢視這些地面點分類相關研究並進行分析比較，顯示機器學習演算法比傳統規則(rule-based)方法有更好之績效。而深度學習(Deep learning)衍生自機器學習(如圖 2-1 所示)，海量資料透過深度類神經網路之訓練，隨著近十年硬體計算能力大幅提升，深度學習有顯著突破性之進展，解決各個領域許多任務。目前深度學習已成為點雲分類最主要之技術，仍有許多深度網路架構及演算法陸續提出並應用於點雲分類任務中。

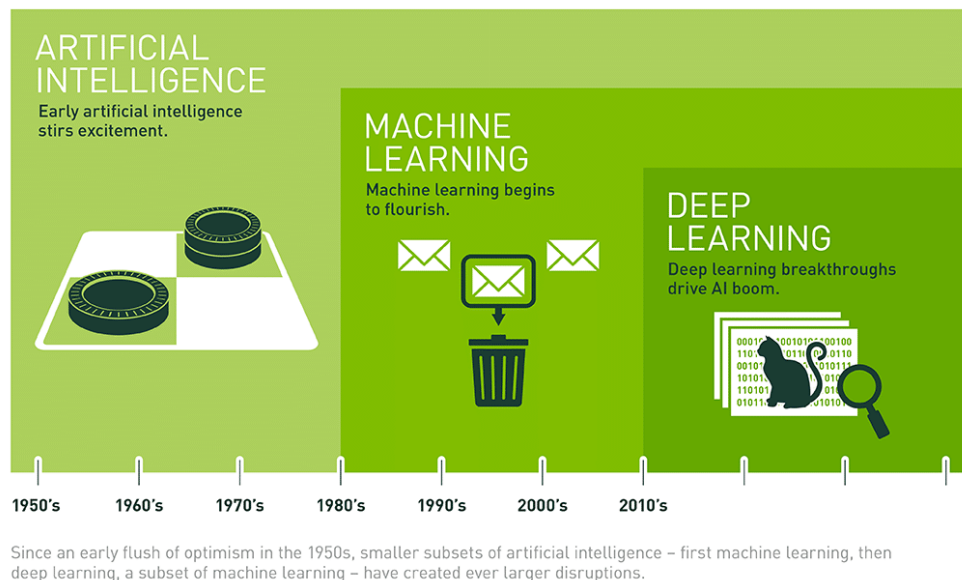


圖 2-1、人工智慧、機器學習與深度學習發展歷程<sup>1</sup>

<sup>1</sup> <https://blogs.nvidia.com.tw/2016/07/29/whats-difference-artificial-intelligence-machine-learning-deep-learning-ai/>

深度學習應用於點雲分類，依點雲幾何處理方式可分為三種：投影為二維特徵影像(projected-based)之方法、投影為三維體素(voxel-based)之方法及基於點(point-based)之方法。投影為二維特徵影像之方法，係將三維點雲資料投影為二維影像，並視為影像分類任務進行訓練(Hu et al., 2016、Zhao et al., 2018)，最後再將影像分類結果反投影回三維得到點雲分類結果，但此方法因投影過程損失了三維幾何資訊而可能造成分類精度不佳；在投影為三維體素之方法中，將點雲資料轉換為體素並透過三維卷積(3D convolution)進行特徵提取與分類，如：Maturana 等人(2015)之研究，此類方法雖保留了點之三維資訊，但仍會因體素大小之選擇而有不同之缺點，其中高解析度之體素需要極高之運算資源，反之低解析度之體素則無法表達點雲之細部特徵。在基於點之方法中，神經網路直接以原始點雲作輸入，經典之方法包括：PointNet (Qi et al., 2017a)、PointNet++ (Qi et al., 2017b)等，雖然此方法保留了最細緻之幾何特徵，但因為點雲之無序性，在進行局部特徵萃取時會較為耗時。以上述三種方式之特性整理比較表如表 2-1 所列。

表 2-1、點雲資料輸入之三種作法比較

	投影為二維特徵影像	投影為三維體素	基於點之方法
優點	簡化圖徵數目 可加快運作效率	可保留點雲之三維資訊	可保留點雲最細緻之 幾何特徵
特性	對投影視角敏感，投 影過程會損失三維幾 何資訊	體素大小影響訓練結果， 小則需要極高運算資源， 而大則無法表示點雲細部 特徵	局部特徵萃取程序較 耗時
訓練 難易	易	中	難
參考 文獻	Hu et al.(2016)、 Qin et al.(2018)、 Zhao et al.(2018)、 Zhao et al.(2020)	Maturana et al. (2015)	Qi et al. (2017a)、 Qi et al. (2017b)、 Nurunnabi et al.(2021)

註：Vincent et al.(2008)為降噪研究、Wang et al.(2022)為標記訓練研究不適用於此表。

## 一、文獻回顧

以下挑選之國外文獻，按提出年分排序且分項說明文獻之使用方法與資料，並呈現該模型之精度評估。

### (一) Extracting and composing robust features with denoising autoencoders. (Vincent et al., 2008)

深度網路訓練時，為了學習更強健之特徵，在訓練時於輸入層加入隨機雜訊，可以用來重建原始不含雜訊之資料，此做法稱為降噪(denoising)。如圖 2-2 所示， $x$  為原始輸入層，設定破壞之比例  $v$ ，使被破壞之輸入層成為  $\bar{x}$ 、 $y$  為隱藏層， $z$  為輸出層，損失函數為輸出  $z$  與原始輸入  $x$  之差異愈小愈好。

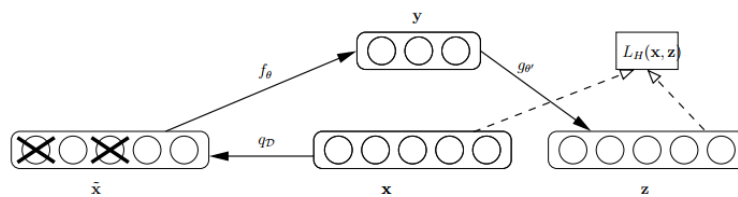


圖 2-2、denoising 示意圖(取自 Vincent et al., 2008)

網路架構參考傳統自編碼器(autoencoder)模型架構，包括擷取特徵之編碼器(encoder)及重建資料之解碼器(decoder)，修改輸入層，並將此方法稱為降噪自編碼器(Denoising autoencoder)。本文使用 MNIST (Modified National Institute of Standards and Technology database)手寫數字資料集進行實驗，資料集中包括數字之變體與添加之隨機像素，及其他二元分類問題資料集如區分凸形和非凸形，並使用 3 層隱藏層之堆疊降噪自編碼器 SdA-3。在各分類任務中進行調校，並與其他方法比較。表 2-2 結果顯示本文提出之方法在大部分任務取得較佳之績效。

表 2-2、denoising autoencoder 與其他方法在測試集之錯誤率比較(取自 Vincent et al., 2008)

Dataset	SVM <sub>rbf</sub>	SVM <sub>poly</sub>	DBN-1	SAA-3	DBN-3	SdA-3 ( $v$ )
basic	<b>3.03±0.15</b>	3.69±0.17	3.94±0.17	3.46±0.16	3.11±0.15	<b>2.80±0.14 (10%)</b>
rot	11.11±0.28	15.42±0.32	14.69±0.31	<b>10.30±0.27</b>	<b>10.30±0.27</b>	<b>10.29±0.27 (10%)</b>
bg-rand	14.58±0.31	16.62±0.33	9.80±0.26	11.28±0.28	<b>6.73±0.22</b>	10.38±0.27 (40%)
bg-img	22.61±0.37	24.01±0.37	<b>16.15±0.32</b>	23.00±0.37	<b>16.31±0.32</b>	<b>16.68±0.33 (25%)</b>
rot-bg-img	55.18±0.44	56.41±0.43	52.21±0.44	51.93±0.44	47.39±0.44	<b>44.49±0.44 (25%)</b>
rect	<b>2.15±0.13</b>	<b>2.15±0.13</b>	4.71±0.19	2.41±0.13	2.60±0.14	<b>1.99±0.12 (10%)</b>
rect-img	24.04±0.37	24.05±0.37	23.69±0.37	24.05±0.37	22.50±0.37	<b>21.59±0.36 (25%)</b>
convex	19.13±0.34	19.82±0.35	19.92±0.35	<b>18.41±0.34</b>	<b>18.63±0.34</b>	<b>19.06±0.34 (10%)</b>

註：SdA-3 之  $v$  為輸入層之破壞率；SAA-3 為 SdA-3， $v=0$ ；DBN (deep belief network)



## (二) Deep fusion of multi-view and multimodal representation of ALS point cloud for 3D terrain scene recognition. (Qin et al., 2018)

本文提出應用深度學習於 ALS (Airborne Laser Scanning) 空載光達點雲資料，進行 3D 地形場景識別，能使點雲處理任務可以選擇合適之演算法或適當參數以獲得更好性能。本文選取點之高程、強度及坡度做為特徵值，將 3D 點雲投影至不同平面(1 種俯視與 12 種側視)產生特徵影像，並提出深度學習框架 TLFnet(如圖 2-3)，與設計特徵層融合及決策層融合網路。第一部分為不同視角(multi-view)資料有個別之訓練分支(CNN1)，並對不同分支 CNN1 進行特徵層融合；第二部分則對 CNN1 輸出後進行再訓練(CNN2)，並對不同分支 CNN2 進行決策層融合，進行地形場景分類，即端對端方式訓練。每一個 CNN1 及 CNN2 分支都使用相同 AlexNet 架構，並在 ImageNet 資料集上進行預訓練，所有分支可共享相同之權重，使 TLFnet 參數量與 AlexNet 幾乎相同。實驗使用於中國南方蒐集之 ALS 點雲資料，分類 9 種場景(如圖 2-4)，場景分類成果準確率可達 96.7%。本文亦實驗分別使用單一特徵(高程、強度或坡度)影像並比較分類成效，結果顯示僅使用高程作為特徵之準確度達 95.87%(如表 2-3)，表示高程對於分類成果有較大貢獻。

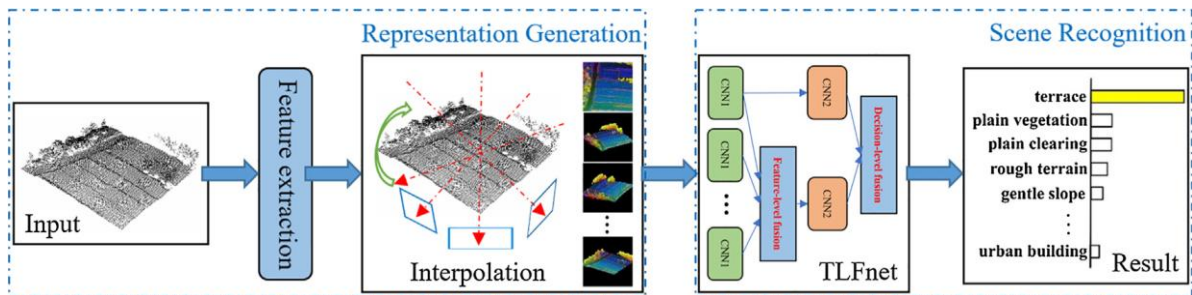
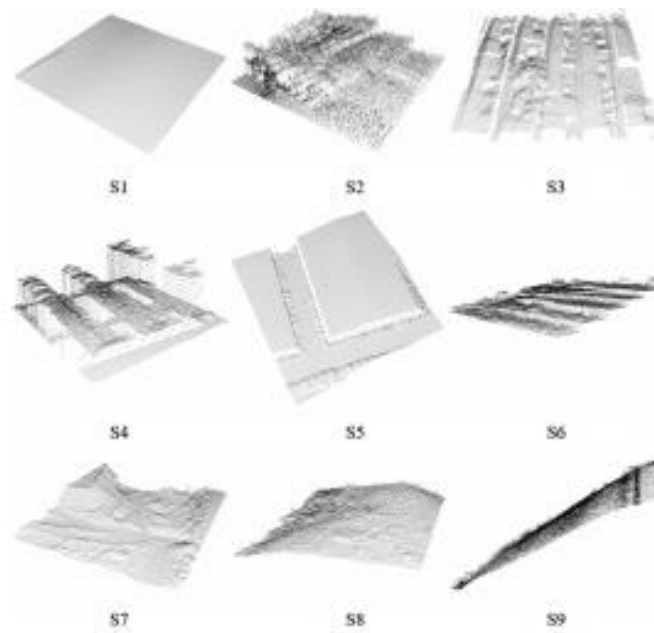


圖 2-3、ALS 點雲場景識別網路架構(取自 Qin et al., 2018)



(S1 平原空地、S2 平原植被、S3 鄉村建築、S4 城市建築、S5 大型建築、S6 露台、S7 崎嶇地形、S8 緩坡、S9 陡坡)

圖 2-4、ALS 點雲場景類別(取自 Qin et al., 2018)

表 2-3、使用不同特徵進行分類之準確度比較(取自 Qin et al., 2018)

Feature type	OA(%)
Intensity only (I)	86.56
Elevation only (E)	95.87
Slope angle only (S)	93.71
Multimodal (I+E+S)	96.99

### (三) ALS point cloud classification with small training data set based on transfer learning. (Zhao et al., 2020)

本文提出基於遷移學習之空載光達點雲分類方法，以大幅減少訓練樣本之數量和訓練時間。本文使用高程、強度及高程協變方產製特徵影像，採用在 ImageNet 資料集上預訓練之 ResNet50，提取多尺度(0.1、0.2、和 0.3m)和多視角(0、3 和 -3 度)深度特徵進行訓練。本文考量 ImageNet 資料集和空載光達點雲之特徵影像間相關性不明確，直接使用預訓練網路提取之特徵可能無法獲得準確分類，於是參考其他文獻做法，使用兩層全連接神經網路連接，同時可以降低深層特徵空間之維度，減少因小量資料集而易產生過度

擬合，網路架構如圖 2-5。實驗使用 Leica ALS 蒐集之德國 Vaihingen 地區資料集，與國際攝影測量及遙感探測學會(International Society for Photogrammetry and Remote Sensing, ISPRS)提供之休士頓大學地區兩種不同之資料集(如圖 2-6)，結果顯示使用不同視角及多尺度之特徵影像可提高分類精度，但多視角影像因物件對象而有差異，可能原因為多視角在旋轉後，不同物體之投影並沒有重疊，因此能從特徵影像中學習更多資訊而提高分類成果。本文提出之分類器在 20 分鐘內完成訓練，於不同特徵之資料集總體分類準確率分別為 86.4%和 88.5%。本文另使用三種策略進行了實驗，包括提取深度特徵後直接進行分類(C\_wo)、不使用兩個卷積層進行分類，類似於 fine-tune (C\_ft)及使用設計之架構進行分類(C\_fc)，評估結果如表 2-4，使用本文設計之架構有較高準確度。

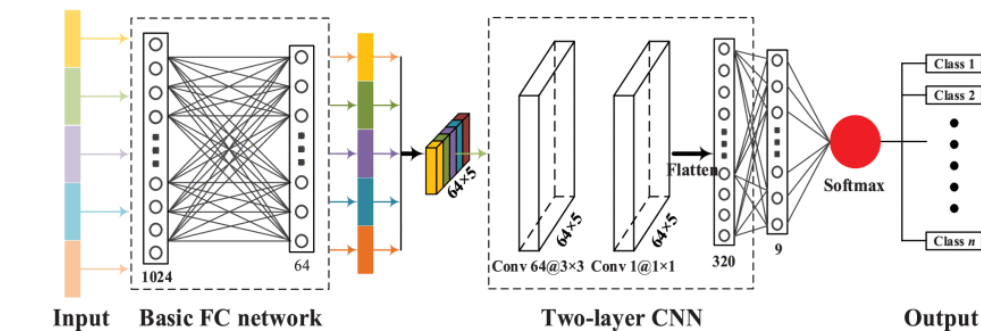


圖 2-5、應用遷移學習於 ALS 點雲分類之網路架構(取自 Zhao et al., 2020)

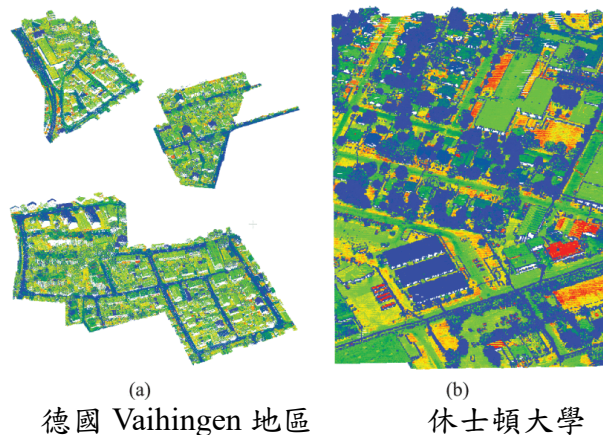


圖 2-6、以強度繪製之兩種不同空載光達點雲資料集(取自 Zhao et al., 2020)



表 2-4、不同策略實驗之分類結果評估比較(取自 Zhao et al., 2020)

Datasets	C wo	C ft	C fc
Vaihingen	58.2/76.9/60.3/76.8	63.2/83.7/66.4/81.8	65.7/84.7/69.7/83.1
Houston	60.7/83.9/65.4/83.0	65.2/88.5/70.2/85.6	65.4/89.1/70.7/86.7

Number in each cell represents the average evaluation measures: precision/recall/F1 score/overall accuracy

#### (四) An efficient deep learning approach for ground point filtering in aerial laser scanning point cloud. (Nurunnabi et al., 2021)

本文提出一個使用特徵之深度學習演算法，應用於空載光達點雲之地面點與非地面點分類。有別於一般應用深度學習時均可從原始數據中直接提取認為有用之特徵資訊而不需要特徵工程(Feature engineering)之資料過濾作業，本文卻認為挑選適當之特徵可以更聰明地解決問題，並且能使用更少資源及更少訓練資料。本文提出之演算法主要包括三個步驟，第一步是進行特徵工程，萃取相關特徵及找出最合適特徵集；第二步是建立深度學習網路架構，開發地面點分類器；最後是評估分類器效益及調校超參數(hyperparameter)。選取之特徵包括 1D、2D 及 3D 特徵，相關資訊如表 2-5 所列，1D 特徵使用點之資訊，例如高程、返回值(Return number)等；2D 及 3D 特徵則考慮點特徵之相關性，計算局部範圍內相鄰點之特徵資訊，例如平均高程、特徵向量(eigenvector)、表面法線(Surface normal)等，其中局部範圍係依經驗給定適當之半徑。為了找出最合適特徵集，如表 2-6 所列，本文使用三種不同之特徵組合模型進行深度網路訓練。本文使用之深度學習網路架構為 Dense layers，為二元分類任務，輸入資料係經由特徵工程流程提取點特徵，而非由影像、體素或原始點雲資料。所提出之方法在荷蘭高程資料(Actueel Hoogtebestand Nederland, AHN)及盧森堡地籍與地形管理資料(Administration of the Aadaastre and Topography, ACT)等資料集進行測試，結果顯示在陡坡和高程不連續之地形亦成功地分類地面點與非地面點，其中在表 2-7 所提及之模型 3 表現最佳之績效，地面點分類之 F1 分數和模型精度方面達到約 97%，測試於 ANH 資料集結果如表 2-8 所列。

表 2-5、選取之特徵種類(取自 Nurunnabi et al., 2021)

Features	Definition	Minimum $z$ , $M_z$	Lowest $z$ value among the neighbour points
Three eigenvalues	$\lambda_2, \lambda_1, \lambda_0$	Range, $R_z$	Distance between the maximum and the minimum $z$ values of the neighbours
1 <sup>st</sup> Eigenvector, PC1	$v_2$	Mean $z$ , $\bar{z}$	Average of $z$ values of the neighbour points
Surface normal	$v_0$	Variance $z$ , $\sigma_z^2$	Variance of $z$ values of the neighbour points
Curvature, $\sigma_p$	$\lambda_0/(\lambda_0 + \lambda_1 + \lambda_2)$	Point height ( $z$ ), $P_z$	$z$ distance from the local $x$ - $y$ plane
Linearity, $L_\lambda$	$(e_2 - e_1)/e_2$	Relative position ( $RP_z$ )	Relative position of $z$ value of the interest point from $x$ - $y$ plane
Planarity, $L_p$	$(e_1 - e_0)/e_2$	Point density ( $PD$ )	No. of points per unit volume in 2D neighborhood
Scattering, $S_\lambda$	$e_0/e_2$	Positive openness ( $PO$ )	Openness above the surface
Omnivariance, $O_\lambda$	$\sqrt[3]{e_0 e_1 e_2}$	Echo ratio ( $ER$ )	The ratio (in %) of no. of points in 3D and 2D neighborhoods
Eigentropy, $E_\lambda$	$-\sum_{i=0}^2 \lambda_i \ln(\lambda_i)$		
Plane offset ( $PO$ )	Sum of the residual distances to the fitted plane		
Verticality, $\theta$	The angle between the normal and the $x$ - $y$ plane		

表 2-6、三種不同特徵組合之模型(取自 Nurunnabi et al., 2021)

Models	Required Features
Model 1	All features; (CovF $\cup$ zF $\cup$ LiF) $\cup$ (PD, PO, ER)
Model 2	(CovF $\cup$ zF $\cup$ LiF) $\cup$ (PD, PO, ER) - ( $\theta, \sigma_p, L_\lambda, L_p, S_\lambda, O_\lambda, E_\lambda, \bar{z}, RN$ )
Model 3	(CovF $\cup$ zF $\cup$ LiF) $\cup$ (PD, PO, ER) - ( $\lambda_2, \lambda_1, \lambda_0, v_2, M_z, RP_z, RN$ )

表 2-7、於 AHN 測試資料集之績效評估結果(取自 Nurunnabi et al., 2021)

Radius (cm)	Model	Ground			Non-Ground			Model Accuracy (%)
		Precision (%)	Recall (%)	F1-score (%)	Precision (%)	Recall (%)	F1-score (%)	
100	Model 1	92.5	99.8	96.0	99.8	95.0	97.4	96.7
	Model 2	89.9	98.9	94.6	99.9	93.0	96.3	95.6
	Model 3	93.3	99.7	96.2	99.7	95.6	97.6	97.2
50	Model 1	93.0	99.6	96.2	99.8	95.4	97.5	97.0
	Model 2	89.8	99.2	94.2	99.9	92.4	96.0	95.3
	Model 3	93.8	99.7	96.7	99.8	95.6	97.7	97.3
100 $\cup$ 50	Model 1	91.6	99.7	95.7	99.9	94.3	97.1	96.5
	Model 2	92.0	99.7	95.7	99.8	94.6	97.1	96.4
	Model 3	93.3	99.7	96.5	99.8	95.8	97.7	97.2

### (五) A new weakly supervised approach for ALS point cloud semantic segmentation. (Wang et al., 2022)

本文以深度學習方法分類空載光達點雲資料，針對用於訓練之點雲資料中標記不足之問題，提出偽標記訓練(Online soft pseudo-labeling)之方法，如圖 2-7 所示，在無需人工增加點標記之訓練中，各訓練批次由當前模型預測之偽標記資料與原標記資料加回繼續訓練，此法作為一種新的弱監督式學習方法，可減少重複訓練所需多耗費之時間。文中其中一例以 ISPRS 資

料集做為實驗，在不同標記數比例下，5‰標記資料所訓練之模型已可達 78.2% 整體正確率及 61.9% 之 F1 分數，又如表 2-8 之成果顯示，在 1‰標記資料下弱監督式學習表現不遜於經完整標記資料訓練之監督式學習網路。

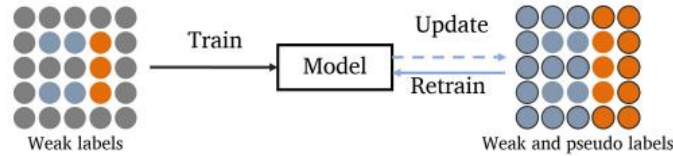


圖 2-7、點雲資料偽標記之訓練(取自 Wang et al., 2022)

表 2-8、相關研究方法成果比較(取自 Wang et al., 2022)

Setting	Method	F1 Score										Avg. F1	OA
		Power	Low veg.	Imp. Surf.	Car	Fence	Roof	Facade	Shrub	Tree			
Full Sup.	NANJ2	62.0	<b>88.8</b>	91.2	66.7	40.7	93.6	42.6	<b>55.9</b>	82.6	69.3	<b>85.2</b>	
	WhuY4	42.5	82.7	91.4	74.7	<b>53.7</b>	94.3	53.1	47.9	<b>82.8</b>	69.2	84.9	
	RandLA-Net	69.0	80.1	91.4	73.1	36.2	93.7	58.4	45.8	82.7	70.1	83.1	
	KPConv	74.2	81.7	<b>91.8</b>	80.0	29.6	<b>94.7</b>	<b>63.3</b>	44.7	80.6	71.2	83.8	
	GANet	<b>75.4</b>	82.0	91.6	77.8	44.2	94.4	61.5	49.6	82.6	73.2	84.5	
	GraNet	67.7	82.7	91.7	<b>80.9</b>	51.1	94.5	62.0	49.9	82.0	<b>73.6</b>	84.5	
Weak Sup. (1‰)	Xu & Lee	13.8	63.1	58.9	22.2	23.2	79.8	27.2	30.8	52.6	41.3	60.6	
	MT	35.3	74.3	<b>90.1</b>	47.0	28.3	89.2	45.2	37.3	74.0	57.9	76.3	
	Baseline	28.1	74.1	89.6	51.0	28.5	89.0	46.0	36.8	72.0	57.2	76.1	
	Ours	<b>72.8</b>	<b>79.3</b>	89.8	<b>75.1</b>	<b>31.5</b>	<b>95.1</b>	<b>61.5</b>	<b>43.1</b>	<b>82.0</b>	<b>70.0</b>	<b>83.0</b>	

## (六) 文獻回顧總結

本案使用基於投影方法進行點雲地面點分類，深度學習於影像分類任務已有非常成熟之發展，有許多網路架構被提出，可使用不同網路架構或調校超參數進行評估分析，依本團隊經驗，點雲分類 AI 訓練所使用之訓練資料特性影響分類成果甚大，因此本案之文獻回顧主要選擇可提供點雲分類及投影相關資料處理參考作法之文獻，包括 Vincent 等人(2008)提出之 AI 降噪為雜訊過濾之參考；Qin 等人(2018)提出之多視角產生特徵影像及 Nurunnabi 等人(2021)提出之點雲特徵工程，可作為點雲多方向投影及選取特徵影像之參考；Wang 等人(2022)提出之偽標記訓練方法可做為解決點雲地面點標記不足之參考；另外 Zhao 等人(2020)提出之應用遷移學習，可為點雲分類訓練方式之參考。綜合整理各文獻可供本案參考之內容如表 2-9 所列。

表 2-9、文獻回顧及本案參考

文獻	內容摘要	本案參考或採用
Vincent et al., 2008	於輸入層加入雜訊，以學習更強健之地形特徵，可用來重建不含雜訊之資料，使用之深度網路架構為編碼器-解碼器架構。	雜訊過濾參考此篇作法
Qin et al., 2018	將 3D 點雲投影至不同平面產生特徵影像，選取點之高程、強度及坡度做為特徵值並提出 TLFnet 網路架構；使用單一特徵進行訓練並比較結果，僅使用高程已可達 95% 以上分類準確度。	點雲水平投影參考此篇作法採用多方向投影，但投影方式略有不同，且考慮訓練時間，本案只使用 4 個方向投影；另參考此篇研究成果，僅使用高程特徵影像進行訓練。
Zhao et al., 2020	應用遷移學習於空載光達點雲分類，以大幅減少訓練樣本之數量和訓練時間，使用高程、強度及高程協變方產製特徵影像，訓練時於預訓練網路後再增加兩層全連接網路。	本案為使 AI 可有效學習地面點及雜訊特徵，訓練使用之水平投影剖面影像資料量甚大，訓練時間較長，本案後續若評估需要使用其他網路架構進行比較，可參考此篇作法，以降低訓練時間。
Nurunnabi et al., 2021	選取點位之 1D、2D 及 3D 資訊做為特徵影像，並使用不同之特徵組合進行點雲分類訓練，以找到最適合特徵集，網路架構為 Dense Layers。	本案目前僅使用高程特徵，後續若評估需要增加特徵影像，將參考並選用此篇文獻列出之點位 1D、2D 及 3D 特徵資訊。
Wang et al., 2022	針對點雲資料中標記不足之問題，提出偽標記訓練方法，在無需人工增加點標記之訓練中，各訓練批次由當前模型預測之偽標記資料與原標記資料加回繼續訓練。	本案亦面臨原始點雲資料地面點標記不足，目前使用 111 年度提出之合理增加地面點作法，後續若評估需要使用其他方法，可參考此文獻作法。

## 二、國內研究專案

DEM 為我國國土資訊系統之基本底圖，透過空載光達技術產製 DEM 資料已行之有年，分類地面點工作為產製 DEM 資料之重點，但於地形起伏較劇烈之地區仍利用大量人力成本介入編修。隨著科技之進步，國土測繪中心於 111 年辦理「研發空載光達點雲資料 AI 自動地面點分類器委託研究採購案」，旨在利用 AI 方式研究自動分類地面點作業之可行性，以期望提升



產製工作之效率。該案以地形分類選定資料，利用 105 年至 109 年辦理範圍之五千分之一圖幅空載光達點雲資料成果進行訓練，包含平原、都會、丘陵及山區，並參考文獻使用 Solián 等人(2020)之方法設計訓練網路架構。特徵影像利用投影為二維特徵影像模式(垂直投影)，並利用點位之高程值、強度值及局部高程差作為特徵進入訓練。然而，強度值資訊對於地形分類訓練時學習效果不明顯，主要受地表覆蓋影響，因此將圖幅改以地表分類，包含城市區、農田區、森林區及混合區分類。由於使用垂直投影方式，空間細節容易影響分類之正確性，並進而影響後續 DEM 產製品質，故該案使用之 AI 需具有空間細節保存能力，利用殘差連結(Skip connection)之 U-Net 為主軸，並以 MoblieNet 架構使模型輕量化，組成 MobileNet-Unet 網路。

該案整體研究流程如圖 2-8 所示。為了讓機器有足夠之特徵學習，需合理增加地面點之標記，並於缺失資料、水體資料部分進行內插處理，最後將不同值域之特徵資訊進行標準化。訓練時透過不同地表覆蓋情形，將 AI 分類器分為 4 種模型訓練。由於該案以影像投影方式訓練，分類結果係影像輸出，因此需透過反投影方式，判斷像元最低點及範圍內是否為地面點，將分類結果倒映至點雲資料中。

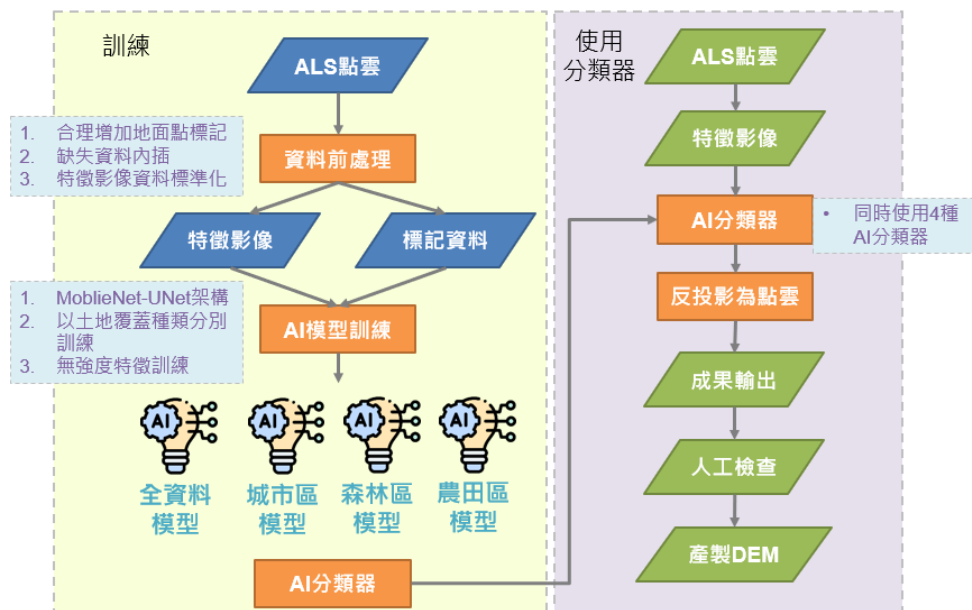


圖 2-8、國土測繪中心 111 案研究流程圖

透過不同地表覆蓋分類訓練，其成果顯示影像分類精度表現穩定，不同模型表現均可達 0.9 以上之 F1-score；反投影至點雲分類時，分區對應之分區模型結果幾乎能接近參考 DEM 精度表現，如圖 2-9 顯示不同 AI 模型產製之 DEM 與參考 DEM 差異。故可證明 AI 對於自動分類地面點之可行性。

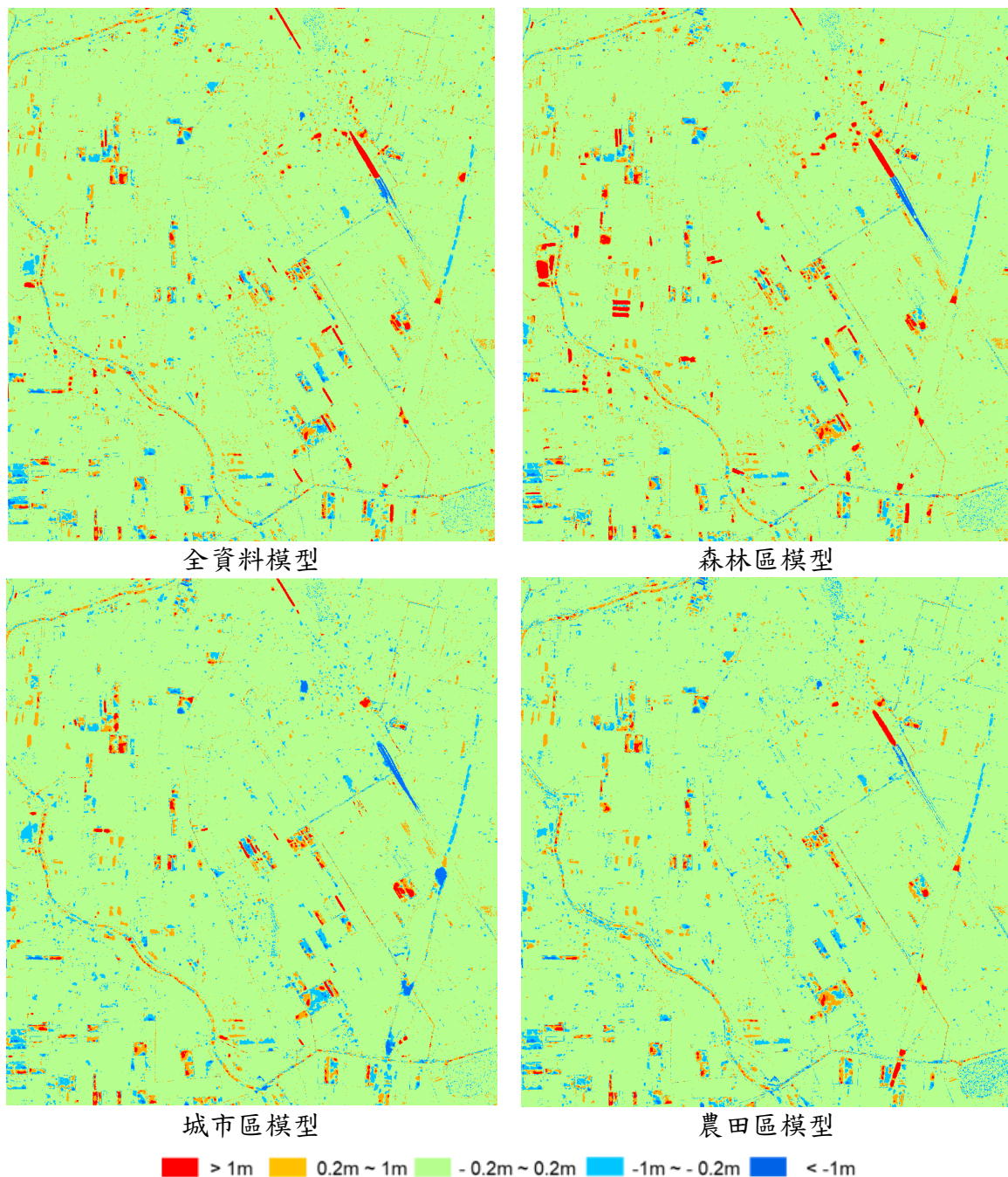


圖 2-9、農業區圖幅之 DEM 高程差異圖

## 第參章、研究過程

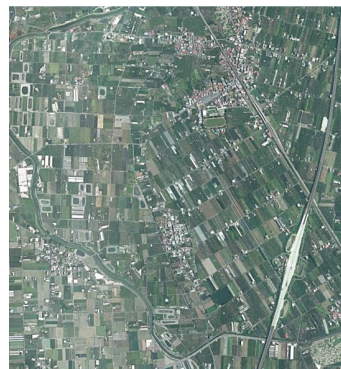
### 一、資料選定及分析

#### (一) 資料之選定

深度學習網路所需要之資料包括訓練、驗證及測試資料，臺灣地形可大致劃分為地勢崎嶇之山區、平緩起伏之丘陵區、零星聚落之農田區及大量建物之城市區。山地及平地之地面點密度不相同，地形(貌)特徵及地表覆蓋狀況也不相同，山區及丘陵具地形變化、森林覆蓋範圍多；而農田及城市大部分為平原、低矮植被、人工建物多，如圖 3-1。本團隊規劃使用機關提供之五千分之一圖幅空載光達點雲資料成果，並評估由最新期別之 105 年至 111 年辦理之範圍作為資料選定之參考，其空間範圍如圖 3-2。考量選擇之資料將影響深度學習訓練之品質，本案將分別挑選山區、丘陵區、農田區及城市區中包括山稜、山谷、大型排水溝、田埂及大型建物等地形特徵之圖幅點雲資料進行訓練及測試。



城市區



農田區



丘陵區



山區

圖 3-1、圖幅正射影像地貌情形



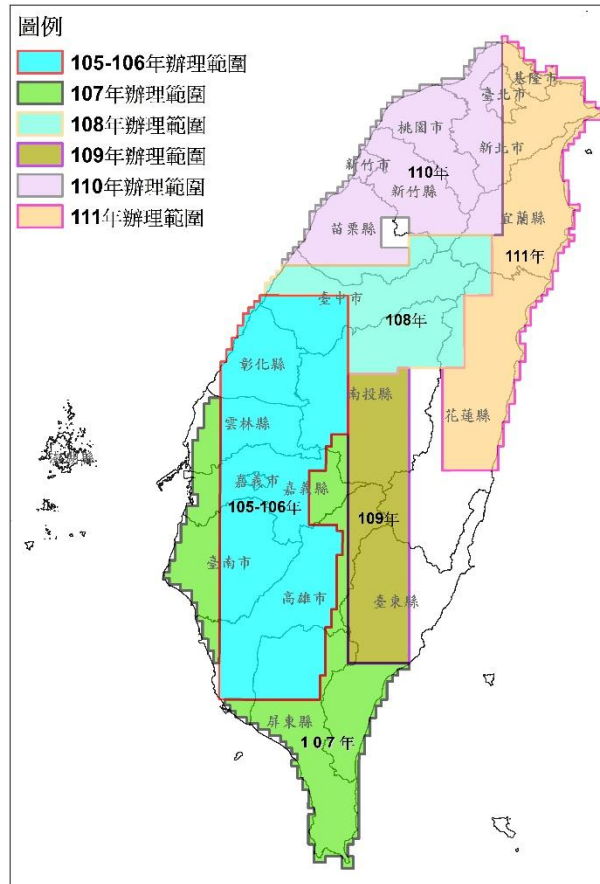


圖 3-2、內政部數值地形模型成果更新辦理範圍<sup>2</sup>

圖幅之選取在地形分類基本上可根據民國 94 年內政部公布之「LiDAR 測製數值高程模型及數值地表模型標準作業程序(草案)」所提及，其地形以「坡度」作為分類，分為平地、丘陵地、山地及陡峭山地，定義為地表坡度 5 度以下為平地、5~15 度之間為丘陵地、15~30 度為山地、30 度以上為陡峭山地，城市可參考內政部國土管理署城鄉發展分署提供之都市計畫使用分區圖界定都會區範圍，大型排水溝之圖幅廣泛參考如中央管排水、地方管排水及農田水利署公告之農田水利灌排渠道系統圖(如圖 3-3 所示紅色部分)。

<sup>2</sup> <https://www.nlsc.gov.tw/cp.aspx?n=1853>





圖 3-3、農田水利灌排渠道系統圖

## (二) 雜訊點雲類型分析

目前資料處理之方式雖已能使用商業軟體來將點雲資料分類出地面點，但若點雲資料含有雜訊，仍需耗費大量人工作業進行篩選及編修。雜訊發生主要原因為蒐集光達點雲資料時，受環境因素或儀器原理影響，在點雲資料中會伴隨雜訊，導致資料處理時不易辨識或誤判，因此 AI 訓練時亦將包括雜訊之點雲資料一併納入訓練，以使本計畫 AI 成果具備抗雜訊能力。點雲雜訊之資料樣貌沒有固定模式，但主要可分為：

1. 高程值明顯不合理之點位，可能是在空中或在地下之單一點或一群點雲，並隨機出現在點雲檔案中，如圖 3-4 上半部分綠框部分(紅點為非地面點及部分雜訊，藍點為地面點)，此類雜訊人工容易辨識。Carrilho 等人(2018)將此類點位稱為離異值，並使用統計方法過濾雜訊。
2. 鑲嵌於地形之雜訊點雲，造成與地形混淆，如圖 3-4 下半部分綠框部分(紅點為非地面點及部分雜訊，藍點為地面點)。由於

此類雜訊沒有固定模式，因此處理作業較為困難，需花費大量人力進行雜訊過濾。

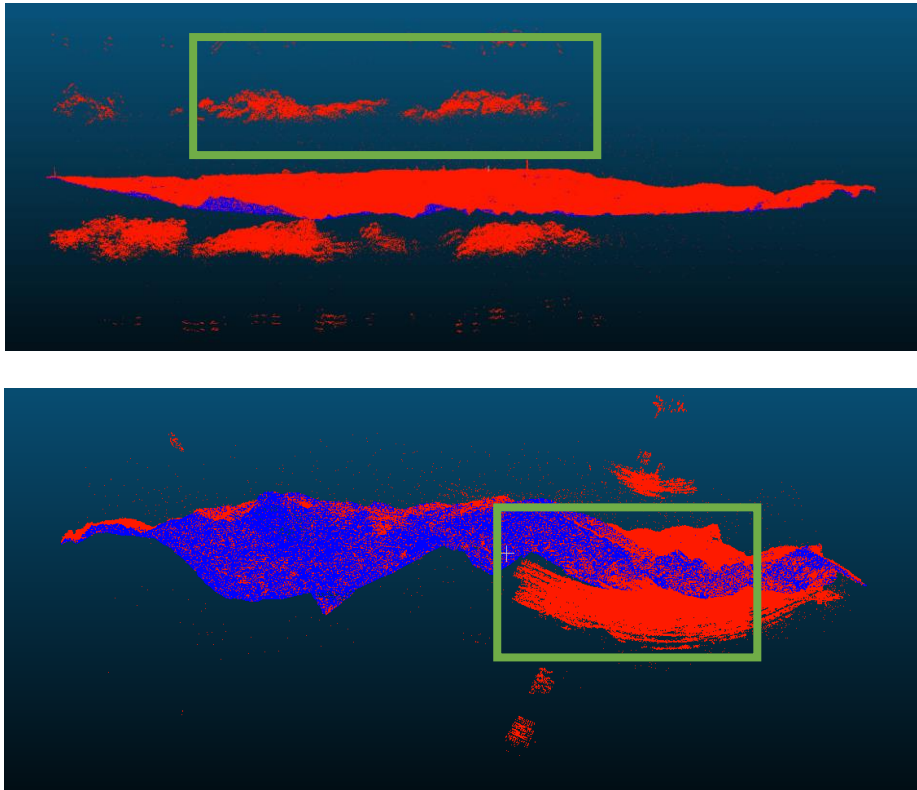


圖 3-4、含有雜訊之點雲資料

含有雜訊之點雲與僅有地形地貌之點雲樣態有別，AI 過濾雜訊所需要之訓練資料應包含雜訊，經國內具有空載光達點雲測製 DEM 作業經驗之單位分享目前空載光達點雲中之雜訊樣貌，本團隊將雜訊概分為 4 類，並整理如表 3-1，雜訊樣貌如圖 3-5 所示。類型 1 之雜訊明顯與地形分離，已可由測繪廠商直接透過軟體或演算法去除(如圖 3-5 紅框部分)；類型 4 雜訊是測繪廠商以人工方式找出(如圖 3-5 紅框內黃點)，由於缺乏更多案例及資料，故上述兩類雜訊於本案暫不處理。類型 2 雜訊於大部分環境皆可能會出現(如圖 3-5 紅框內浮點)，類型 3 雜訊於山區居多(如圖 3-5 紅框內灰點，含非地面點)，此兩類雜訊容易誤判，需耗費大量人力，本案將以類型 2 與類型 3 雜訊類型為主，使用 AI 技術輔助過濾空載光達點雲中之雜訊。

表 3-1、空載光達點雲雜訊類型

	型態明顯易見	型態不明顯
沒有嵌入地形	類型 1： 明顯與地形分離，於地表上方及地下之成群或浮點雜訊	類型 2： 地表附近易與地貌混淆之雜訊，例如於山谷中或平原之浮點雜訊
有嵌入地形	類型 3： 嵌入地形之成群雜訊	類型 4： 與地形相混之雜訊

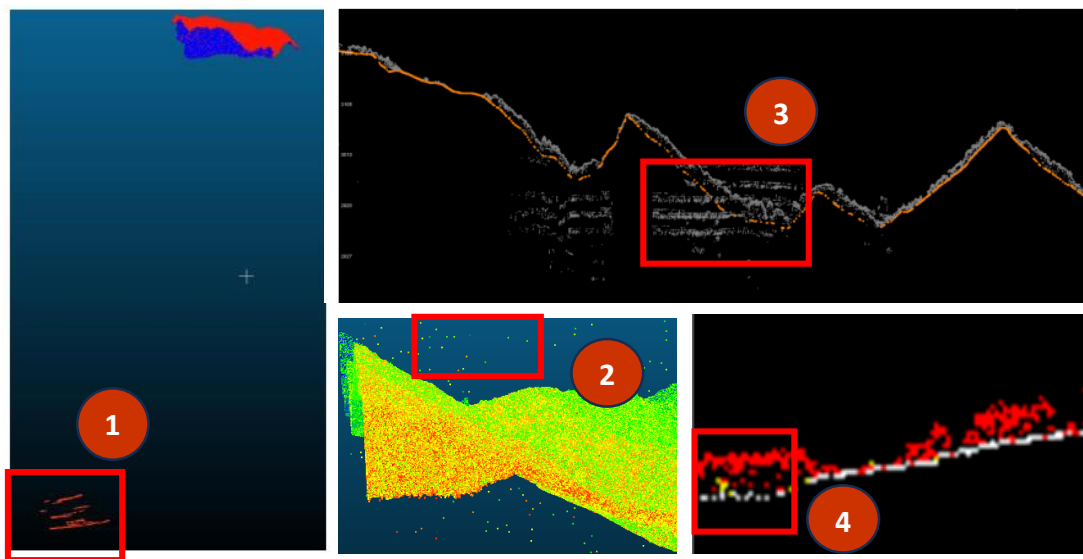


圖 3-5、空載光達點雲之雜訊類型

## 二、點雲前處理

### (一) 水平多方向投影

AI 分類器使用投影方式，將三維點雲投影為二維特徵影像進行點雲地面點分類，考量基於投影之方法，當三維資料轉換為二維資料時，常用之 X-Y 平面方向投影(垂直投影)，會失去原始點位之高程幾何資訊(如圖 3-6)，可能造成分類精度不佳。為克服這個缺點，本案將使用 X-Z、Y-Z 平面及水平方向不同視角之投影(水平投影)，如圖 3-7(b)、(c)所示。Bello 等人(2020)綜合分析多篇研究後提出基於多視角之投影方法，因有更豐富之資訊故有更好效能。另外由點雲原始資料之剖面圖分析，也顯示水平方向不僅更容易表現出地形特徵，也較易判識點雲資料中之雜訊，如圖 3-8 紅框部分(橘色為

地面點、灰色為非地面點及雜訊)。為使 AI 訓練時能有更多地形資訊，本案將採用水平多方向產製剖面影像訓練資料。

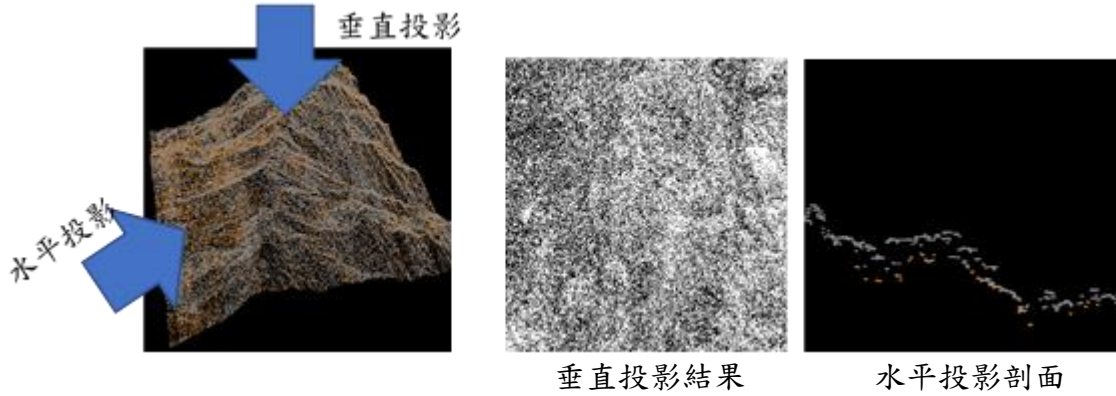


圖 3-6、投影方向示意圖

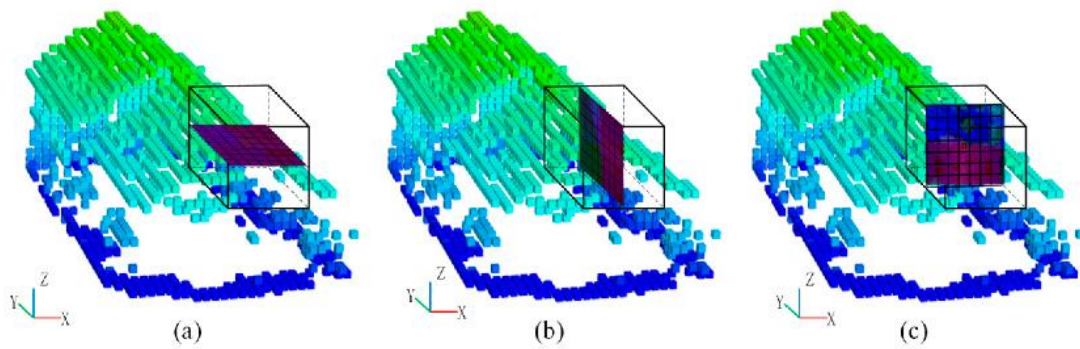


圖 3-7、多方向投影之特徵影像示意圖(取自 Lei et al., 2020)

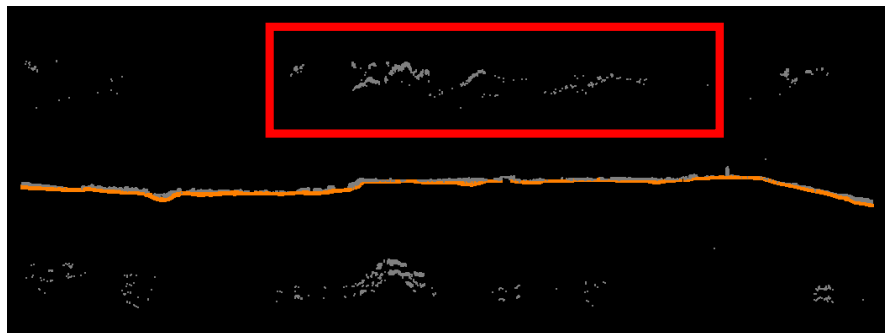


圖 3-8、含雜訊之點雲剖面圖

水平多方向投影時，先將點雲繞 Z 軸旋轉(如式 3-1)，圖 3-9 為原始點雲資料與點雲旋轉後點雲資料之俯視圖，旋轉不同角度後之點雲先建立三維體素(voxel)如圖 3-10 所示，再分別進行 X-Z 及 Y-Z 平面之 2D 投影，即可取得多方向投影之剖面影像。



$$\begin{bmatrix} X_v \\ Y_v \\ Z_v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta_z & -\sin \theta_z & 0 \\ \sin \theta_z & \cos \theta_z & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} \dots\dots\dots \text{式 3-1}$$

$X, Y, Z$  : 原始點雲坐標 ;  
 $X_v, Y_v, Z_v$  : 旋轉後點雲坐標 ;  
 $\theta_z$  :  $Z$  軸之旋轉角度。

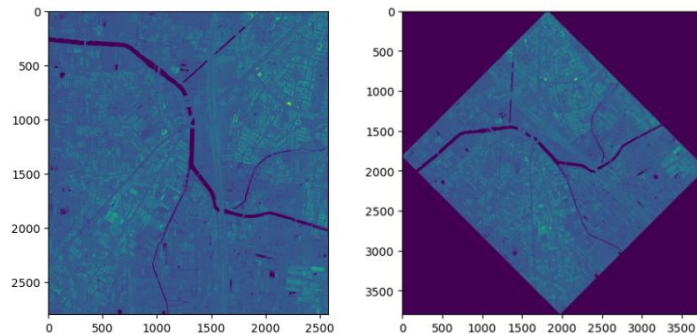


圖 3-9、(左)原始資料俯視圖、(右)旋轉後資料俯視圖

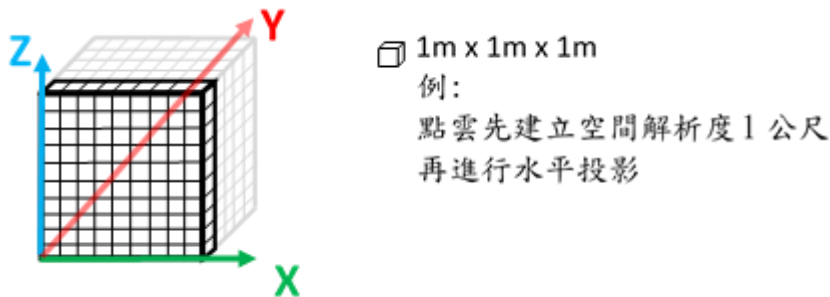


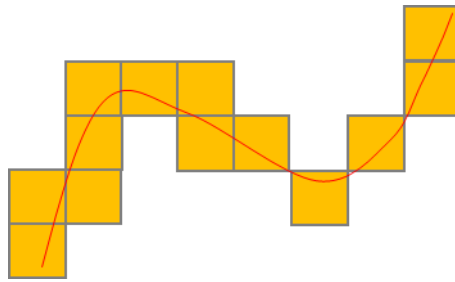
圖 3-10、點雲之 3D 體素(voxel)示意圖

傳統影像資料包括 RGB 三個波段，在深度學習中稱為通道(channel)，每個波段則可視為一種影像特徵。當三維點雲資料投影為二維影像資料時，影像特徵則是與點雲相關之資訊，可稱之為點特徵。點特徵可分為兩類，一是點雲資料中各點位本身資訊，另一則是相鄰點位資訊(Ayazi et al., 2019)。空載光達資料主要包括各點位之位置、高程、強度(intensity)、返回數目(the number of returns)等資料，其中高程值代表點位幾何資訊，強度值可反應物體之表面特性。在相鄰點特徵方面可計算相鄰點位局部區域之高程差、高程變異數、粗糙度(roughness, 點與局部擬合平面之距離差)、特徵值(eigenvalue)等。在空載光達地面點分類相關研究中, Rizaldy 等人(2018)、Zhao 等人(2018)、Solían 等人(2020)等研究中已使用影像特徵包括點位之高程值、強度值、返

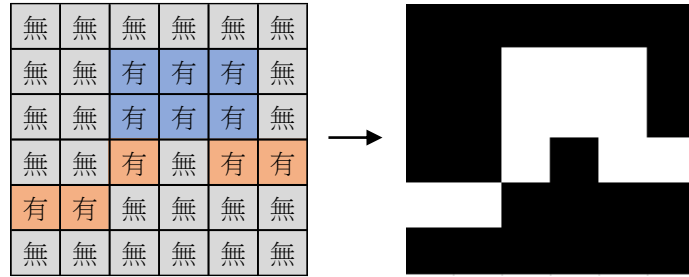


回數、局部高程差(範圍內最低高程值與平均高程之差值)、點位與範圍內最低點高程差、粗糙度等。由上所述可發現為 3D 點雲投影至 2D 影像時，多數文獻選取之特徵資訊為高程值，且因垂直投影無法呈現地形幾何特徵，因此如 Nurunnabi 等人(2021)再計算相鄰點位間特徵，以呈現三維資訊。

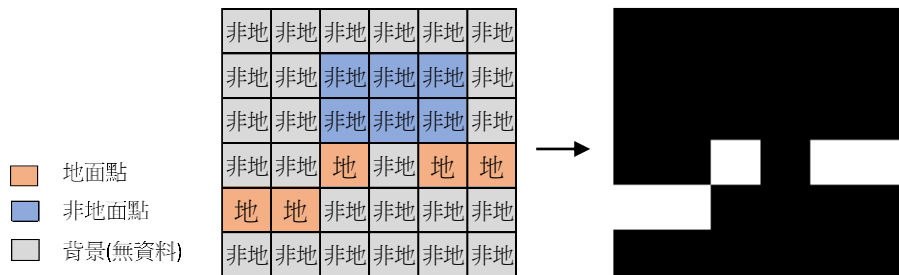
本團隊使用之水平投影相較於垂直投影已可呈現地形特徵，因此本階段研究將僅使用點位高程做為投影後之剖面影像特徵，評估 AI 分類成效。特徵影像之產製方法為：點雲進行水平投影時記錄各像元對應空間範圍中是否有點雲資料，及最低點之點位標記，如圖 3-11 示意圖，其中圖(a)為水平投影像裁切之面影像示意圖，圖(b)為剖面影像，像元內可能是「有」點雲資料或「無」點雲資料，「有」資料則該像元值為 1，「無」資料則該像元值為 0，於剖面影像中像元所在位置即已代表點位之相對高程；圖(c)表示標註資料，像元對應空間範圍之最低點點位分類，可能是「地面點」或「非地面點」，地面點標註為 1，非地面點標註為 0。



(a) 裁切之剖面影像示意圖。紅色線條表示地形，黃色為水平投影後裁切之剖面影像。



(b) 剖面影像，(左)每一方格表示像元，表示投影後為「有」資料或「無」資料；(右)白色為有資料，值為 1，黑色為無資料，值為 0。



■ 地面點  
■ 非地面點  
■ 背景(無資料)

(c) 標記資料，(左)每一方格表示像元，表示投影後最低點之點位分類；(右)白色為地面點，標記為 1，黑色為非地面點，標記為 0。

圖 3-11、水平投影後影像資料特性示意圖

圖 3-12 為實際點雲資料水平投影後之剖面影像及標註資料，本案於模型訓練時，所使用訓練剖面影像為 256 × 256 像元大小。圖中剖面影像之白點表示點雲水平投影後該像元對應之空間範圍中有點雲資料，像元值為 1，黑色區域為該像元對應之空間無點雲資料，像元值為 0；標註資料之白點表示地面點，標記為 1，其餘黑色區域標記為 0。

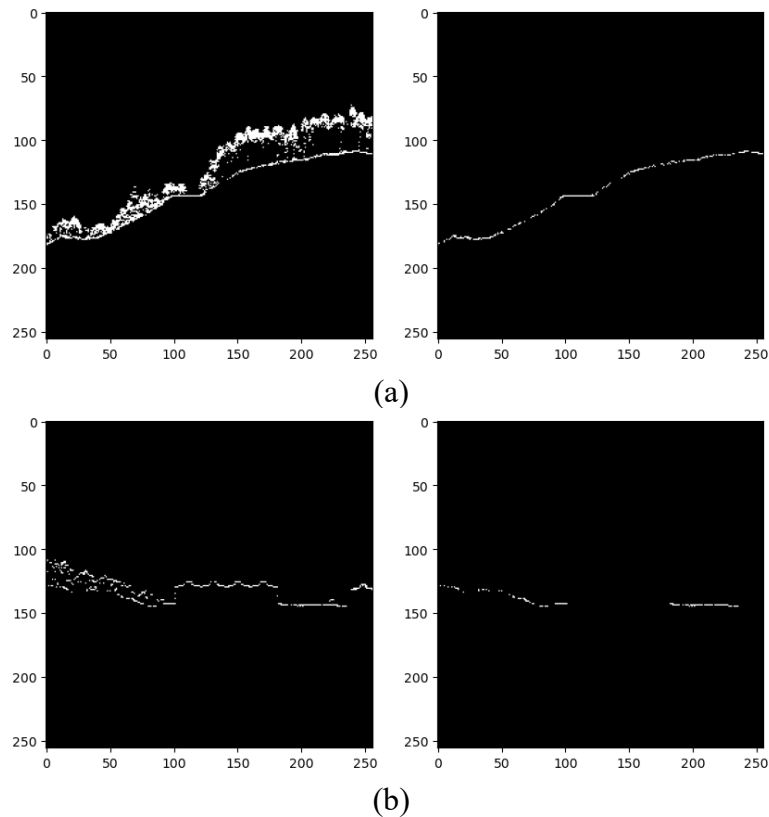


圖 3-12、水平投影後裁切為 256 × 256 像元大小之(左)剖面影像、(右)標記資料

## (二) 合理增加地面點

用於 AI 訓練之點雲資料需正確標記為地面點及非地面點，才能有效訓練，使模型有較佳之分類精度。依過去經驗，瞭解我國目前空載光達點雲資料，僅標註能夠表達地形並產製 DEM 之地面點數量，故同一平面僅部分點雲被標註為地面點，直接使用這些點雲資料進行訓練將影響 AI 訓練成效。為使資料標記更為符合真實情形，將合理增加地面點標註，作法如圖 3-13 所示，考量空載光達之觀測精度( $\sigma$ )，並使用內政部 105 至 107 年度及國土測繪中心 108 至 111 年度之 DEM 作為參考 DEM，DEM 像元對應空間範圍內之所有光達點，若點高程在該像元 DEM 高程之先驗精度範圍( $2\sigma$ )內點位均標註為地面點。此範圍為自定義變數，本案使用 2 倍觀測精度( $2\sigma$ )，可視實際需求調整，圖 3-14 為點雲標註處理前後之剖面比較。

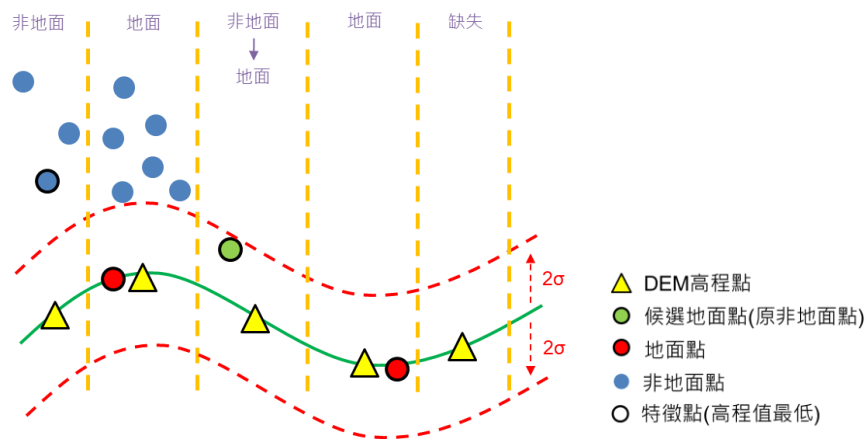


圖 3-13、點雲資料增加地面點標註示意圖



(a) 原始標註



(b) 合理增加地面點標註

圖 3-14、點雲資料標註情形(黃點為地面點，灰點為非地面點)

### (三) 應用資料擴增於雜訊剖面影像

目前所能取得之點雲雜訊資料不多，為能使 AI 學習點雲雜訊，本案將應用機器學習常用之資料擴增技術於增加訓練資料之雜訊樣貌，將雜訊點雲進行水平投影後，萃取出雜訊影像，並進行位移、旋轉及翻轉等，再將只含地貌之點雲剖面影像與雜訊融合，成為新的訓練樣本。另外也使用隨機產生雜點於點雲剖面影像之方式，以模擬雜訊樣貌，如圖 3-15 所示。

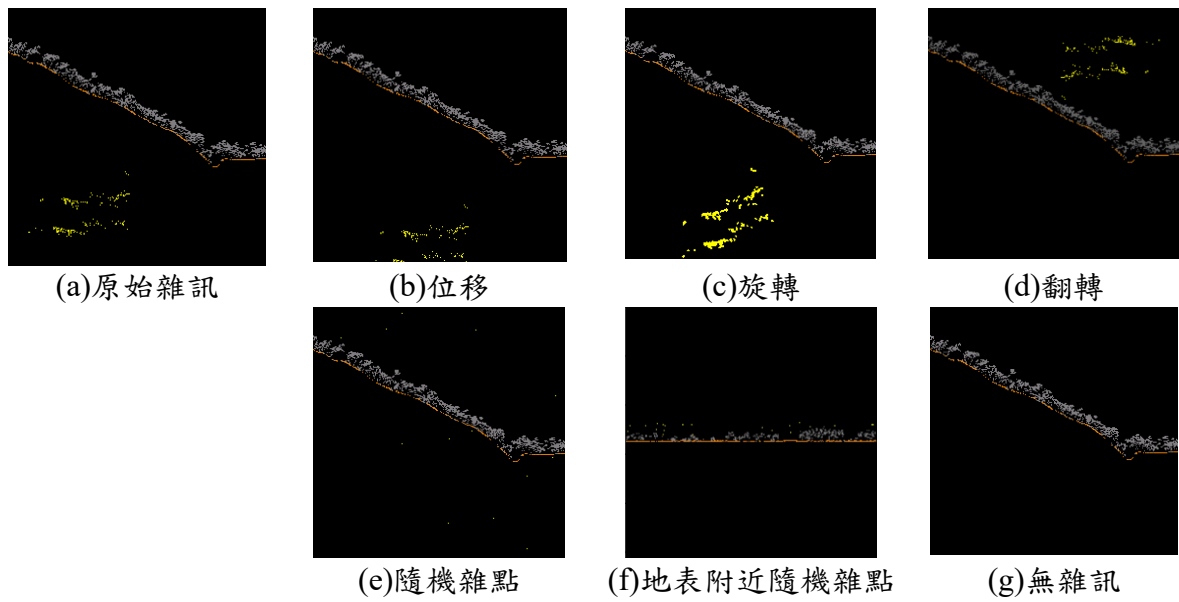


圖 3-15、模擬雜訊樣貌

雜訊過濾 AI 模型使用前述同樣作法產製水平投影剖面影像訓練資料，但標記資料則是當像元是雜訊時標記為 1，其餘區域標記為 0，如圖 3-16 所示。

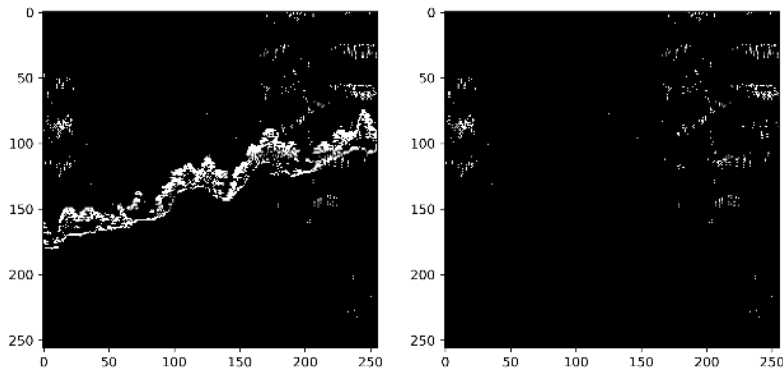


圖 3-16、水平投影後裁切為 256 × 256 像元大小之(左)剖面影像、(右)雜訊過濾標記資料

### 三、AI 網路架構

#### (一) AI 模型選擇

深度學習於影像辨識之分類、物件辨識、語意分割等任務已有非常成熟之發展，近年更有許多新的網路提出且獲得不錯之績效，尤其使用深度卷積網路(Convolutional Neural Network, CNN)透過對影像進行卷積運算而提取



特徵、編碼器-解碼器(encoder-decoder)網路架構之發展等，在許多應用及研究均獲得非常成功之結果。於點雲分類任務中，投影為二維特徵影像方式為常用方法之一，另外文獻也提出深度學習應用於影像處理，可藉由調整輸入層以訓練模型具有雜訊處理能力，因此本團隊主要將使用投影為二維特徵影像方式進行點雲地面點分類。

點雲分類任務之基於投影之方法，係將點雲投影後之影像所有像素進行分類任務，此類任務在目前深度學習演算法中，CNN (Hu et al., 2016)、全卷積神經網路(Fully Convolutional Networks, FCN) (Rizaldy et al., 2018)、U-Net (Ronneberger et al., 2015)、SegNet (Badrinarayanan et al., 2017、Solían et al., 2020)等，於多項應用中均取得較佳之成效。前述演算法例如 FCN、U-Net 及 SegNet 等主要為編碼器-解碼器(encoder-decoder)網路架構，如圖 3-17 之 U-Net 網路，編碼器萃取影像重要之特徵，解碼器將重要特徵生成影像。於實際建立模型時則根據不同應用，編碼器可選擇不同骨幹網路(backbone)。另外在 AI 應用於雜訊處理方面，Vincent 等人(2008)提出深度網路訓練時，為了學習更強健之特徵，可在訓練時於輸入層加入隨機雜訊，模型透過深度網路訓練及學習，可以用來重建原始不含雜訊之資料，此類方法稱為降噪自解碼器(Denoising autoencoder)。

綜上所述，具編碼器-解碼器之深度網路架構可同時處理分類任務及雜訊過濾問題，本案選擇 U-Net 深度類神經網路架構進行 AI 模型訓練。U-Net 常用於醫學影像或衛星影像等分類任務，由圖 3-17 可看到網路架構透過跳躍連接(Skip connection)，解碼器在上採樣(upsampling)過程，融合編碼器對應位置特徵，可獲得較多圖像特徵資訊，改善當編碼器層數愈多時細節愈少之情況，使網路能夠保存空間細節資訊，提高像元分辨精度。經使用 6 幅訓練點雲圖幅並隨機選取剖面影像資料進行 U-Net 測試結果如表 3-2 所示，編碼器採用 VGG16 網路有較優之 F1-score，且經評估 VGG16 具有加深網路以擷取更多特徵提高準確度之優點，本案參考 Yakubovskiy 於 2019 年開

發之 U-Net 套件<sup>3</sup>，編碼器使用 VGG16 架構，並微調網路卷積層數，於解碼器加上 Batch normalization，形成 VGG16-U-Net 網路架構，進行 AI 模型訓練，網路架構如圖 3-17 所示。

表 3-2、U-Net 使用不同編碼器之 F1-score

VGG16-Unet	Resnet50-UNet	Mobilenet-UNet	Inceptionv3-UNet
0.7954	0.7915	0.7875	0.7948

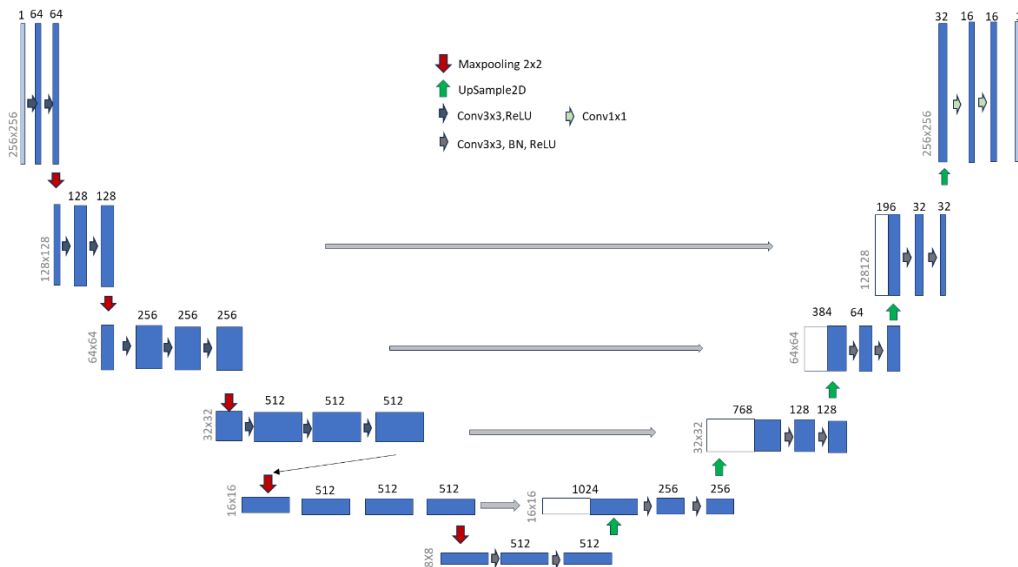


圖 3-17、VGG16-UNet 網路架構

## (二) 硬體設備

本案開發測試及訓練時使用之設備規格如表 3-3 所列。當訓練之資料量非常龐大，硬體設備愈好則可減少訓練時間；開發測試或實際預測時之資料量較小，即可使用較低階之設備。

表 3-3、本案使用之硬體設備

訓練	開發測試
<ul style="list-style-type: none"> <li>● CPU：AMD 2950X 16-Core 3.50 GHz</li> <li>● GPU：NVIDIA Geforce RTX 4090</li> <li>● 固態硬碟</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>● CPU：i7-8700 3.2 GHz</li> <li>● GPU：NVIDIA Geforce RTX 3060</li> <li>● 固態硬碟</li> </ul>

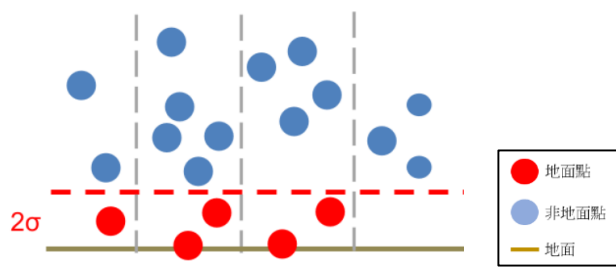
<sup>3</sup> [https://github.com/qubvel/segmentation\\_models](https://github.com/qubvel/segmentation_models)

## 四、影像分類資料後處理

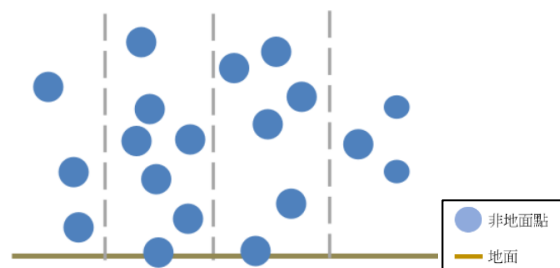
### (一) 影像分類結果反投影至點雲

點雲水平投影至影像進行 AI 影像分類後，影像分類結果需再反投影回點雲，完成點雲地面點分類。本案之影像預測結果，為影像各像元對應之空間範圍內點雲資料之高程值最低者，為逐像元之分類結果，反投影至點雲時，亦考量空載光達之觀測精度( $\sigma$ )，選擇 2 倍觀測精度做為門檻，有下列二種情況：

1. 若影像分類成果為地面點，則對應空間範圍內最低點和其兩倍觀測精度範圍內之點，歸類為地面點；其餘分類為非地面點，如圖 3-18(a)。
2. 若影像分類成果為非地面點，則對應空間範圍內所有點均為非地面點，如圖 3-18(b)。



(a) 分類成果為地面點之情形示意圖



(b) 分類成果為非地面點之情形示意圖

圖 3-18、影像分類成果反投影至點雲示意圖

### (二) DEM 建立

本案分析使用之 DEM，係完成分類之點雲資料，及原始向機關申請之點雲資料，皆使用 Surfer 23 軟體(介面如圖 3-19 所示)以克利金法(Kriging)

進行地面點資料內插，建立 DEM 資料並進行差異分析，以評估本案使用 AI 自動地點面分類之成效。如圖 3-20 為使用原始點雲資料產生之 DEM。

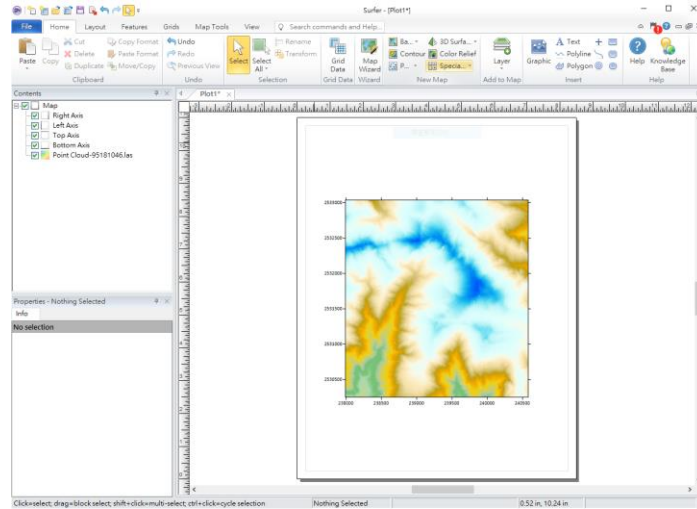


圖 3-19、Surfer 23 軟體介面

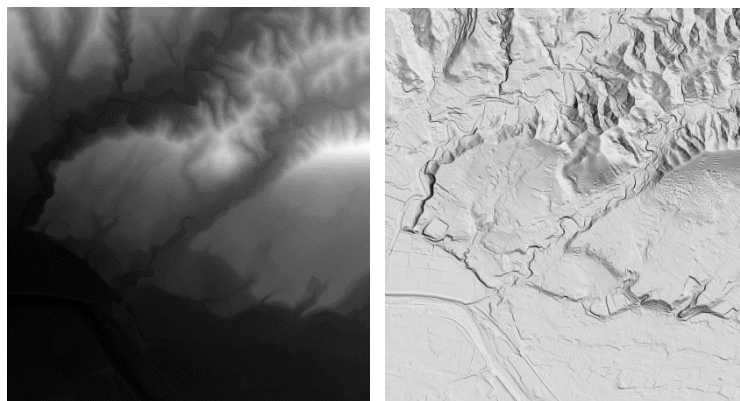


圖 3-20、點雲產製 DEM (96224063-新埔)

### (三) 精度評估方法

AI 分類成效評估包括影像分類預測結果成效評估、點雲地面點分類成效評估及 DEM 精度評估。

#### 1. 影像分類預測結果成效評估

影像分類預測結果成效評估可用來選擇適合之深度網路演算法或參數調整。根據本團隊應用深度學習於點雲分類之經驗，資料前處理與模型參數設置對結果影響甚鉅，若評估結果精度不佳，需持續進

行調校，以達到最佳之模型精度。表 3-4、表 3-5 分別為地面點分類及雜訊過濾之影像分類混淆矩陣。

表 3-4、地面點分類影像分類混淆矩陣

		標記資訊	
		地面像元	非地面像元
AI 預測成果	地面像元	實際為真且預測為真 True positive (TP)	實際為非但預測為真 False positive (FP)
	非地面像元	實際為真但預測為非 False negative (FN)	實際為非且預測為非 True negative (TN)

表 3-5、雜訊過濾影像分類混淆矩陣

		標記資訊	
		雜訊像元	非雜訊像元
AI 預測成果	雜訊像元	實際為真且預測為真 True positive (TP)	實際為非但預測為真 False positive (FP)
	非雜訊像元	實際為真但預測為非 False negative (FN)	實際為非且預測為非 True negative (TN)

## 2. 點雲地面點分類及雜訊過濾成效評估

完成點雲地面點分類及雜訊過濾後，將分類成果與現有五千分之一圖幅之空載光達點雲資料成果(真值)進行逐點比對分析，使用之資料將挑選未參與 AI 模型訓練之圖幅進行分類結果評估。評估指標可使用準確度(Accuracy)、精度(Precision)、召回率(Recall)、F1 分數(F1-score)，其計算方式是將 AI 分類成果和該圖幅之標記資料互相比較，並建立混淆矩陣。由混淆矩陣內容計算前述各項指標，計算方式分別如式 3-2 至式 3-5 所列。「準確度」反映模型正確預測之程度；「精度」表示在預測為地面點之資料中有多少是預測正確；「召回率」表示真實為地面點資料中有多少被正確預測；而「F1 分數」是精度與召回率之調和平均數，可以視為綜合指標，反映模型之表現。測試之點雲資料包括雜訊，因此上述指標將可同時評估本案所發展 AI 點雲地面點分類器之雜訊過濾能力。若指標反應模型成效不佳，則需調整訓練資料重新訓練或參數調校，或重新評估模型對於分類目標是否合適，另尋模型等。



$$\text{準確度(Accuracy)} = \frac{TP+TN}{\text{全部資料總數}} \dots\dots\dots \text{式 3-2}$$

$$\text{精度(Precision)} = \frac{TP}{TP+FP} \dots\dots\dots \text{式 3-3}$$

$$\text{召回率(Recall)} = \frac{TP}{TP+FN} \dots\dots\dots \text{式 3-4}$$

$$\text{F1 分數}(F_1) = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \dots\dots\dots \text{式 3-5}$$

### 3. DEM 精度評估

透過 AI 自動將地面點分類後，產製 DEM 並與參考 DEM 進行逐網格之高程差比較，並以敘述性統計之方式量化評估其精度，包括計算高程差之最大值、最小值、平均值、標準差及均方根誤差(Root-mean-square Error, RMSE)。若指標反應成效不佳，則須持續修改訓練資料重新訓練或參數調校，或評估模型適用性等。

## 五、研究步驟

綜合前節敘述，本案先取得機關提供之空載光達點雲資料，進行標記檢查等資料前處理，待資料檢查完畢後透過水平多方投影產製可供訓練之切片剖面影像資料，以進入 AI 模組訓練。考量實務上若能由含雜訊之點雲資料直接進行地面點分類，已可符合產製 DEM 之需求，本案之過濾雜訊並區分出雜訊及非雜訊，未來若要產製 DSM 時可使用。AI 模組包含雜訊過濾及地面點分類機制，兩個 AI 模型獨立訓練及評估與測試，分類完成之影像反投影至點雲，完成點雲地面點分類及雜訊過濾，並同時利用統計指標評估點雲分類成效及雜訊過濾成效。最後將自機關申請之點雲資料，及本案分類後之點雲地面點產製 DEM，並做差異分析。本案研究步驟如圖 3-21 所示。

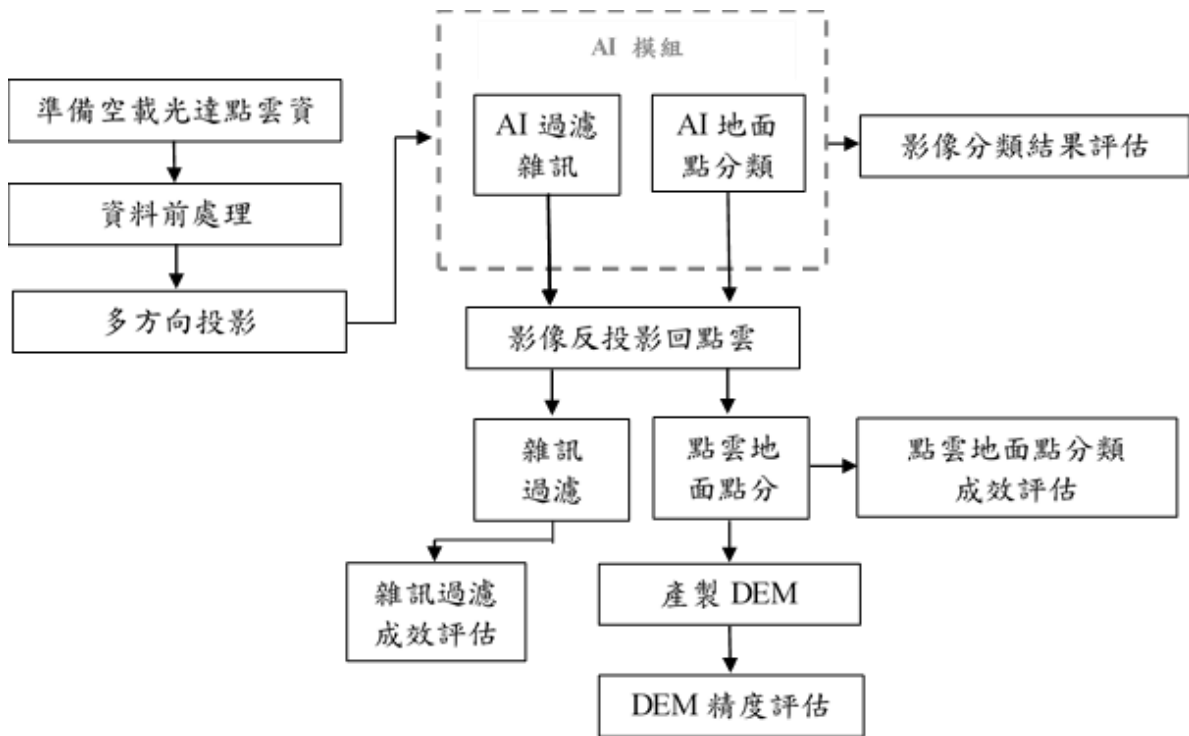


圖 3-21、研究步驟流程圖

## 六、人機協作機制規劃

以深度學習模型分類空載光達點雲之研究，旨在協助現行點雲分類作業中需要投入大量人力之編修流程，整體作業流程如圖 3-22 所示。圖中紅框處顯示在點雲分類與編修之核心作業中，資料處理步驟倚賴人工針對工具或軟體所自動分類之成果進行校正與驗證，依點雲分類成果繪製 DEM 及 DSM。因此，本案在原流程上擬建立並導入人機協作機制，藉由 AI 分類點雲之方法，提供自動分類之初步成果，亦給予從業人員編修點雲分類時之額外參考資訊。此機制採用 111 年度研發空載光達點雲資料 AI 自動地面點分類器委託研究案與本案 AI 模型進行規劃，個別設計程式，輸入點雲資料並自動化輸出相對應成果運用於後續分類。

111 年度 AI 模型以垂直投影方式針對不同幾何特徵建立假色影像，經 AI 判釋給予各網格信心值，用於分類地面點。本年度 AI 模型有 2 個：第一種以水平投影方式，將點雲剖面影像經 AI 判釋並授予各體素信心值，同樣用於分類地面點；第二種也以相同投影方式，但用於分類雜訊。人機協作流

程皆以經資料分幅及不合理點濾除之點雲資料作為輸入，透過AI程式將信心值輸出作為後續分類時之依據或編修時之參考，亦因應不同地形得以設定不同門檻值對點雲分類。考量現行點雲分類與編修作業及訪談測製廠商(中興測量有限公司(以下簡稱中興測量))後，規劃以點雲資料LAS格式中間置之RGB欄位作為AI分類成果之儲存位置，此方式配合廠商常用於點雲分類及編修之軟體TerraScan。人機協作整體流程如圖3-23所示。



圖 3-22、空載光達建立數值地形模型流程圖<sup>4</sup>

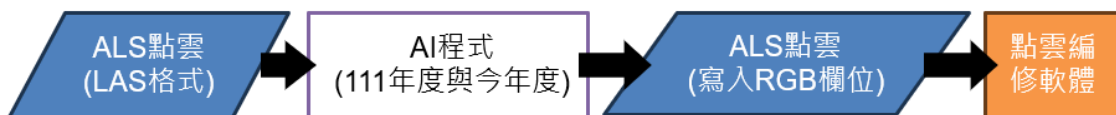


圖 3-23、人機協作流程圖

<sup>4</sup> <https://www.nlsc.gov.tw/cp.aspx?n=1853>

111 年案之 AI 模型命名 LiDAR Point Geometry Unet (LPG-Unet)，並以此名稱設計 AI 程式。此 AI 程式共規劃 2 種模式，流程圖如圖 3-24。一種係針對個別點雲進行分類判釋之「單圖幅模式」，另一種則考慮相鄰圖幅點雲進行分類判釋之「多圖幅模式」。兩者皆依空間解析度 1 公尺網格對五十分之一圖幅點雲資料進行「垂直投影」，並建立高程值、20 公尺局部高程差及 40 公尺局部高程差組成假色特徵影像作為輸入(input)，如圖 3-25 所示，其中局部高程差係由網格中心向外環域延伸一定範圍形成矩形罩窗(mask)，計算其網格中心之高程值與罩窗內最低高程值之差(Solián et al., 2020)。圖 3-26 為本 AI 程式使用之 MobileNet-Unet 網路模型架構，輸出如圖 3-27 之信心值影像，並透過反投影寫入 RGB 欄位。

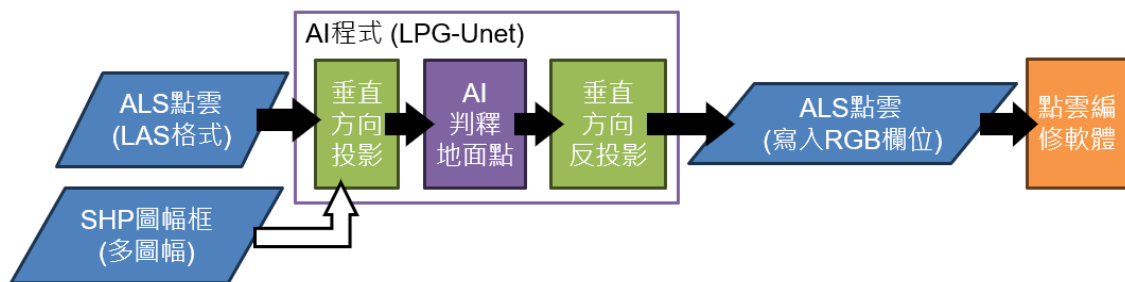


圖 3-24、111 年案人機協作流程圖

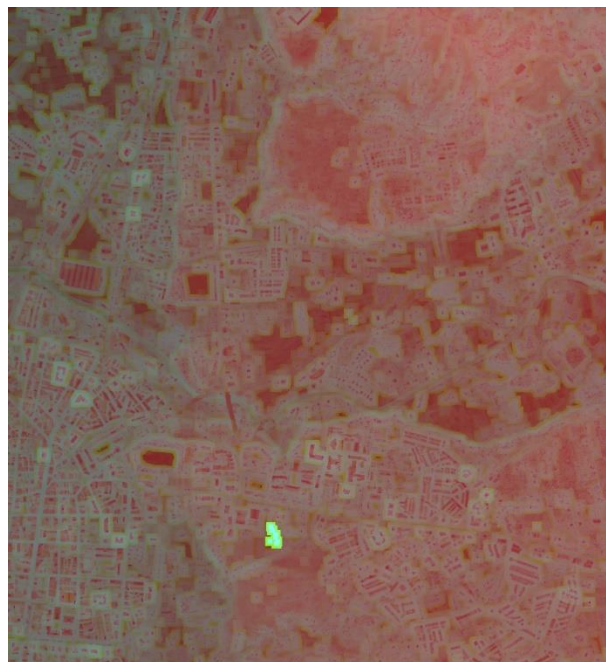


圖 3-25、特徵假色影像(95204008-草屯)



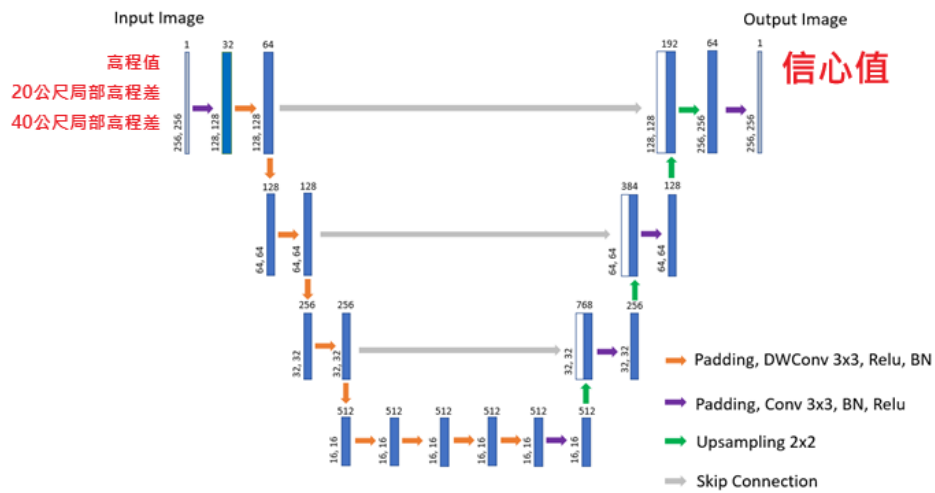


圖 3-26、111 年度 AI 模型網路架構



圖 3-27、信心值影像(95204008-草屯)

在單圖幅模式下，特徵影像依外擴 20 公尺範圍劃分 256 × 256 公尺分幅影像如圖 3-28 所示，用以儘量消除 AI 判釋上分幅接邊之影響。而在多圖幅模式下，另外引入圖幅框資訊，依中心圖幅外擴 256 公尺範圍減緩圖幅接邊影響，如圖 3-29 所示。圖 3-30 顯示受分幅接邊影響，信心值數值不連續之情形。圖 3-31 則顯示受圖幅接邊影響，分類後之地面點組成不規則三角網(TIN)時邊緣容易因信心值低而漏判之情況。



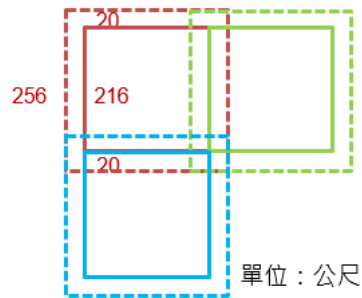


圖 3-28、256×256 公尺分幅接邊外擴示意圖



圖 3-29、圖幅接邊外擴示意圖

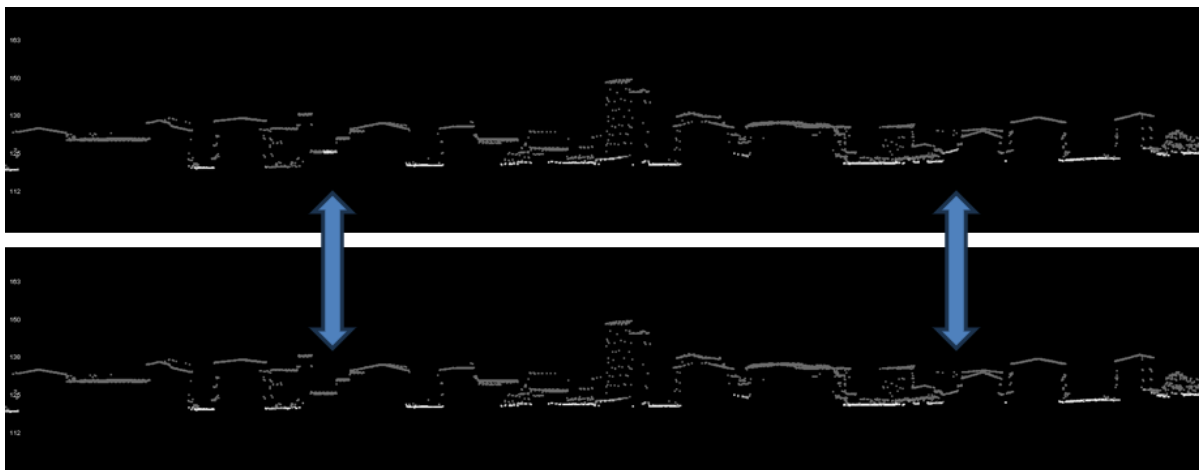


圖 3-30、分幅接邊影響(上)無外擴(下)有外擴(95204008-草屯)

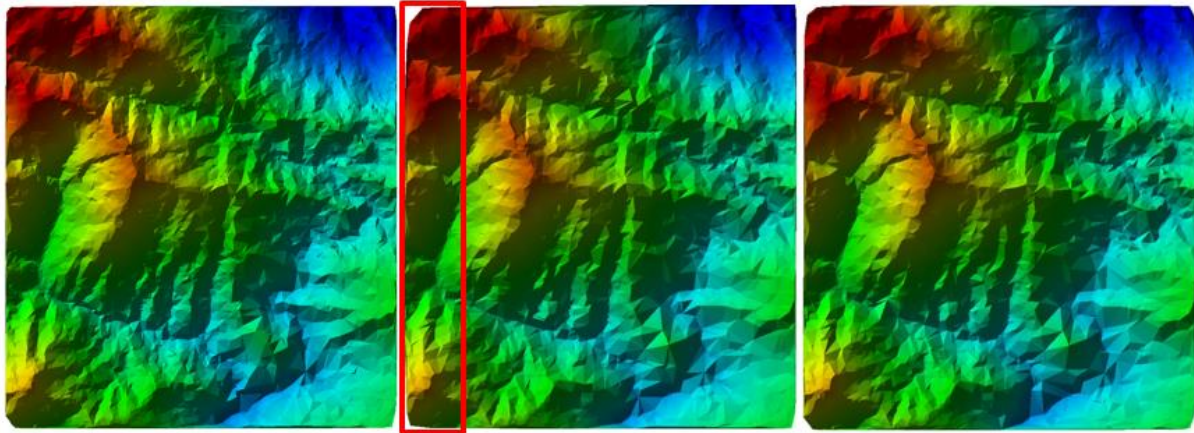


圖 3-31、圖幅接邊影響於(左)檢核後真值(中)單圖幅(右)多圖幅(96184011-阿蘭山(三)，信心值門檻 90)

LAS 格式之空載光達點雲，由使用者輸入 LPG-Unet 之 AI 程式(介面如圖 3-32)後，輸出之信心值(單精度浮點數)。依照各網格內所對應之最低點向上 10 公分(2 倍觀測精度)範圍，將信心值回填於 LAS 格式中 16 位元之 RGB 欄位，示意圖如圖 3-33 所示。接著利用 TerraScan 軟體中 Classify by Color 工具(如圖 3-34)，依 HSV 色彩空間之明度(Value)設定其門檻值，信心值及明度值域關係如圖 3-35 所示。以門檻值 70 為例分類地面點並組成 TIN 之成果如圖 3-36 所示。依據 AI 給定之信心值，可解讀為信心值數值愈高，表示該網格愈有可能包含地面點，而針對不同地形、地貌調整門檻值，有助於提高點雲分類精確程度，使介入手動編修之工作量及時間成本減少，提高人工作業時效。藉由人機協作，期許助於點雲分類與編修工作，提供既有軟體以外另一種有效之分類點雲工具。

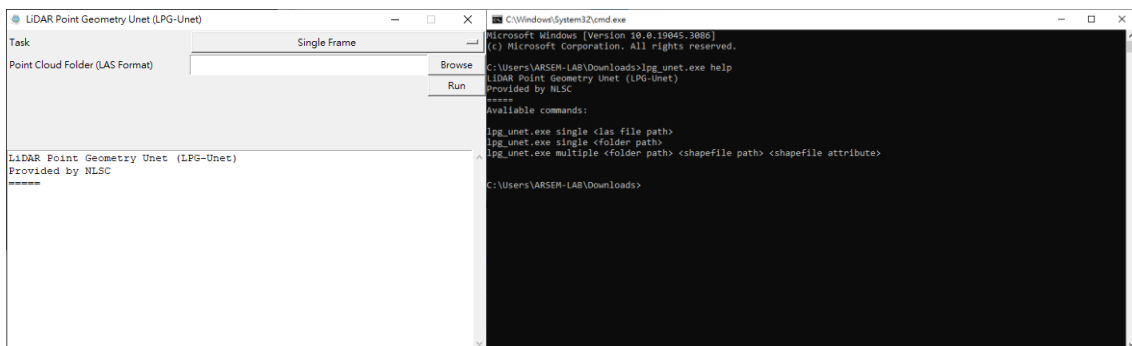


圖 3-32、LPG-Unet 程式介面(左)GUI 版本(右)CLI 版本

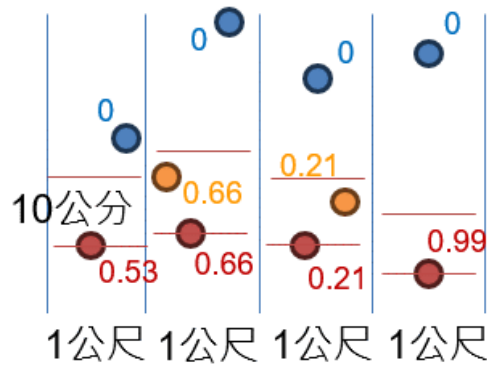


圖 3-33、111 年度 AI 程式反投影信心值示意圖

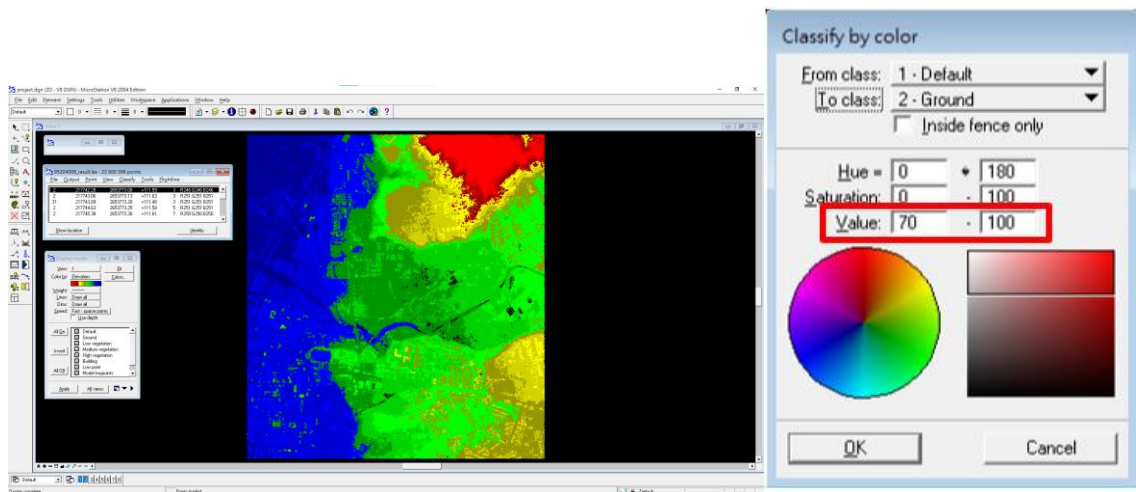


圖 3-34、(左)TerraScan 軟體中(右)Classify by Color 工具介面

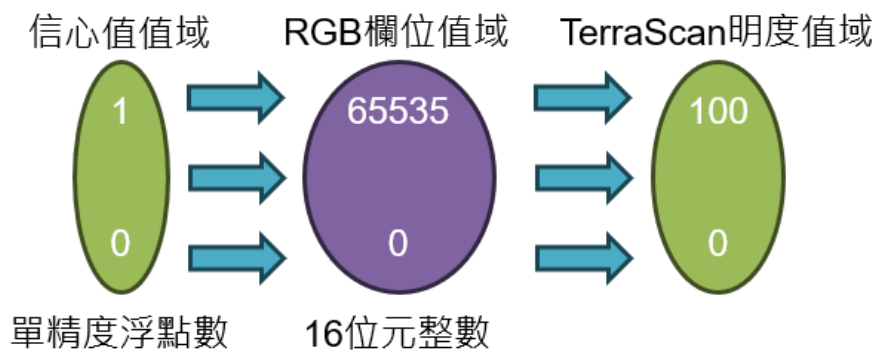


圖 3-35、值域關係圖

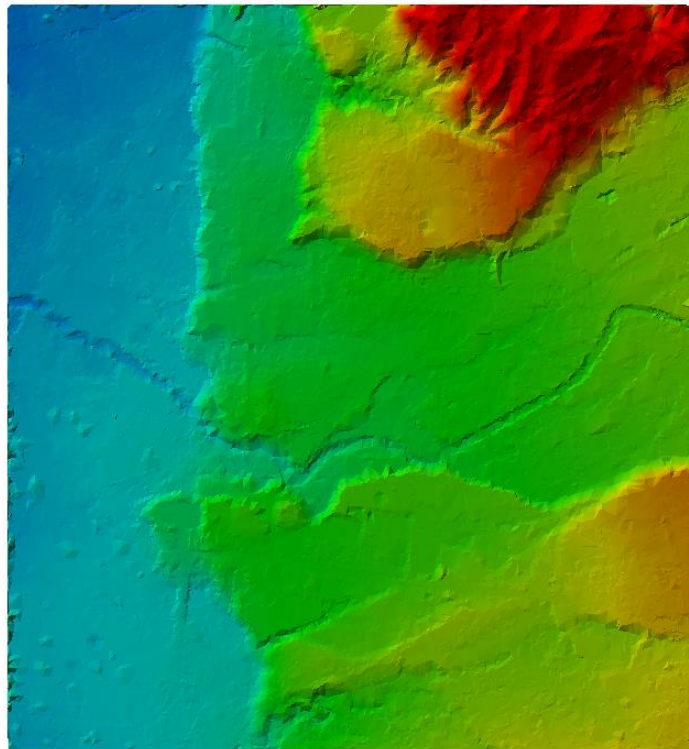


圖 3-36、111 年案人機協作分類成果 TIN(95204008-草屯，信心值門檻 70)

本案亦導入人機協作，共開發 2 個 AI 模型，除了地面點分類模型之外，另建構一種模型用於分類雜訊，命名為 Noise-insensitive Profile-based Airborne LiDAR net (NPALnet)，流程如圖 3-37 所示。

當分類地面點時，AI 程式會先將點雲資料按 1 公尺解析度體素化，並依方位角 0、45、90、135 度進行「水平投影」，產製如圖 3-38 點雲 256 × 256 公尺分幅之剖面影像。同樣考慮分幅接邊，影響 AI 針對影像邊緣之判釋能力，因此亦採外擴 20 公尺範圍作為輸入資料，輸入 AI 模型進行判釋。輸出信心值成果如圖 3-39 所示，並依各網格所對應之體素進行反投影，取各體素內最低點向上 10 公分(2 倍觀測精度)範圍回填信心值，示意圖如圖 3-40 所示，4 個方向信心值經平均後寫入 LAS 格式 RGB 欄位。

分類雜訊上亦執行相似步驟，不同處在於 AI 模型改為判釋點雲是否為雜訊。AI 程式介面如圖 3-41 所示，輸入空載光達點雲 LAS 格式，輸出 2 份點雲資料，其一為雜訊分類信心值，其二為地面點分類信心值。接續與 111 年案相似之作業流程，利用點雲編修軟體 TerraScan 中 Classify by Color 工

具便可設定門檻值進行分類。另外，根據測製廠商使用經驗之判斷，人機協作機制可調整兩項分類之先後順序，亦即優先分出地面點後再分雜訊，或先分雜訊再分地面點，以更有效方式之考量下分類點雲，有助於後續細部人工編修作業。人機協作流程操作說明與成效分析請參閱第肆章之第四項「人機協作機制之成果分析」。

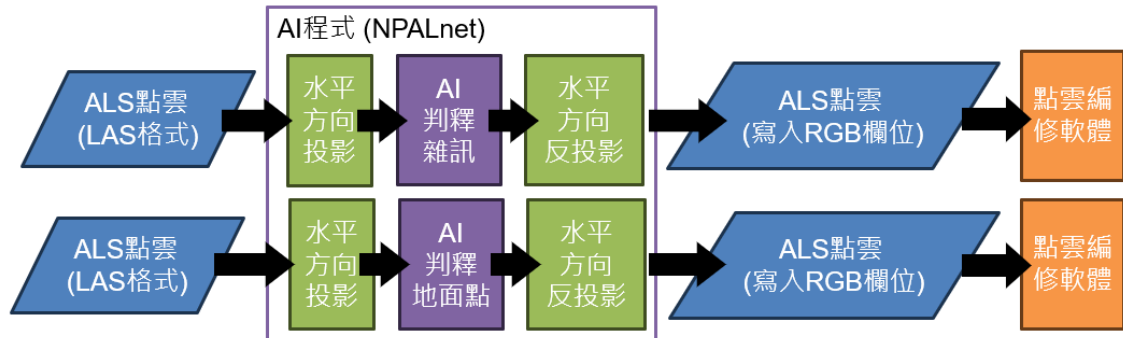


圖 3-37、本案人機協作流程圖

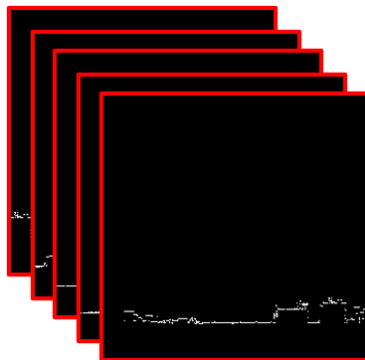


圖 3-38、256×256 公尺分幅剖面影像

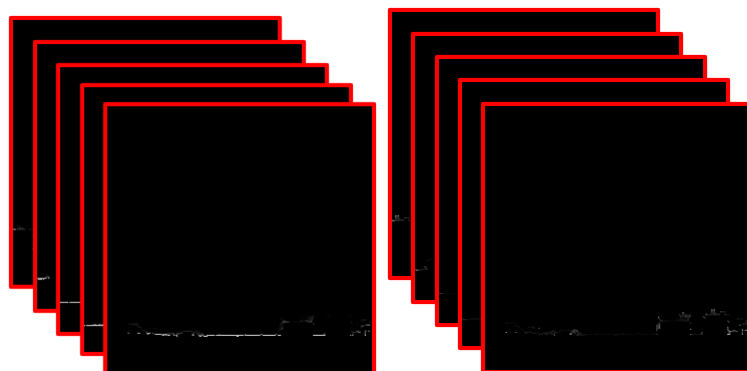


圖 3-39、256×256 公尺分幅信心值影像(左)地面點信心值(右)雜訊信心值



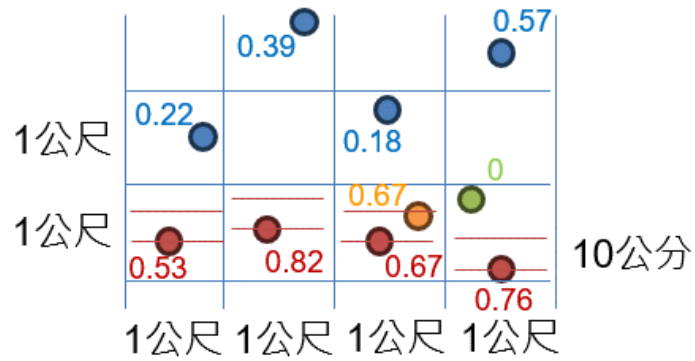


圖 3-40、本年度 AI 程式反投影信心值示意圖

```

C:\Windows\System32\cmd.exe - npalnet.bat
C:\Users\ARSEM-LAB\Downloads\NPALnet_v1\dist>npalnet.bat
C:\Users\ARSEM-LAB\Downloads\NPALnet_v1\dist>npalnet_forward_v1.exe
*****
* Copyright (c) 2023 NLSC.
*
* This program is part of the "Research Project on Using AI
* Technology to Facilitate Airborne LiDAR Point Cloud Noise
* Processing and Terrain Point Cloud Classification in 2023".
*
* Written by NCKU.
*****
Part 1
Project 3D points to 2D profile images.
WORKSPACE: C:\Users\ARSEM-LAB\Downloads\NPALnet_v1\workspace
PROFILE_DIR: C:\Users\ARSEM-LAB\Downloads\NPALnet_v1\workspace\Profile
PREDICTION_IMAGE_DIR: C:\Users\ARSEM-LAB\Downloads\NPALnet_v1\workspace\Prediction
PREDICTION_RESULT_DIR: C:\Users\ARSEM-LAB\Downloads\NPALnet_v1\workspace\Result
ROTATION: [0, 45, 90, 135]
REFERENCE_LAS: C:\Users\ARSEM-LAB\Downloads\NPALnet_v1\pointcloud
Number of las files: 1
Source: C:\Users\ARSEM-LAB\Downloads\NPALnet_v1\pointcloud\95204008.las
Rotation: 0
Profile output: C:\Users\ARSEM-LAB\Downloads\NPALnet_v1\workspace\Profile\95204008\0\img
7% | 172/2571 [00:45:10:46, 3.71it/s]

```

圖 3-41、NPALnet 程式介面

## 第肆章、成果驗證

本團隊為評估所提水平投影方法及 AI 模型是否具地面點分類成效，於前置作業時進行初步試驗，將資料區分為兩類，一為包含城市、農田為主之「平原區」，另一為包含山區、丘陵為主之「森林區」，並分別就此兩類地形之無雜訊點雲資料，分別訓練平原模型及森林模型，評估結果如表 4-1 所列，顯示本案所使用之水平投影方法及 AI 模型具有地形之地面點分類能力。

表 4-1、前置作業訓練模型之地面點分類結果

模型	測試圖幅	準確度	精度	召回率	F1-score
平原	94181061-鴨母寮	0.8687	0.8062	0.9554	0.8744
森林	95193004-三腳南山	0.9091	0.6238	0.7678	0.6884

另將 94181061-鴨母寮之地面點預測結果與真值進行水平剖面方向檢視，也顯示本年度所提方法，尤其在大型建物之地面點分類結果有顯著成效，如圖 4-1 所示(圖中橘點為地面點、灰點為非地面點)。



圖 4-1、94181061-鴨母寮大型建物點雲地面點分類預測結果

考量多數五千分之一圖幅點雲為綜合地形，實務上不易區分為平原或森林，因此本研究將發展一個適用所有地形，且能夠含雜訊之點雲中直接進行地面點分類之 AI 模型，稱之「抗雜訊」地面點分類 AI 模型。

過濾雜訊點雲及自動化地面點分類等兩項不同任務所需訓練資料不相同，過濾雜訊之影像標記為雜訊及非雜訊，而地面點篩選之影像標記為地面點及非地面點，本案將視為不同任務並分別訓練及預測，如圖 4-2 所示。

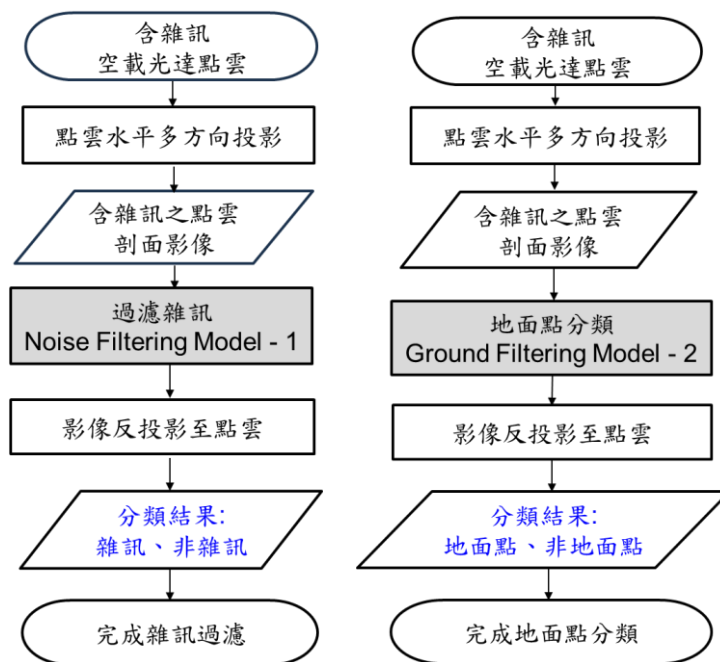


圖 4-2、過濾雜訊及地面點分類 AI 訓練流程

## 一、AI 過濾雜訊成果

### (一) AI 訓練

訓練資料選取 15 幅點雲圖幅產製水平投影之地形剖面影像，並隨機挑選約 24 萬張剖面影像，再融合剖面影像與雜訊，成為新的訓練樣本，訓練及驗證資料比例為 8:2，其中雜訊自 5 幅含雜訊點雲中獲取雜訊剖面影像約 2.7 萬張，並進行資料擴增或隨機雜訊，以獲得更多雜訊樣貌，雜訊過濾訓練資料集如表 4-2 所列。圖 4-3(a)至(d)之左圖為含雜訊點雲剖面影像，白點表示點雲水平投影後該像元對應之空間範圍中有點位資料，像元值為 1，黑色區域為該像元對應之空間無點位資料，像元值為 0；右圖標註資料雜訊標記為 1，為白點區域，其餘標記為 0，為黑色區域。

表 4-2、雜訊過濾之訓練資料集

地形資料集		雜訊資料集
94181075-尖山	95191003-自忠	96203045-裡門山(四) 96204034-曲冰(二) 96204035-尖臺山(三) 96221098-塔開山(二) 97224082-頭重埔
94182030-屏東市北部	95203004-九芎林	
94184009-台南市東部	95204067-新厝	
94192032-六分寮	95212054-頭櫃	
94192079-三宅寮	95213016-四塊厝	
94202034-埤腳	95213077-四德厝	
94202090-內埔子水庫	96213072-獨立尖山	
95183014-錦隆村		

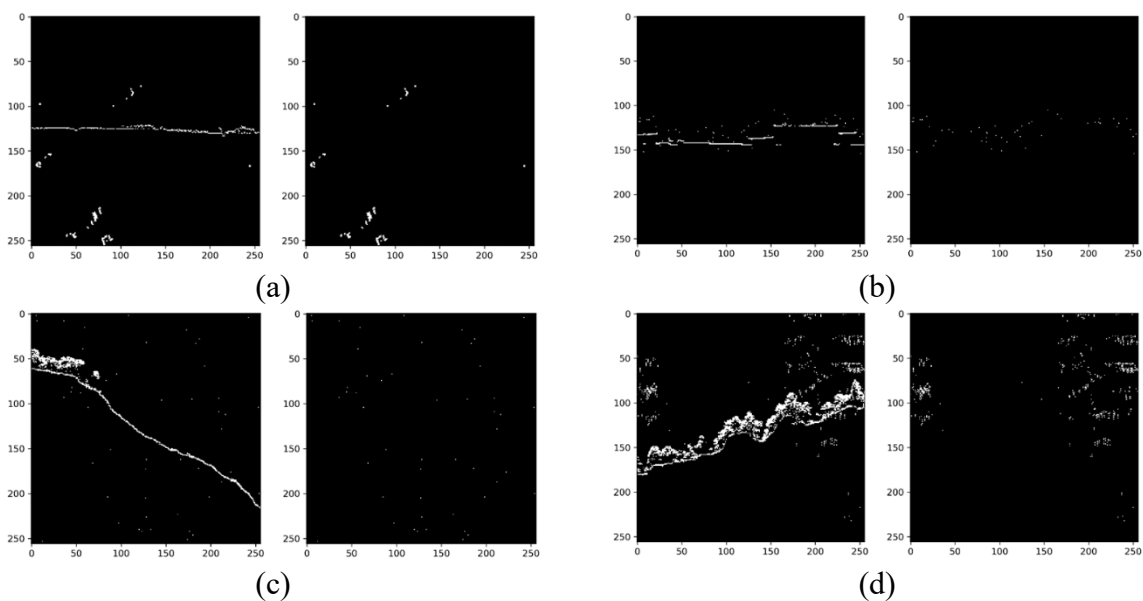


圖 4-3、256 × 256 像元大小之(左)含雜訊之點雲剖面影像及(右)標記資料

過濾雜訊如第參章所述，主要使用 VGG16-Unet 深度學習網路架構，模型為二元分類非雜訊及雜訊，非雜訊標記是 1，雜訊是 0。損失函數計算時，剖面影像無資料區域不參與 Loss 值計算，因雜訊與非雜訊數量不平衡，因此選用損失函數為 Focal loss，參數  $\gamma$  為 2， $\alpha$  為 0.73，learning rate 為  $1e-3$ ，訓練時當 val\_loss 連續 5 個 epochs 未降低則自動停止訓練。模型訓練結果如圖 4-4 所示，顯示模型訓練收斂且驗證資料 Loss 值接近訓練資料。

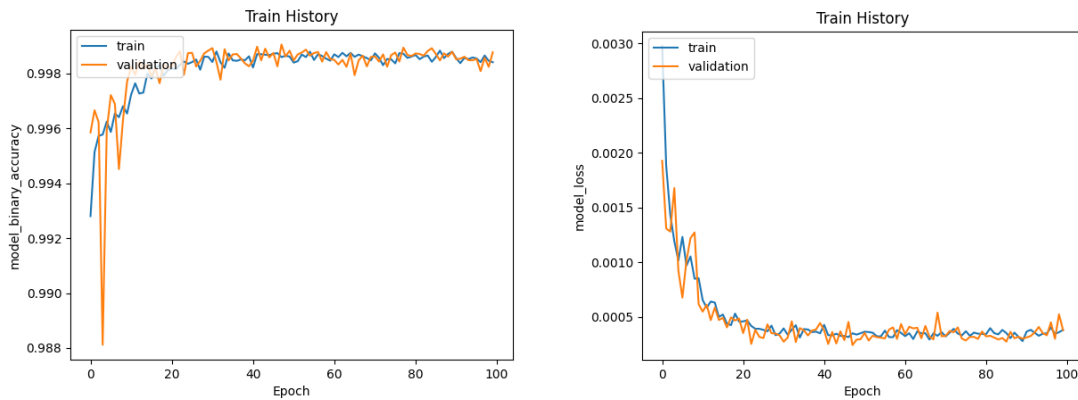


圖 4-4、過濾雜訊模型訓練(左)Accuracy 及(右)Loss 圖

## (二) 影像分類結果評估

為測試 AI 過濾雜訊之影像分類成效，測試資料使用實際包含雜訊之 96224063-新埔點雲資料，將點雲進行水平投影產生剖面影像，分類評估方法為影像之雜訊預測結果與真值進行逐像元比對並計算分類準確度、精度、召回率、F1 分數等四種精度指標。圖 4-5 為測試資料之剖面影像範例。

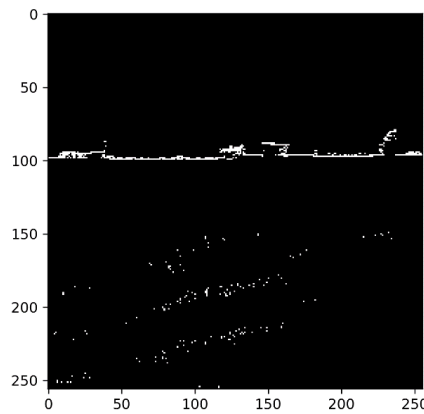


圖 4-5、測試資料之 256 × 256 像元剖面影像

表 4-3 為雜訊過濾影像評估結果，顯示有召回率高而精度較低之情況，召回率高表示大部分之雜訊影像像元可被正確預測；而精度低則表示有大部分非雜訊被誤判為雜訊，因雜訊數量較少，故若有誤判則會使精度明顯降低，故將再進行反投影為點雲，並分析點雲分類精度及實際檢視點雲分析漏授或誤授情形。



表 4-3、96224063-新埔雜訊過濾影像分類評估結果

(單位：百萬像元)		標記資訊		
		雜訊	非雜訊	合計
預測結果	雜訊	0.2405 (TP)	0.2054 (FP)	0.4459 (B)
	非雜訊	0.0167 (FN)	32.0627 (TN)	32.0794
	合計	0.2572 (A)	32.2681	32.5253 (C)
準確度 (TP+TN)/C		精度 (TP/B)	召回率 (TP/A)	F1-score
0.9932		0.5393	0.9350	0.6840

AI 模型輸出為該像元是否為雜訊之信心值，信心值愈高表示該像元愈可能為雜訊，將剖面影像預測結果逐像元繪製信心值分布圖，如圖 4-6 所示，圖中橙色區域為測試影像中實際是雜訊像元之信心值分布，藍色區域則是實際是非雜訊像元之信心值分布。圖中顯示雜訊及非雜訊之信心值分布有明顯差異，表示本案訓練之 AI 模型具備辨識雜訊及非雜訊之能力，但由圖中也可看到有部分非雜訊具有信心值稍高，表示目前之 AI 模型仍會將非雜訊誤判為雜訊，另有也部分雜訊信心值偏低，表示會有雜訊漏授之情形。

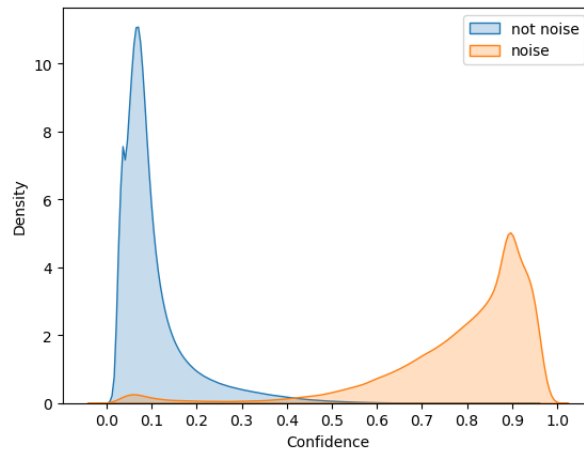
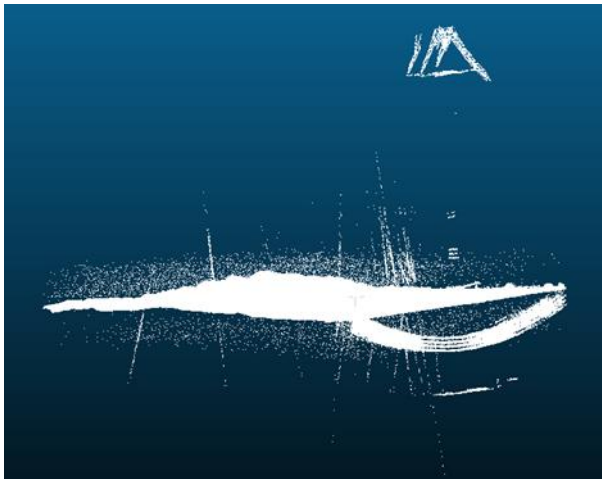


圖 4-6、雜訊過濾影像像元分類預測結果之信心值分布

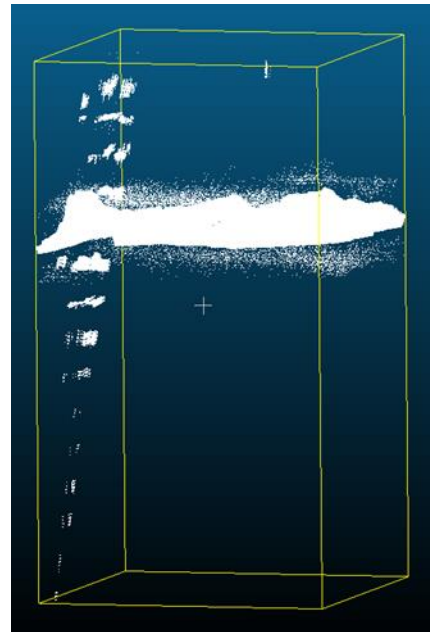
### (三) 雜訊過濾成果

將測試圖幅之影像分類結果反投影至點雲，完成雜訊與非雜訊分類預測。預測結果與點位真值進行逐點比對，建立混淆矩陣以計算準確度

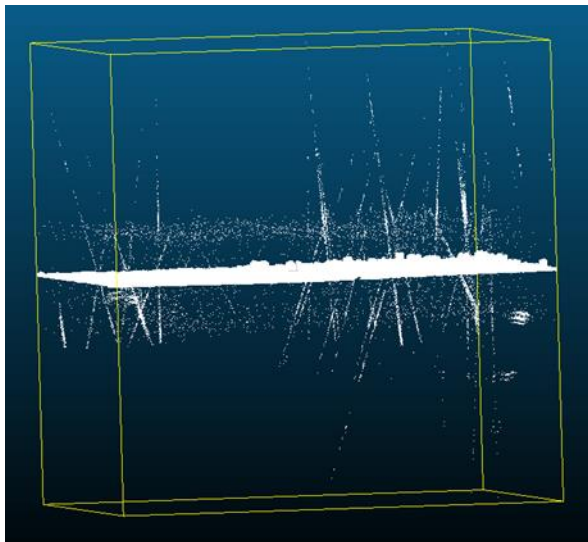
(Accuracy)、精度(Precision)、召回率(Recall)、F1 分數(F1-score)等評估標準。使用實際含雜訊之點雲圖幅進行預測，包括 96224063-新埔、95211027-新興(四)、95221070-新社及 97223033-玉蘭(三)進行成果分析，原始點雲樣態整理如圖 4-7 所示。



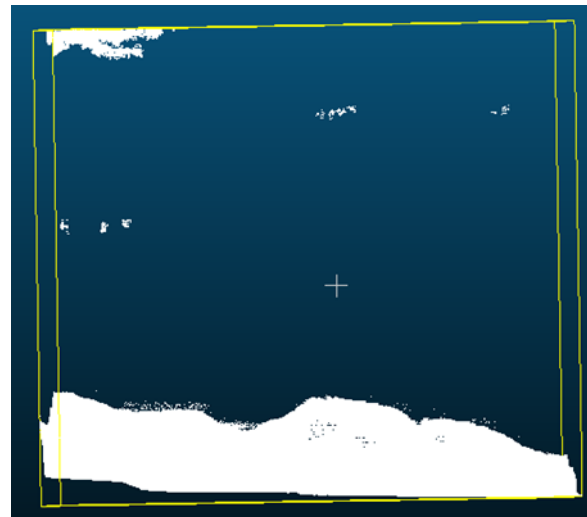
96224063-新埔



95211027-新興(四)



95221070-新社



97223033-玉蘭(三)

圖 4-7、含雜訊點雲圖幅

由表 4-4 至表 4-7 之點雲雜訊過濾成果指標顯示，4 幅範例測試圖幅中，只有 96224063-新埔、95211027-新興(四)此兩幅之分類成效較佳，指標均超過 0.8 以上，但 95221070-新社之指標，例如 F1-score 低於 0.5，分析應是圖幅之雜訊點數量均較少，若有辨識錯誤之情況，可能使評估指標降低，初步評估本 AI 模型具有雜訊過濾能力，因此本節將針對各範例圖幅，探討 AI 模型對雜訊辨識之難易程度，以利後續研究如何提升雜訊過濾成效。

表 4-4、95211027-新興(四)點雲雜訊過濾結果混淆矩陣及精度分析

(單位：百萬點)		標記資訊		
		雜訊	非雜訊	合計
預測結果	雜訊	0.1893 (TP)	0.0283 (FP)	0.2176 (B)
	非雜訊	0.0421 (FN)	50.0176 (TN)	50.0597
	合計	0.2314 (A)	50.0459	50.2773 (C)
準確度 (TP+TN)/C		精度 (TP/B)	召回率 (TP/A)	F1-score
0.9986		0.8699	0.8180	0.8432

表 4-5、96224063-新埔點雲雜訊過濾結果混淆矩陣及精度分析

(單位：百萬點)		標記資訊		
		雜訊	非雜訊	合計
預測結果	雜訊	0.2205 (TP)	0.0130 (FP)	0.2335 (B)
	非雜訊	0.0144 (FN)	49.4095 (TN)	49.4239
	合計	0.2349 (A)	49.4225	49.6574 (C)
準確度 (TP+TN)/C		精度 (TP/B)	召回率 (TP/A)	F1-score
0.9994		0.9444	0.9387	0.9416

表 4-6、95221070-新社點雲雜訊過濾結果混淆矩陣及精度分析

(單位：百萬點)		標記資訊		
		雜訊	非雜訊	合計
預測結果	雜訊	0.0303 (TP)	0.0719 (FP)	0.1022 (B)
	非雜訊	0.0568 (FN)	27.9569 (TN)	28.5949
	合計	0.0871 (A)	28.1007	28.6271 (C)
準確度 (TP+TN)/C		精度 (TP/B)	召回率 (TP/A)	F1-score
0.9995		0.2970	0.3482	0.3206

表 4-7、97223033 玉蘭(三)點雲雜訊過濾結果混淆矩陣及精度分析

(單位：百萬點)		標記資訊		
		雜訊	非雜訊	合計
預測結果	雜訊	0.3408 (TP)	0.0749 (FP)	1.4157 (B)
	非雜訊	0.7652 (FN)	103.5574 (TN)	104.3226
	合計	1.106 (A)	103.6323	104.7383 (C)
準確度 (TP+TN)/C		精度 (TP/B)	召回率 (TP/A)	F1-score
0.9920		0.8198	0.3081	0.4479

為實際瞭解雜訊過濾情況，將預測結果與點雲真值進行水平剖面方向檢視及比較，並綜合說明如下。

### 1. 95211027-新興(四)

95211027-新興(四)位於苗栗縣泰安鄉，表 4-4 顯示本範例圖幅點雲雜訊過濾成果準確度、精度、召回率及 F1-score 均達 0.8 以上，顯示雜訊過濾成果尚佳。圖 4-8 所示為本圖幅雜訊樣貌，為於地表附近易與地貌混淆之雜訊，例如：於山谷中或平原之浮點雜訊，或於地表上方之成群雜訊，大部分可正確辨識，成群雜訊中仍有部分點位未能正確分類為雜訊。但此一結果可輔助當過濾點雲雜訊需人工作業時，容易找出成群雜訊位置。

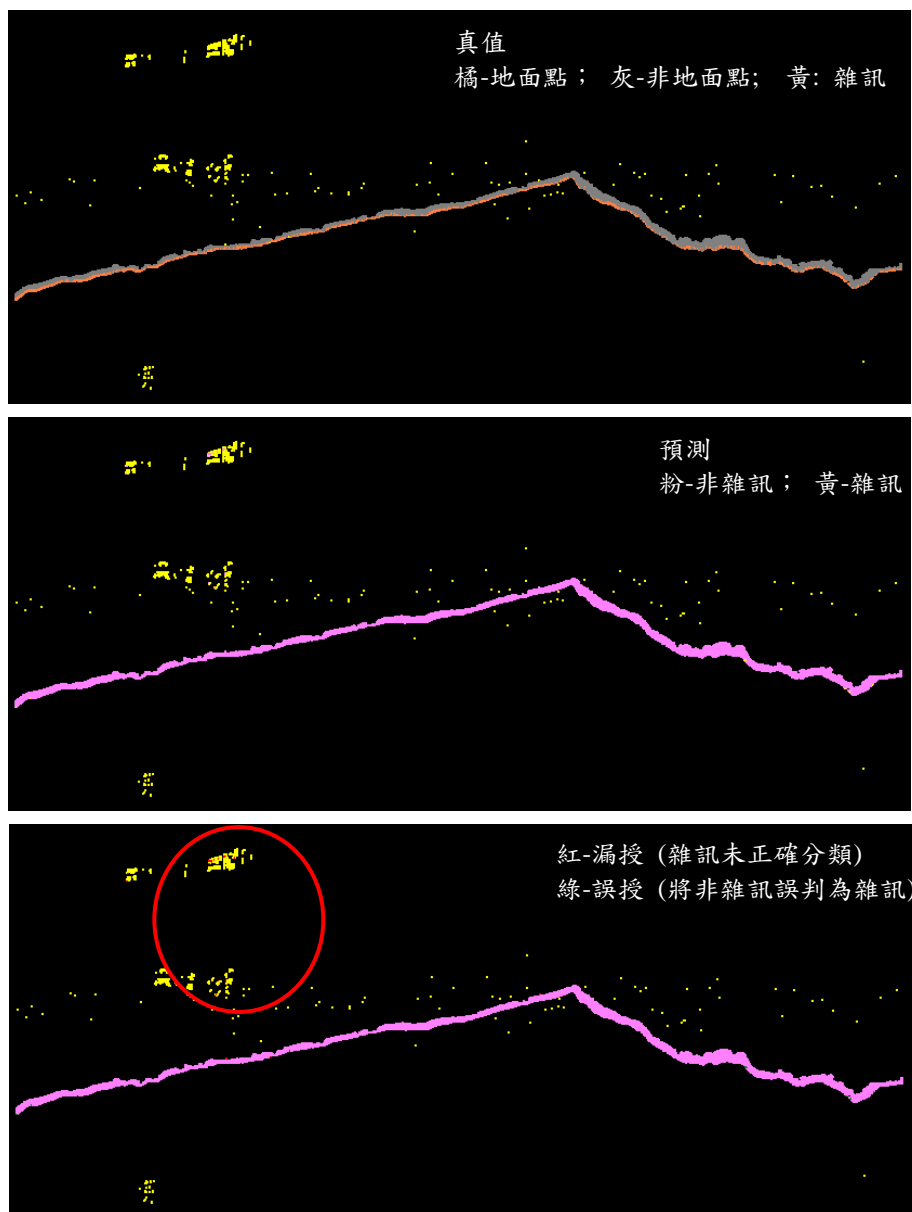


圖 4-8、95211027-新興(四)點雲雜訊過濾結果與真值比較

## 2. 96224063-新埔

96224063-新埔位於新竹縣新埔鎮，圖 4-9 至圖 4-11 所示為 96224063-新埔之點雲資料，雜訊樣貌包括嵌入地表，與地貌混淆之雜訊、於地表下方之大範圍雜訊。依表 4-5，顯示準確度、精度、召回率及 F1-score 均達 0.9 以上，顯示雜訊過濾成果為測試圖幅中最佳，可能此圖幅之雜訊型態較常見。圖 4-9 及圖 4-10 中顯示本範例圖幅大範圍之成群雜訊、嵌入地表雜訊大部分可正確辨識，但仍有靠近地表之



零星雜訊點漏判為非雜訊；另外電桿可能點位不完整，形態類似雜訊飄浮在空中而誤判為雜訊，而高壓電線亦會被誤判為雜訊(如圖 4-11)，分析應也是點雲型態與雜訊類似。

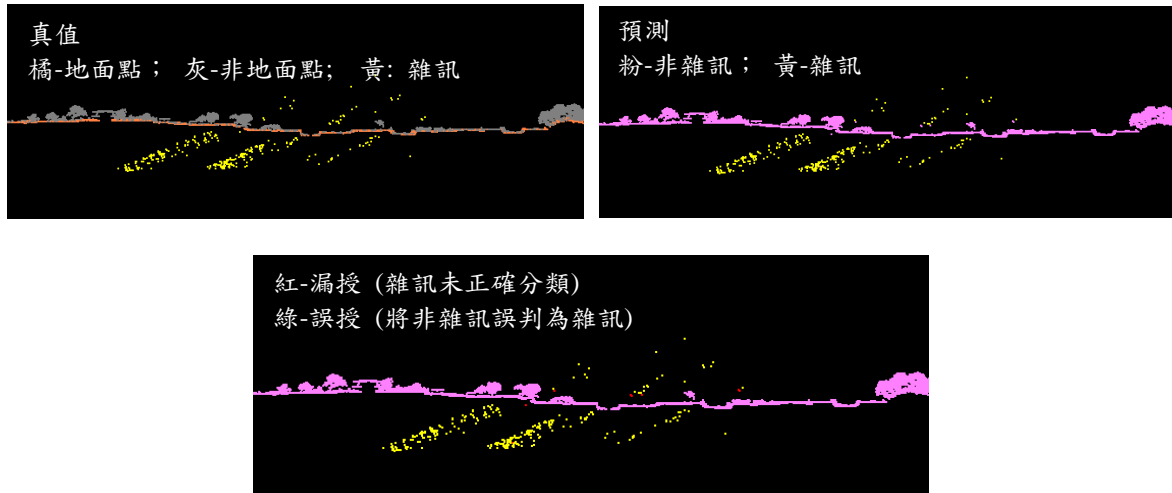


圖 4-9、96224063-新埔點雲雜訊過濾結果與真值比較(嵌入地表雜訊)

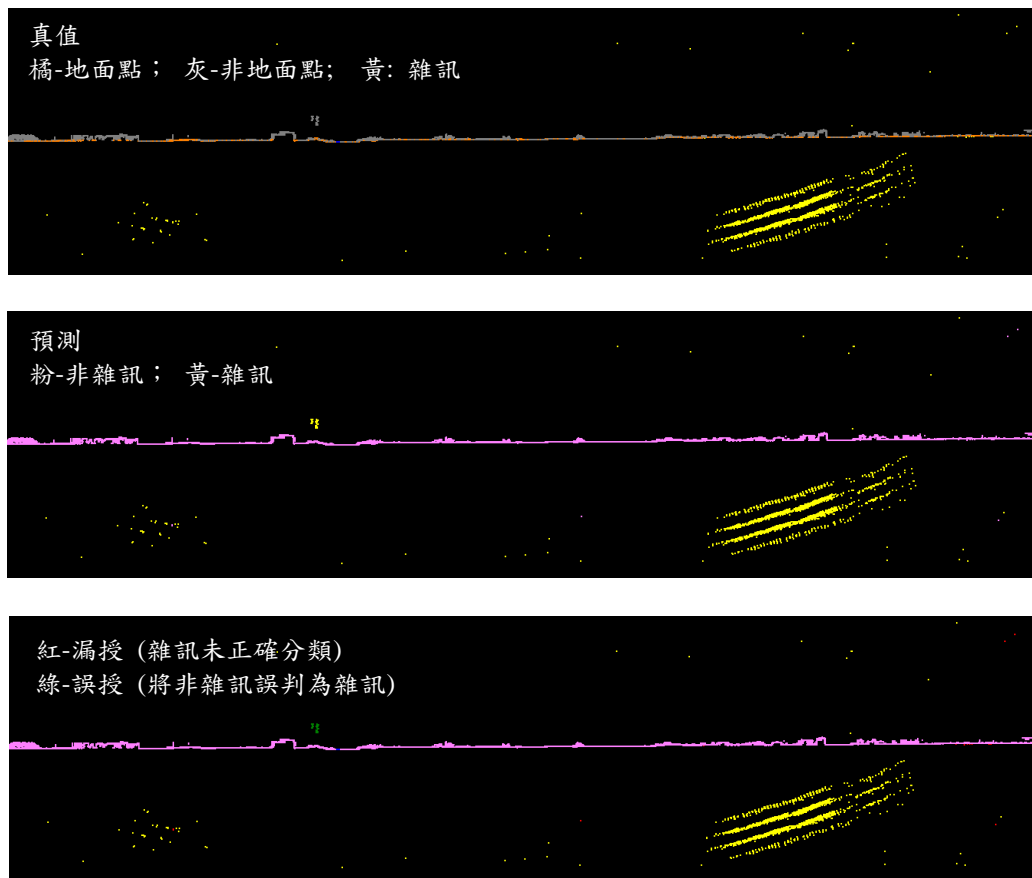


圖 4-10、96224063-新埔點雲雜訊過濾結果與真值比較(地表下方雜訊)

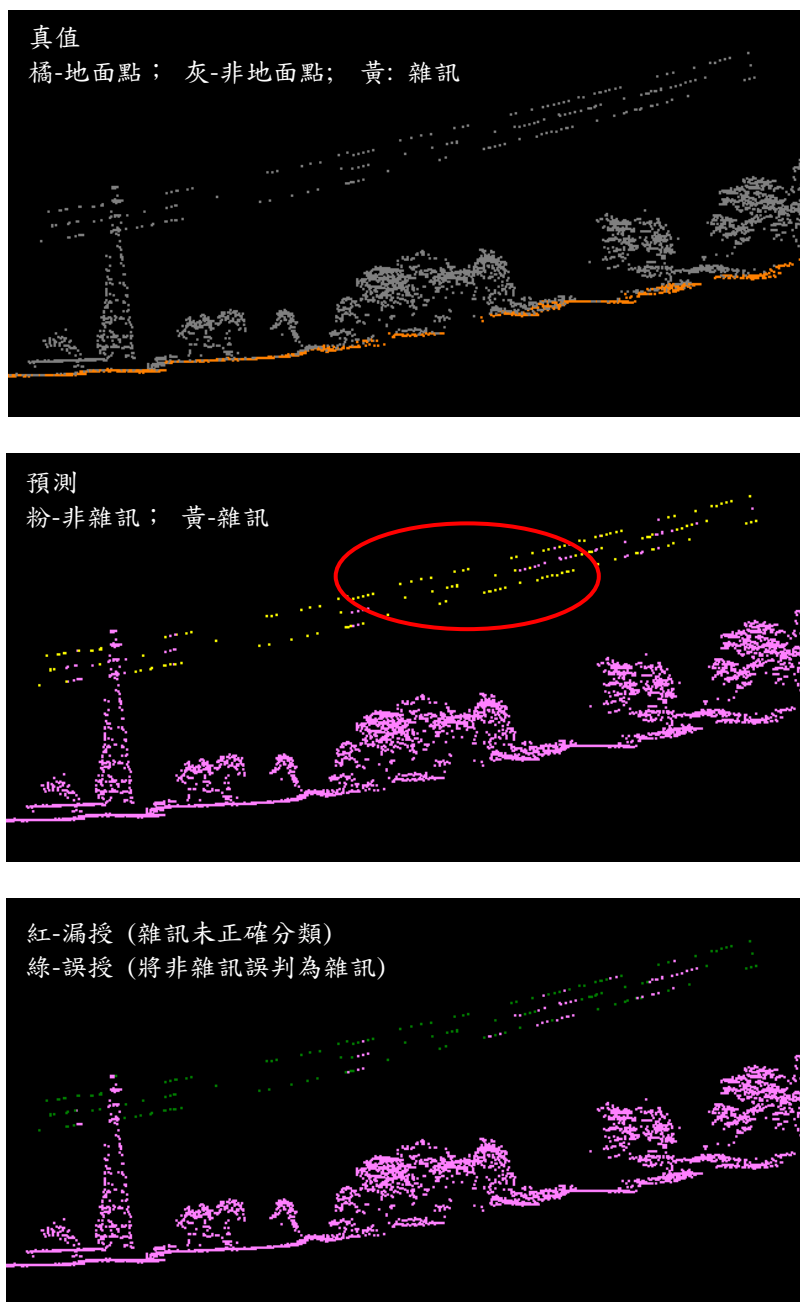


圖 4-11、96224063-新埔點雲雜訊過濾結果與真值比較(高壓電線)

### 3. 95221070-新社

95221070-新社位於新竹縣竹北市，圖 4-12 所示為 95221070-新社點雲資料，穿過地表及建物之雜訊，大部分可正確辨識，部分靠近地表之零星雜訊點未能正確分類。圖 4-13 顯示電桿之點雲稀疏並被誤判為雜訊，此類雜訊即使人工亦不易辨識。圖 4-14 顯示雜訊與地形相混，此兩種容易分類錯誤之情況可說明表 4-6 分類結果指標偏低之原因。

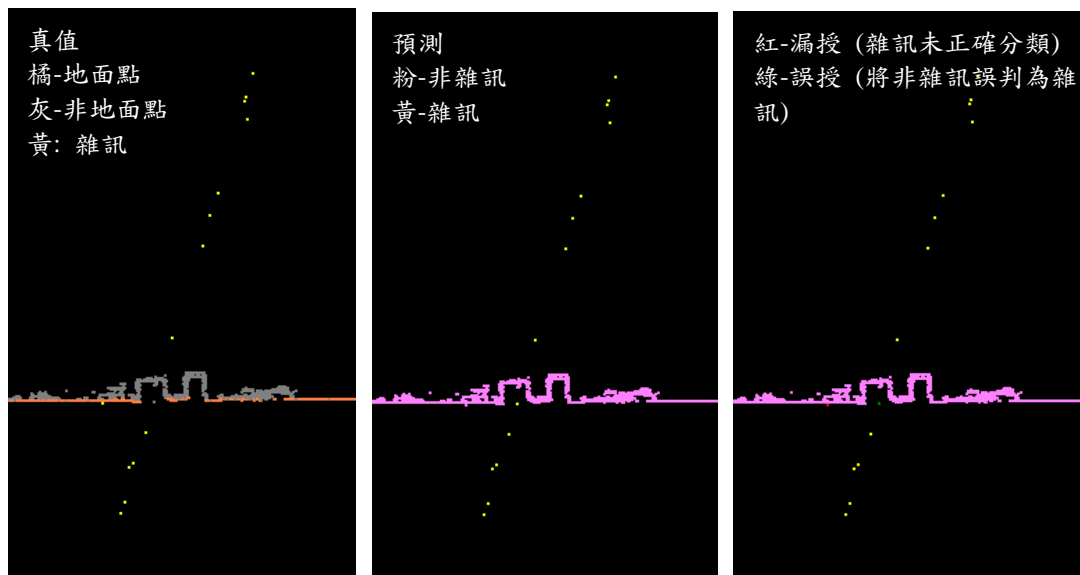


圖 4-12、95221070-新社點雲雜訊過濾結果與真值比較-1

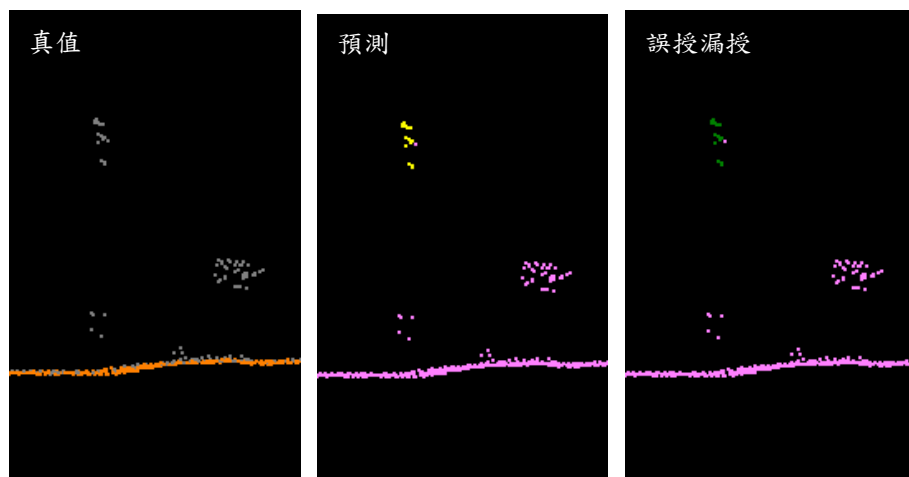


圖 4-13、95221070-新社點雲雜訊過濾結果與真值比較-2

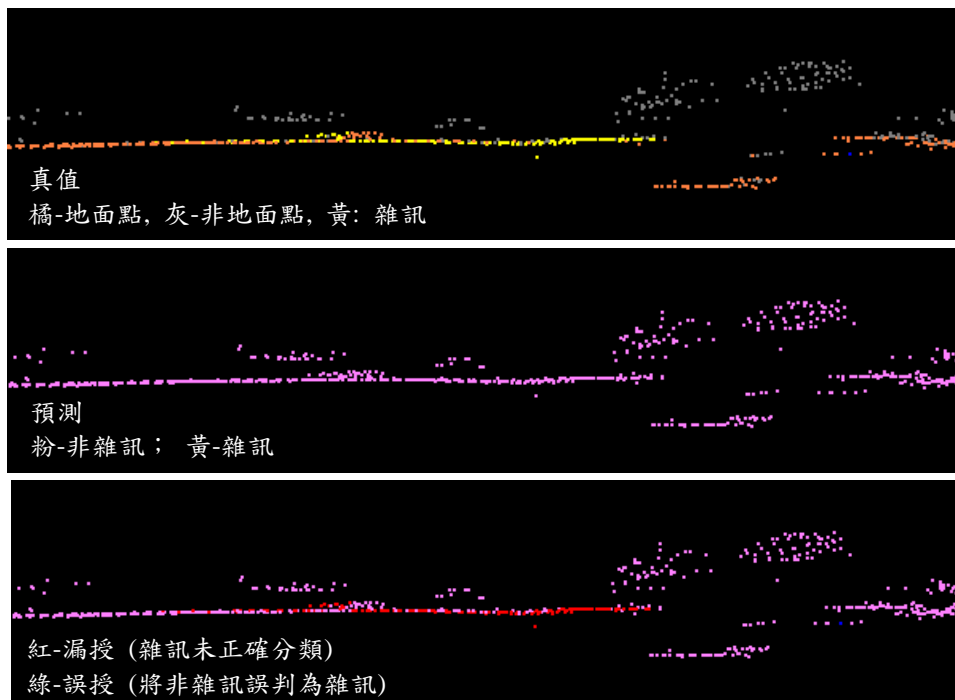


圖 4-14、95221070-新社點雲雜訊過濾結果與真值比較-3

#### 4. 97223033-玉蘭(三)

97223033-玉蘭(三)位於宜蘭縣大同鄉，圖 4-15 為 97223033-玉蘭(三)點雲資料，點雲樣貌為大範圍雜訊，且雜訊嵌入地表與地形混淆，結果顯示「漏授」較多，有大量雜訊未被正確預測。此說明表 4-7 分類結果召回率偏低之情況，分析本幅點雲之成群雜訊密度較其他圖幅高，雜訊樣態可能未包括在訓練樣本中以致無法辨識。此類雜訊成群且與地形混合，人工作業不易處理，如再加強 AI 對此類雜訊辨識能力，將有助雜訊過濾實際成效。

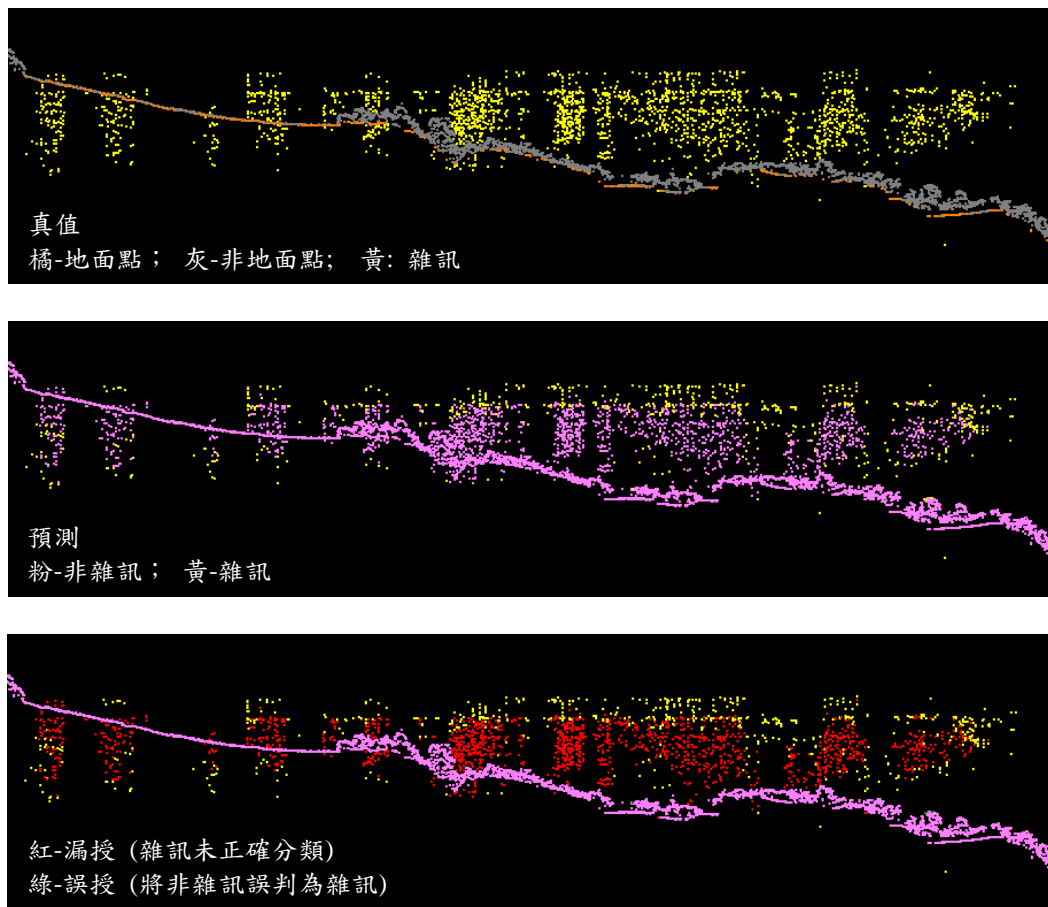


圖 4-15、97223033-玉蘭(三)點雲雜訊過濾結果與真值比較

#### (四) 綜合分析

針對易與地形混淆之雜訊，包括於地表之浮點雜訊，或嵌入地表之成群雜訊，本案使用水平投影與 AI 點雲雜訊過濾方法，辨識雜訊已有初步成效，目前浮點雜訊使用隨機方式模擬，是否有更符合實際點雲雜訊之產生方式，仍須再進一步探討；成群雜訊之辨識成果較不穩定，主要原因可能為提供 AI 訓練資料之雜訊形態尚不夠多元，或是有其他 AI 網路架構更能擷取雜訊特徵。雜訊形態因設備特性及資料收集現場環境而可能有不同之形態，需再進一步瞭解，以能有更多雜訊形態進行後續 AI 模型訓練。另外，圖 4-16 為使用另一幅 96203083-秀姑巒山(四)點雲含雜訊之區域進行測試，發現為模擬雜訊嵌入地表並與地形混淆以利 AI 辨識，但也易造成地面點誤判為雜訊，例如山區穿透率低之區域。故如何精進更合適之雜訊與地形剖面影像融合方式，亦是後續進一步需要改善之事項。



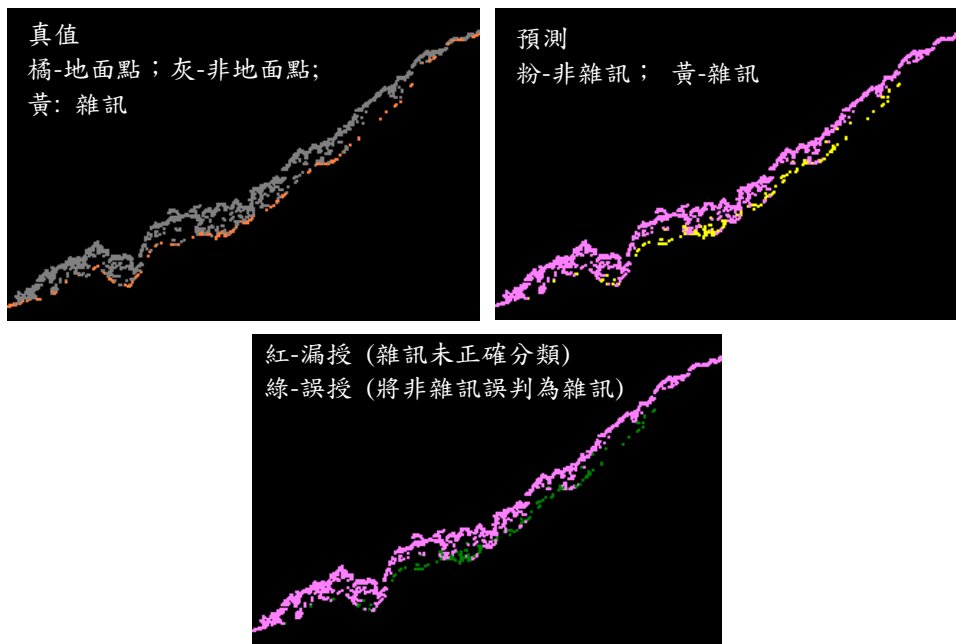


圖 4-16、誤判地面點為雜訊之案例

## 二、點雲地面點分類 AI 訓練及分類成效評估

### (一) AI 訓練

訓練資料選取包括城市、農田、丘陵及森林等地形之 29 幅點雲圖幅，依第參章之水平多方向投影方法將點雲進行 0、45、90 及 135 度四個方向水平投影，產生  $256 \times 256$  像元大小之地形剖面影像，再隨機選取樣本，且為使 AI 具備抗雜訊能力，地形剖面影像將融合雜訊，成為新的訓練樣本，合計共 50.8 萬張剖面影像，訓練及驗證資料比例為 8:2，其中雜訊自 5 幅含雜訊點雲中獲取雜訊剖面影像約 2.7 萬張，並進行資料擴增或隨機雜訊，以獲得更多雜訊樣貌，地面點訓練資料集如表 4-8 所列。AI 訓練資料之影像標記為地面點及非地面點，如圖 4-17 左圖為點雲剖面影像，白點表示點雲水平投影後該像元對應之空間範圍中有點位資料，像元值為 1，黑色區域為該像元對應之空間無點位資料，像元值為 0；右圖標註資料之白點表示地面點，標記為 1，黑色區域為其他，包括非地面點、雜訊、水體或無資料，標記為 0。

表 4-8、地面點分類之訓練資料集

地形資料集		雜訊資料集
94181053-九圍	94192010-曾文三橋	96203045-裡門山(四)
94192002-菁埔	95183019-霧台	96204034-曲冰(二)
94212098-西勢湖	95191003-自忠	96204035-尖臺山(三)
95183001-洛陽	95212001-坑頭	96221098-塔開山(二)
95213077-四德厝	95212054-頭櫃	97224082-頭重埔
95213091-金興	96204061-卓社(四)	
94192032-六分寮	96213072-獨立尖山	
94202034-埤腳	94181075-尖山	
95183014-錦隆村	94182007-坑內	
95203004-九芎林	94192079-三宅寮	
94182030-屏東市北部	94202090-內埔子水庫	
94184009-台南市東部	95201061-集集	
94191008-嘉義市	95213016-四塊厝	
95203012-斗六	95213071-頂荊桐腳	
	95204067-新厝	

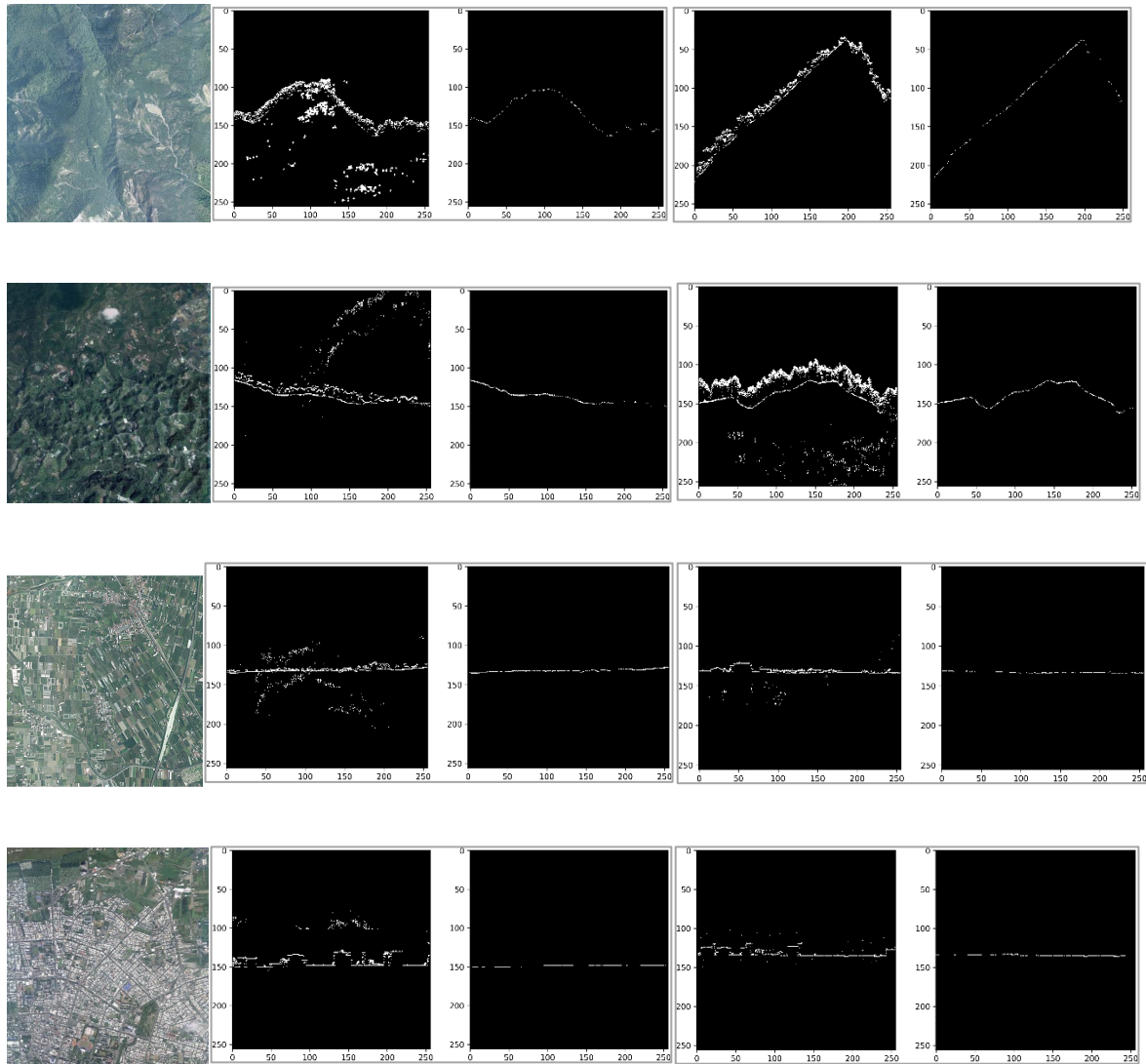


圖 4-17、由上至下為山區、丘陵、農田及城市等不同地形之訓練資料，每一筆之(左)為水平剖面影像、(右)為標記資料

本案於深度學習訓練之損失函數計算(Loss Function)，剖面影像無資料區域不參與 Loss 值計算。考量訓練之剖面影像之雜訊與非雜訊，地面點與非地面點數量不平衡，因此選用損失函數為 Focal loss，可用來解決影像中資料樣本不平衡之問題，訓練時 Focal loss 需要兩個參數  $\gamma$  及  $\alpha$ 。 $\gamma$  建議值為 2 (Lin et al., 2017)，而  $\alpha$  與地面點數量於全部訓練資料所占比例成反比。經估算模型之  $\alpha$  為 0.74，訓練批次大小(batch size)為 32，學習率(learning rate)為  $1e-3$ ，訓練時當驗證資料損失值(val\_loss)連續 3 個訓練期未降低，則學習率乘 0.5。模型訓練結果如圖 4-18，顯示模型訓練收斂且驗證資料 Loss 值接近訓練資料。

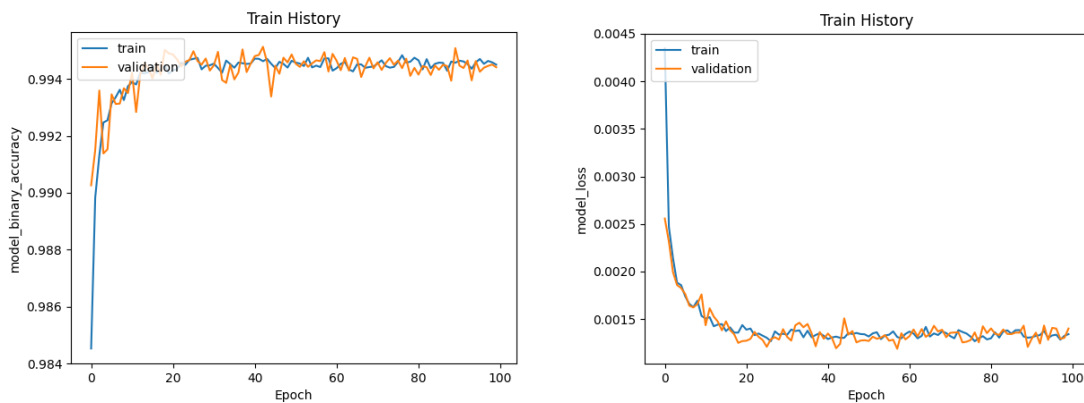


圖 4-18、地面點雲分類模型訓練(左)Accuracy 及(右)Loss 圖

## (二) 影像分類結果評估

測試圖幅為包含實際雜訊之點雲圖幅 96224063-新埔。圖 4-19 為測試資料之水平剖面影像範例，表 4-9 為影像分類精度指標。

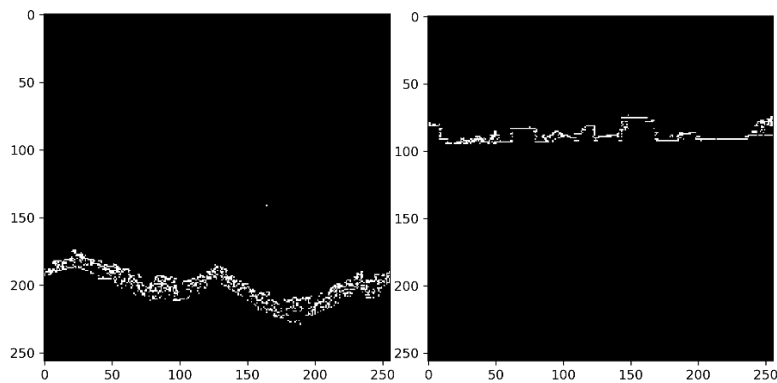


圖 4-19、測試資料之 256 × 256 像元剖面影像

表 4-9 為地面點分類影像評估結果，顯示有召回率高而精度稍低之情況，召回率高表示實際是地面點之影像大部分可被正確預測為地面點；而精度低則表示有非地面點被誤判為地面點，將進行反投影為點雲，並分析點雲分類精度及實際檢視點雲分類結果再一併分析漏授或誤授情形。

表 4-9、96224063-新埔地面點分類影像分類評估結果

(單位：百萬像元)		標記資訊		
		地面點	非地面點	合計
預測結果	地面點	7.0274 (TP)	1.3687 (FP)	8.3952 (B)
	非地面點	0.3720 (FN)	23.7581 (TN)	24.1301
	合計	7.3994 (A)	25.1258	32.5253 (C)
準確度 (TP+TN)/C		精度 (TP/B)	召回率 (TP/A)	F1-score
0.9465		0.8371	0.9497	0.8899

### (三) 點雲地面點分類成果及 DEM 精度分析

預測結果與點位真值進行逐點比對，建立混淆矩陣以計算準確度 (Accuracy)、精度 (Precision)、召回率 (Recall)、F1 分數 (F1-score) 等評估標準。點雲地面點分類最終目的為產製 DEM，因此最後將點雲分類結果與機關提供之原始點雲資料，均使用 Surfer 軟體以克利金法，用相同流程及參數建立 DEM。於後續內容中，以本案 AI 成果之預測地面點所產製之 DEM 稱為「預測 DEM」；以原始點雲真值地面點所產製之 DEM 稱為「參考 DEM」。精度分析為計算預測 DEM 與參考 DEM 之高程值較差，並計算高程差之最

小值、最大值、平均值、標準差及均方根誤差(Root-mean-square Error, RMSE)，以評估 DEM 精度。DEM 分析時，與參考 DEM 高程差異值大於 1 公尺為大誤差，應為 AI 模型分類較不佳之部分，可能為模型尚未能學習之地形地面點，將另計算排除大誤差情況下之 RMSE 值，檢視其在適應性較佳之地形地面點分類能力。

本節成果分析主要針對 AI 於山稜線、田埂、大型排水溝立面等地形特徵及大型建物之自動地面點分類訓練，評估地面類分類效能，分別使用有雜訊、及無雜訊之點雲圖幅進行測試，範例圖幅如表 4-10

表 4-10、測試資料地形特徵

測試圖幅	地形特徵
<b>有雜訊</b>	
96213038-紅香(二)	山稜、田埂
95221070-新社	大型排水溝立面、田埂
96224007-大崙	大型排水溝立面、田埂
96224061-竹北	大型建物
<b>無雜訊</b>	
96211063-苗圃(四)	山稜、田埂
94194039-樹林里	大型排水溝立面、田埂
95183051-西勢村	大型排水溝立面、田埂
94181061-鴨母寮	大型建物

### 1. 96213038-紅香(二)

96213038-紅香(二)位於南投縣仁愛鄉，其點雲資料包括山稜線及梯田、田埂之地形特徵(如圖 4-20)。點雲分類測試成果統計成混淆矩陣及精度指標如表 4-11 所列，DEM 情形如圖 4-21，DEM 精度指標統計如表 4-12 所列，抽取其中誤差 20 公分內及 1 公尺內像元計算佔比，並計算 1 公尺內 DEM 誤差精度，如表 4-13 所列。本圖幅地面點分類結果較不佳，尤其顯示召回率較低，表示有較多漏授，其中 DEM 差值圖左側為一般山稜線地形(圖 4-23)，差值較小，而紅色部分為差異值較大，經檢視點雲分類成果，該區域地形變化大(圖 4-24)，地面點



未正確分類之情形較多，導致整幅均方根誤差值偏高，經排除大誤差後計算後則有較佳之均方根誤差。



圖 4-20、96213038-紅香(二)地貌情形

表 4-11、96213038-紅香(二)點雲地面點分類結果混淆矩陣及精度分析

(單位：百萬點)		標記資訊		
		地面點	非地密點	合計
預測結果	地面點	3.3889 (TP)	1.2577 (FP)	4.6466 (B)
	非地面點	3.0587 (FN)	40.4018 (TN)	43.4605
	合計	6.4476 (A)	41.6595	48.1071 (C)
準確度 (TP+TN)/C		精度 (TP/B)	召回率 (TP/A)	F1-score
0.9103		0.7293	0.5256	0.6109

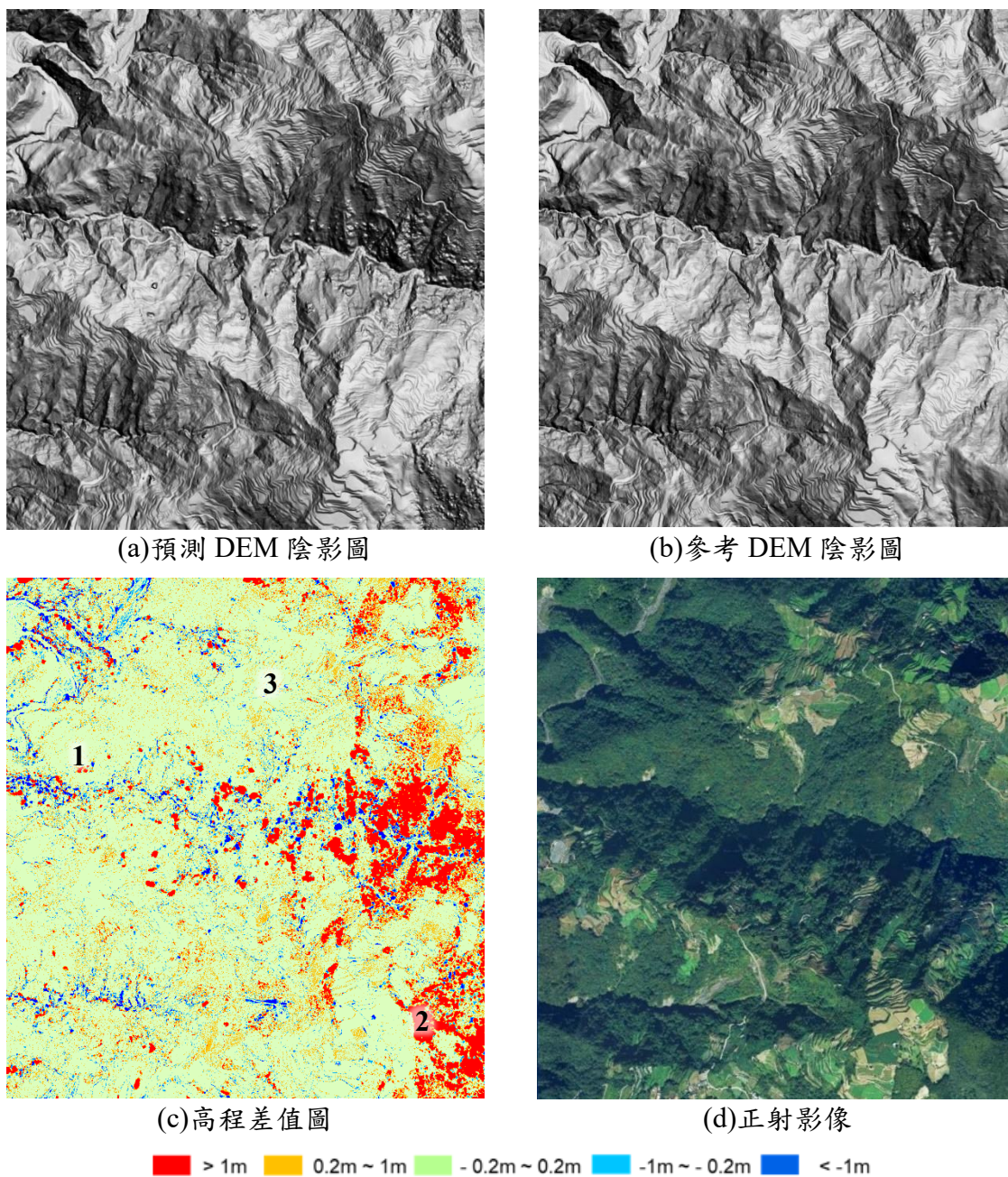


圖 4-21、96213038-紅香(二)之 DEM 比較

表 4-12、96213038-紅香(二)點雲分類成果之 DEM 誤差統計(單位：公尺)

最小值	最大值	平均值	標準差	均方根誤差
-30.3	48.6	0.41	1.812	1.858

表 4-13、96213038-紅香(二)點雲分類成果之 DEM 誤差比例

誤差 -0.2 ~ 0.2m	誤差 -1 ~ 1m			
像元比例	像元比例	平均值(m)	標準差(m)	均方根誤差(m)
71.41%	89.45%	0.05	0.224	0.230



將預測之地面點分類結果與點雲地面點真值進行水平剖面方向檢視及比較。如圖 4-22 所示，含雜訊之點雲區域，大部分可正確分類地面點，但仍會有少數靠近地表之雜訊會被誤判為地面點。此類位於地表下或山谷中之浮點雜訊較不易由人工作業濾除，也較影響地面點分類，若可正確辨識將有助於產製 DEM 作業效益。

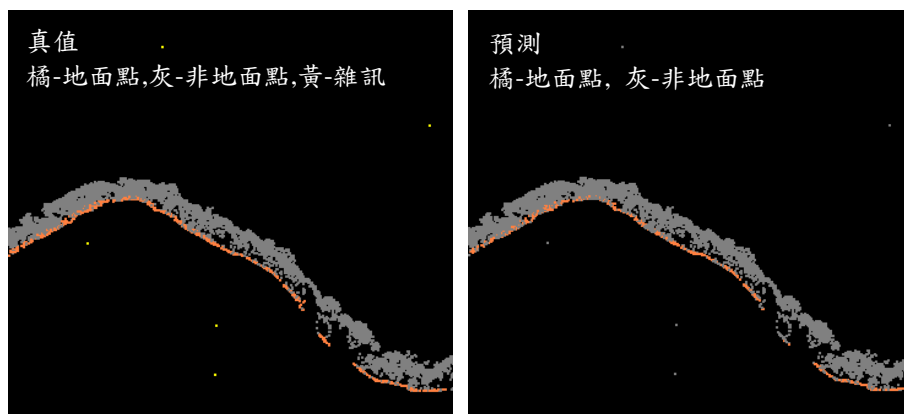


圖 4-22、96213038-紅香(二)地面點分類結果與真值比較-1

圖 4-23(於圖 4-21(c)中位置 1)顯示一般山稜線地形，可辨識部分地面點，而圖 4-24(於圖 4-21(c)中位置 2)之山稜線則顯示有較大之誤授，為植被被誤判為地面點，可能是該區域點雲穿透率較低所致；圖 4-25(於圖 4-21(c)中位置 3)顯示山區之梯田田埂，可辨識大部分地面點，雖有誤授或漏授情形，但在高程變化處有正確分類地面點，則可產製較小差異之 DEM，另本案之投影使用 1 公尺，預測為地面點之像元於反投影為點雲時，只有最低點 2 倍觀測精度內之點位會判定為地面點，故田埂突起高程有變化處，可能只有少量地面點，故會有漏授情形。

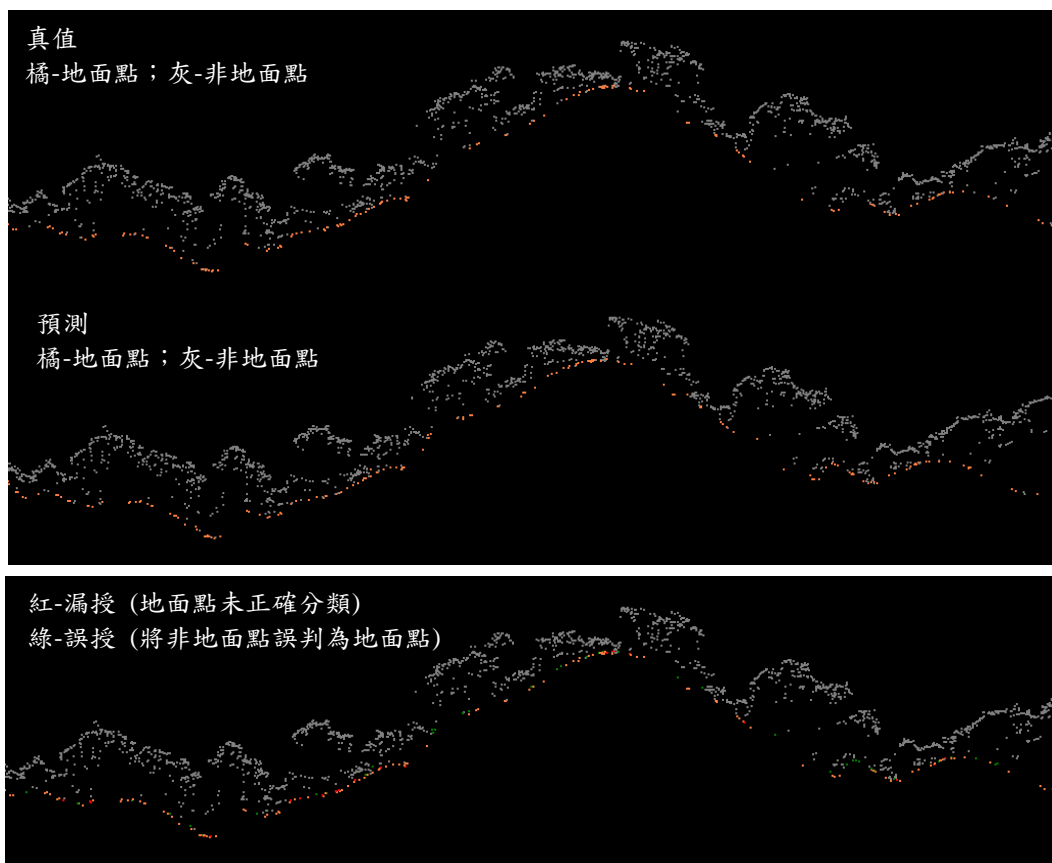


圖 4-23、96213038-紅香(二)地面點分類結果與真值比較-2

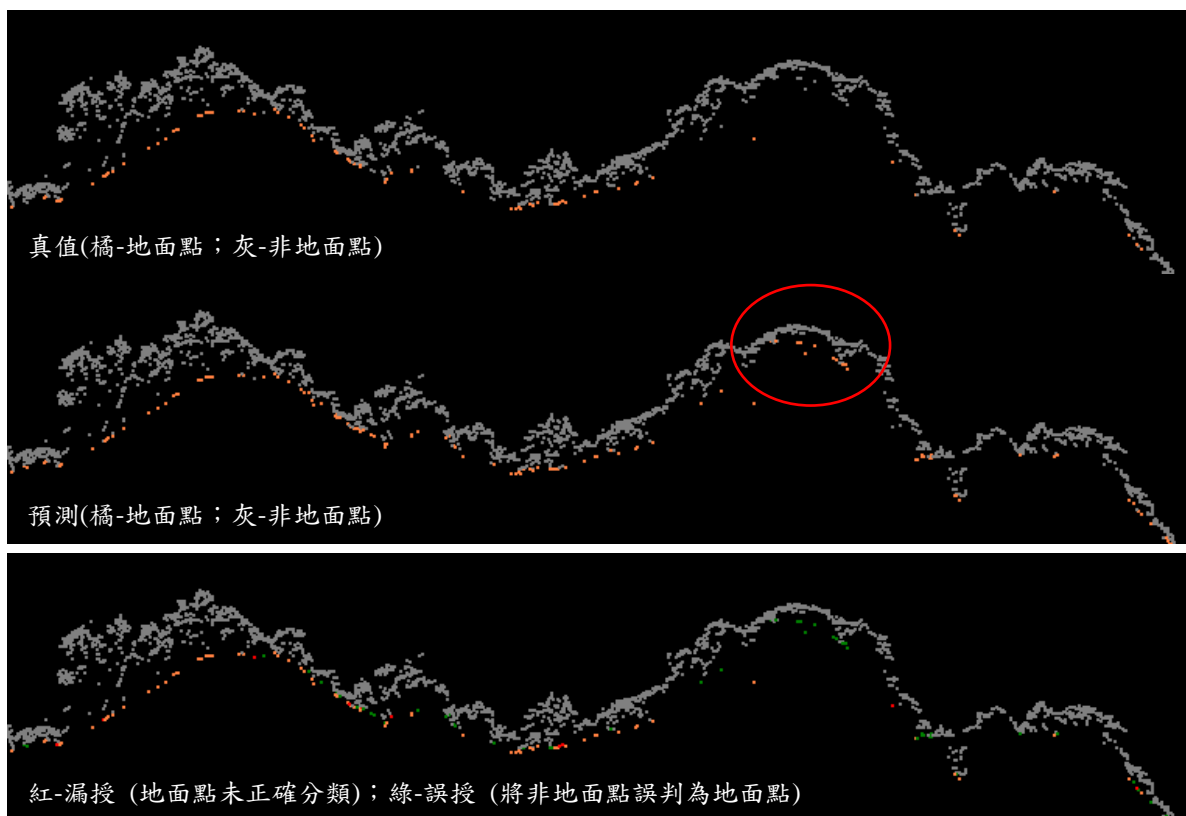


圖 4-24、96213038-紅香(二)地面點分類結果與真值比較-3

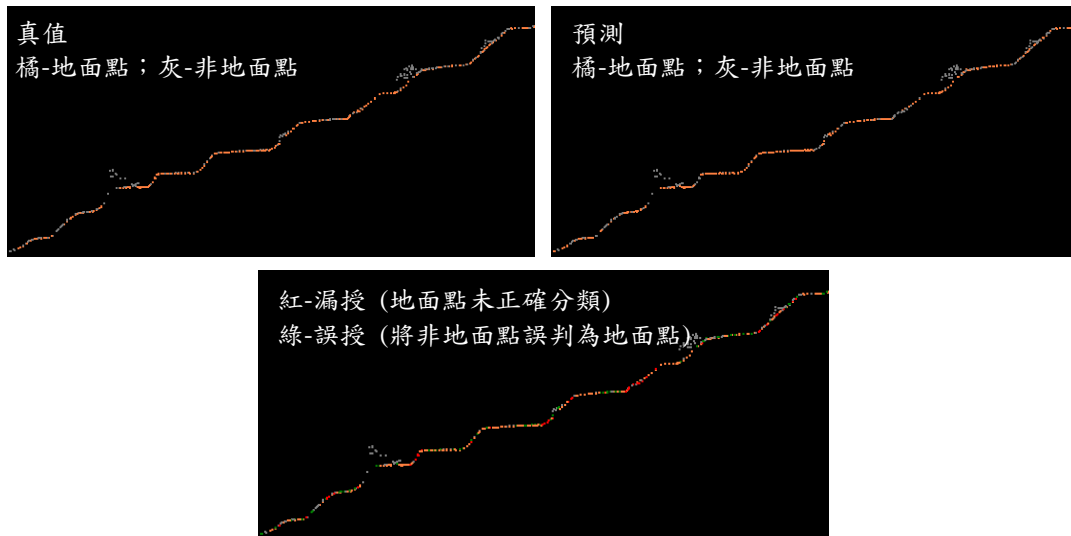


圖 4-25、96213038-紅香(二)地面點分類結果與真值比較-4



## 2. 95221070-新社

95221070-新社位於新竹縣竹北市，其點雲資料包括大型排水溝立面、田埂地形特徵(如圖 4-26)。點雲分類測試成果統計成混淆矩陣及精度指標如表 4-14 所列，DEM 情形如圖 4-27，DEM 精度指標統計如表 4-15 所列，抽取其中誤差 20 公分內及 1 公尺內像元計算佔比，並計算 1 公尺內 DEM 誤差精度，如表 4-16 所列。此圖幅有較佳之點雲分類結果，由 DEM 差異圖顯示誤差 1 公尺以上之部分主要為建物，有關建物部分於後續相關圖幅再另說明。

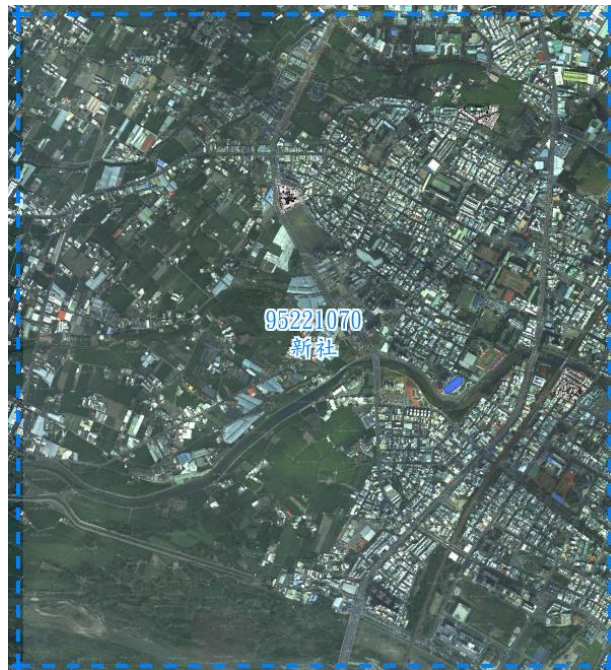
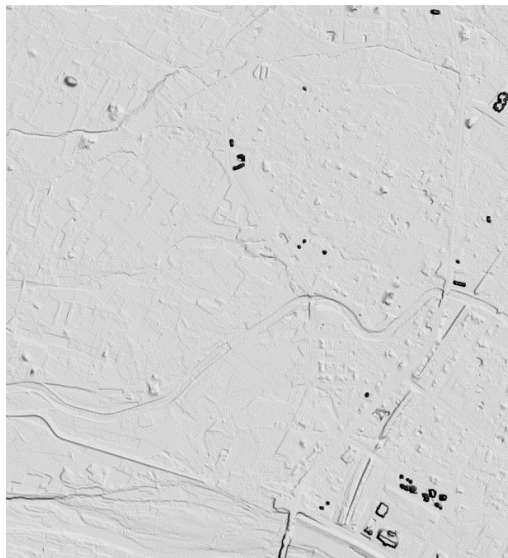


圖 4-26、95221070-新社地貌情形

表 4-14、95221070-新社點雲地面點分類結果混淆矩陣及精度分析

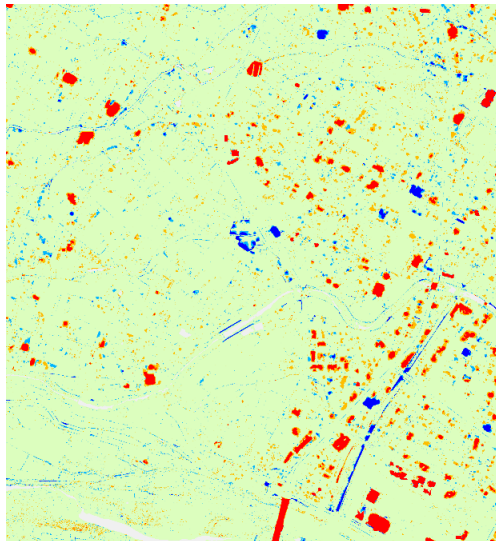
(單位：百萬點)		標記資訊		
		地面點	非地面點	合計
預測結果	地面點	9.8652 (TP)	2.1823 (FP)	12.0476 (B)
	非地面點	1.1395 (FN)	14.7858 (TN)	15.9253
	合計	11.0048 (A)	16.9681	27.9729 (C)
準確度 (TP+TN)/C		精度 (TP/B)	召回率 (TP/A)	F1-score
0.8812		0.8189	0.8965	0.8559



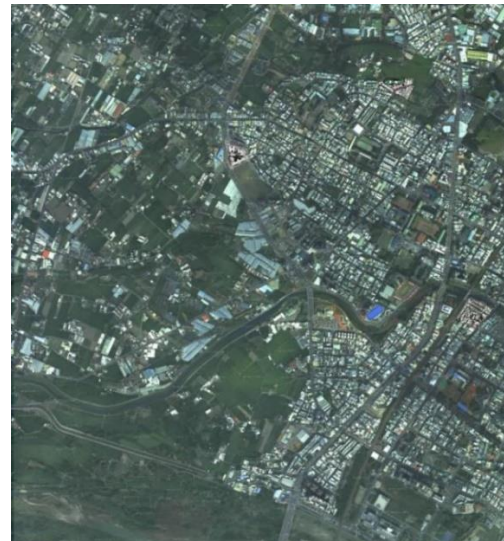
(a)預測 DEM 陰影圖



(b)參考 DEM 陰影圖



(c)高程差值圖



(d)正射影像

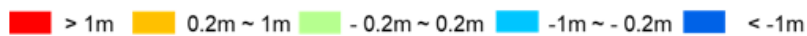


圖 4-27、95221070-新社之 DEM 比較

表 4-15、95221070-新社點雲分類成果之 DEM 誤差統計(單位：公尺)

最小值	最大值	平均值	標準差	均方根誤差
-9.9	99.0	0.15	2.144	2.149

表 4-16、95221070-新社點雲分類成果之 DEM 誤差比例

誤差 -0.2 ~ 0.2m	誤差 -1 ~ 1m			
像元比例	像元比例	平均值(m)	標準差(m)	均方根誤差(m)
90.06%	96.31%	0.01	0.126	0.126

為實際瞭解點雲預測情況，將預測之地面點分類結果與點雲地面點真值進行水平剖面方向檢視及比較。如圖 4-28 所示，含雜訊之點雲區域，大部分可正確分類地面點。

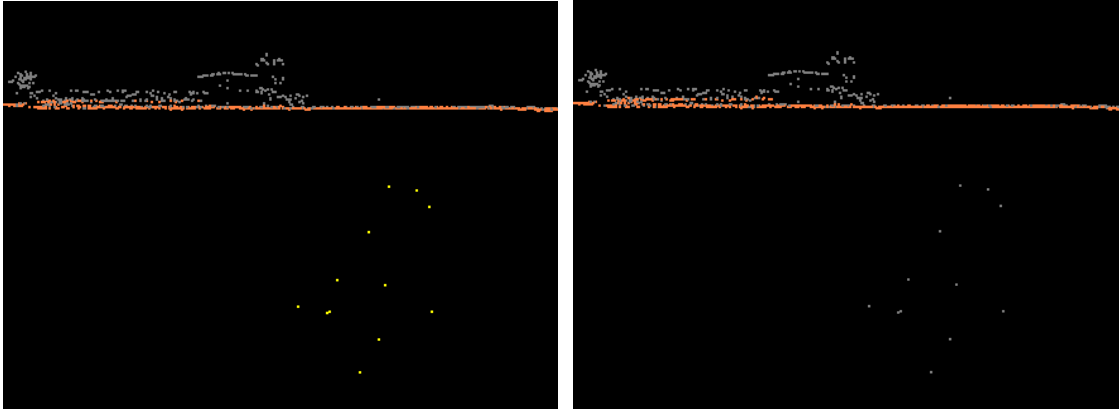


圖 4-28、95221070-新社地面點分類結果與真值比較-1

圖 4-29、圖 4-30 為本圖幅兩處大型排水溝立面，其顯示目前 AI 訓練成果雖可辨識部分大型排水溝立面，但仍有地面點漏授情形，產製 DEM 時雖不需所有地面點，但漏授位置若為設施之邊緣處，如圖 4-30，就易造成 DEM 較大之差異。另立面處有較多漏授，原因之一為本案之投影使用 1 公尺，預測為地面點之像元於反投影為點雲時，只有最低點 2 倍觀測精度內之點位會判定為地面點，故較垂直區域可能會只有少量地面點，會有漏授情形。

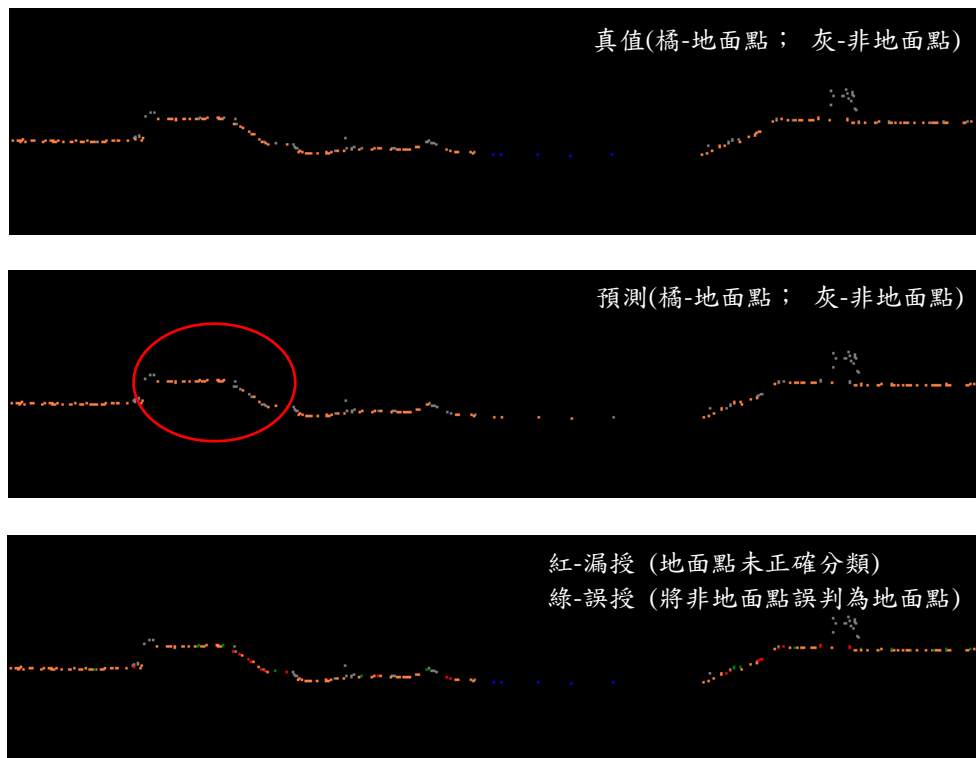


圖 4-29、95221070-新社地面點分類結果與真值比較-2

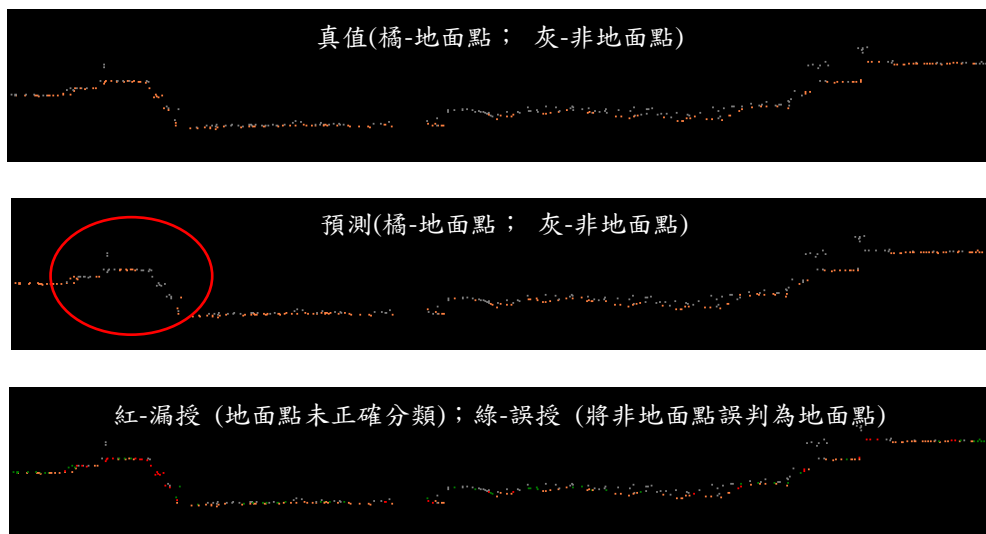


圖 4-30、95221070-新社地面點分類結果與真值比較-3



### 3. 96224007-大崙

96224007-大崙位於桃園市中壢區及觀音區，其點雲資料包括大型排水溝立面、田埂地形特徵(如圖 4-31)。點雲分類測試成果統計成混淆矩陣及精度指標如表 4-17 所列，DEM 情形如圖 4-32，DEM 精度指標統計如表 4-18 所列，抽取其中誤差 20 公分內及 1 公尺內像元計算佔比，並計算 1 公尺內 DEM 誤差精度，如表 4-19 所列。此圖幅有較佳之點雲分類結果，由 DEM 差異圖顯示誤差 1 公尺以上部分主要為建物，後續相關圖幅再另行說明。

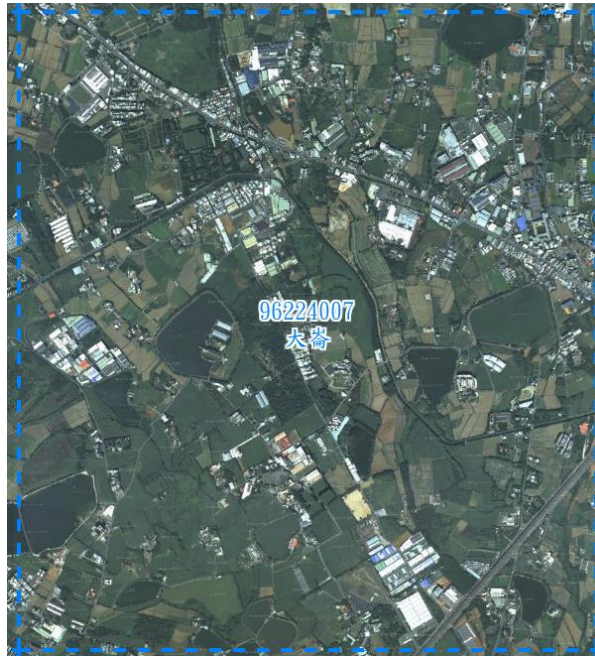


圖 4-31、96224007-大崙地貌情形

表 4-17、96224007-大崙點雲地面點分類結果混淆矩陣及精度分析

(單位：百萬點)		標記資訊		
		地面點	非地面點	合計
預測結果	地面點	11.7258 (TP)	0.9890 (FP)	12.7148 (B)
	非地面點	1.7941 (FN)	11.8771 (TN)	13.6711
	合計	13.5199 (A)	12.8660	26.3859 (C)
準確度 (TP+TN)/C		精度 (TP/B)	召回率 (TP/A)	F1-score
0.8945		0.9222	0.8673	0.8939



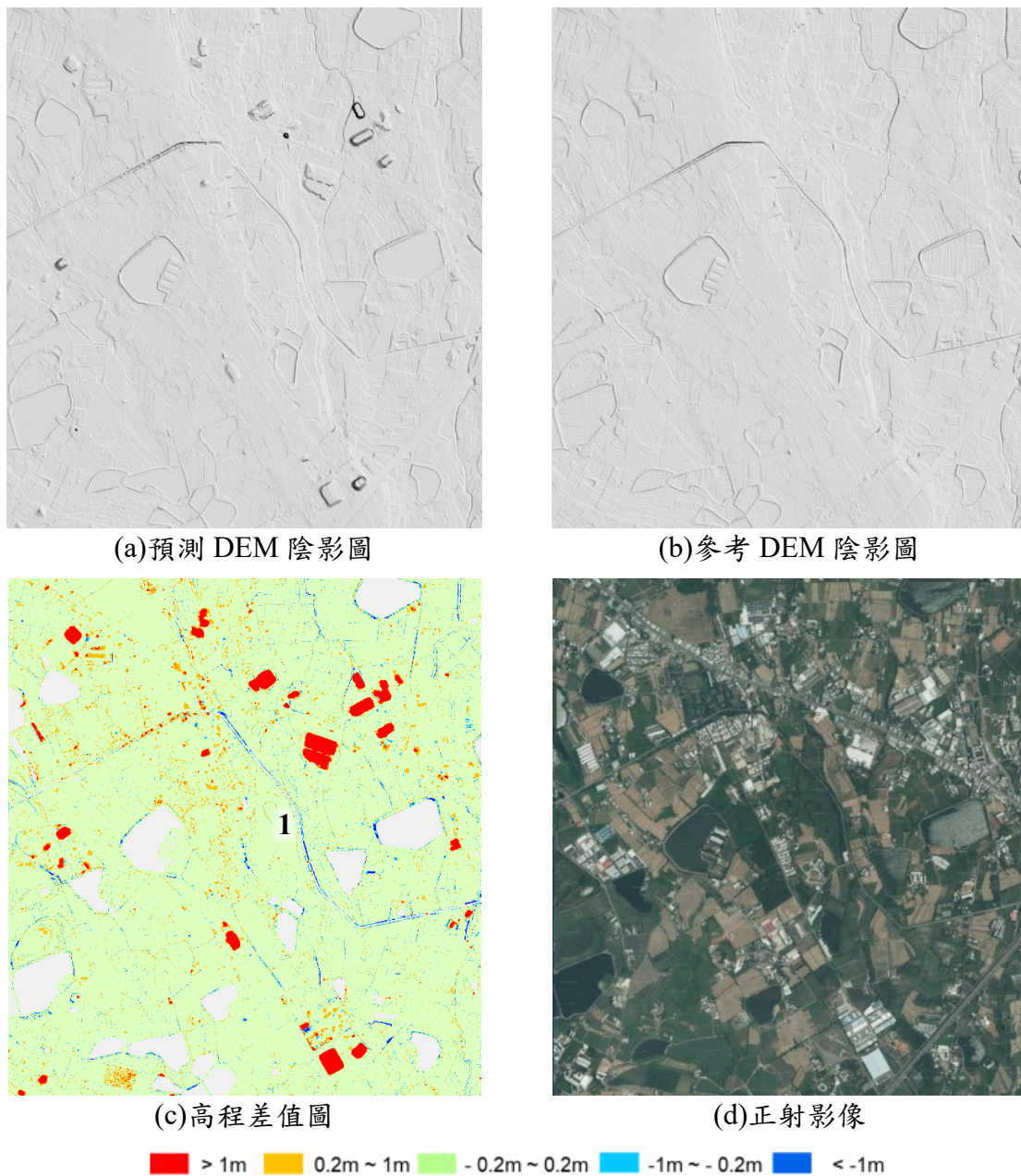


圖 4-32、96224007-大崙之 DEM 比較

表 4-18、96224007-大崙點雲分類成果之 DEM 誤差統計(單位：公尺)

最小值	最大值	平均值	標準差	均方根誤差
-4.8	36.8	0.10	0.911	0.916

表 4-19、96224007-大崙點雲分類成果之 DEM 誤差比例

誤差 -0.2 ~ 0.2m	誤差 -1 ~ 1m			
像元比例	像元比例	平均值(m)	標準差(m)	均方根誤差(m)
84.43%	89.86%	0.01	0.120	0.121

將預測之地面點分類結果與點位真值進行水平剖面方向檢視及比較。圖 4-33 顯示在此圖幅之雜訊形態，在含雜訊之點雲區域，大部分可正確分類地面點。

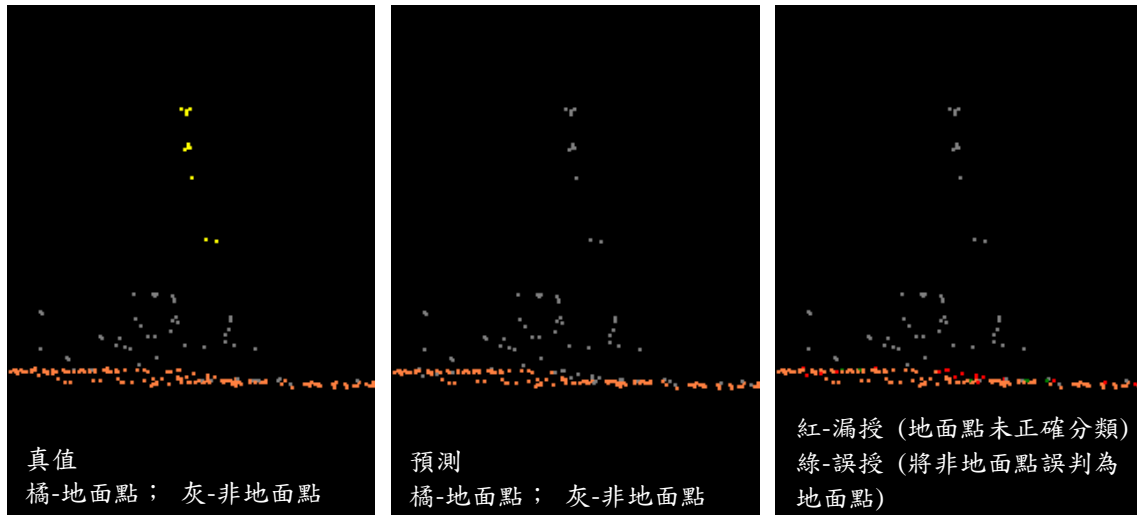


圖 4-33、96224007-大崙地面點分類結果與真值比較-1

圖 4-34(於圖 4-32(c)中位置 1)顯示本圖幅排水溝兩側有植被，因此排水溝立面點雲少，較不易辨識，圖 4-32 之 DEM 差值圖也顯示有較大之差異值。

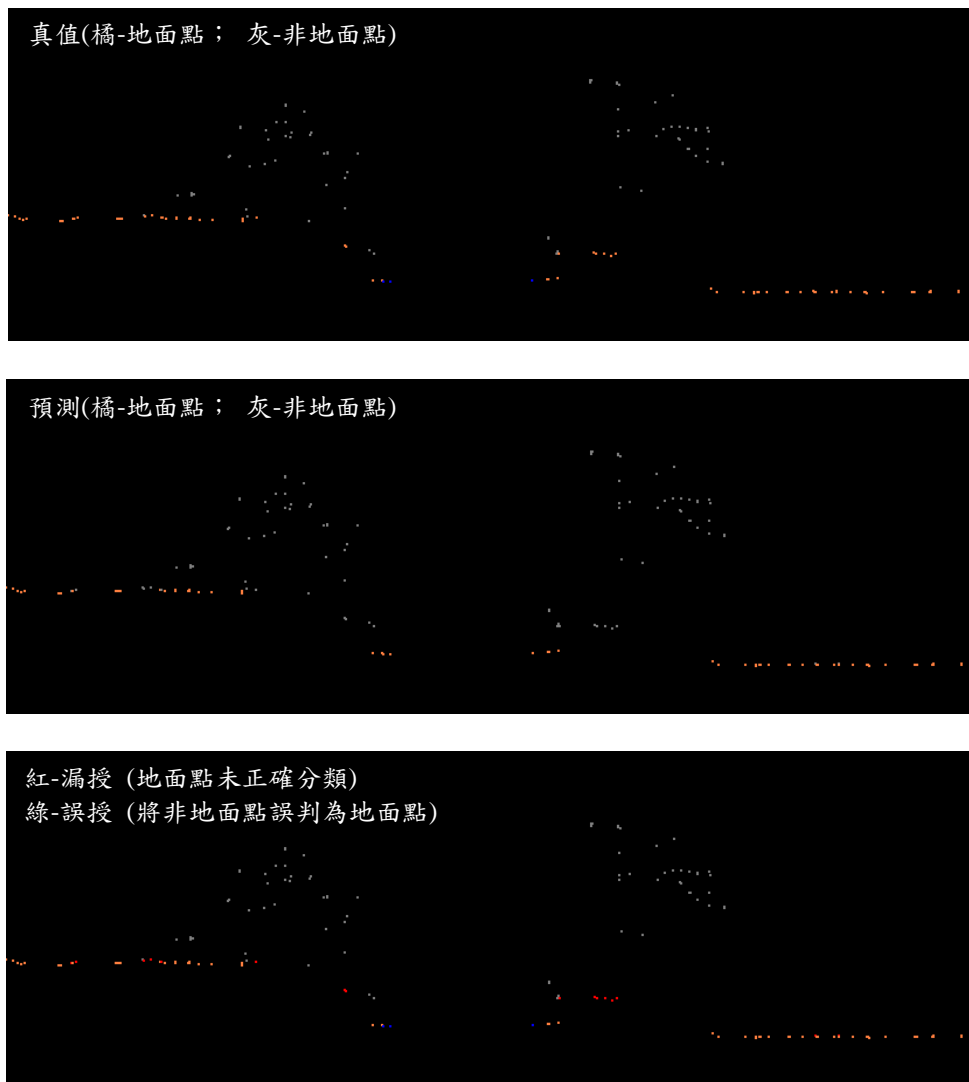


圖 4-34、96224007-大崙地面點分類結果與真值比較-2

#### 4. 96224061-竹北

96224061-竹北位於新竹縣竹北市，其點雲資料包括大型建物特徵(如圖 4-35)。點雲分類測試成果統計成混淆矩陣及精度指標如表 4-20 所列，DEM 情形如圖 4-36，DEM 精度指標統計如表 4-21 所列，抽取其中誤差 20 公分內及 1 公尺內像元計算佔比，並計算 1 公尺內 DEM 誤差精度，如表 4-22 所列。此圖幅有較佳之點雲分類結果，由 DEM 差異圖顯示誤差 1 公尺以上之部分主要為建物。



圖 4-35、96224061-竹北地貌情形

表 4-20、96224061-竹北點雲地面點分類結果混淆矩陣及精度分析

(單位：百萬點)		標記資訊		
		地面點	非地密點	合計
預測結果	地面點	8.6150 (TP)	2.2825 (FP)	10.8975 (B)
	非地面點	0.9561 (FN)	18.8111 (TN)	19.7672
	合計	9.5711 (A)	21.0936	30.6647 (C)
準確度 (TP+TN)/C		精度 (TP/B)	召回率 (TP/A)	F1-score
0.8944		0.7906	0.9001	0.8418



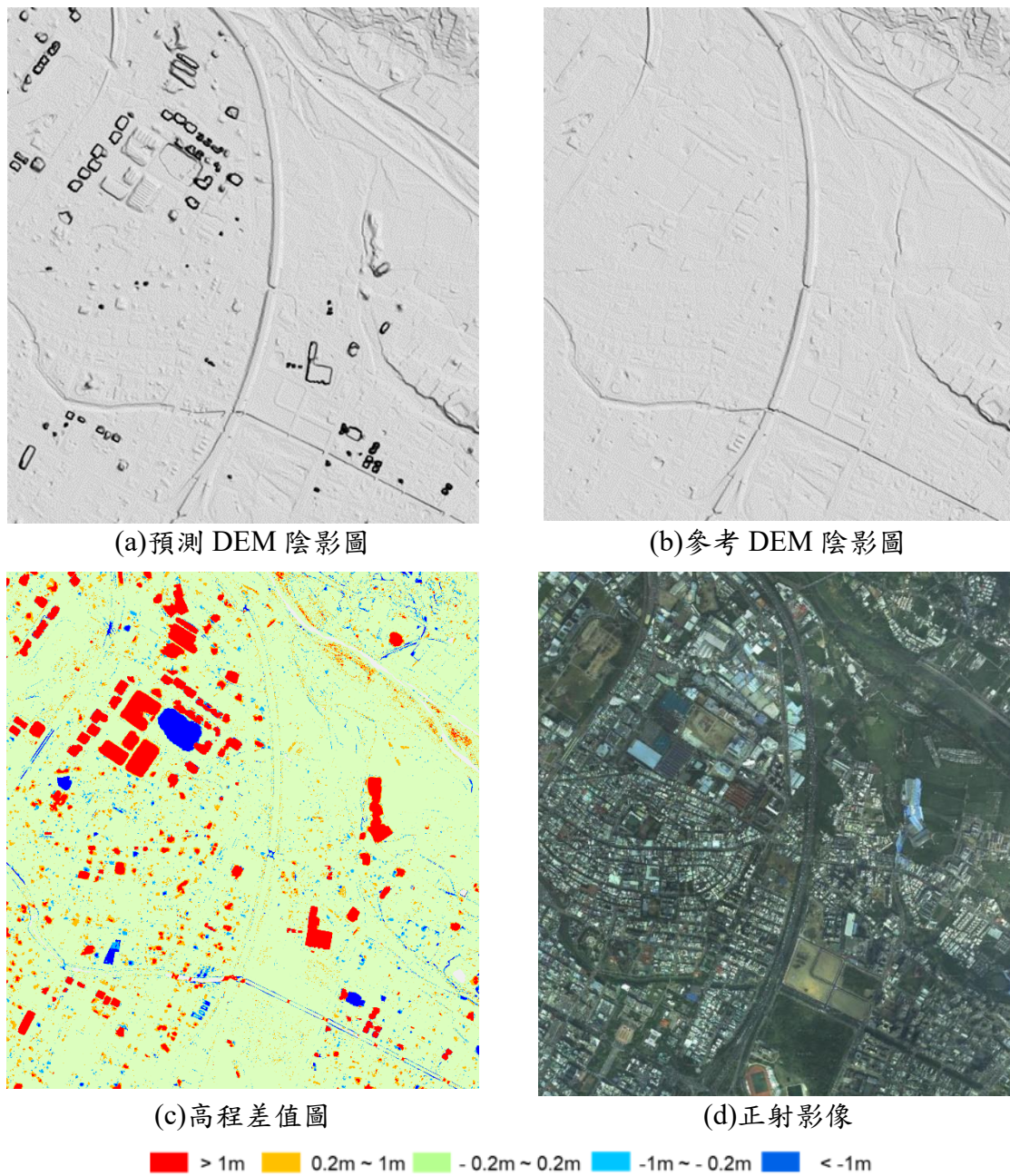


圖 4-36、96224061-竹北之 DEM 比較

表 4-21、96224061-竹北點雲分類成果之 DEM 誤差統計(單位：公尺)

最小值	最大值	平均值	標準差	均方根誤差
-23.9	118.5	0.66	4.819	4.864

表 4-22、96224061-竹北點雲分類成果之 DEM 誤差比例

誤差 -0.2 ~ 0.2m	誤差 -1 ~ 1m			
	像元比例	像元比例	平均值(m)	標準差(m)
85.57%	92.70%	0.02	0.140	0.141



將預測之地面點分類結果與點位真值進行水平剖面方向檢視及比較，圖 4-37 顯示此 AI 模型對於大型建物之辨識能力不佳。分析本團隊曾為評估所提方法是否具地面點分類能力，如本章首段之說明，前置作業時曾初步訓練平原模型，可較正確地辨識大部分大型建物為非地面點，如圖 4-38 所示使用此平原模型之預測 DEM 及高程差值圖，顯示在建物部分有較小之差異，如圖 4-39 所示。分析可能原因之一為平原模型之城市圖幅資料比例約為 50%，本模型城市圖幅比例降為 25%，且本模型之訓練樣本所含地形較平原模型複雜，致本模型對建物之適應性較差。

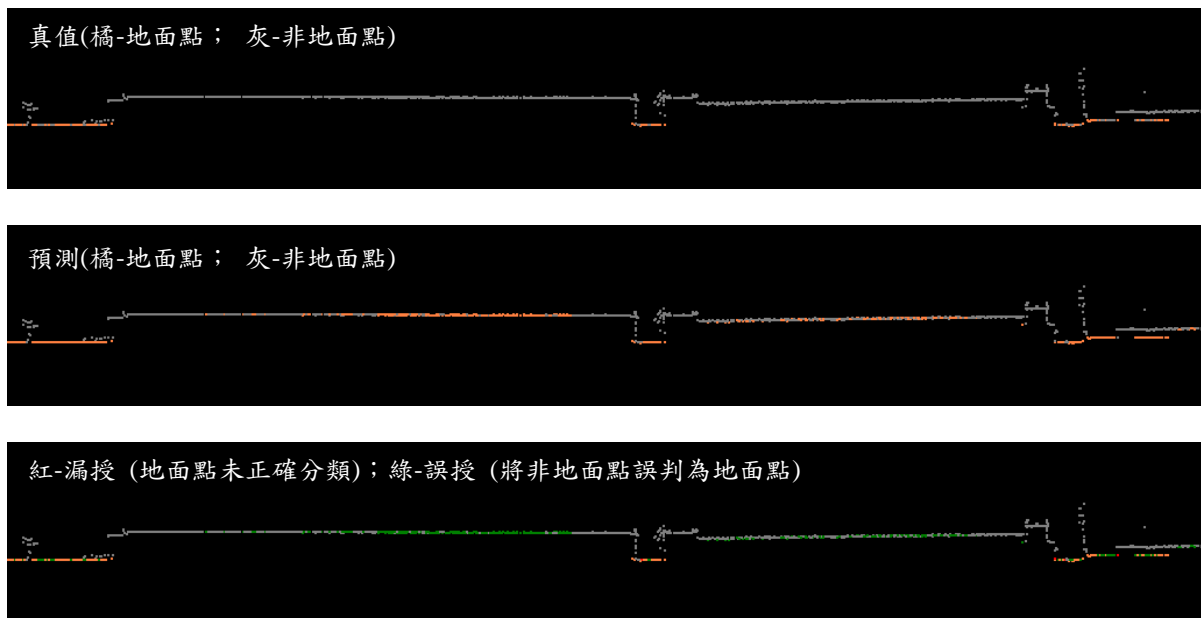


圖 4-37、96224061-竹北地面點分類結果與真值比較-1

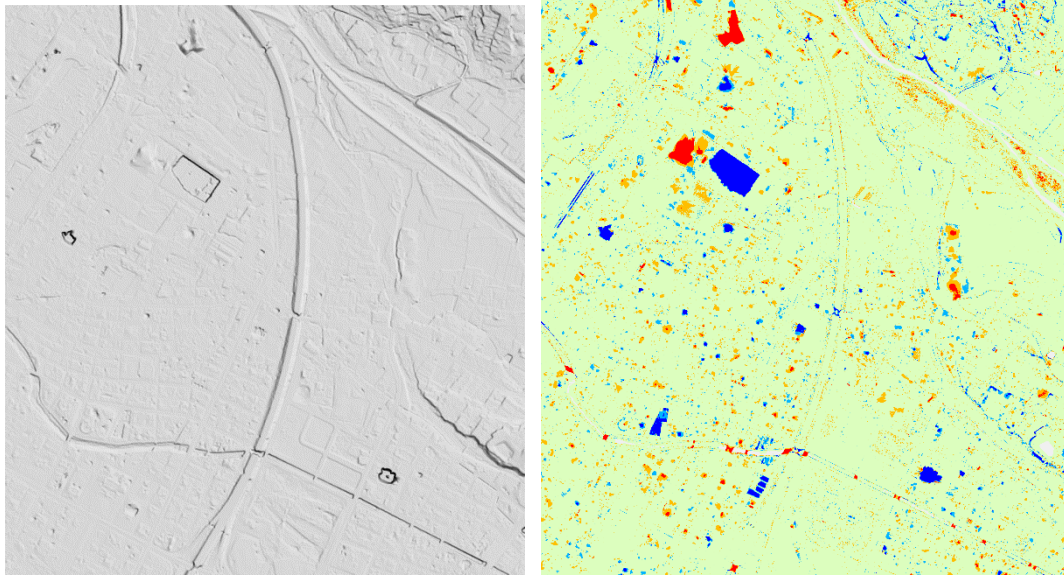


圖 4-38、96224061-竹北之 DEM 陰影圖及差值圖

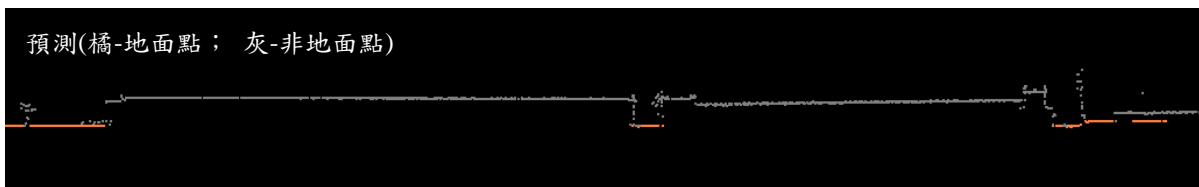


圖 4-39、96224061-竹北地面點分類結果與真值比較-2

## 5. 96211063-苗圃(四)

96211063-苗圃(四)位於臺中市和平區，其點雲資料包括山稜、田埂地形特徵(如圖 4-40)。點雲分類測試成果統計成混淆矩陣及精度指標如表 4-23 所列，DEM 情形如圖 4-41，DEM 精度指標統計如表 4-24 所列，抽取其中誤差 20 公分內及 1 公尺內像元計算佔比，並計算 1 公尺內 DEM 誤差精度，如表 4-25 所列。本圖幅地面點分類結果亦顯示召回率較低，表示有較多之漏授，地面點沒有正確分類，其中 DEM 差值圖右下方紅色部分為差異值較大之部分，經檢視點雲此區域為地形變化大且點雲穿透率低之區域，本模型對此類地形之地面點分類能力仍須提升。



圖 4-40、96211063-苗圃(四)地貌情形

表 4-23、96211063-苗圃(四)點雲地面點分類結果混淆矩陣及精度分析

(單位：百萬點)		標記資訊		
		地面點	非地密點	合計
預測結果	地面點	5.5544 (TP)	1.2474 (FP)	6.8017 (B)
	非地面點	3.1504 (FN)	70.3407 (TN)	73.3407
	合計	8.7048 (A)	71.5881	80.2929 (C)
準確度 (TP+TN)/C		精度 (TP/B)	召回率 (TP/A)	F1-score
0.9452		0.8166	0.6381	0.7164

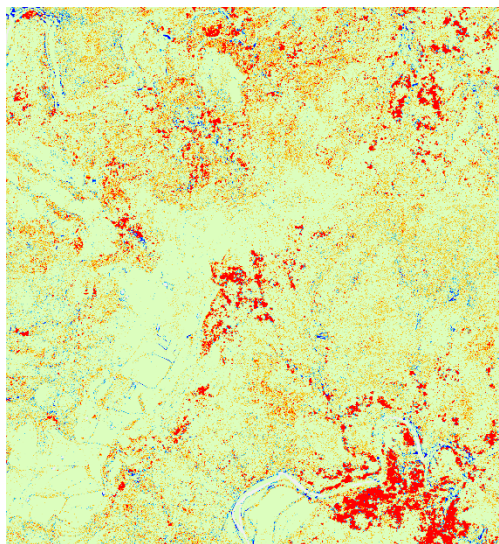




(a) 預測 DEM 陰影圖



(b) 參考 DEM 陰影圖



(c) 高程差值圖



(d) 正射影像

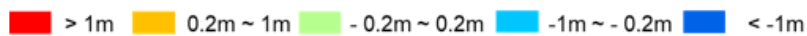


圖 4-41、96211063-苗圃(四)之 DEM 比較

表 4-24、96211063-苗圃(四)點雲分類成果之 DEM 誤差統計(單位：公尺)

最小值	最大值	平均值	標準差	均方根誤差
-16.4	45.4	0.32	1.525	1.557

表 4-25、96211063-苗圃(四)點雲分類成果之 DEM 誤差比例

誤差 -0.2 ~ 0.2m	誤差 -1 ~ 1m			
像元比例	像元比例	平均值(m)	標準差(m)	均方根誤差(m)
76.55%	93.81%	0.07	0.203	0.214

將預測之地面點分類結果與點位真值進行水平剖面方向檢視及比較，圖 4-42 顯示一般山稜線地形可辨識地面點(位置 1)，若當點雲穿透率低時，容易造成植被誤判為地面點(位置 2)。

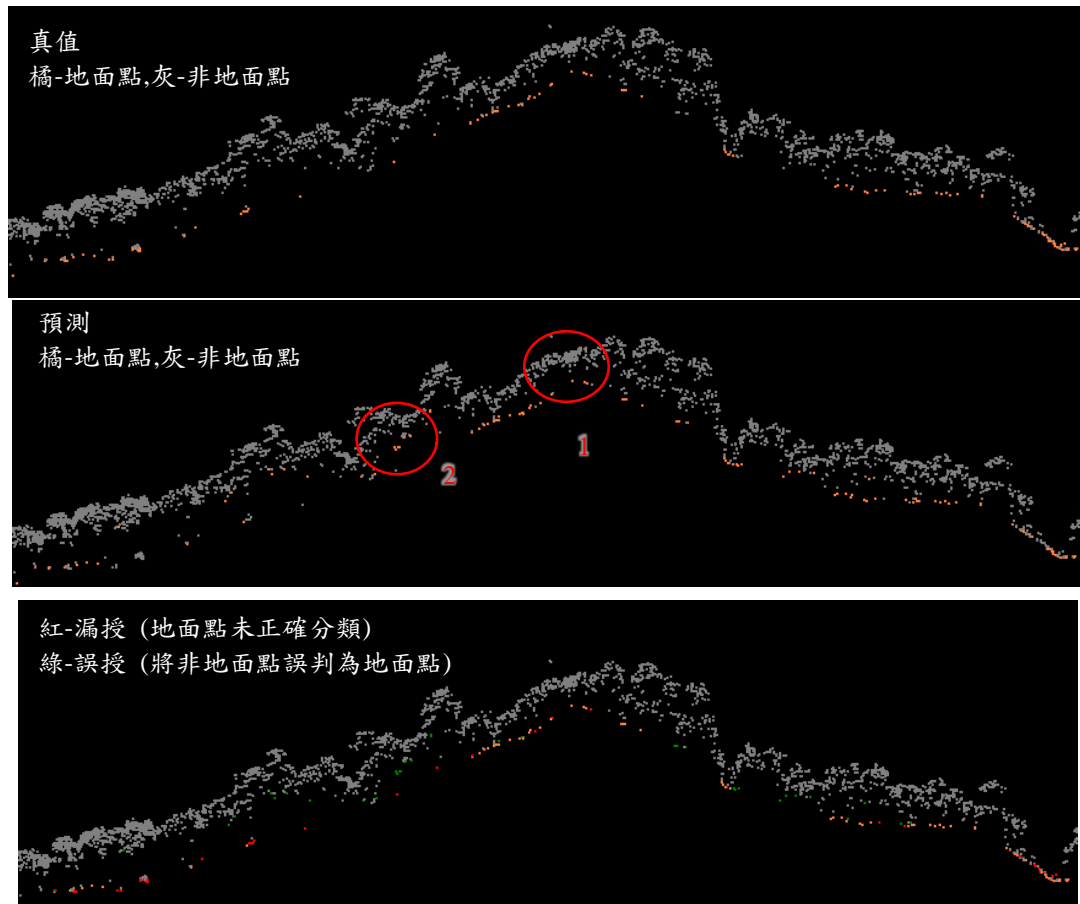


圖 4-42、96211063-苗圃(四)地面點分類結果與真值比較-1



圖 4-43 顯示本圖幅之梯田田埂地形，有些田埂可判識地面點，但仍有部分田埂漏判情形，產製 DEM 不需要全部之地面點(位置 1)。因田埂為小範圍，本案之投影使用 1 公尺，預測為地面點之像元於反投影為點雲時，只有最低點 2 倍觀測精度內之點位會判定為地面點，故田埂突起高程有變化處，可能會只有少量地面點。若漏判之位置在田埂邊緣處，則會造成 DEM 較大之誤差(位置 2)。

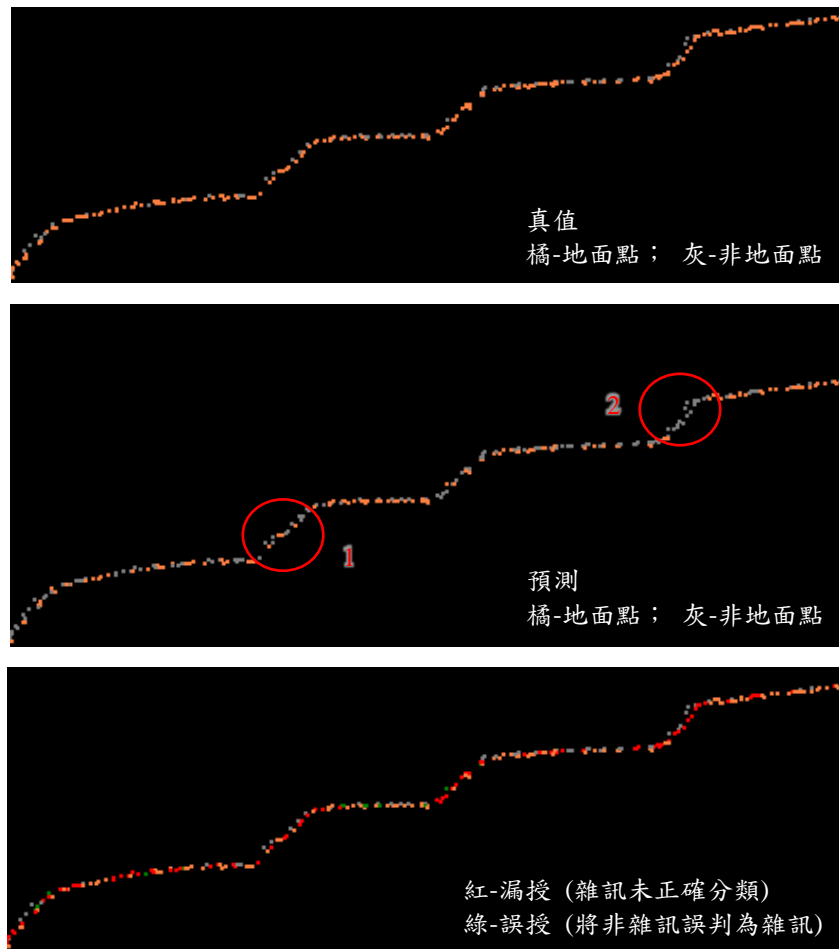


圖 4-43、96211063-苗圃(四)地面點分類結果與真值比較-2

## 6. 94194039-樹林里

94194039-樹林里位於嘉義縣布袋鎮，其點雲資料包括大型排水溝立面、田埂地形特徵(如圖 4-44)。點雲分類測試成果統計成混淆矩陣及精度指標如表 4-26 所列，DEM 情形如圖 4-45，DEM 精度指標統計如表 4-27 所列，抽取其中誤差 20 公分內及 1 公尺內像元計算佔比，並計算 1 公尺內 DEM 誤差精度，如表 4-28 所列，本圖幅有較佳之點雲分類精度及 DEM 精度。

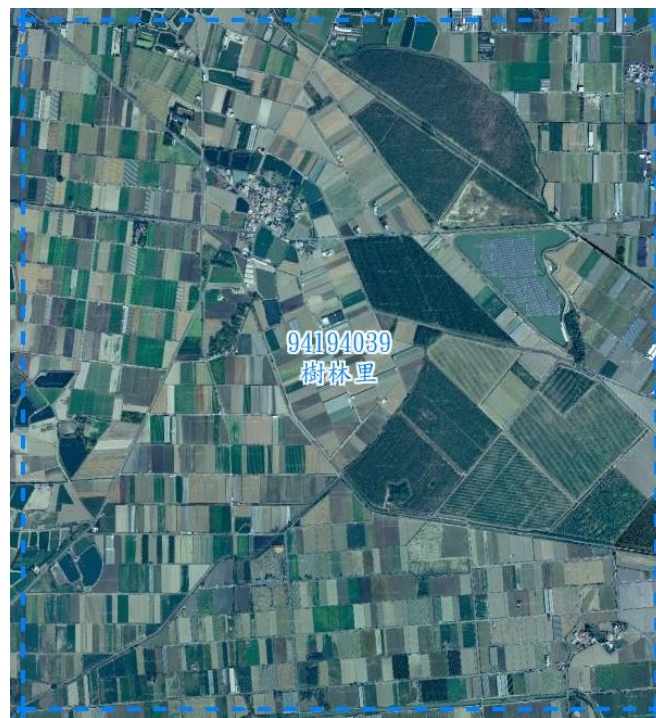


圖 4-44、94194039-樹林里地貌情形

表 4-26、94194039-樹林里點雲地面點分類結果混淆矩陣及精度分析

(單位：百萬點)		標記資訊		
		地面點	非地密點	合計
預測結果	地面點	12.9177 (TP)	0.7300 (FP)	13.6477 (B)
	非地面點	1.6615 (FN)	5.2952 (TN)	6.9567
	合計	14.5793 (A)	6.0252	20.6044 (C)
準確度 (TP+TN)/C		精度 (TP/B)	召回率 (TP/A)	F1-score
0.8839		0.9465	0.8860	0.9153

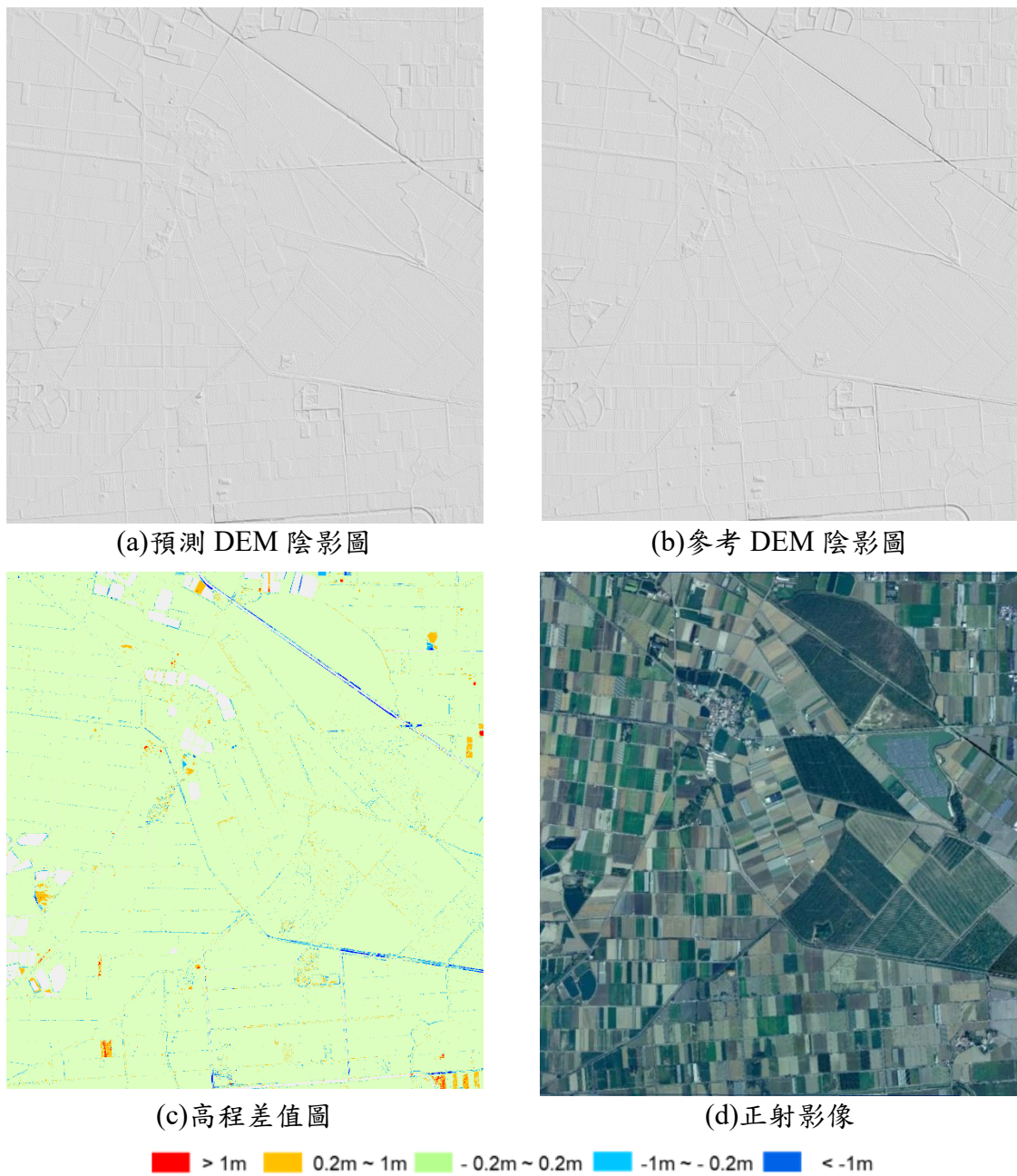


圖 4-45、94194039-樹林里之 DEM 比較

表 4-27、94194039-樹林里點雲分類成果之 DEM 誤差統計(單位：公尺)

最小值	最大值	平均值	標準差	均方根誤差
-3.9	3.4	-0.01	0.106	0.106

表 4-28、94194039-樹林里點雲分類成果之 DEM 誤差比例

誤差 -0.2 ~ 0.2m	誤差 -1 ~ 1m			
像元比例	像元比例	平均值(m)	標準差(m)	均方根誤差(m)
94.26%	96.54%	-0.01	0.076	0.076

將預測之地面點分類結果與點位真值進行水平剖面方向檢視及比較，圖 4-46 為此圖幅常見之田埂，模型可辨識大部分地面點。圖 4-47 田埂有漏授情形，原因之一為此類田埂範圍小，本案使用 1 公尺解析度影像，可能不易辨識。



圖 4-46、94194039-樹林里地面點分類結果與真值比較-1

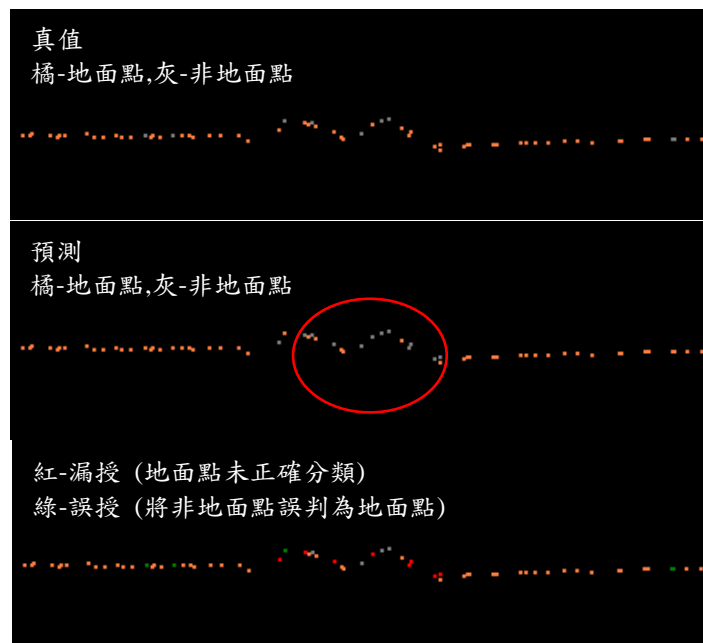


圖 4-47、94194039-樹林里地面點分類結果與真值比較-2



## 7. 95183051-西勢村

95183051-西勢村位於屏東縣竹田鄉，其點雲資料包括大型排水溝立面、田埂地形特徵(如圖 4-48)。點雲分類測試成果統計成混淆矩陣及精度指標如表 4-29 所列，DEM 情形如圖 4-49，DEM 精度指標統計如表 4-30 所列，抽取其中誤差 20 公分內及 1 公尺內像元計算佔比，並計算 1 公尺內 DEM 誤差精度，如表 4-31 所列。



圖 4-48、95183051-西勢村地貌情形

表 4-29、95183051-西勢村點雲地面點分類結果混淆矩陣及精度分析

(單位：百萬點)		標記資訊		
		地面點	非地密點	合計
預測結果	地面點	6.3947 (TP)	2.4747 (FP)	8.8694 (B)
	非地面點	1.0581 (FN)	9.4925 (TN)	10.5507
	合計	7.4529 (A)	11.9672	19.4201 (C)
準確度 (TP+TN)/C		精度 (TP/B)	召回率 (TP/A)	F1-score
0.8181		0.7210	0.8580	0.7836



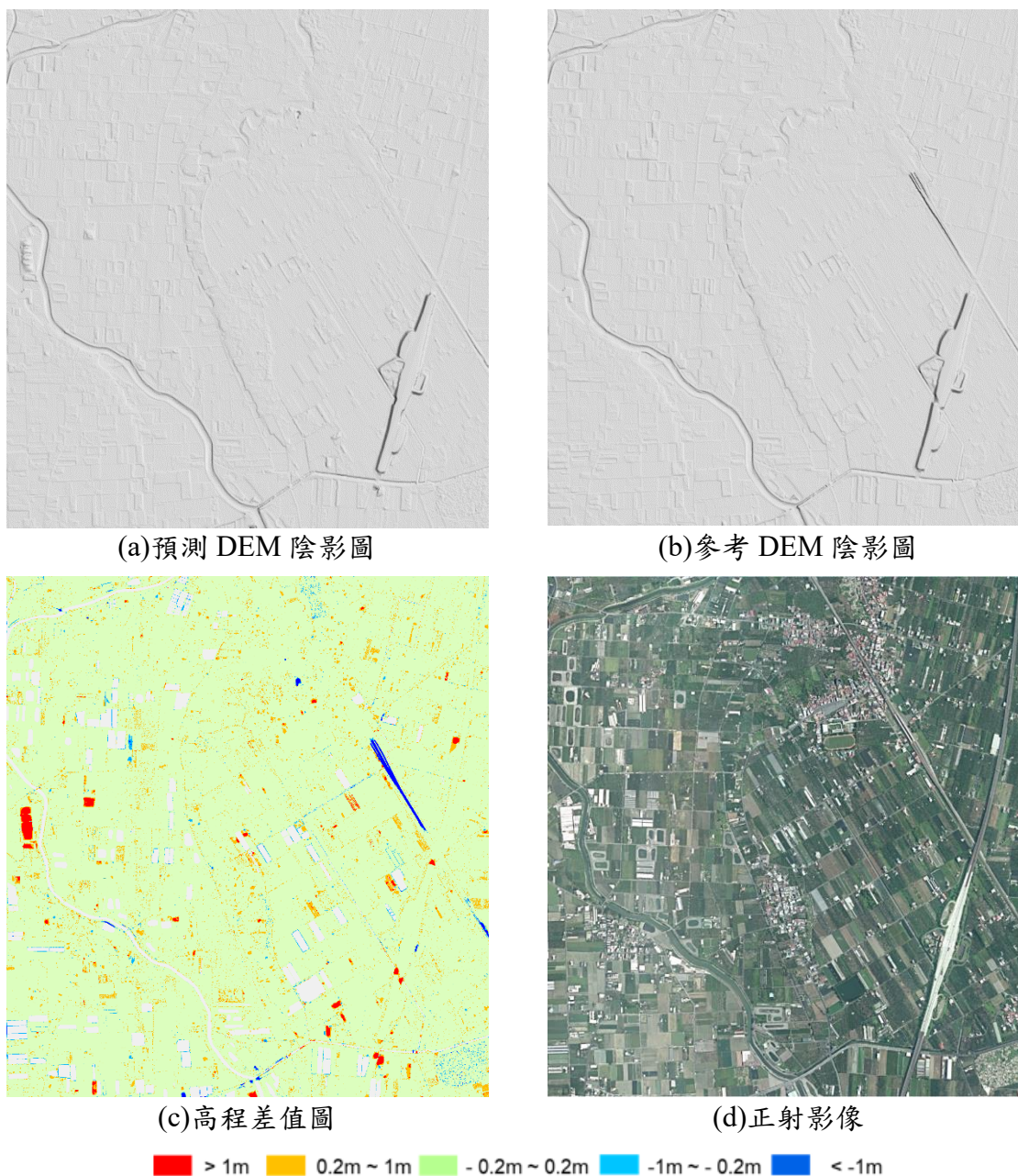


圖 4-49、95183051-西勢村之 DEM 比較

表 4-30、95183051-西勢村點雲分類成果之 DEM 誤差統計(單位：公尺)

最小值	最大值	平均值	標準差	均方根誤差
-6.1	14.2	0.02	0.282	0.283

表 4-31、95183051-西勢村點雲分類成果之 DEM 誤差比例

誤差 -0.2 ~ 0.2m	誤差 -1 ~ 1m			
像元比例	像元比例	平均值(m)	標準差(m)	均方根誤差(m)
88.91%	93.73%	0.02	0.105	0.108

為實際瞭解點雲預測情況，將預測之地面點分類結果與點位真值進行水平剖面方向檢視及比較。如圖 4-50 所示，於大型排水溝立面大部分區域可正確辨識地面點。此類大型排水溝立面有傾斜面時，點雲較多，地面點正確辨識之情況也較多。

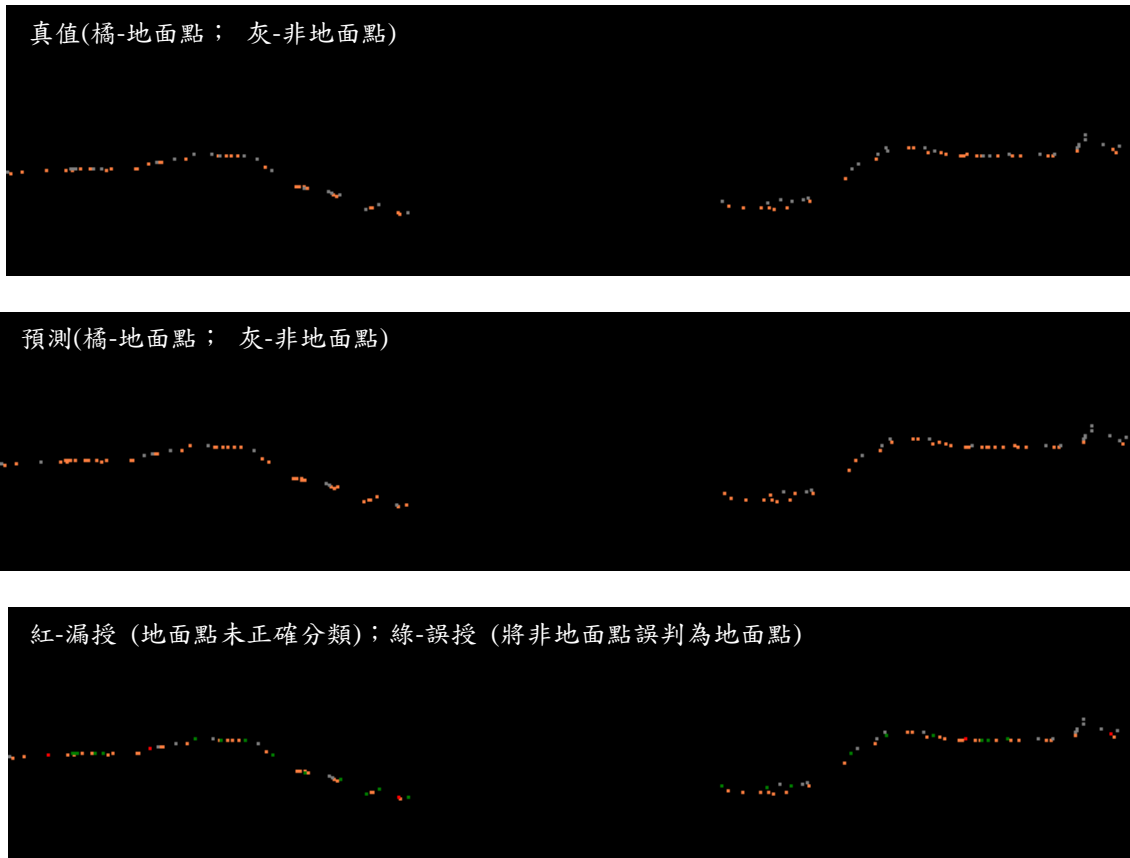


圖 4-50、95183051-西勢村地面點分類結果與真值比較

## 8. 94181061-鴨母寮

94181061-鴨母寮位於高雄市路竹區，其點雲資料包括大型建物特徵(如圖 4-51)。點雲分類測試成果統計成混淆矩陣及精度指標如表 4-32 所列，DEM 情形如圖 4-52，DEM 精度指標統計如表 4-33 所列，抽取其中誤差 20 公分內及 1 公尺內像元計算佔比，並計算 1 公尺內 DEM 誤差精度，如表 4-34 所列。

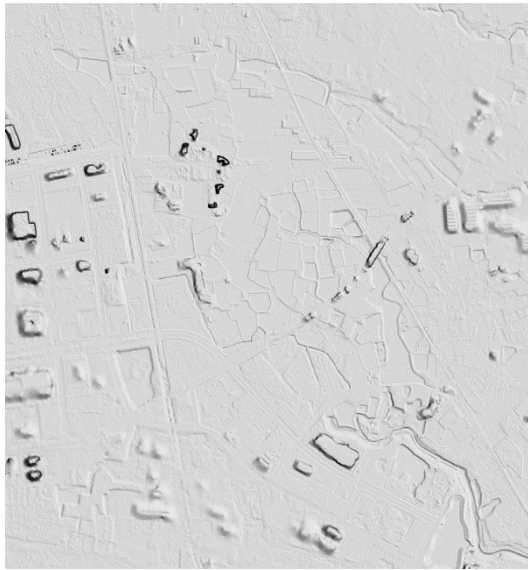


圖 4-51、94181061-鴨母寮地貌情形

表 4-32、94181061-鴨母寮點雲地面點分類結果混淆矩陣及精度分析

(單位：百萬點)		標記資訊		
		地面點	非地面點	合計
預測結果	地面點	9.6065 (TP)	1.1334 (FP)	10.7399 (B)
	非地面點	1.7087 (FN)	10.1565 (TN)	11.8652
	合計	11.3152 (A)	11.2900	22.6052 (C)
準確度 (TP+TN)/C		精度 (TP/B)	召回率 (TP/A)	F1-score
0.8743		0.8945	0.8490	0.8711

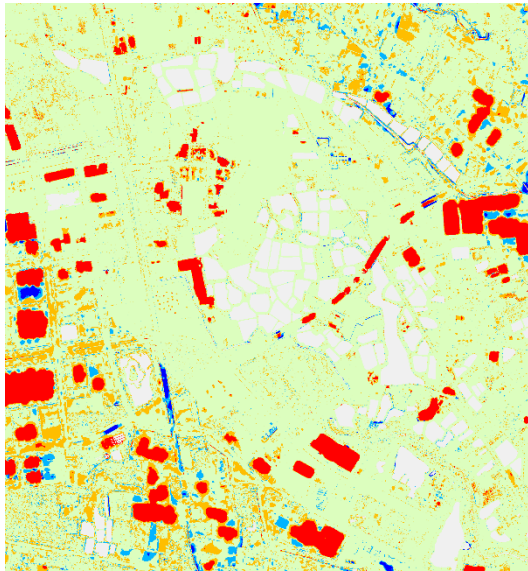




(a)預測 DEM 陰影圖



(b)參考 DEM 陰影圖



(c)高程差值圖



(d)正射影像

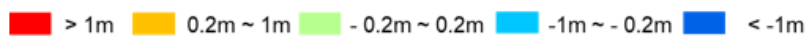


圖 4-52、94181061-鴨母寮之 DEM 比較

表 4-33、94181061-鴨母寮點雲分類成果之 DEM 誤差統計(單位：公尺)

最小值	最大值	平均值	標準差	均方根誤差
-6.4	44.1	0.47	2.514	2.557

表 4-34、94181061-鴨母寮點雲分類成果之 DEM 誤差比例

誤差 -0.2 ~ 0.2m	誤差 -1 ~ 1m			
像元比例	像元比例	平均值(m)	標準差(m)	均方根誤差(m)
79.91%	83.99%	0.00	0.113	0.113

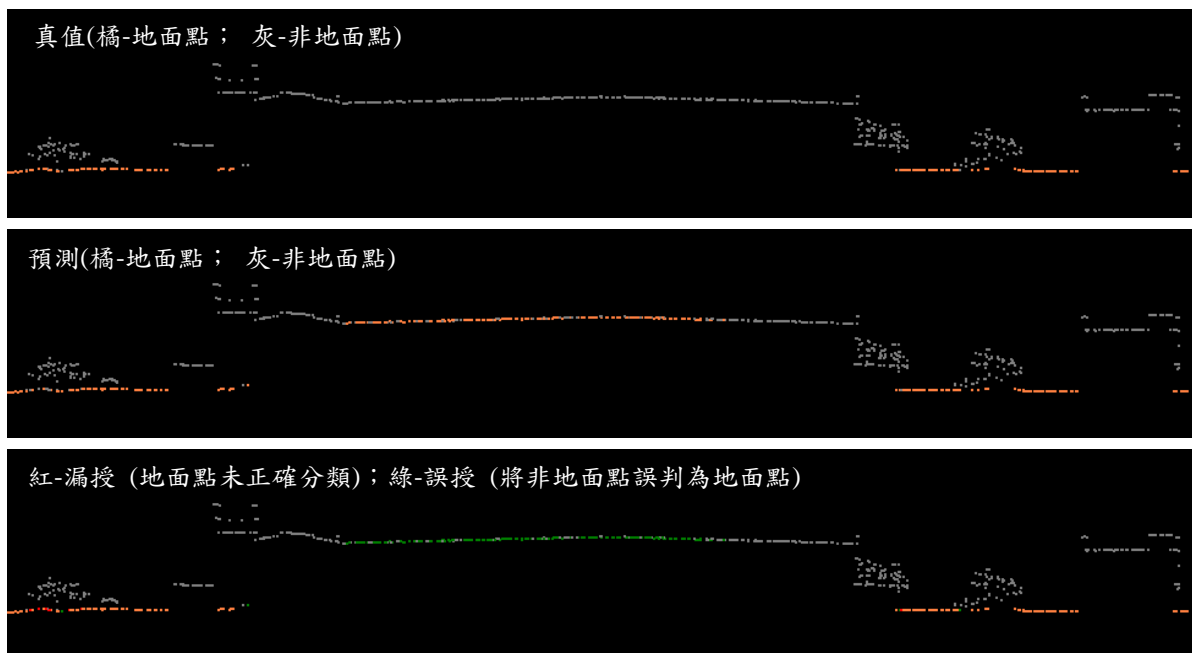


圖 4-53、94181061-鴨母寮大型建物點雲分類情形

如圖 4-53 所示，大型建物之地面點辨識，於本模型測試 4 類地形中分類成效較不佳。如本章首段說明，使用前置作業時初步訓練平原模型，成果相較於 111 年度使用之垂直投影方式，可更正確辨識大部分大型建物為非地面點，如圖 4-54 及圖 4-55 所示。

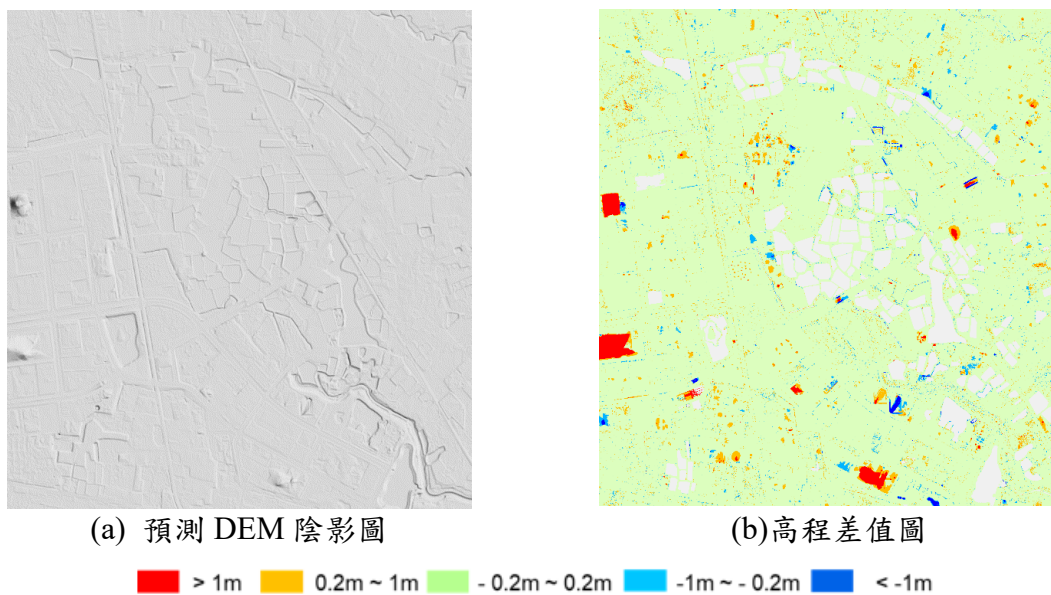


圖 4-54、94181061-鴨母寮於平原模型之 DEM 情形



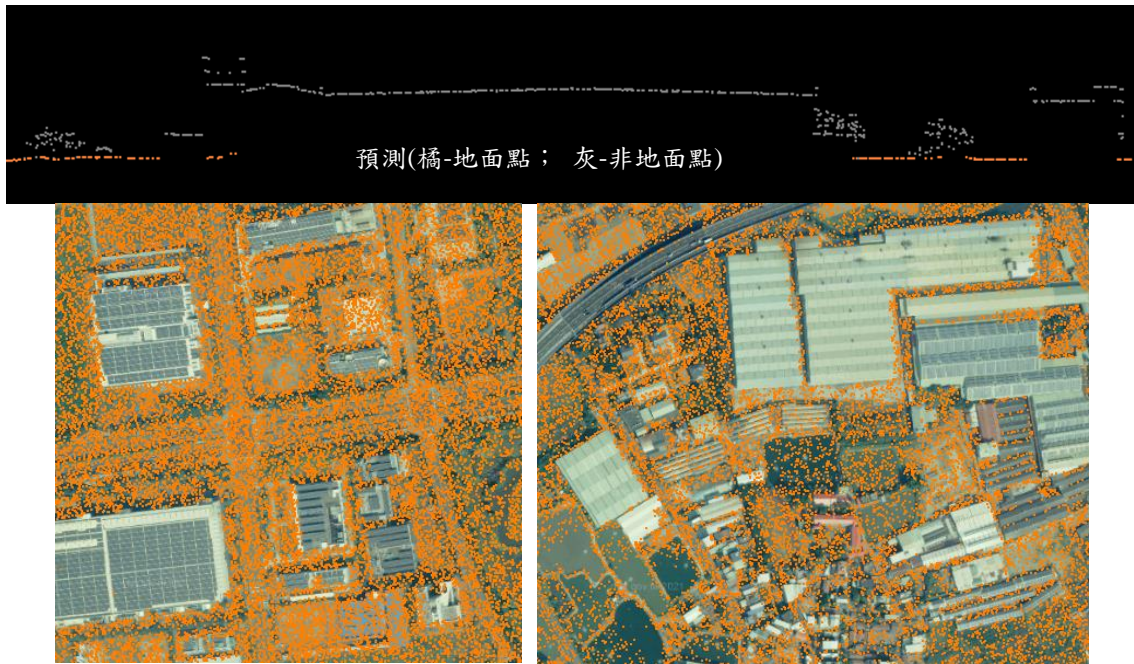


圖 4-55、94181061-鴨母寮大型建物點雲分類情形

### 三、AI 地面點分類於垂直投影及水平投影做法比較

111 年案研究成果地面點分類之深度網路模型(LPG-Unet)，其使用垂直投影，使用高程值、局部高程差(40 m)、局部高程差(20 m)做為影像特徵值，採用 MobileNet-UNet 網路架構。本節使用包括雜訊及無雜訊之範例點雲圖幅進行地面點分類預測，使用之範例圖幅如表 4-35 所列。將分類結果製作點雲分類精度、預測 DEM、點雲地面點真值所製作之參考 DEM、高程差值圖及正射影像，計算最小值、最大值、平均、標準差及 RMSE，並與本年度研究成果(NPALnet)進行比較。因 111 年案研究成果 LPG-Unet，進行單幅點雲分類預測時，DEM 產製結果於圖幅邊界會有較大誤差，故本節各範例圖幅於 DEM 之精度比較均為不計算圖幅邊界 256 像元(pixels)寬度之結果。

表 4-35、測試圖幅資料

無雜訊	有雜訊
95193004-三腳南山	96224063-新埔
96224020-埔頂重劃區	95211027-新興(四)

### (一) 95193004-三腳南山

95193004-三腳南山位於嘉義縣大埔鄉及臺南市南化區交界，其點雲資料包括山稜線地形特徵(如圖 4-56)。點雲分類測試成果使用兩種模型之精度指標如表 4-36 所列，DEM 情形如圖 4-57，DEM 精度指標統計如表 4-37 所列，抽取其中誤差 20 公分內及 1 公尺內像元計算佔比，並計算 1 公尺內 DEM 誤差精度，如表 4-38 所列。由點雲地面點分類精度顯示，111 年度 LPG-Unet 之地面點分類結果各項精度指標均較本年度 NPALnet 模型之分類結果指標高。

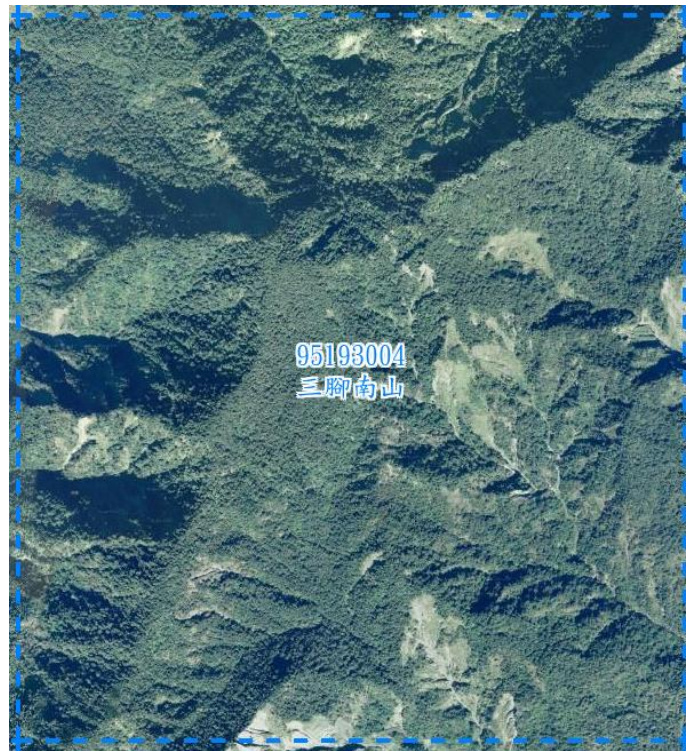


圖 4-56、95193004-三腳南山地貌情形

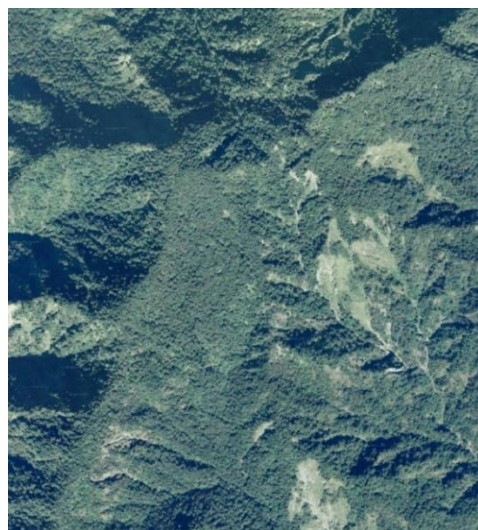
表 4-36、95193004-三腳南山點雲之 LPG-Unet 與 NPALnet 地面點分類結果精度指標表

模型	準確度 (Accuracy)	精度 (Precision)	召回率 (Recall)	F1-score
LPG-Unet	0.7920	0.6640	0.9170	0.7719
NPALnet	0.9137	0.6958	0.5983	0.6445





(a) 參考 DEM 陰影圖



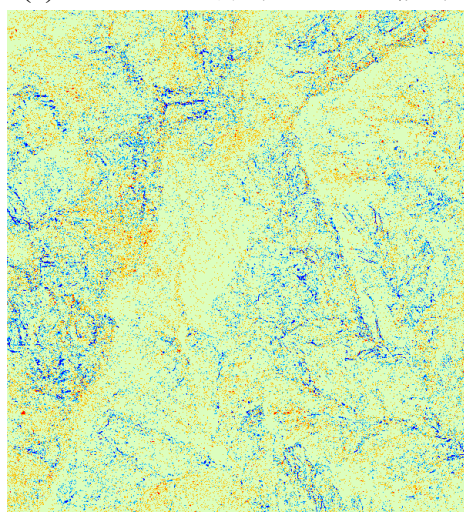
(b) 正射影像



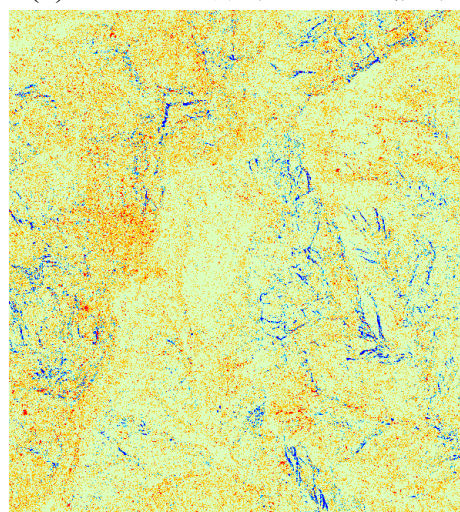
(c) LPG-Unet 預測 DEM 陰影圖



(d) NPALnet 預測 DEM 陰影圖



(e) LPG-Unet 預測 DEM 高程差值圖



(f) NPALnet 預測 DEM 高程差值圖

■ > 1m   ■ 0.2m ~ 1m   ■ -0.2m ~ 0.2m   ■ -1m ~ -0.2m   ■ < -1m

圖 4-57、95193004-三腳南山之 DEM 比較

表 4-37、95193004-三腳南山點雲分類成果之 DEM 誤差統計(單位：公尺)

模型	最小值	最大值	平均值	標準差	均方根誤差
LPG-Unet	-18.7	8.0	-0.00	0.281	0.281
NPALnet	-18.9	26.8	0.07	0.353	0.359

表 4-38、95193004-三腳南山點雲分類成果之 DEM 誤差比例

模型	誤差 -0.2 ~ 0.2m	誤差 -1 ~ 1m			
	像元比例	像元比例	平均值(m)	標準差(m)	均方根誤差(m)
LPG-Unet	86.30%	98.75%	0.01	0.165	0.166
NPALnet	81.09%	98.22%	0.07	0.191	0.203

將預測之地面點分類結果與點位真值進行水平剖面方向檢視及比較，如圖 4-58、圖 4-59，在一般山稜線及地形變化之區域，可辨識部分地面點，圖中可看出 LPG-Unet 有較多地面點被正確分類，此也反應在表 4-36 中，LPG-Unet 召回率數值較高之情形。圖 4-60 為此圖幅較特殊之陡峭山壁地形，兩模型均對陡峭山壁地形之地面點分類結果較不佳。



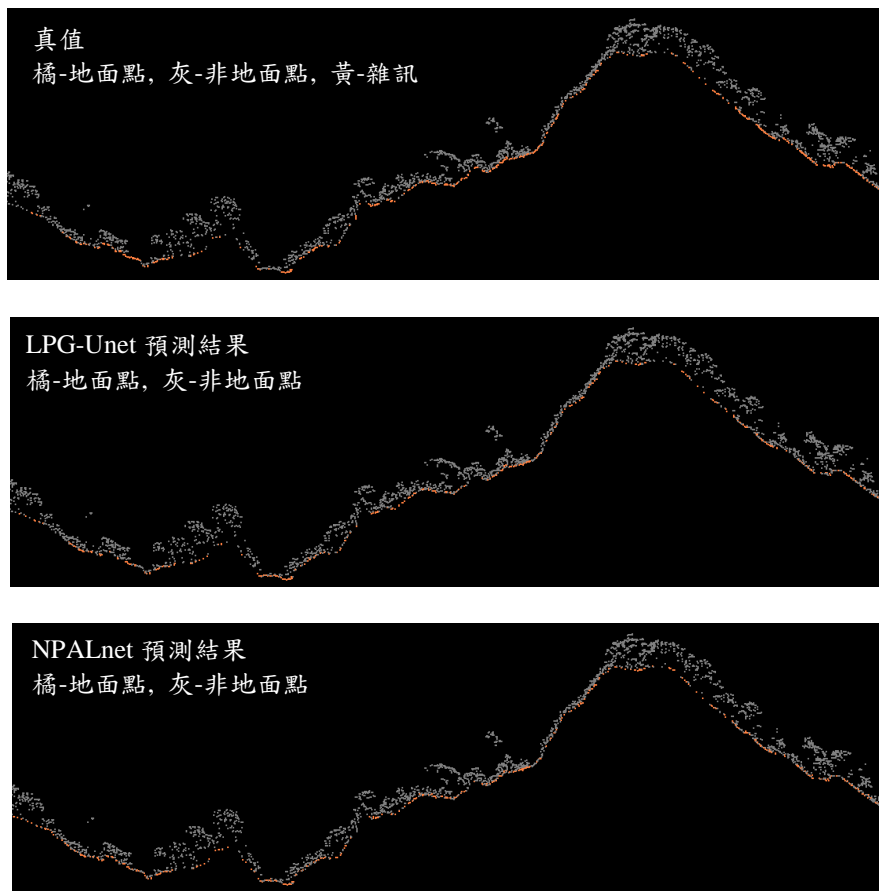


圖 4-58、95193004-三腳南山地面點分類結果與真值比較-1

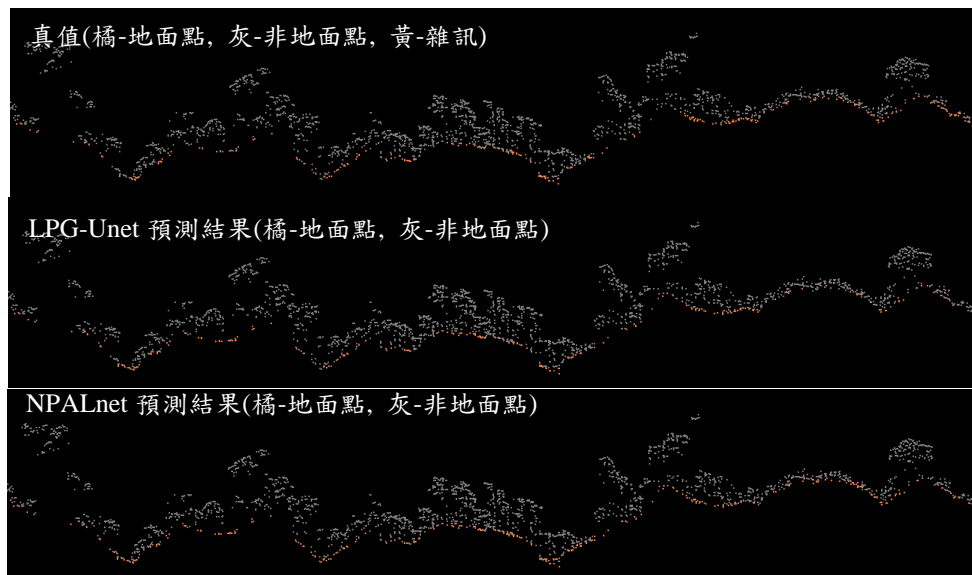


圖 4-59、95193004-三腳南山地面點分類結果與真值比較-2

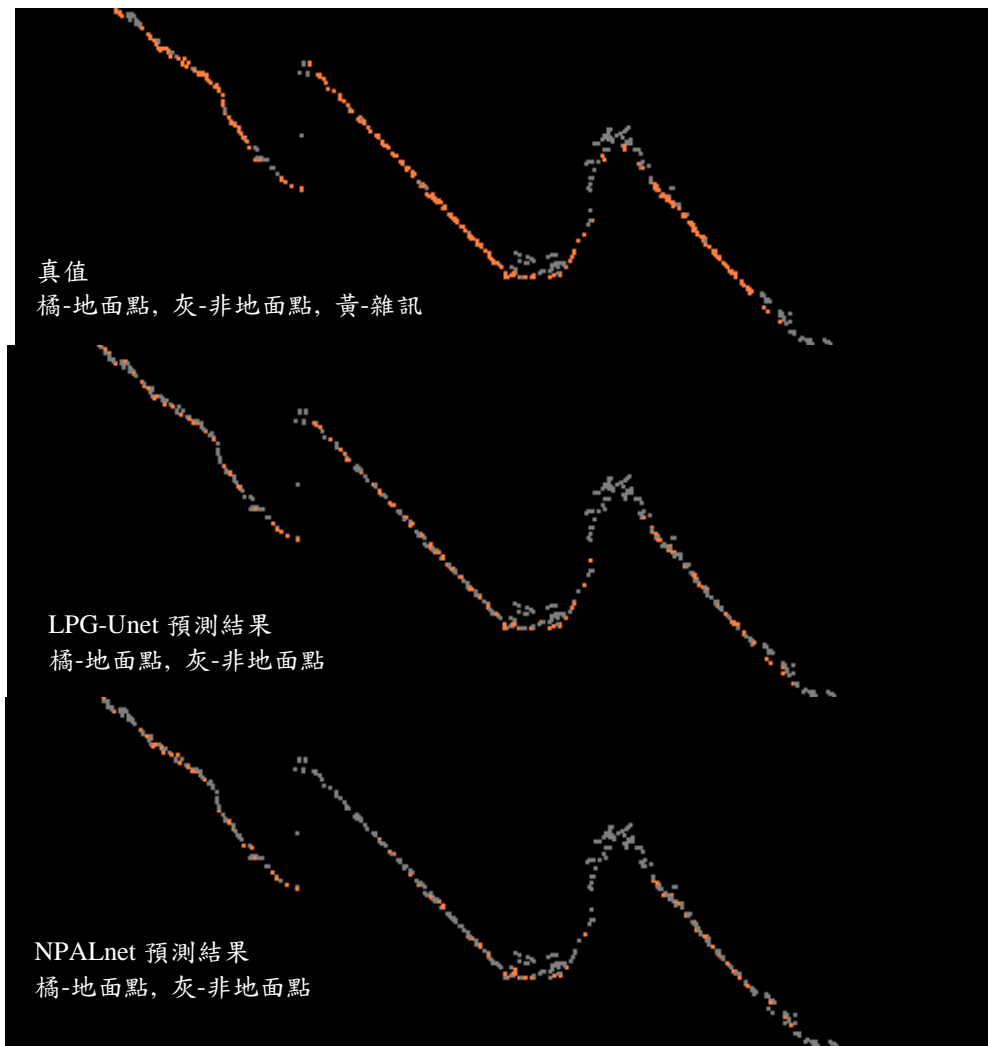


圖 4-60、95193004-三腳南山地面點分類結果與真值比較-3

## (二) 96224020-埔頂重劃區

96224020-埔頂重劃區位於桃園市中壢區，其點雲資料包括大型建物特徵(如圖 4-61)。點雲分類測試成果使用兩種模型之精度指標如表 4-39 所列，DEM 情形如圖 4-62，DEM 精度指標統計如表 4-40 所列，抽取其中誤差 20 公分內及 1 公尺內像元計算佔比，並計算 1 公尺內 DEM 誤差精度，如表 4-41 所列。此圖幅兩模型之精度指標差異不大，由 DEM 差異圖也可看到 LPG-Unet 於建物之差異值較大，並顯示本模型對於建物之地面點分類能力較不佳。

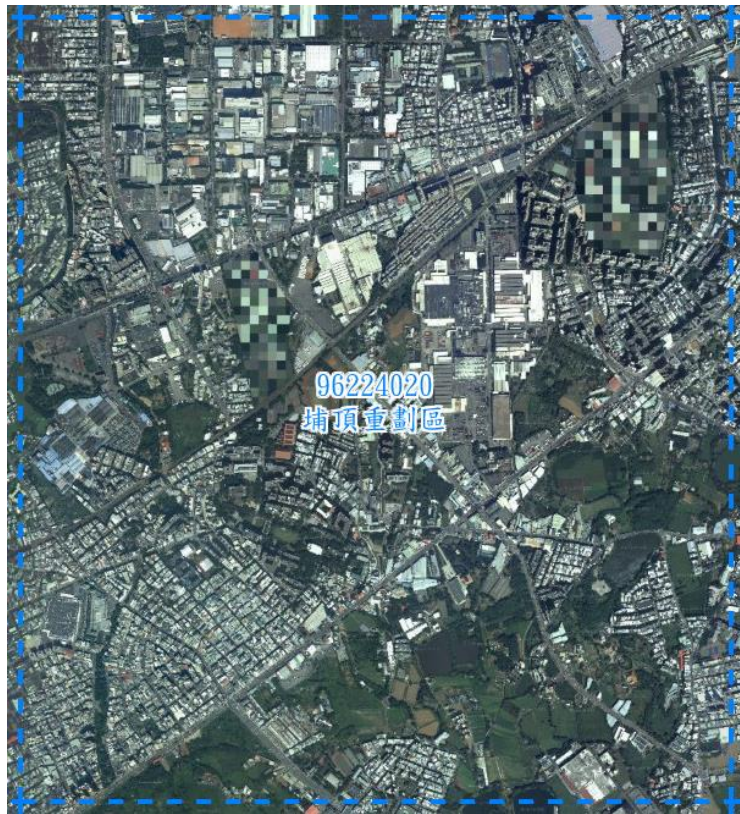


圖 4-61、96224020-埔頂重劃區地貌情形

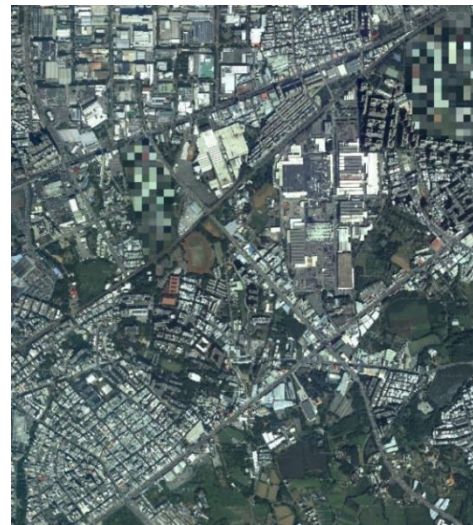
表 4-39、96224020-埔頂重劃區點雲之 LPG-Unet 與 NPALnet 地面點分類結果精度指標表

模型	準確度 (Accuracy)	精度 (Precision)	召回率 (Recall)	F1-score
LPG-Unet	0.8636	0.6385	0.9424	0.7612
NPALnet	0.8658	0.6473	0.9198	0.7599





(a) 參考 DEM 陰影圖



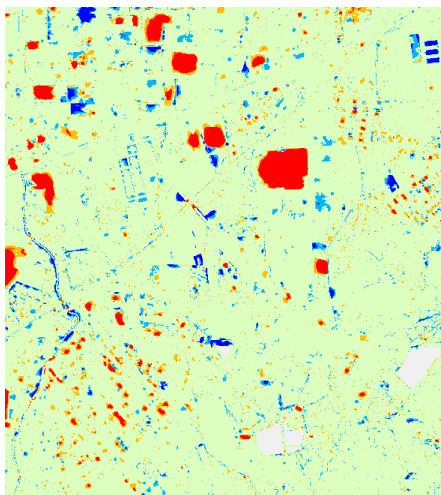
(b) 正射影像



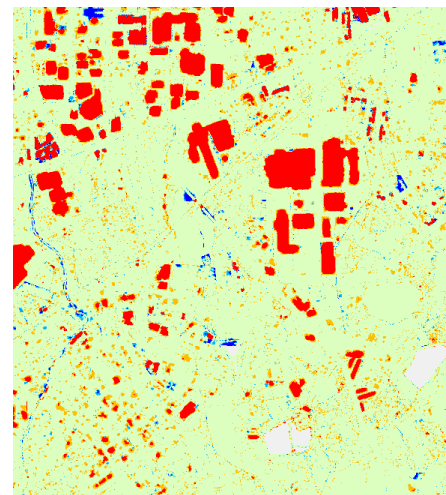
(c) LPG-Unet 預測 DEM 陰影圖



(d) NPALnet 預測 DEM 陰影圖



(e) LPG-Unet 預測 DEM 高程差值圖



(f) NPALnet 預測 DEM 高程差值圖

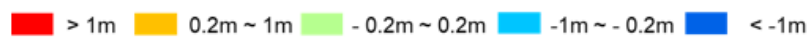


圖 4-62、96224020-埔頂重劃區之 DEM 比較



表 4-40、96224020-埔頂重劃區點雲分類成果之 DEM 誤差統計(單位：公尺)

模型	最小值	最大值	平均值	標準差	均方根誤差
LPG-Unet	-8.8	14.3	0.07	0.707	0.711
NPAUnet	-12.1	84.5	0.49	2.969	3.010

表 4-41、96224020-埔頂重劃區點雲分類成果之 DEM 誤差比例

模型	誤差 -0.2 ~ 0.2m	誤差 -1 ~ 1m			
	像元比例	像元比例	平均值(m)	標準差(m)	均方根誤差(m)
LPG-Unet	92.20%	96.90%	0.01	0.113	0.113
NPAUnet	87.77%	93.11%	0.02	0.120	0.122

將預測之地面點分類結果與點位真值進行水平剖面方向檢視及比較如圖 4-63，顯示兩個模型未將大型建物正確分類為非地面點，圖 4-64 之大型建物 LPG-Unet 則有較佳之分類結果。如圖 4-65 顯示使用前置作業時初步訓練平原模型測試，可更正確辨識大部分大型建物為非地面點。

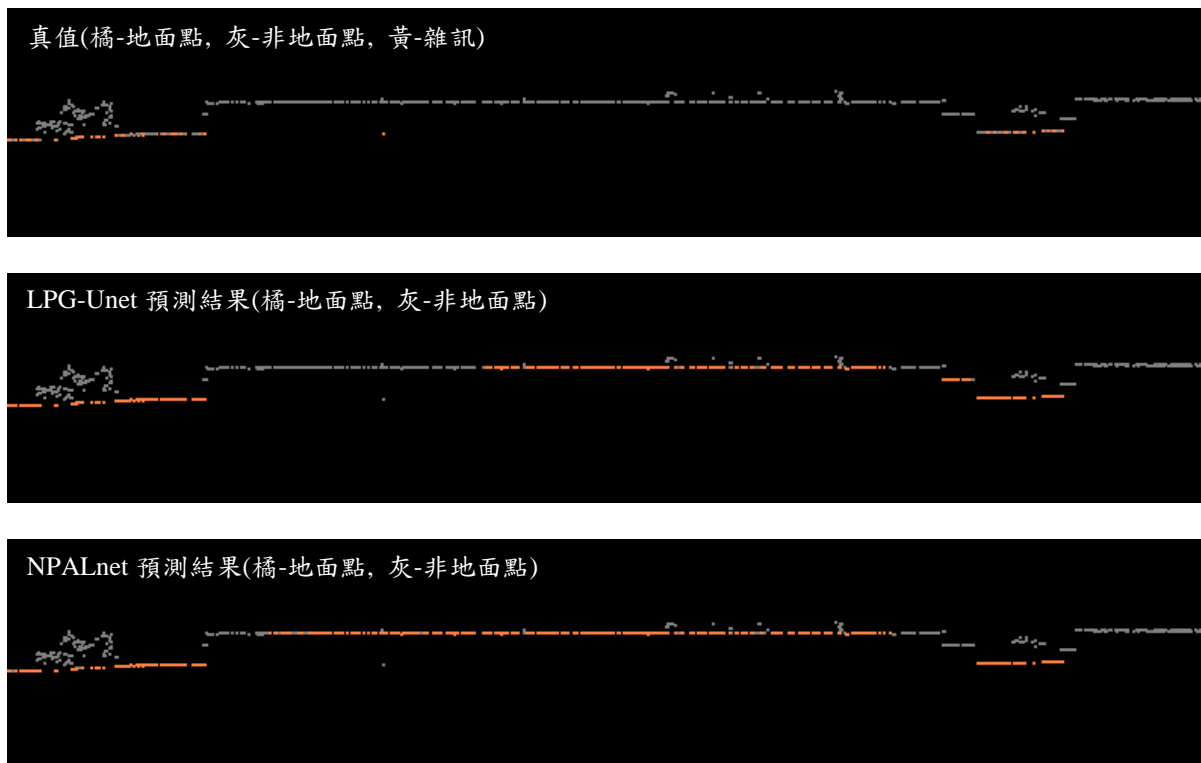


圖 4-63、96224020-埔頂重劃區地面點分類結果與真值比較-1

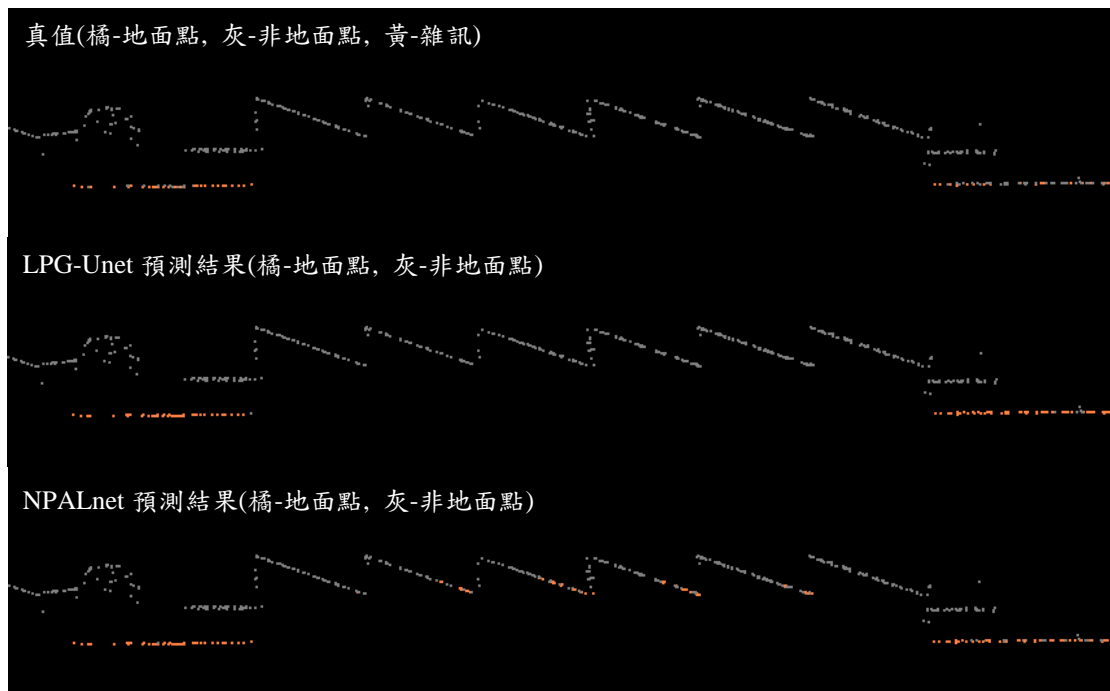


圖 4-64、96224020-埔頂重劃區地面點分類結果與真值比較-2

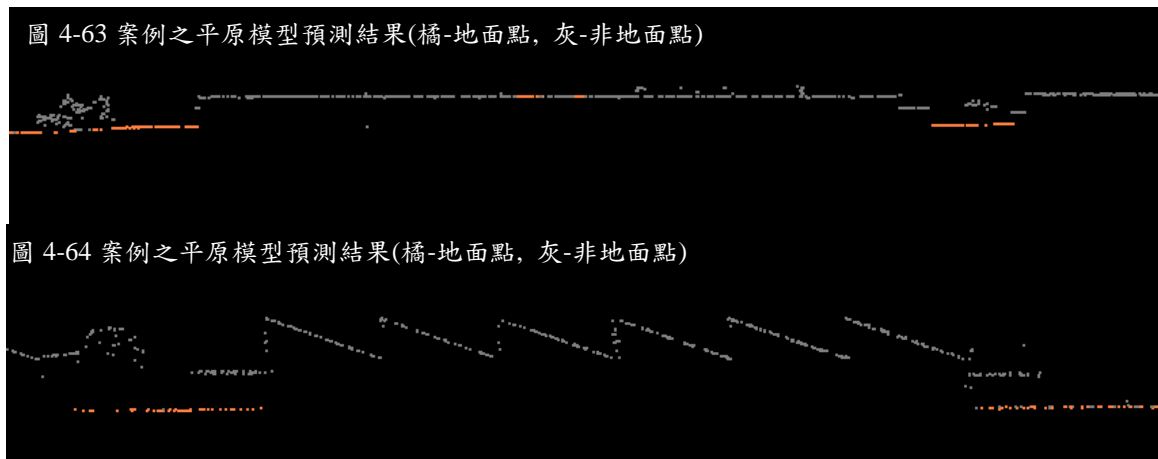


圖 4-65、96224020-埔頂重劃區地面點分類結果與真值比較-3

### (三) 96224063-新埔

96224063-新埔位於新竹縣新埔鎮，其點雲資料包括大型排水構立面及田埂地形特徵(如圖 4-66)，並含有雜訊。點雲分類測試成果使用兩種模型之精度指標如表 4-42 所列，DEM 情形如圖 4-67，DEM 精度指標統計如表 4-43 所列，抽取其中誤差 20 公分內及 1 公尺內像元計算佔比，並計算 1 公尺內 DEM 誤差精度，如表 4-44 所列。NPALnet 在此圖幅點雲分類結果及 DEM 均方根誤差均較佳。

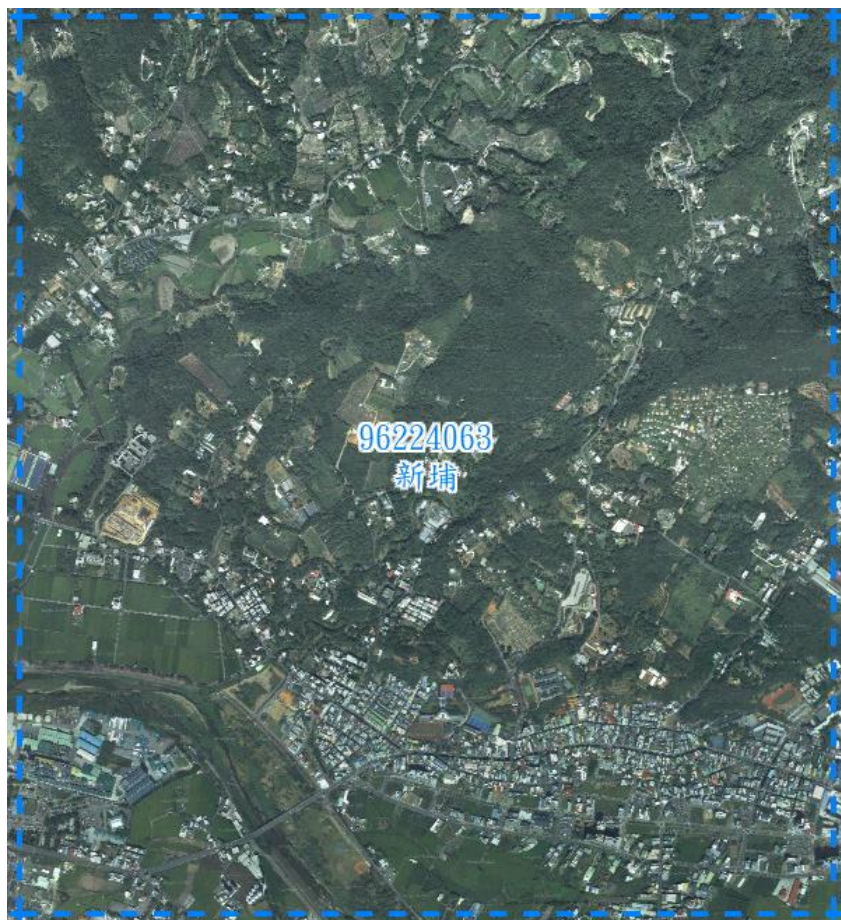
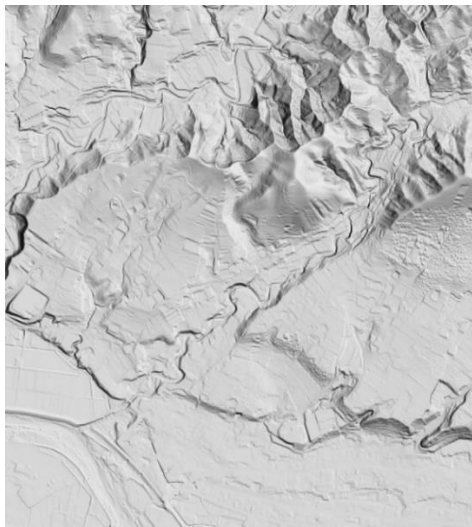


圖 4-66、96224063-新埔地貌情形

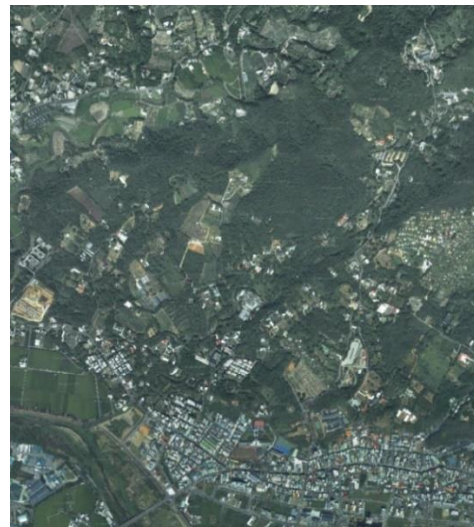
表 4-42、96224063-新埔點雲之 LPG-Unet 與 NPALnet 地面點分類結果精度指標表

模型	準確度 (Accuracy)	精度 (Precision)	召回率 (Recall)	F1-score
LPG-Unet	0.8762	0.7250	0.7494	0.7370
NPALnet	0.9114	0.8252	0.7832	0.8036

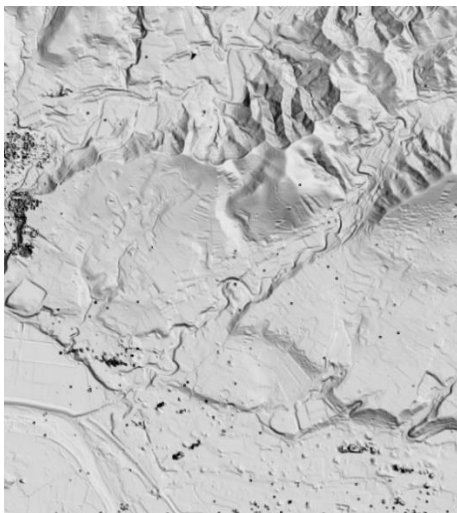




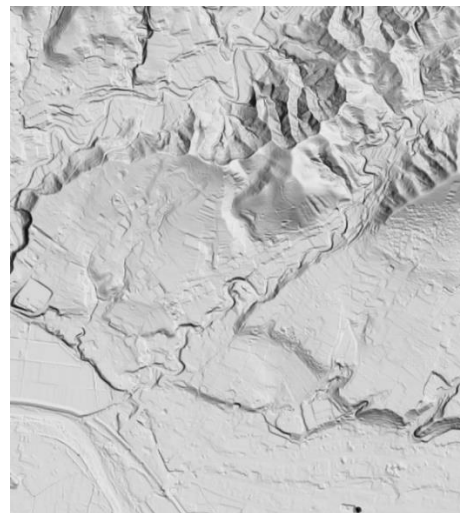
(a) 參考 DEM 陰影圖



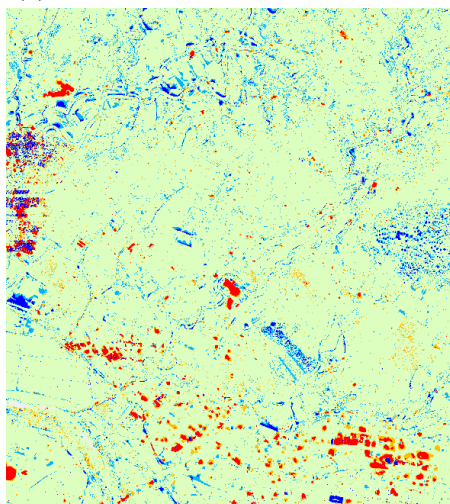
(b) 正射影像



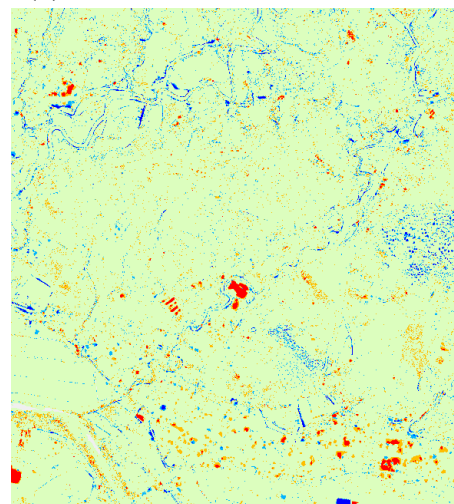
(c) LPG-Unet 預測 DEM 陰影圖



(d) NPALnet 預測 DEM 陰影圖



(e) LPG-Unet 預測 DEM 高程差值圖



(f) NPALnet 預測 DEM 高程差值圖

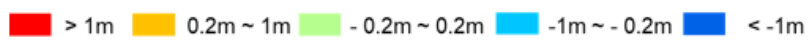


圖 4-67、96224063-新埔之 DEM 比較



表 4-43、96224063-新埔點雲分類成果之 DEM 誤差統計(單位：公尺)

模型	最小值	最大值	平均值	標準差	均方根誤差
LPG-Unet	-513.6	60.9	-0.02	1.716	1.717
NPALnet	-7.8	44.7	0.01	0.288	0.289

表 4-44、96224063-新埔點雲分類成果之 DEM 誤差比例

模型	誤差 -0.2 ~ 0.2m	誤差 -1 ~ 1m			
	像元比例	像元比例	平均值(m)	標準差(m)	均方根誤差(m)
LPG-Unet	92.16%	97.67%	-0.00	0.122	0.122
NPALnet	94.34%	98.98%	0.00	0.106	0.107

兩模型在點雲有雜訊區域，LPG-Unet 模型有將雜訊誤判為地面點之情形，NPALnet 模型在有雜訊之區域仍可辨識大部份地面點，另在 NPALnet 模型在圖 4-68 範例區域，對地面點及非地面點之辨識較佳。如圖 4-69，兩個模型在此圖幅之大型排水溝立面之分類結果均較不佳。

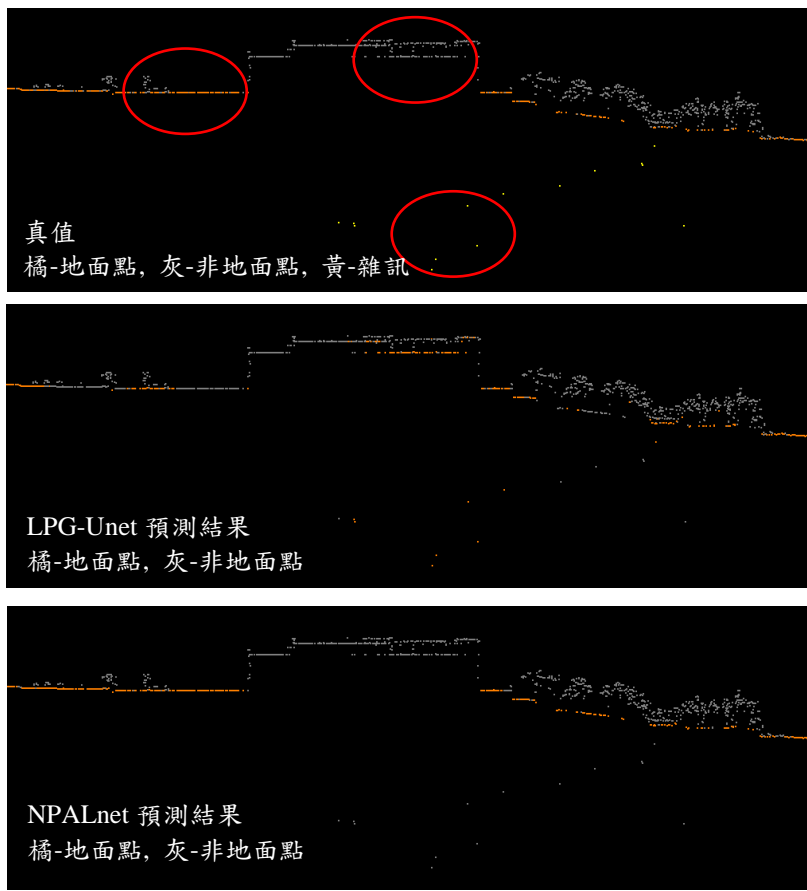


圖 4-68、96224063-新埔地面點分類結果與真值比較-1

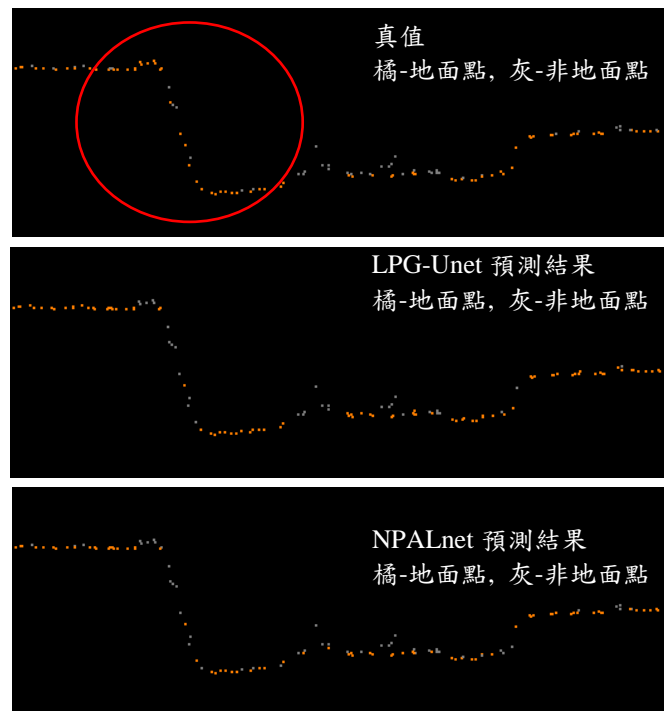


圖 4-69、96224063-新埔地面點分類結果與真值比較-2

#### (四) 95211027-新興(四)

95211027-新興(四)位於苗栗縣泰安鄉，其點雲資料包括山稜線地形特徵(如圖 4-70)，並含有雜訊。點雲分類測試成果使用兩種模型之精度指標如表 4-45 所列，DEM 情形如圖 4-71，DEM 精度指標統計如表 4-46 所列，抽取其中誤差 20 公分內及 1 公尺內像元計算佔比，並計算 1 公尺內 DEM 誤差精度，如表 4-47 所列。LPG-Unet 點雲分類結果較佳，但有較大之 DEM 均方根誤差，應是受雜訊影響，於排除大誤差後，可看到均方根誤差值較低。經比較兩幅山區圖幅，LPG-Unet 較 NPALnet 在山區地形有較佳之分類成效。

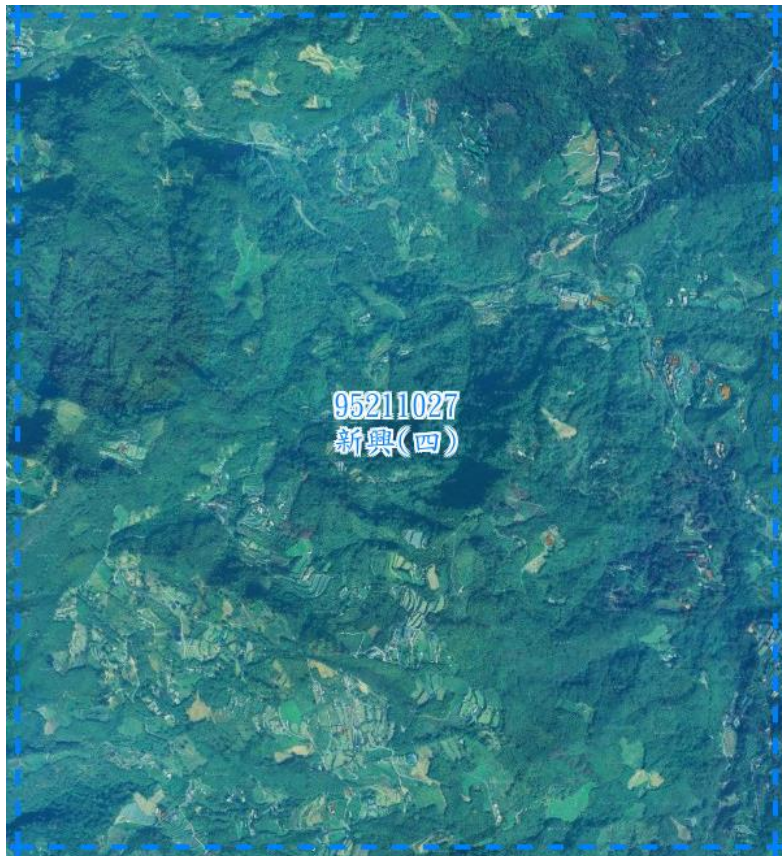
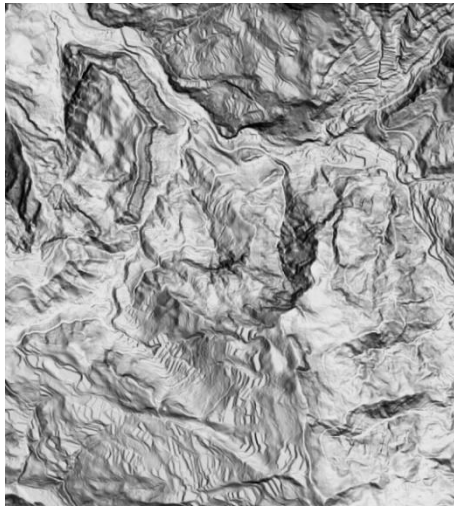


圖 4-70、95211027-新興(四)地貌情形

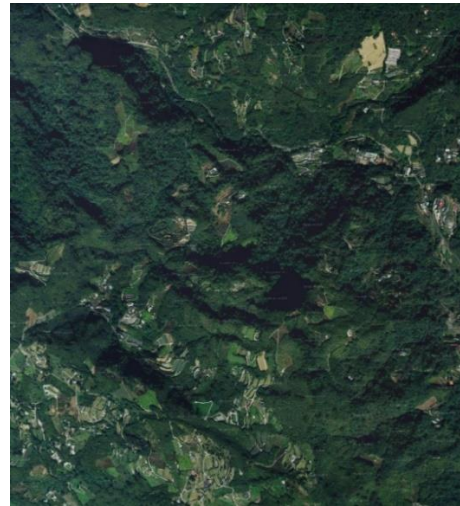
表 4-45、95211027-新興(四)點雲之 LPG-Unet 與 NPALnet 地面點分類結果精度指標表

模型	準確度 (Accuracy)	精度 (Precision)	召回率 (Recall)	F1-score
LPG-Unet	0.9353	0.7445	0.6886	0.7115
NPALnet	0.9350	0.8124	0.5940	0.6862





(a) 參考 DEM 陰影圖



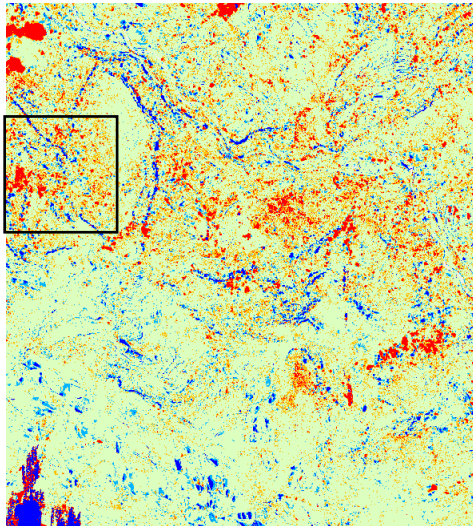
(b) 正射影像



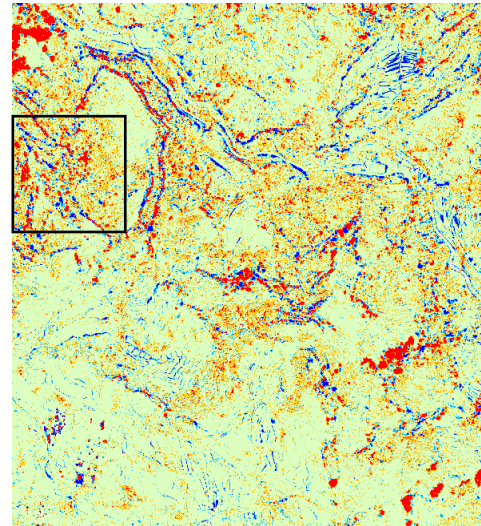
(c) LPG-Unet 預測 DEM 陰影圖



(d) NPALnet 預測 DEM 陰影圖



(e) LPG-Unet 預測 DEM 高程差值圖



(f) NPALnet 預測 DEM 高程差值圖

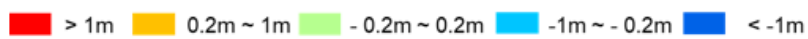


圖 4-71、95211027-新興(四)之 DEM 比較



表 4-46、95211027-新興(四)點雲分類成果之 DEM 誤差統計(單位：公尺)

模型	最小值	最大值	平均值	標準差	均方根誤差
LPG-Unet	-656.5	77.3	-0.49	11.525	11.535
NPALnet	-211.3	658.0	0.11	2.353	2.356

表 4-47、95211027-新興(四)點雲分類成果之 DEM 誤差比例

模型	誤差 -0.2 ~ 0.2m	誤差 -1 ~ 1m			
	像元比例	像元比例	平均值(m)	標準差(m)	均方根誤差(m)
LPG-Unet	81.55%	95.04%	0.0335	0.1911	0.1941
NPALnet	80.78%	95.13%	0.0398	0.1975	0.2015

兩模型在點雲有雜訊區域，LPG-Unet 模型未將雜訊誤判為地面點，但有較多區域地面點未正確分類，NPALnet 模型在有雜訊之區域仍可辨識大部份地面點，如圖 4-72 所示。

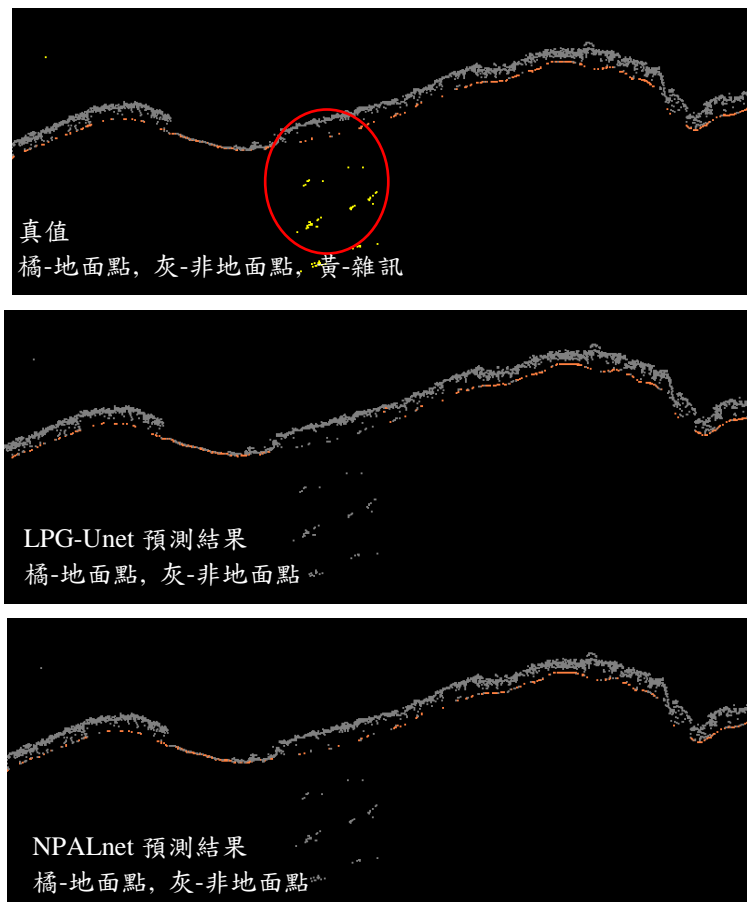


圖 4-72、95211027-新興(四)地面點分類結果與真值比較-1

圖 4-71 黑框部分為 DEM 差值較大之區域之一，點雲穿透率均偏低，地面點少(如圖 4-73)，若地面點之選擇與實際地面點不同或稍有漏判情況，DEM 就會有明顯之差異。另此案例較少植被誤判為地面點之情形，可能是此案例整區域地面點較為稀疏，而圖 4-57 案例則為整個區域僅有小區塊面積穿透率低，在該小區塊較易發生誤判情形。

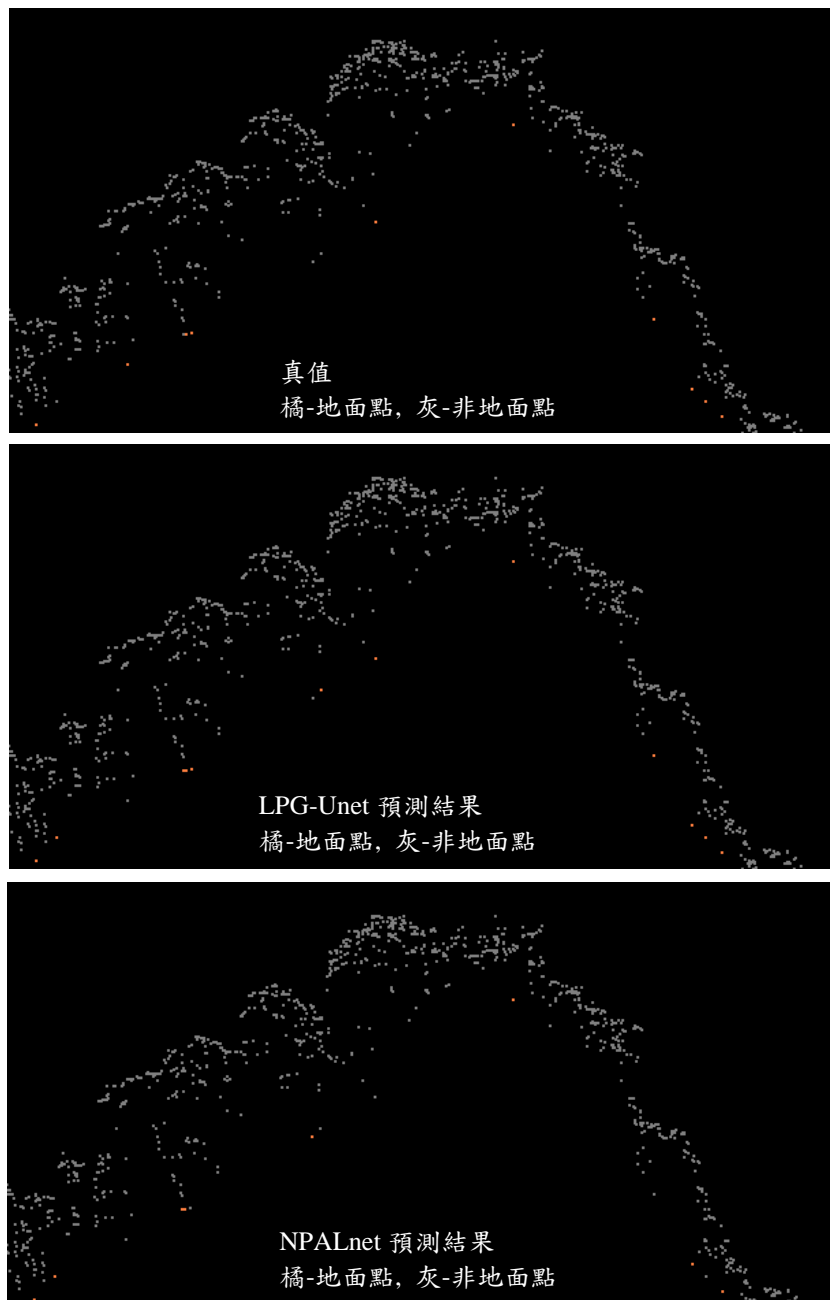


圖 4-73、95211027-新興(四)地面點分類結果與真值比較-2

綜整前述案例分析，表 4-48 為 2 模型情形比較。

表 4-48、模型測試情形比較

模型		LPG-Unet	NPALnet
雜訊過濾		無法過濾雜訊	可過濾雜訊
地面點分類	雜訊影響	受雜訊影響地面點分類	較不受雜訊影響地面點分類
	點雲穿透率	受點雲穿透率影響地面點分類	
	山稜線	一般山稜線或山區地形可分類大部分地面點，LPG-Unet 之點雲地面點分類成果及 DEM 成果較佳	
	大型排水溝立面	大型排水溝立面之地面點分類結果差異不大，有部分區域仍可辨識，當立面較垂直時，分類成果均不佳	
	大型建物	大型建物之地面點分類成果均受限，LPG-Unet 之點雲地面點分類成果相對較佳，NPALnet 對於大型建物之地面點分類能力於前置作業之模型測試已顯示有提升之空間	
	田埂	田埂受影像解析度為 1 公尺之限制，不易辨識，分類能力受限	
軟硬體需求		可使用 CPU	剖面影像數量較多，建議使用 GPU
預測運行時間		較快速。 投影、預測及反投影總計約需 5~8 分鐘。	所需時間較久。 現階段 1 個 AI 模型運行 4 個方向之投影、預測及反投影合計，視圖幅點雲量而不同，約需 1~3 小時。

#### 四、人機協作機制之成果分析

由前章第六項「人機協作機制規劃」，以 111 年度用於分類地面點與本年度分別用於分類雜訊及地面點之 AI 模型，設計用以串接點雲資料、AI 判釋成果和編修軟體之 AI 程式(LPG-Unet 與 NPALnet)，並經本團隊向測製廠商辦理教育訓練，探討 AI 實務應用之可行性，可參閱第五章。

在程式操作上，經分幅處理且濾除雜訊之點雲，LPG-Unet 得以透過單圖幅模式，批次將 LAS 格式點雲資料輸入、AI 判釋及輸出。圖形化設定介面如圖 4-74 所示，填入包含點雲檔案之資料夾路徑即可自動執行，AI 判釋

之信心值成果會寫入原檔案中 RGB 欄位，並於介面下方告知使用者進度及所耗費時間。

表 4-49 列出 LPG-Unet 電腦運行建議配置，考量點雲資料大小與計算所需建議記憶體至少要 32GB。另外，儘管 AI 模型訓練使用 GPU 加速，但在預測時經比較因 256 × 256 分幅影像少，利用 CPU 或 GPU 運算時間相差不多，因此選擇 CPU 運算方法開發，同時降低安裝操作難度。

多圖幅模式不同於單圖幅，需額外給予程式圖幅框，藉此定義圖幅間相鄰關係並找出接邊圖幅。如圖 4-75 所示，除填入點雲檔案資料夾路徑外，還要輸入 Shapefile 格式之圖幅框檔案位置，以及其對應點雲檔名之欄位(如圖 4-76)。輸出之點雲資料再藉由 TerraScan 工具設定不同門檻值進行分類(如圖 4-77)，取得最佳地面點分類，減少人工編修工作量。

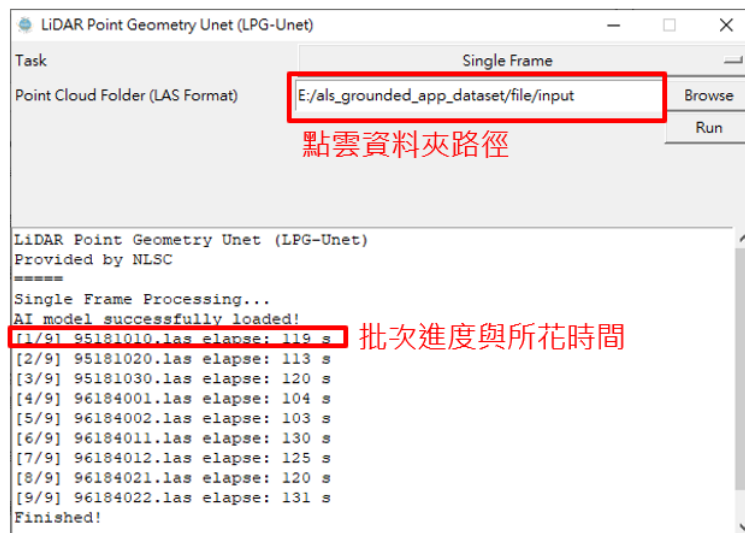


圖 4-74、LPG-Unet 單圖幅模式介面設定示意

表 4-49、LPG-Unet 電腦建議配置

	軟硬體規格
作業系統	Windows 10 以上(必需)
CPU	AMD Ryzen 7 3700X
記憶體	32GB



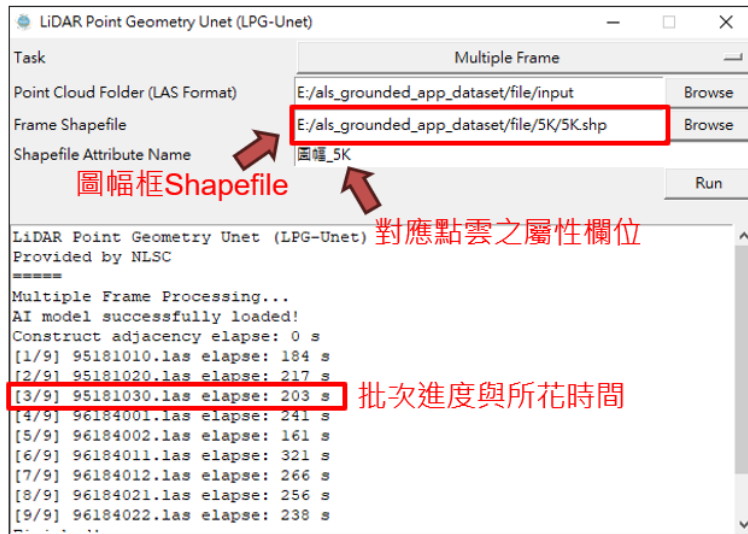


圖 4-75、LPG-Unet 多圖幅模式介面設定示意

FID	Shape	圖幅_5K	圖名
0	Polygon	93191010	
1	Polygon	93191020	外傘頂
2	Polygon	94171016	中芸漁
3	Polygon	94171017	汕尾(南)
4	Polygon	94171005	港埔
5	Polygon	94171006	中芸漁

圖 4-76、圖幅框 Shapefile 對應點雲檔名欄位

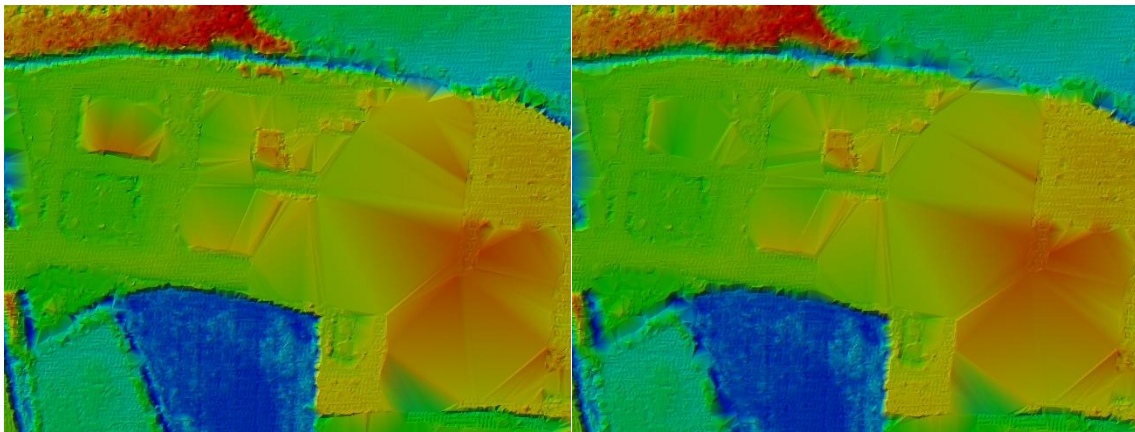


圖 4-77、LPG-Unet 成果套用不同門檻值(左)70 (右)90(94181061－鴨母寮)

NPALnet 亦採取相似之做法，使用者在設定檔中輸入欲批次處理之點雲資料夾路徑並輸填入輸出位置，程式便自動產製水平投影影像、AI 判釋和反投影寫入 RGB 欄位。不同於 LPG-Unet，因  $256 \times 256$  分幅影像數量龐大而使用 GPU，故於設定檔中需依 GPU 記憶體給予適當批次大小(如圖 4-78)。命令列介面上會顯示各步驟，依序是 4 個方位角方向水平投影(如圖

4-79a)，再者是 AI 判釋(如圖 4-79b)及反投影(如圖 4-79c)，輸出含信心值資訊之新點雲檔案於資料夾內。同樣地，藉由 TerraScan 工具調整門檻值(如圖 4-80)，以最有效分類雜訊與地面點。

```

1  [ ]
2  "WORKSPACE": "C:/Users/ARSEM-LAB/Downloads/NPALnet_v1/workspace",
3  "REFERENCE_LAS": "C:/Users/ARSEM-LAB/Downloads/NPALnet_v1/pointcloud",
4  "ROTATION": [0, 45, 90, 135],
5  "PROFILE_DIR": "",
6  "PREDICTION_IMAGE_DIR": "",
7  "PREDICTION_RESULT_DIR": ""
8  "PREDICTION_STEP_SIZE": 3000,
9  "PREDICTION_BATCH_SIZE": 32
10 ]

```

點雲資料夾路徑

GPU 批次處理數相關參數

圖 4-78、NPALnet 參數設定示意



圖 4-79、NPALnet 運行介面

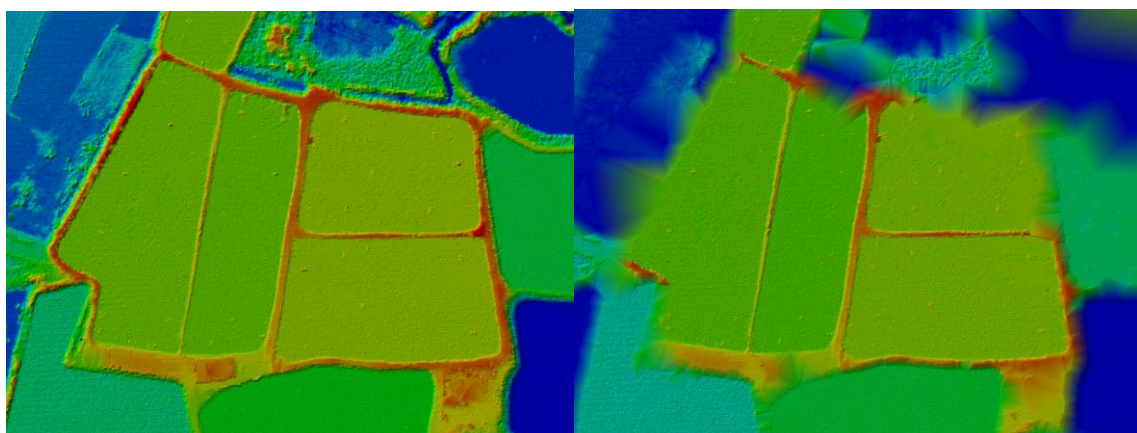


圖 4-80、NPALnet 成果套用不同門檻值(左)60(右)80(94181061-鴨母寮)

相較於 LPG-Unet，NPALnet 在使用上建議電腦配置如表 4-50 所列，需以 GPU 加速 AI 判釋。程式在計算上所花費之時間列於表 4-51，提供測製廠商(以中興測量為例)對比現有分類工具用於自動分類階段，請編修人員分享兩者間差異與效益分析，針對後續投入應用可能性做評估。

表 4-50、NPALnet 電腦建議配置

	軟硬體規格
作業系統	Windows 10 以上(必需)
CPU	Intel i7-12700
記憶體	32GB
GPU	NVIDIA GeForce RTX 3060

表 4-51、AI 程式計算所需時間

AI 程式	一幅五千分之一圖幅處理所需時間
LPG-Unet (CPU, 僅地面點)	5 分 29 秒
LPG-Unet (GPU, 僅地面點)	5 分 3 秒
NPALnet (CPU, 雜訊與地面點)	4 小時 1 分 59 秒
NPALnet (GPU, 雜訊與地面點)	2 小時 34 分 7 秒

中興測量以 4 種地形圖幅進行測試，分別為平地鄉下(96184094-上康樂)、平地都市(96232090-萬華)、平緩山區(96184053-五家坡)及崎嶇山區(96232067-陸光一村)，針對 AI 程式(LPG-Unet)判釋成果信心值設定門檻值，並藉此比較 TerraScan 中透過各項工具巨集操作分類之成果。前者為人機協作流程，以「AI 導入」之方法稱呼，而後者為原空載光達建立數值地形模型流程，以「自動分類」之方法稱呼。圖 4-81 為挑選部分平原區分類成果之 TIN(圖上為平地鄉下、圖下為平地都市)，顯示在自動分類成果明顯列出建物特徵，便於後續使用者編修時可進行處理，然而 AI 導入之成果則不如預期。圖 4-82 則挑選部分山區分類成果之 TIN(圖上為平緩山區、圖下為崎嶇山區)，在山稜線及坡地挑選地面點成果使用 AI 導入方法更能準確地分類地面點，在自動分類之成果則有明顯之樹冠樣態沒有準確分類。另外，針對門檻值之設定如圖 4-83 所示，經編修人員判斷，上圖平緩坡地挑選信心門檻值 90 成果較佳，而下圖崎嶇坡地則適合挑選 80。



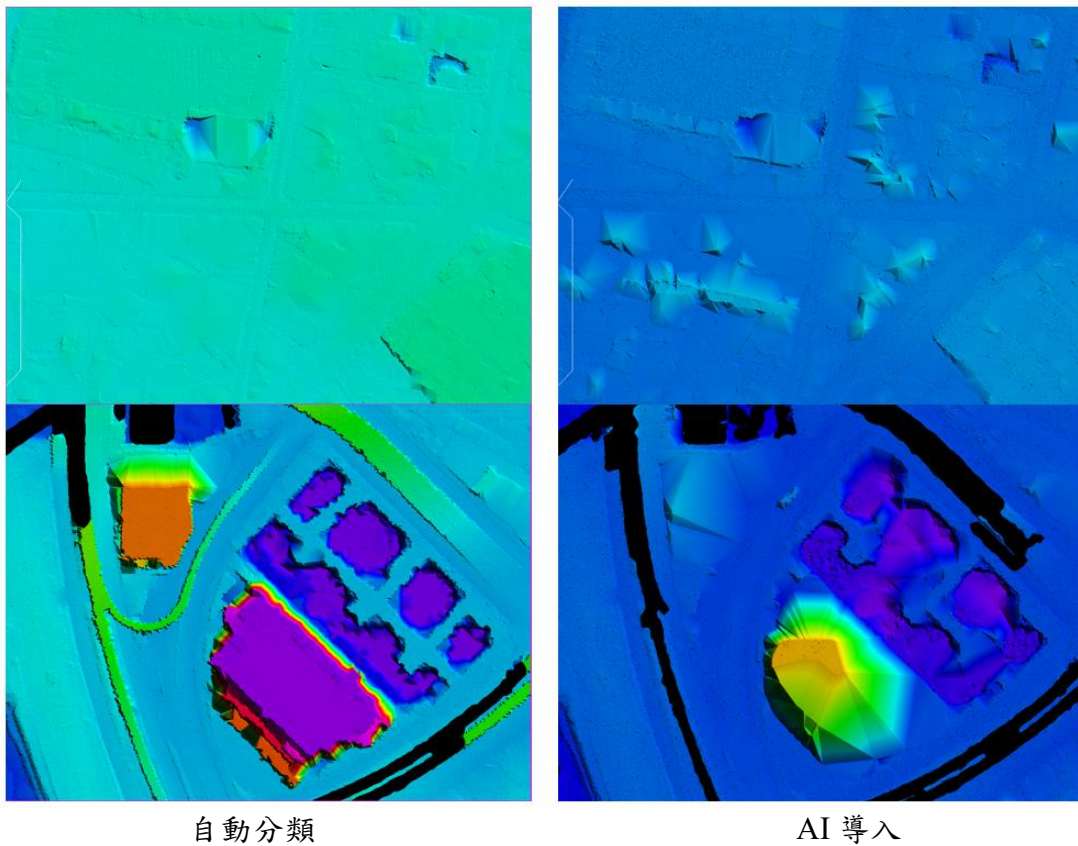


圖 4-81、平地區分類成果 TIN

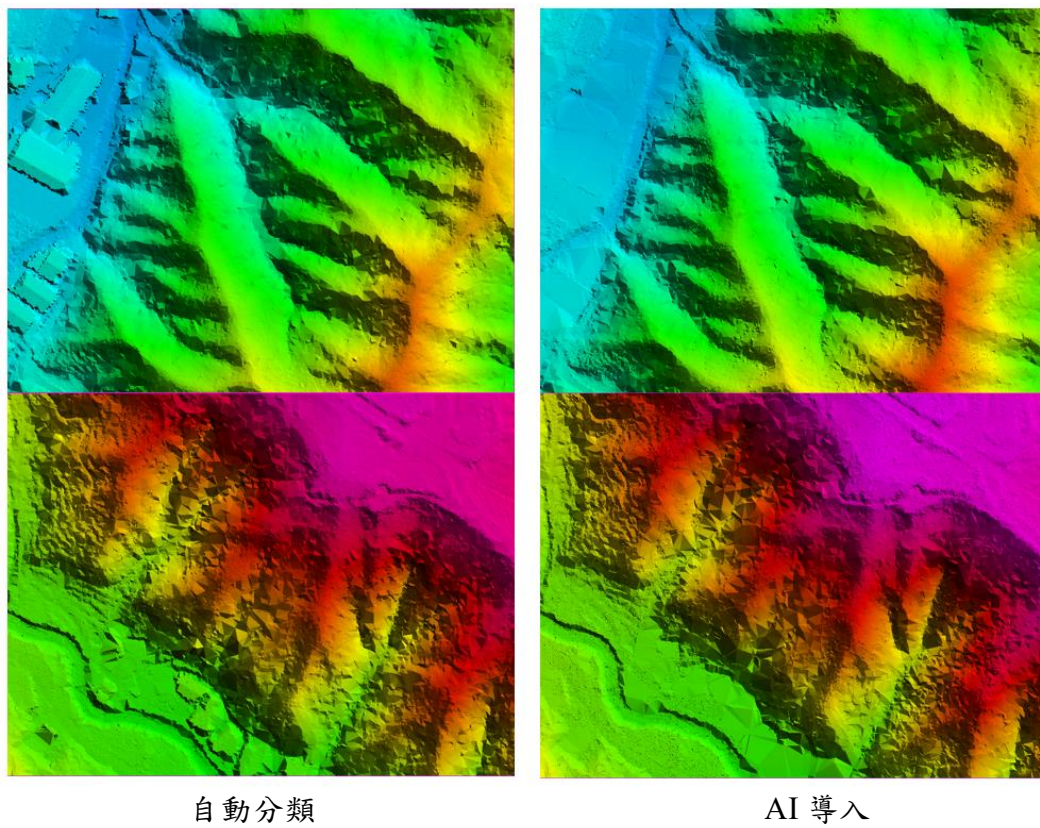


圖 4-82、山區分類成果 TIN



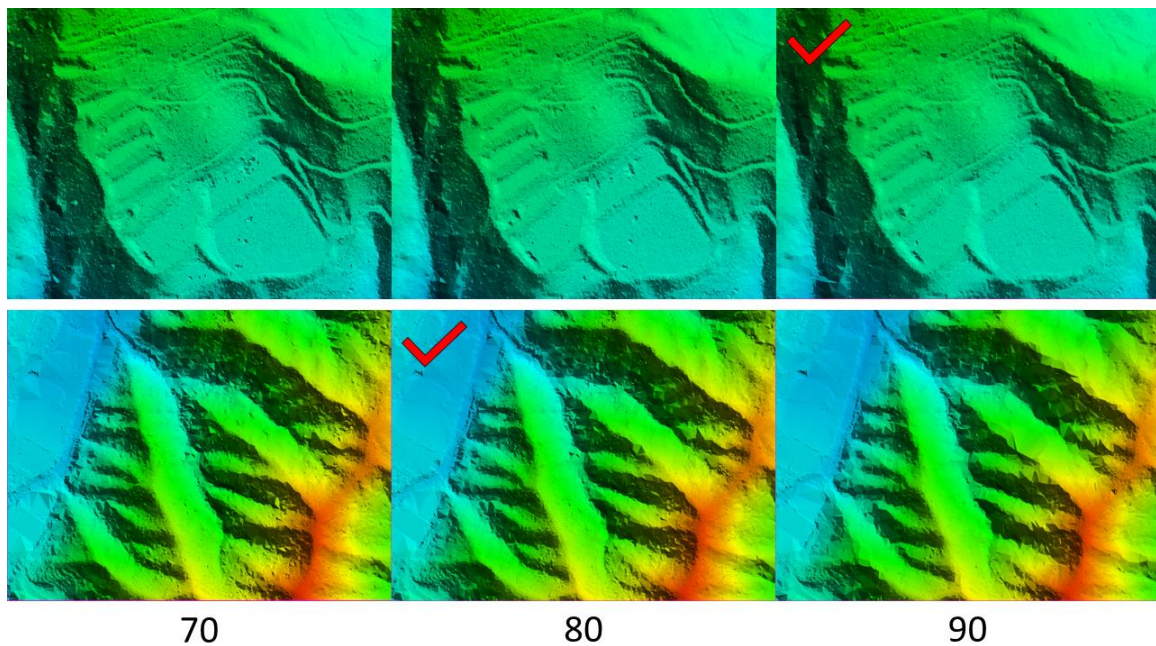


圖 4-83、門檻值篩選結果 TIN

表 4-52 為上述測試成果統計所需時間。據中興測量分享，平地區域地形平緩，但特徵物多樣，建議 AI 增加多樣訓練資料以提升效率；山區則因地形有趨勢性延伸，且較少有特徵物，因此 AI 判釋對於山區有效用，測試成果可嘗試協助山區自動分類。為更了解 LPG-Unet 與本年度新設計之 AI 模型 NPALnet 之實際應用情境，本團隊亦與三家測製廠商(中興測量、詮華國土測繪有限公司(以下簡稱詮華國土)和自強工程顧問有限公司(以下簡稱自強工程))舉辦教育訓練，後續提供 AI 程式給予廠商測試，並進行意見交流，詳情請參閱第五章「教育訓練及意見交流辦理情形」。

表 4-52、測試成果時間效益比較表

圖幅地形	自動分類作法	AI 導入作法	適合提供人工濾除之作法
平地鄉下	174 秒	175 秒	自動分類
平地都市	253 秒	192 秒	自動分類
平緩山區	106 秒	187 秒	AI 作法+信心值 90
崎嶇山區	170 秒	187 秒	AI 作法+信心值 80

## 第五章、教育訓練及交換意見辦理情形

本案進行研究初期，先行向國內具 DEM 測製作業經驗單位(以下簡稱廠商)進行需求訪談，訪談廠商為中興測量、詮華國土及自強工程，主要了解雜訊點雲之樣態、原因及容易出現雜訊點雲之地點，並訪問廠商針對雜訊點雲之編修方式。另外針對人機協作之設計，洽詢廠商如何將程式及編修軟體相互銜接，並初步由廠商測試後提供經驗回饋，程式由本團隊修正。相關需求訪談會議紀錄可參閱附錄 E。

配合本案之預期目標七針對本案研發 AI 技術等相關成果辦理 1 場次教育訓練，訓練對象為機關人員及廠商人員，名額至少 10 人次。教育訓練於 112 年 10 月 4 日(星期三)假國立成功大學(以下簡稱本校)成功校區資訊大樓 8 樓 55839 會議室(地址：臺南市東區大學路 1 號)。名單經國土測繪中心同意後，本團隊邀請中興測量、詮華國土、自強工程、台灣世曦工程顧問股份有限公司及本校衛星資訊研究中心，共有 25 人參與本次教育訓練。相關資料如講義教材、簽到簿及會議辦理情形可參閱附錄 F。



圖 5-1、教育訓練與會情形

配合本案之預期目標五需邀集至少 1 個具空載光達點雲測製 DEM 作業經驗之單位參與交換意見，辦理於教育訓練後，於本案於辦理期間，分別召開三次交換意見會議與相關單位進行意見討論。名單經國土測繪中心同意後，本團隊分別與中興測量、詮華國土及自強工程接洽。於教育訓練時，提供本案 AI 程式成果於廠商進行測試，並於交換意見時討論軟體操作、分類成果等相關議題。以下為本團隊於議題討論之重點：

1. 廠商 AI 測試成果分享與意見交流；
2. 了解測製廠商 DEM 編修方式與人力及時間成本節省情形。

三次交換意見會議辦理情形如下，會議紀錄可參閱附錄 G：

#### 1. 中興測量交換意見會議

於 11 月 6 日(星期一)上午 10 時假中興測量有限公司向上分公司舉辦。依照測試圖幅成果，山區圖幅可將大致地形展現出來，平原區圖幅雜點則較多，而信心值調整則需要經驗累積才能準確選擇地面點多寡，進一步影響人工編修程度。中興測量認為使用 AI 程式可大幅降低點雲資料人工編修作業之時間成本，對於建置數值高程模型作業有極大助益。亦提出希望 AI 可針對其他特徵地物進一步學習，如：溝渠斷線、山稜線(含懸崖斷線)、田園區及田埂、裸露地、道路邊緣及其餘地物斷線等，對相關測製廠商之作業效益可大幅提升。





圖 5-2、中興測量交換意見會議與會情形

## 2. 詮華國土交換意見會議

於 11 月 13 日(星期一)上午 10 時假詮華國土測繪有限公司舉辦。詮華國土使用建議信心值 60，對於測試成果中，部分地面點分類及山區圖幅濾除雜訊效果不錯。然而對於山區圖幅部分地面點會被歸類為雜訊、電線分類為雜訊等情形，若能解決就能提升 AI 程式之利用價值。詮華國土認為使用 AI 程式可降低人工編修作業時間成本，不過可針對部分地物加強 AI 學習，如堤防、高架道路、田埂、山壁、水溝等。同時，詮華國土反映編修人員若持續測試信心值篩選地面點，會導致整體作業之時間成本提高，希望可由 AI 自動化提出適地性信心值參數，以降低編修時間。

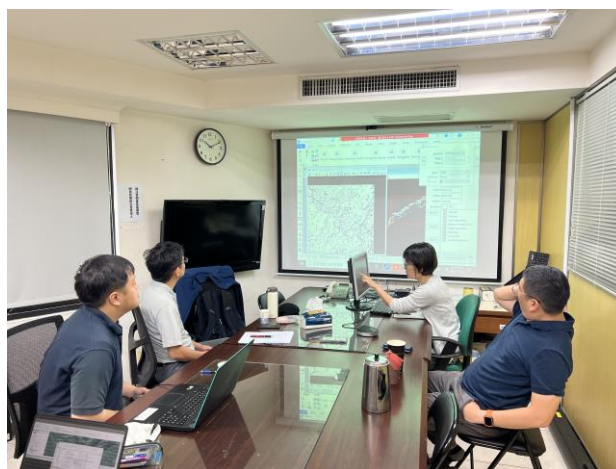


圖 5-3、詮華國土交換意見會議與會情形



### 3. 自強工程交換意見會議

於 11 月 13 日(星期一)下午 1 時 30 分假自強工程顧問有限公司舉辦。根據成果，雜訊有明顯挑出，但不全然整體雜訊都挑出。相較於自強工程使用原先篩點做法，使用 AI 可將橋梁、建物由 DEM 分類為非地面點，不過堤防及田地區域尚未達到顯著效果。自強工程表示，AI 程式對於雜訊篩選較有明顯成效，而地面點分類仍需加強，如地面點篩選過多導致植生被歸類為地面點。而有關雜訊，通常對於雲層水氣較多之區域影像甚大，導致人工編修成本提高。另外，門檻值測試會提高編修人員之作業時間成本，希望可以自動提供門檻值，以提升作業效率。對於地面點分類之加強，成大團隊建議可在反投影過程將高程範圍調低。



圖 5-4、自強工程交換意見會議與會情形

## 第陸章、研究結論

### 一、研究成果總結

本團隊以 111 年度與本年度 AI 模型成果設計程式，並規劃人機協作流程提供測製廠商實際應用 AI 對點雲進行分類之可能，透過安裝與操作 AI 程式，得以將 AI 判釋成果導入現行點雲編修流程，方便編修人員參考和使用。對於本年度之研究成果，可歸結如下：

#### (一) 雜訊過濾成果

針對易與地形混淆之雜訊，包括於地表之浮點雜訊，或嵌入地表之成群雜訊，使用本案之水平投影與 AI 點雲雜訊過濾方法，辨識雜訊已有初步成效，雜訊形態因設備特性及資料收集現場環境而可能有不同之形態，需再進一步瞭解，以能有更多雜訊形態進行後續 AI 模型訓練。為模擬雜訊嵌入地表並與地形混淆以利 AI 辨識，但也易造成地面點誤判為雜訊，例如山區穿透率低之區域。故如何精進更合適之雜訊與地形剖面影像融合方式，亦是後續進一步需要改善之事項。

#### (二) 山稜線、田埂、大型排水溝立面及大型建物自動地面點分類成果

本團隊使用水平投影方式之抗雜訊 AI 地面點分類模型，雖能初步辨識一部分之山稜線、田埂、大型排水溝等地形特徵及大型建物，但仍有大部分此類地形無法有效辨識而進一步影響 DEM 產製精度。

##### 1. 山稜

為使模型穩定訓練，本案訓練使用之點雲圖幅使用穿透率較高之五千分之一圖幅點雲，在一般山稜線、山谷、及地勢變化多之區域，可辨識大部分地形之地面點；在零星點雲穿透率低之區域誤判率較高，植被易誤判為地面點，但在大範圍點雲密度稀疏之區域，誤判情況則較少，惟地面點分類能力雖仍待加強；另外在陡峭之山壁，模型辨識率較不佳，初步判斷陡峭山壁地形之訓練樣本不足，且結構類似建物

(如圖 4-60、圖 4-64)，致漏判地面點之情況較多。

若要再增加模型準確度，除了加入點雲穿透率低之圖幅訓練樣本外，目前剖面影像為隨機選取。但崩壁於山區並非常見，若訓練圖幅增加，需考慮如何有效增加崩壁之樣態，例如評估是否需要人工挑選崩壁加強訓練。

## 2. 田埂

田埂地面點分類尚不穩定，有部分可辨識，但仍有部分未分類正確，分析因田埂多為小範圍突起之地形，本案使用之投影方法，影像為 1 公尺解析度，田埂形狀不易呈現；另外於反投影時，預測為地面點之像元，只有對應之空間最低點 2 倍觀測誤差範圍內之點是地面點，此類小範圍地形於反投影時不易正確分類。

## 3. 大型排水溝立面

大型排水溝立面若有傾斜面時點位較多，地面點正確辨識之情況也較多，本模型主要辨識情況不佳部分包括地面點較少使排水溝立面不易呈現之區域，即立面幾乎呈垂直之大型排水溝。分析應是垂直立面之訓練樣本不足，以及反投影時，預測為地面點之像元只有對應之空間最低點 2 倍觀測誤差範圍內之點是地面點。後續增加訓練圖幅時，需考慮如何增加垂直立面之大型排水溝，目前訓練資料之剖面影像為隨機選取，可評估改由人工挑選是否排水溝立面適合。

## 4. 大型建物

大型建物之地面點辨識，於本模型測試 4 類地形中分類成效較不佳。本團隊為評估所提方法之可行性，如第參章所述，於期中報告前置作業時初步訓練平原模型，訓練資料使用城市及農田之點雲圖幅，成果相較於 111 年度使用之垂直投影方式，可更正確辨識大部分大型建物為非地面點，該模型之訓練資料選用均為建物之城市點雲圖幅，資料量約占 50%。本案於期末開發之抗雜訊地面點分類模型，訓練資

料包括森林、丘陵，農田及城市建物，含建物之訓練資料比例減少至僅約占 25%，評估因建物之資料比例減少，且地形樣貌增加，AI 較不易學習，若後續於增加訓練樣本時，可一併評估使用其他具備更多參數之模型。

綜上所述，提高模型預測準確度除了增加訓練樣本以外，使用隨機抽樣剖面影像之方式可能不符實際需求，如何增加有效之訓練樣本，提高上述 4 類地形特徵之訓練資料比例，需要再評估。

### (三) 人機協作及交換意見

本團隊依據本年度研究成果，並納入 111 年度 AI 分類地面點方式，設計用以串接點雲資料、AI 判釋成果和編修軟體之 AI 程式(LPG-Unet 與 NPALnet)，並透過教育訓練及意見交流，將 AI 分類地面點方式由研究階段逐步進入實作階段，以期對於地面點分類及編修作業可提升效益。透過本團隊向廠商之交換意見，皆表示 AI 程式可大幅降低點雲資料人工編修作業之時間成本，有其可用性。惟 AI 可針對地物特徵加強學習，讓 AI 程式之實用性提升。

此外，因應各家廠商編修作業方式不同，本團隊設計產生分類結果之信心值，由廠商可彈性進行編修作業。由於信心值需要重新吸取經驗，多次測試後針對不同地形區域才有準確之篩選信心值門檻，因此使用程式初期會導致整體作業之時間成本提高，將會降低程式使用效益。對於是否以 AI 判斷何種地形地物適合之門檻值，有進一步研發之思考及評估。不過，AI 分類地面點之方式若進一步納入作業程序中，發現透過廠商對話討論，帶動 AI 研發之創意思考，使 AI 分類地面點能夠精進且有實用之價值。

## 二、未來發展建議

本團隊使用水平投影方式之抗雜訊 AI 地面點分類模型，雖能初步判識一部分之山稜線、田埂、大型排水溝等地形特徵及大型建物，但仍有大部分此類地形無法有效判識而進一步影響 DEM 產製精度。依據本年度之研究成



果，本案於此提出以下未來發展建議：

1. 此 4 類地形樣貌多元，將再進一步探討增加訓練資料之策略，例如是否採取隨機選取樣本，或是以人力特別框選 4 類特定地形資料，以增加有效之訓練樣本。
2. 本案使用 U-Net 深度學習網路架構已有初步成效，但 AI 技術發展迅速，例如近二年推出之 Transformer 模型架構，已被廣泛用於影像判識任務，具有更多模型參數及可處理更大量資料，相關模型套件及工具之發展亦快速增加中。故未來在增加大幅訓練資料時，可評估轉由如 Transformer 等其他模型架構之適用性。
3. 評估其他 AI 模型開發策略：
  - (1) 發展 4 種地形之特化地面點分類 AI，例如大型排水溝 AI 或大型建物 AI，以適用特定之地形情境。但此策略須先發展泛化之地形分類 AI，先由地形分類 AI 判識地形場景，再使用特化 AI 工具進行地面點分類；
  - (2) Ensemble learning (集成學習) 訓練策略之一，係當第一個地面點分類器之效能不足時，可以將訓練結果不佳之樣本以較高之比例再訓練第二個分類器，可視需求依序訓練多個分類器。
4. 人機協作流程上，目前僅規劃以 RGB 欄位儲存 AI 信心值資訊，但在多目的分類時(如：雜訊與地面點)信心值須重複使用該欄位。因此目前執行做法為依分類任務輸出點雲成果，如雜訊信心值成果及地面點分類信心值成果 2 筆資料，執行於點雲編修軟體時就無法同步處理，較既有流程更耗時。建議可評估更為通用之作法，如可自由擴增屬性欄位之格式等。
5. 現階段 DEM 產製流程，透過點雲編修軟體等分類工具進行作業，已發展成熟，與目前規劃之人機協作流程相比，效益上兩者間差異並不大。因此，在人機協作中需思考提升測製廠商應用意願之方式，如操作便利性或提升分類器之精度等。

## 參考文獻

1. Ayazi, S. M., & Seresht, M. S. (2019). Comparison of traditional and machine learning base methods for ground point cloud labeling. *The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 42, 141-145.
2. Badrinarayanan, V., Kendall, A., & Cipolla, R. (2017). Segnet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 39(12), 2481-2495.
3. Bello, S. A., Yu, S., Wang, C., Adam, J. M., & Li, J. (2020). Deep learning on 3D point clouds. *Remote Sensing*, 12(11), 1729.
4. Carrilho, A. C., Galo, M., & Dos Santos, R. C. (2018). STATISTICAL OUTLIER DETECTION METHOD FOR AIRBORNE LIDAR DATA. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences*, 42(1).
5. Hu, X., & Yuan, Y. (2016). Deep-learning-based classification for DTM extraction from ALS point cloud. *Remote sensing*, 8(9), 730.
6. Lei, X., Wang, H., Wang, C., Zhao, Z., Miao, J., & Tian, P. (2020). ALS point cloud classification by integrating an improved fully convolutional network into transfer learning with multi-scale and multi-view deep features. *Sensors*, 20(23), 6969.
7. Lin, T. Y., Goyal, P., Girshick, R., He, K., & Dollár, P. (2017). Focal loss for dense object detection. In *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision* (pp. 2980-2988).
8. Maturana, D., & Scherer, S. (2015, September). Voxnet: A 3d convolutional neural network for real-time object recognition. In *2015 IEEE/RSJ international conference on intelligent robots and systems (IROS)* (pp. 922-928). IEEE.
9. Nurunnabi, A., Teferle, F. N., Li, J., Lindenbergh, R. C., & Hunegnaw, A. (2021). An efficient deep learning approach for ground point filtering in aerial laser scanning point clouds. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 43, 31-38.
10. Qi, C. R., Su, H., Mo, K., & Guibas, L. J. (2017a). Pointnet: Deep

- learning on point sets for 3d classification and segmentation. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp. 652-660).
11. Qi, C. R., Yi, L., Su, H., & Guibas, L. J. (2017b). Pointnet++: Deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space. *Advances in neural information processing systems*, 30.
  12. Qin, N., Hu, X., & Dai, H. (2018). Deep fusion of multi-view and multimodal representation of ALS point cloud for 3D terrain scene recognition. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 143, 205-212.
  13. Rizaldy, A., Persello, C., Gevaert, C. M., & Oude Elberink, S. J. (2018). FULLY CONVOLUTIONAL NETWORKS FOR GROUND CLASSIFICATION FROM LIDAR POINT CLOUDS. *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences*, 4(2).
  14. Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. (2015). U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention—MICCAI 2015: 18th International Conference, Munich, Germany, October 5-9, 2015, Proceedings, Part III 18* (pp. 234-241). Springer International Publishing.
  15. Sithole, G., & Vosselman, G. (2004). Experimental comparison of filter algorithms for bare-Earth extraction from airborne laser scanning point clouds. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 59(1-2), 85-101.
  16. Soilán, M., Riveiro, B., Balado, J., & Arias, P. (2020). Comparison of heuristic and deep learning-based methods for ground classification from aerial point clouds. *International Journal of Digital Earth*, 13(10), 1115-1134.
  17. Vincent, P., Larochelle, H., Bengio, Y., & Manzagol, P. A. (2008, July). Extracting and composing robust features with denoising autoencoders. In *Proceedings of the 25th international conference on Machine learning* (pp. 1096-1103).
  18. Wang, P., & Yao, W. (2022). A new weakly supervised approach for ALS point cloud semantic segmentation. *ISPRS Journal of Photogrammetry*

*and Remote Sensing, 188, 237-254.*

19. Zhao, C., Guo, H., Lu, J., Yu, D., Li, D., & Chen, X. (2019). ALS point cloud classification with small training data set based on transfer learning. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 17*(8), 1406-1410.
20. Zhao, R., Pang, M., & Wang, J. (2018). Classifying airborne LiDAR point clouds via deep features learned by a multi-scale convolutional neural network. *International journal of geographical information science, 32*(5), 960-979.
21. 內政部國土測繪中心(2020)。「108 及 109 年度 LiDAR 技術更新數值地形模型成果檢核與監審工作採購案」109 年度工作總報告。
22. 內政部國土測繪中心(2022)。「111 年度研發空載光達點雲資料 AI 自動地面點分類器委託研究採購案」研究報告。





## 附錄A、評選會議意見辦理情形



內政部國土測繪中心「112年度應用 AI 技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類委託研究採購案」採購評選委員會		
第 1 次會議		
壹、會議時間：	112年3月14日(星期二) 下午2時	
貳、會議地點：	內政部國土測繪中心第一會議室	
參、評選委員意見：		
審查意見	執行單位處理情形回覆	
一、楊委員明德	1. 本計畫成果可應用於產業端的技術為何?	感謝委員意見，本案旨在可加速地面點雲人工編修之作業流程，提升對於點雲編修之作業效率。由於大部分測製廠商雖可透過既有程式自動化分類地面點與非地面點，然而後須仍須指派大量人工逐步檢核。而 AI 自動分類地面點已可行，本案為精進分類品質針對部分地形特徵、大型建物及雜訊等課題著手強化 AI 分類能力。
	2. 光達資料 AI 的處理其效率受限是否因為資料之輸出輸入，或是因為程式軟體或硬體的限制?	感謝委員意見，基本上兩種因素都會影響 AI 處理之效率，資料之多寡影響運算時間，理論上資料愈多處理時間愈長，因此本案提及之投影為二維影像與基於點資料相比，通常直接以點資料當成輸入而訓練，處理時間較久。而硬體配備若愈高規格，通常可應付運算效能較佳。
	3. AI 預測成果若為錯誤，有些型態不一樣，團隊是否會針對不同的分類錯誤做類型的區別，以利後續之改善?	感謝委員建議，本團隊將納入考量。
二、洪委員本善	1. 點雲編輯前，以 Quick Terrain Modeler 軟體進行資料內容優劣之初步評估，俟開 AI 點雲分類軟體後，是否再考慮其他商用軟體比較優劣性?	感謝委員意見，本團隊將與商用軟體比較研究成果作評估，並洽詢測製廠商等實際使用者是否願意使用本團隊之研究成果來執行相關作業程序。
	2. 不同類型地形，或許需要不同的 AI 點雲分類器，是否考慮利用 AI 深度學習經驗，開發軟體來自動將不同類型地形分類，並各別自動採用不同的分類器來完成地形與地貌的分類?(盡量減少人機協作的工作量)	感謝委員建議，本團隊將納入考量。

三、張委員國楨	1. 最終成果，可以不需要商業軟體嗎？	感謝委員意見，若本案研究成果可行，是期望可以不用商用軟體。
	2. 建議團隊補充一些去年研究成果彙整與相關議題，並請說明去年度研究遭遇的最大問題為何？	感謝委員意見，已補充相關文字說明。去年度結果主要遇到點雲資料有包含雜訊，並於意見交流時發現各家廠商編修習慣不同，部分廠商針對 AI 成果提出部分地形特徵能夠加強分類，可提升 AI 成果之價值。
	3. 不同測製廠商隊去年研究成果反應不同，主要原因為何？不同廠商產出 DEM 精確度是否有差異？	感謝委員意見，111 年研究成果反應不同原因在於不同測製廠商對於人工編修習慣不盡相同，有的接受高數量之誤授地面點，再接續以人工方式刪除；有的則接受少量誤授地面點，以人工方式補足。因為 DEM 有測製規範，各家廠商皆須遵照規範產出 DEM。
	4. 非地面點雲算不算雜訊，有無可能將非地面點都視為雜訊濾掉？	感謝委員意見，目前編修流程中，雜訊有時會歸類為非地面點，然而非地面點並非全然為雜訊，如：電線、樹冠等。而部分非地面點有後續製作 DSM 等參考依據，因此須保留。
	5. 計畫書描述本案似乎還是依循去年的 U-NET，本年度是否有精進技術演算法？	感謝委員意見，U-Net 為 pixel 分類任務有較佳結果的網路架構之一，其 encoder 部分可視不同應用組合所需之網路模型，例如 VGG、Resnet、Mobilenet 等，近年已有更多新的模型被提出並可用結合於 U-Net 架構，本團隊將嘗試組合不同模型，以使預測結果有較佳之準確率。
	6. 通常地物判釋要考慮最小區塊面積 MMU，將此點納入考量，或許可以讓成果更好一點。	感謝委員建議，本團隊將納入考量。
	7. CNN 是一個很大的架構，應該隱藏層有做 Convolution 的都算 CNN，本案 U-NET 算是 CNN 的特殊分支嗎？有何差異？	感謝委員意見，Convolutional Neural Networks (CNNs) 卷積神經網路為包含卷積層、pooling 層及 fully-connected 層所堆疊之網路架構。U-Net 為一種 Fully Convolutional Neural Networks (FCN) 網路架構，包含 encoder、decoder 及 skip connections，encoder 及 decoder 也是卷積的架構，但 U-Net 的最後一層仍是使用卷積層而不是 fully-connected layer。

	<p>8. 團隊在選擇訓練樣本(training sample)是否足夠涵蓋完整 DEM 的樣態(DEM 反應出的 spectrum), 除覆蓋性外訓練資料量是否足夠?</p>	<p>感謝委員意見, 本案至少會針對大型排水溝立面、田埂、山稜線及大型建物等地形特徵選擇足夠之樣態及訓練資料量。</p>
	<p>9. 關於雜訊 Filtering 在分類時是先處理還是一起處理? 除非有足夠的雜訊樣本(訓練資料)可以與分類一起處理, 若無法找到足夠的雜訊型態進行訓練, 建議可以先濾除雜訊後再分類。</p>	<p>感謝委員建議, 本團隊將納入考量。</p>
	<p>10. 若地面點雲不足, 訓練資料不足(樣本不夠), 團隊是否有考慮嘗試使用 GAN 的方式?</p>	<p>感謝委員意見, 因水平投影切面以 1 公尺厚度為基準, 而五千分之一圖幅涵蓋幅度廣, 得到之切面(訓練資料)數量眾多, 足以訓練, 因此本案暫不考慮使用 GAN 方式。</p>
	<p>11. 請補充精確度檢核進行方式。</p>	<p>感謝委員建議, 已補充相關文字說明, 本團隊於訓練完成後對於分類結果分項評估, 分為影像分類、點雲分類及 DEM 精度。對於點雲之分類使用混淆矩陣, 算出模型之準確度、精度、召回率與 F1 分數, 這些指標以量化方式評估模型優劣, 並適時調整參數提升模型至最佳化。</p>
<p>四、 蔡委員 季欣</p>	<p>1. 加強大型排水溝立面、田埂、山稜線及大型建物等的辨識能力, 目前僅將參考農田水利署公告之系統圖, 是否已足夠?</p>	<p>感謝委員意見, 針對大型排水溝立面參考農田水利管排渠道系統圖, 而田埂則盡量選取農田區圖幅, 山稜線則多半以森林區圖幅選取, 大型建物則由城市區透過 111 年度成果即可找尋。由於本案以水平投影方式訓練, 五千分之一圖幅所得之切面(訓練資料)眾多, 因此訓練資料方面是足夠訓練。</p>
	<p>2. P.26, 提出預計的可能遭遇之困難及解決途徑, 第一項有關資料前處理、特徵運算及萃取, 均需大量人力作業, 盡可能尋求自動化方式為何? 第二項訓練精度不佳或多方向(多尺度)投影不能收斂, 團隊目前有發生過? 計畫書中提到會測試其他 AI 方法, 目前已有方案嗎?</p>	<p>感謝委員意見。關於第一項, 特徵影像上本團隊先不加入特徵值方式訓練, 純粹以點雲幾何方式來看成效。雖然許多文獻皆提及先算特徵, 但本團隊認為運算量愈低愈好, 可減輕機器運算量能負擔。進入訓練前之前置作業皆以程式方式取得訓練資料。 關於第二項, 本團隊以水平方式投影, 若以同一種方向固定切法, 會因實際地形趨勢方向不同導致機器有不同認識, 因此本團隊會嘗試多角度切法。 U-Net 架構之 encoder(編碼器)部分可視不同應用組合所需之網路模型, 例如 VGG、</p>



	<p>3. 對於以 AI 分類信心值輔助點雲分類及編修，團隊目前規劃選擇 1 家具空載光達點雲測製 DEM 作業經驗廠商-中興測量公司進行交流討論，請補充說明選擇中興測量公司之原因。</p>	<p>Resnet、Mobilenet 等，近年已有更多新的模型被提出並可用結合於 U-Net 架構，本團隊將嘗試組合不同模型，以使預測結果有較佳之準確率。</p> <p>感謝委員意見，因為各家廠商使用之儀器、編修方式不同，而中興測量所編修之資料會將明顯雜訊濾除，且在 111 年專案之廠商意見交流中該廠商也有意願使用 AI 成果，因此本團隊選擇將洽詢中興測量進行交流討論。</p>
<p>五、 林委員昌鑑</p>	<p>1. 請補充說明點雲資料輸入方法採用投影成二維特徵影像之原因。</p>	<p>感謝委員意見，大部分文獻皆以投影成二維特徵影像，且相對基於點之方法單純以眾多之點特徵訓練，投影成二維特徵影像係以影像為資料進行訓練，可減少訓練資料樣本數，亦能大幅降低機器於訓練時運算之負擔，故訓練較為容易。考量運算量能等成本，因此本案選擇以投影成二維特徵影像方式訓練。</p>
	<p>2. 資料之選定建議將地形起伏納入考慮，並請補充說明大型建物之定義。</p>	<p>感謝委員意見，以 111 年專案之過程中，提及由於特徵組合包含點雲強度值資訊，於地表覆蓋之不同有明顯差異，反而於地形因素下其差異不明顯。然而上述做法以垂直投影方式進行，而本案使用水平投影並針對山稜線加以訓練，因此本團隊將納入考慮，該課題選定之圖幅多以山區為主。</p>
	<p>3. 點雲雜訊濾除是否包含地面點及非地面點之分類作業？</p>	<p>感謝委員意見，雜訊濾除亦是點雲分類之重點，而雜訊於目前作業流程上多以人工方式檢核，因此本案亦著手研究針對雜訊使用 AI 方式處理。</p>
<p>六、 游委員豐銘</p>	<p>1. P.17，有關大型排水溝立面、田埂、山稜線及大型建物等地形特徵選取圖幅，大型建物所指為何？上開地形特徵預期辨識能力難易為何？</p>	<p>感謝委員意見，大型建物係指一棟建物在正射影像中面積較大者，例如工廠廠房等。於 111 年專案中，由訓練結果提到特別為平屋頂之大型建物容易被誤分類為地面點，因此本案著手針對此種建物加以訓練。而提及之地形特徵辨識能力，雖有論文證明可行，然而有待本案實際研究時才可知其難易度。</p>
	<p>2. P.27，規劃將採用 3 套軟體，請說明用途或使用時機？未來是否為本案研究成果落地使用必備之工具？</p>	<p>感謝委員意見，LP360 及 QTM 皆為瀏覽點雲資料之軟體，而 Surfer 23 則為繪圖軟體，可協助處理為 DTM 資料。上述軟體為協助本案研究之軟體，並非落地使用必</p>

		<p>備工具，而許多測製廠商皆有更強大之相關工具。</p>
<p>七、國土測繪中心</p>	<p>1. 計畫書提出本案採用基於投影之方法進行點雲分類，同時會使用 X-Z、Y-Z 及水平方向不同視角之投影，請團隊補充說明如何採取不同視角投影來產製特徵影像，是否有初步的規劃方案？又採不同視角投影產製特徵影像所增加之計算量對於整體計算效率之影響，目前團隊所使用之 2 套 PC 設備效能是否足以因應，是否進行過效率評估？倘未來發現效率不佳，會考慮使用國家高速網路與計算中心設備或採其他因應方案？</p>	<p>感謝提供意見，由於點雲資料為三維資訊，可立體化展現，在水平方向不同視角之投影規劃採取之方法為先將原始點雲進行旋轉，再進行水平投影，運用程式產出該投影之不同切面(如以 X 軸方向為 0 度，0 度切一次後，再轉 90 度再切一次)，產生訓練用之特徵影像。</p> <p>因為點雲資料之資安限制，加上國網之配套措施，提供之服務僅能開啟 1 台 GPU 配備，本團隊評估若使用最高規格之 GPU，除了超過國網之等級外，應可解決本案之課題研究。然而研究過程中需要經過多次嘗試經驗，若未來效率不佳，與機關討論後，亦會考慮國網設備。</p>
	<p>2. 計畫書 P.27 提及本案之硬體設備為本地端電腦設備不對外連線，主要係考量為確保資料安全避免外流，而所列電腦設備主要有 2 台個人電腦搭配高階顯示卡(支援 CUDA)，請補充說明：</p> <p>(1) 本案中該 2 台電腦如何使用分工？</p> <p>(2) 以此配置進行 AI 訓練其效能如何？是否有經過評估預期在效能上與使用國家高速網路與計算中心設備的差異？</p>	<p>感謝提供意見。</p> <p>(1) 本團隊使用 2 台個人電腦搭配高階顯示卡，研究過程中會測試不同之參數或不同研究課題，因此可以同時多工形式進行。</p> <p>(2) 本團隊有使用國網設備之經驗，因光達點雲資料涉及機敏資訊，111 年專案中國網設計獨立配套措施確保使用上不對外連線，即虛擬桌面基礎結構(Virtual Desktop Infrastructure, VDI)服務，但僅能使用 1 台 GPU (NVIDIA Tesla V100)，若需要 2 台 GPU 以上之服務就需要聯繫國網團隊協助開啟或關閉，同時跳板機制操作下便利性亦有限。然而針對本案課題，本團隊所配備之高階 GPU 效能可超過國網之等級，同時對本案研究亦有便利性。</p>
	<p>3. P.25 團隊提到 AI 應用於雜訊處理方面，可使用降噪自動解碼器的方法，該方法是在模型訓練時於輸入層加入隨機雜訊，請團隊補充說明將如何模擬點雲之隨機雜訊，而實際含雜訊(非模擬)之點雲資料是否也會納入訓練，實際含雜訊之點雲資料訓練資料數量可能較少，而</p>	<p>感謝提供意見，模型訓練時會使用實際含雜訊之點雲資料，並規劃加入模擬之隨機雜訊。點雲雜訊主要為隨機散佈及嵌於地形等兩類雜訊，將抽出實際雜訊資料並使用深度學習常見之資料增補(data augmentation)技術加入於資料中。</p>



	<p>模擬方法產生的雜訊資料是否具備足夠代表性？又團隊是否有因應評估或規劃其他可行之替代方案。</p>	
--	---	--



## 附錄B、期中報告審查意見辦理情形





內政部國土測繪中心「112 年度應用 AI 技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類委託研究採購案」期中報告審查會議	
壹、會議時間：	112 年 8 月 17 日(星期四) 下午 2 時
貳、會議地點：	內政部國土測繪中心第一會議室
參、評選委員意見：	
審查意見	執行單位處理情形回覆
一、楊委員明德	
1. 本案選擇 U-net 的原因為何? 其優缺點為何? U-net 為 pixel-based 方法, 應用在 point-based 資料上的轉換如何? 網格大小為何?	<p>感謝委員意見, U-Net 常用於醫學影像或衛星影像等分類任務, 已知於像元分類任務有甚佳的績效, 相較於 Segnet, U-Net 網路架構透過跳躍連接(Skip connection), 解碼器在上採樣(Upsampling)過程, 融合編碼器對應位置特徵, 可獲得較多圖像特徵資訊, 改善當編碼器愈深時細節愈少之情況, 使網路能夠保存空間細節資訊, 提高像元分辨精度。</p> <p>本案應用深度學習於點雲分類任務採用的是基於投影的方法, 將 3D 點雲投影為 2D 影像, 並進行像素分類任務, 分類預測結果再逐像元反投影至點雲, 完成點雲地面點分類。網格解析度為 1 公尺, 訓練樣本影像大小為 256 x 256。</p>
2. 水平投影之規則為何? 如何選取剖面? 剖面辨識後, 分幅成果如何合併?	<p>感謝委員意見, 將選用的 5000 分之一圖幅點雲建立解析度 1 公尺的 3 維體素(voxel), 水平投影為 X-Z 或 Y-Z 平面投影取得剖面影像, 影像像元特徵值為每一 voxel 內之最低點之高程值, 若水平投影前將點雲進行旋轉則可獲得更多方向的剖面影像資料; 本案為隨機選取訓練樣本。</p> <p>因點雲圖幅四周有較大之誤差, 故預測時, 本案設計每幅點雲範圍會需向外擴 20 公分。</p>
3. 建物在 AI 產生之 DEM 中被誤判, 如何在程序上處理此問題?	<p>感謝委員意見, 分類預測結果為地面點信心值, 可調整信心值門檻以改善誤判之情形。</p>
4. 雜訊濾除是一次濾除, 或許可參考現行人工濾除, 採不同雜訊分批辨識濾除。	<p>感謝委員意見, 本案旨在以機器學習方式協助人工編修, 減低人力負擔成本。訓練過程勢必參考現行人工濾除方式, 提供機器作為學習參考依據。</p>

<p>二、邱委員式鴻</p>	<p>1. 依照 P5 表 1-2 繳交規定，備註欄位，報告區缺中英文摘要；此外，P5 倒數第 4 行末，紅色標示處請刪除，如下： 度及未來預計工作等內容。圖 1-2 為工作進度管制表，<b>附於研究進度報告之最後一頁</b>，圖中為決標日至最近一次研究進度報告提交日(7 月 28 日)之各項工作進度以甘特圖(Gantt Chart)表示，並記錄各工作子項之起訖時間，以圖表方式掌握進度。</p>	<p>感謝委員意見，英文摘要為期末研究報告規定項目，將於期末時一併附上。另外，紅色標註文字部分只每個月提報研究進度之報告，此處為筆誤，相關文字已修正。</p>
	<p>2. P11，回顧之第一篇文獻似乎與本案要求「AI 應用於光達點雲資料分類處理相關文獻蒐集」無關，建議重列文獻。</p>	<p>感謝委員意見，本案之點雲雜訊過濾參考本篇文獻之作法，於地形之水平投影剖面影像加入雜訊，以學習更強健之地形特徵。</p>
	<p>3. P18，建議總結文獻回顧內容，及提出與本案最後採用之深度學習方法或資料處理之相關性描述。此外，P26 中描述看不出與前述文獻回顧之主要關係，前述回顧之文獻有些模型都得到不錯之精度，如 TLFnet、Dense layers，為何仍使用 U-net? 此頁描述「具編碼器-解碼器之深度網路架構可同時處理分類任務及雜訊過濾問題，本研究選擇 U-Net 深度類神經網路架構進行 AI 模型訓練。」，那為何不使用 SegNet?</p>	<p>感謝委員意見，已補充文獻回顧總結於第貳章(六)文獻回顧總結。 U-Net 常用於醫學影像或衛星影像等分類任務，已知於像元分類任務有甚佳的績效，相較於 Segnet，U-Net 網路架構透過跳躍連接(Skip connection)，解碼器在上採樣(Upsampling)過程，融合編碼器對應位置特徵，可獲得較多圖像特徵資訊，改善當編碼器愈深時細節愈少之情況，使網路能夠保存空間細節資訊，提高像元分辨精度。於第參章之三、AI 網路架構中有相關說明。</p>
	<p>4. P39，圖 3-19、研究步驟中顯示 AI 模組分 AI 過濾雜訊與 AI 地面點分類，AI 過濾雜訊的深度學習僅於 P23 中說明雜訊種類，使用 AI 技術輔助過濾空載光達點雲中之雜訊(但未詳述其作法)、及 P36 說明雜訊訓練資料擴增，雖然於 P25~27 說明將使用 U-net 模型，並未說明清楚所作法及使用之模型為何? 建議於 P37「十、研究步驟」總結說明 AI 過濾雜訊資料前處理及輸入資料，訓練資料、驗證資料及測試資料之比例；同樣建議於此總結說明 AI 地面點分類之資料前處理及輸</p>	<p>感謝委員意見，已補充說明文字於第參章十、研究步驟。</p>

<p>入資料，訓練資料、驗證資料及測試資料之比例。</p>	
<p>5. 圖 3-20 AI 分類器架構中，左側 Input Image 含高程值、20 公尺局部高程差、40 公尺局部高程差，但未列出「水平投影影像」(雖 P38 第 1 行有描述)，究竟訓練資料包含哪些？是否包含強度影像、水平投影影像有幾張等等，亦說明清楚。尤其是水平投影影像全文描述應一致。如 P28~29 說明，本計畫僅採 X-Z、Y-Z 兩水平投影，但 P44 倒數第 3 行又為「進行 X-Z 方向水平投影」；衍生問題：20 公尺局部高程差、40 公尺局部高程差訓練資料是否亦取其水平投影影像加入訓練、驗證和測試？</p>	<p>感謝委員意見，人機協作目前使用 111 年度 AI 訓練成果，為垂直投影，使用的特徵影像為高程值、20 公尺局部部程差及 40 公尺局部高程差。</p> <p>相對於 111 年度的垂直投影(X-Y 平面)，112 年度使用水平投影，使用高程做為等特徵影像，X-Z 或 Y-Z 平面投影為水平投影的方法。</p> <p>水平投影可使用任意視角，若在投影前將點雲先旋轉，則可獲得更多方向水平剖面影像。點雲的 X-Z 及 Y-Z 平面視為 0 及 90 度，本案使用 0、45、90 及 135 度水平投影。</p> <p>目前 AI 初步訓練成果，包括使用 18.8 萬張影像於雜訊過濾，及使用 24 萬張影像於地面點篩選之森林模型、使用 24.8 萬張影像於地面點篩選之平原模型；訓練及驗證資料比例皆為 8:2。已修正相關文字說明。</p>
<p>6. P62 描述 AI 過濾雜訊之成果，但卻擺在 AI 地面點分類成果之後，建議 P62 (二、AI 過濾雜訊初步成果) 與 P44 (一、點雲地面點分類 AI 訓練及成果成效評估) 相互對調，以符合 P44 圖 4-1、空載光達點雲地面點分類流程圖及 P17 中圖 3-19、研究步驟流程圖之先進行 AI 過濾雜訊再進行 AI 地面點分類之描述；衍生之問題想請教第四章之成果展示與精度說明 P44 (一、點雲地面點分類 AI 訓練及成果成效評估) 章節成果是否先進行 AI 過濾雜訊？若事先過濾雜訊再進行分類，建議增加過濾後之成果說明。</p>	<p>感謝委員意見，圖 4-1 為說明本案建議之雜訊過濾及地面點分類流程。</p> <p>期中報告前研究進度主要在評估 AI 分別於點雲之水平投影剖面影像分類及雜訊過濾之訓練成效，兩部分尚未進行整合，P44 點雲地面點分類尚未考量雜訊；於期末報告將完成雜訊過濾及地面點分類流程整合，屆時亦將依建議順序進行描述及相關說明。</p>
<p>7. 第四章節中，不論 AI 雜訊濾除獲分類，請將驗證資料集測試資料之比數說明清楚。如 P45，森林模型中「各圖幅方向隨機選取 5000 張影像進行訓練，共計 24 萬張影像」，5000 張影像是指？另驗證資料呢？</p>	<p>感謝委員意見，12 個森林區域圖幅點雲進行 0、45、90 及 135 度方向水平投影，並切割為 256 x 256 像元大小之剖面影像，各圖幅各方向隨機選取 5000 張剖面影像，共計 24 萬張，訓練及驗證資料比例為 8:2，已補充相關文字。</p>

<p>8. P48, 圖 4-6、4-7 及 4-22 跟一般模型訓練時的曲線相比,太過工整,請再確認。而收斂速度太快,又是如何調整成合理?</p>	<p>感謝委員意見,目前訓練的確有此情形,將再調校訓練超參數,例如學習率。至於收斂速度過快,將調校超參數,例如使用較小的學習率,或學習率為逐步遞減。</p>
<p>9. P58, 本案分地面與非地面點,所以末行中「可辨識部分大型建物」應修改,如可排除部分大型建物點雲資料。頁 59 中,描述「辨識田埂」字句亦應修改。</p>	<p>感謝委員意見,已修正相關文字。</p>
<p>10. 表 4-7、4-9、4-11 中的誤差 0.2m~0.2m 應改為 -0.2m~0.2m。</p>	<p>感謝委員意見,已修正相關文字。</p>
<p>11. P72, 人機協作機制之分析與評估中,圖 4-29 至 4-31 僅以視覺圖示比較,是否可增加量化比較其成果。</p>	<p>感謝委員意見,人機協作機制之分析與評估,由測製廠商之專業點雲分類與編修人員提供之回饋為主(某些地形特徵表現),因此較不適合以量化方式比較其成果。已補充相關文字說明其效益。</p>
<p>12. 本案於森林地區與平原地區測試結果僅說明「有可能式訓練樣本不足,AI 尚無法辨識,或是模型需要再調整」。目前團隊是將以增加訓練資料方式解決,是否會嘗試參考文獻第 5 篇所列之「偽標記訓練(online soft pseudo-labeling)」方式增加訓練資料? 模型如何調整或可以調校的超參數還有哪些? 請補充說明。</p>	<p>感謝委員意見,目前模型調校包括適合的損失函數、學習率,另 Unet 的 encoder 卷積層亦可評估是否需要調整,或是結合其他如網路架構。訓練樣本不足部分,目前將先使用增加訓練資料的方式解決。</p>
<p>13. 本案預期森林區預期分類精度可到多少才滿足本案需求?</p>	<p>感謝委員意見,本案主要因應山稜或山谷等地形不易判識地面點或需耗費大量人工作業,期能透過 AI 進行自動地面點分類以提高 DEM 產製效率。而精度需多方測試才能評估,因此本案契約先暫時不訂精度。</p>
<p>14. 點雲雜訊是否也能與 AI 點雲分類同樣由信心值協助濾除?</p>	<p>感謝委員意見,雜訊亦可以增加信心值,本案於期中後增加雜訊信心值進行訓練。</p>



<p>三、劉委員正倫(未出席，提供書面意見)</p>	<p>1. 第二章、一、文獻回顧共有 5 篇文獻，建議補充說明這 5 篇文獻內容回顧後，和本案的關連性，或本案有應用到文獻回顧內容嗎?</p>	<p>感謝委員意見，已補充相關文字。</p>
	<p>2. 第二章、二、國內研究案提到 111 年國土測繪中心委託研究案，建議補充說明 111 年委託研究案具體成果，以及和本案的關連性?</p>	<p>感謝委員意見，已補充相關文字，與本案關連性可參閱第壹章內容。</p>
	<p>3. P24-25「類型 1 之雜訊明顯與地形分離，已可由測繪廠商直接透過軟體或演算法去除(如圖 35 紅框部分); 類型 4 雜訊是測繪廠商以人工方式找出(如圖 35 紅框內黃點)，由於缺乏更多案例及資料，故上述兩類雜訊於本研究暫不處理。」，類型 1、2 均是可由測繪廠商直接透過軟體或演算法去除或以人工方式找出，所以不納入本案研究內容?</p>	<p>感謝委員提問，類型 1 雜訊係明顯可找出之雜訊點雲，通常為成群結構，因此可透過軟體直接圈選後濾除，作法較為容易而不納入本案研究。本案以類型 2、類型 3 著手進行 AI 訓練，因該 2 類型對於人工編修成本佔有相當比例，透過廠商需求訪談後亦有迫切需求，故將納入本案研究課題。</p>
	<p>4. P48-51 (二)影像分類結果評估之內容，只說明結果：兩個模型均顯示有召回率高而精度較低之情況，並未檢討分析可能原因與後續如何改善的方向? 建議補充說明。</p>	<p>感謝委員意見，召回率高表示實際是地面點之影像大部分可被正確預測為地面點；而精度低則表示有大量非地面點被誤判為地面點。分析精度低之案例，可能情況為部分真值被標記為非地面點之點雲資料，實際為地面點，並非誤判；或部分非地面點，例如茂密植被下方，容易將非地面點誤判為地面點，此情況有可能是訓練樣本不足，AI 尚無法辨識，或是模型需要再調整；依圖 4-9 信心值分布，顯示地面點及非地面點之信心值分布有明顯差異，表示本案初步訓練之森林模型及平原模型具備辨識地面點及非地面點之能力，故目前本案將先朝增加訓練樣本之方式精進模型並再評估分類成效是否提升。已補充相關文字說明。</p>
	<p>5. P56「DEM 精度分析如表 4-7。」，惟內容沒有對表 4-7 結果進行較多的分析與說明，以致不易了解表內數據代表的意義與結果好壞，建議加強說明。(表 4-9、表 4-11，亦同)</p>	<p>感謝委員意見，高程誤差 -0.2 m ~ 0.2m 內，其處於空載光達觀測精度範圍內，可視為無差異，其他較大的誤差則表示需要進行人工編修作業的比例，已於報告中補充說明文字。</p> <p>點雲分類預測結果為地面點信心值，目前均使用信心值門檻 0.5 之分類成果並產製 DEM，期中報告主要研究進度為 AI 初步</p>

		訓練並評估分類成效，有關調整信心值門檻及產製 DEM 結果將於期末報告進行較多的分析評估。
	6. 94181061-鴨母寮與 95183051-西勢村都是平原模型，惟成果(表 4-8、4-9 與表 4-10、表 4-11)卻差異很大，顯示目前的 AI 模型仍有很大的改善空間？	感謝委員意見，分析 94181061-鴨母寮較多工廠及大型建物，而 95183051-西勢村以農田居多，表列精度分析及誤差統計為使用地面點信心值門檻為 0.5 之分類成果及所產製之 DEM，透過調整信心值門檻將有不同的結果，目前期中報告主要研究進度為進行 AI 初步訓練並評估分類成效，有關調整信心值門檻及產製 DEM 結果將於期末報告進行較多的分析評估。
	7. P65 (二)AI 過濾雜訊及地面點分類測試只說明結果，並未探討分析可能原因與後續如何改善的方向？建議補充說明。	感謝委員意見，經檢視單張剖面影像案例，發現地表附近雜訊多數未成功濾除，分析可能原因為雜訊訓練樣本不足，AI 尚無法辨識，將先朝增加地表附近之雜訊樣貌之方式再訓練以精進模型，並再評估成效。
	8. P75 表 4-12 如何看出 AI 導入作法所產生的效益？	感謝委員意見，人機協作機制之分析與評估，由測製廠商之專業點雲分類與編修人員提供之回饋為主(某些地形特徵表現)，因此較不適合以量化方式比較其成果。已補充相關文字說明其效益。
	9. 其餘文字錯誤需修正或建議修正內容，直接註記於報告內，提供修正參考。	感謝委員意見，已修正相關文字。
四、蔡委員季欣	1. 本案團隊蒐及相關文獻計有國外 5 篇及國內 1 篇(國內 1 篇為本中心 111 年度研究案)，對於國外 5 篇文獻請團隊作一綜整總結，說明文獻中那些作法(概念)為本案採用，哪些僅作參考，有否因本案資料哪些特性或狀況，導致文獻中作法有些只能參考而無法實際導入應用。	感謝委員意見，已補充相關文字說明。
五、林委員昌鑑	1. 有關訓練、驗證及測試資料選定，所選 250 幅資料建議依選取條件及類型進行分類。	感謝委員意見，已修改相關表格內容。
	2. 有關空載光達點雲雜訊類型，類型 4 雜訊(與地形相混之雜訊)是測繪廠商以人工方式找出，建議收集各廠商該類型雜訊案例及資料，分析類型 4 之樣態，並進一步分析類	感謝委員意見，本案將納入參考。

	<p>型 3(成群雜訊)及類型 4 之型態差異。</p> <p>3. 影像分類預測結果成效評估係用來選擇適合之深度網路演算法或參數調整，惟第肆章成果展示及精度評估有關影像分類結果評估，僅分析森林模型及平原模型準確度、精度及召回率等，請補充說明如何依分類預測成效評估結果進行參數調整及實際作業測試情形。</p> <p>4. 人機協作機制以導入 111 年垂直投影之 AI 訓練及分類方法進行試作，後續是否導入 112 年多方向水平投影 AI 訓練及分類方法；另多方向水平投影法雖有較佳分類能力，但特徵影像數量增加需要大量的運算處理能力，請問相關因應策略，俾降低整體運算時間，以利後續導入實務使用。</p>	<p>感謝委員意見，目前整體為召回率高及精度低，經檢視並計算單張 256 × 256 剖面影像之準確度等資訊，經分析精度低的案例，可能情況為部分真值被標記為非地面點之點雲資料，實際為地面點，並非誤判；或部分非地面點，例如茂密植被下方，容易將非地面點誤判為地面點，此情況有可能是訓練樣本不足，AI 尚無法辨識，或是模型需要再調整；依圖 4-9 信心值分布，顯示地面點及非地面點之信心值分布有明顯差異，表示本計畫初步訓練之森林模型及平原模型具備辨識地面點及非地面點之能力，故目前本案將先朝增加訓練樣本之方式精進模型並再評估分類成效是否提升。已補充相關文字說明。</p> <p>感謝委員意見，人機協作亦可使用 112 年度研究成果，待完成本案之模型訓練及測試，將整合於人機協作程式。目前已針對降低運算時間進行方案設計，例如使用多工及優化程式等。</p>
<p>六、游委員豐銘</p>	<p>1. 請說明 AI 分類結果產製 DEM 與原標記成果產製 DEM 比對驗證評估結果表 4-12「圖幅地形」如何定義？另「適合提供人工濾除作法」與 2 種作法之時間有何關聯？</p> <p>2. 本案是否考慮製作 DSM 濾除雜訊之需求？</p> <p>3. 本案發展工具 AI 地面點分類程式是否規劃優化 GUI 方便推廣應用？</p>	<p>感謝委員意見，表 4-12 中時間為由測製廠商提供之 2 種作法所花費之時間，用以分析評估何種作法較適合提供後續人工濾除作業，已補充相關說明文字。</p> <p>感謝委員意見，本案原先以 DEM 著手分類地面點，由於經過廠商需求訪談後才了解有雜訊濾除之需求，而同時為 DSM 製作過程之需求。</p> <p>感謝委員意見，由於測試廠商並未針對 GUI 提出意見，因此介面暫時先以能夠使用為優先考量。</p>

七、 國土測繪中心	1. P11，圖 2-1 應修正為圖 2-2，另外文中提到之損失函數是否即為圖 2-2 中的 $L_H(x,y)$ ？	感謝提供意見，已修改相關文字。損失函數為輸出 $z$ 與原始輸入 $x$ 之差異，為 $L_H(x, z)$ 。
	2. P38，首行「...點雲資料進行水平投影，...」，是否為誤植，111 年度分類方法採用的應是垂直投影，請再確認。	感謝提供意見，已修改相關文字。
	3. 第肆章、成果展示及精度評估，本章中部分圖片（如 4-8、4-10、4-11、4-23 至 4-28 等）略為模糊，建議全面檢視並更換清晰圖片以利閱讀。	感謝提供意見，已修改相關圖片。
	4. 點雲分類信心值輔助點雲編修人機協作初步規劃作法，經 DEM 測製廠商實際測試，初步印證方法可行，而目前所作之測試，點雲分類信心值之產生方法係 111 年度研究所採用垂直投影至二維影像之法，本年度採用之方法對於山稜線、垂直立面、大型建物等地形特徵及抗雜訊方面有較佳的效果，是否有規劃以今年研究之方法取代之，作法為何？請補充說明。	感謝提供意見，人機協作亦可使用 112 年度研究成果，待完成本案之模型訓練及測試，將整合於人機協作程式。
	5. 團隊目前採用多角度水平投影方式進行點雲分類已有測試結果，並也進行分類成果之效益分析，但對時間效益方面尚無相關評估說明，請團隊補充說明目前單一圖幅以多角度水平投影方法進行分類時所需之時間。另外，可預期今年研究使用的方法會較 111 年度的方法增加大量的運算，團隊目前是否有克服此困難的方案？	感謝提供意見，本案目前單一圖幅分類所需時間為 2 小時至 4 小時，高程差愈大所需時間愈多，目前已針對降低運算時間進行方案設計，例如使用多工及優化程式等。





## 附錄C、研究報告審查意見辦理情形



內政部國土測繪中心「112年度應用AI技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類委託研究採購案」研究報告審查會議	
壹、會議時間：	112年12月18日(星期一) 下午2時30分
貳、會議地點：	內政部國土測繪中心第一會議室
參、評選委員意見：	
審查意見	執行單位處理情形回覆
一、楊委員明德	<p>1. 剖面切割方式是否有代表性? 如何從2D切割剖面還原成3D點雲?</p> <p>感謝委員意見，由於去年度使用由上往下之垂直投影方式，理論上會失去高程幾何資訊，對於AI之特徵學習容易對地面點特性而成效不佳，特別在大型建物之平屋頂與平原地面特性形狀相似造成學習不佳。故於本案轉為以水平投影思考著手，也有論文提出多視角方式之影像學習(如第貳章第二篇論文)。剖面之角度可依需求產製，2方向、4方向或8方向，甚至以上皆可，但2方向學習情形略少，易忽略真實地物之型態；8方向以上則因計算量過大導致機器無法負荷，因此折衷為4方向。另外有關如何還原成3D點雲，係影像分類結果後「反投影」至點雲資料，方法可參考本報告書第參章第四項內容。</p>
	<p>2. 模式有抗雜訊及非抗雜訊2種，有無可能將之合成為ensemble model?</p> <p>感謝委員意見，模型可依訓練情形調整或融合，可納入為未來發展之方向。</p>
	<p>3. 請分析10%的錯誤型態，以便後續人為介入點雲分類時之重點處理，以節省時間。</p> <p>感謝委員意見，第肆章成果驗證所挑選之案例即是主要錯誤樣態。</p>
	<p>4. 請就效益分析作具體陳述。</p> <p>感謝委員意見，本案開發以水平投影方法AI過濾雜訊及分類特定地物之地面點，皆有初步成效，但不完全在所有雜訊點雲及特定地物之地面點分類皆能完美辨識。</p>
	<p>5. 未來研究建議須再具體，以利後續精進方向之擬定。</p> <p>感謝委員意見，已修改相關文字。</p>
二、韓委員仁毓	<p>1. 報告標題之英文部分考慮修改為noise reduction，因本案並未針對雜訊再做進一步處理。</p> <p>感謝委員意見，確實英文名稱可依委員建議，然而本案名稱已呈報於政府研究資訊系統，無法做更正。</p>
	<p>2. 建議新增摘要，將多年期計畫各年度完成事項以及計畫整體目標進行描述。</p> <p>感謝委員意見，已補充相關文字。</p>
	<p>3. 目前inferencing一圖幅之光達資料處理時間相當長，可思考進行圖幅分割，以利平行運算增進運算</p> <p>感謝委員意見，本案將納入未來發展之參考。</p>

	效能。																																	
	4. 人機協作機制應設計操作人員反饋機制，在此機制下不僅是model 輔助作業人員，而是要雙向協作，讓人工作業成果也能反過來提升模型精度。	感謝委員意見，本案在執行過程中有與測製廠商相互溝通，依照他們提出之建議設計程式及流程，然而目前成果廠商方面尚無完全使用之意願，本案將納入未來發展之參考。																																
	5. 田埂、排水設施立面等重要特徵目前辨識效果仍不理想，團隊是否思考具體方式針對這些成果較不佳的物件分類模型進行提升？	感謝委員意見，對於訓練資料可評估改用人工挑選田埂或排水設施的方式，以增加此兩類地形特徵之有效訓練樣本數量，但將增加大量成本，故如何有效挑選田埂及排水設施之訓練樣本亦為後續發展需思考事項之一。																																
	6. 2D 剖面之角度何者為最理想？或許可透過因子分析，找出對模型最有幫助之2D剖面切割方式。	感謝委員意見，由於地物樣態，本案將納入未來發展之參考。																																
	7. U-Net 之使用尚無相關討論其使用理由，並與其它模型比較，論證其必要性。	感謝委員意見，已修改相關說明於本報告書第參章第三項。																																
	8. 目前品質評估方式把1公尺以上誤差排除，是否合理？建議1公尺以上誤差也能分及進行分析統計，以利瞭解模型真實之精度。	感謝委員意見，級距設為0.2公尺為DEM產製精度，在0.2公尺內之區域編修人員可不用耗費時間去檢視；1公尺以上容易看出差異，對於編修人員而言可容易辨識其錯誤。較為困難點則落於0.2至1公尺間，編修人員需對照才能理解是否分類正確。																																
三、趙委員鍵哲	<p>1. 報告中，針對高度值 vs. 高程以及點雲 vs. 點位之名詞使用，宜詳加檢視。另外，以下文中可能誤植處，陳列供修正參考：</p> <table border="1" data-bbox="347 1458 778 1973"> <thead> <tr> <th>頁數</th> <th>行數</th> <th>內容</th> <th></th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>8</td> <td>2</td> <td>人工智慧<b>其中</b></td> <td></td> </tr> <tr> <td>8</td> <td>8</td> <td>提出之文獻</td> <td></td> </tr> <tr> <td>13</td> <td>5</td> <td>但多視角影<b>像</b></td> <td></td> </tr> <tr> <td>14</td> <td>8</td> <td>表 2-<b>5</b></td> <td></td> </tr> <tr> <td>14</td> <td>12</td> <td>表 2-<b>6</b></td> <td></td> </tr> <tr> <td>17</td> <td>3</td> <td>科技<b>技術</b></td> <td></td> </tr> <tr> <td>31</td> <td></td> <td>圖 3-15 (e)與 (f)相同？</td> <td></td> </tr> </tbody> </table>	頁數	行數	內容		8	2	人工智慧 <b>其中</b>		8	8	提出之文獻		13	5	但多視角影 <b>像</b>		14	8	表 2- <b>5</b>		14	12	表 2- <b>6</b>		17	3	科技 <b>技術</b>		31		圖 3-15 (e)與 (f)相同？		感謝委員意見，已修正相關文字。
頁數	行數	內容																																
8	2	人工智慧 <b>其中</b>																																
8	8	提出之文獻																																
13	5	但多視角影 <b>像</b>																																
14	8	表 2- <b>5</b>																																
14	12	表 2- <b>6</b>																																
17	3	科技 <b>技術</b>																																
31		圖 3-15 (e)與 (f)相同？																																

	128	10	設計設計		
	129	9	深度學習學習 網路架構， 雖已有初步 成效		
	129	21	依序		
	<p>2. 針對 DEM<math>\sigma</math>，在稀疏地面點及地形變異較大處，其內插點位之品質並不如密集點位處，此品質上的變異量是目前資料處理尚無考量者，其對任務推行的影響值得探究。</p>				感謝委員意見，本案將納入未來發展之參考。
	<p>3. AI 提供的信心值有多大可靠度，有哪些情境的信心值是不可靠的？若有前述狀況，有無其他指標可輔助？</p>				感謝委員意見，信心值為 AI 預測目標分類之是或不是之機率值，機率值會由點雲之周圍樣態、特徵值等情形影響，而成果由使用者定義門檻值將這些機率值歸類，並並進而計算分類成效指標(如精度、召回率等)。
	<p>4. 本委託研究實務成分居高，提升實務作業單位的主動參與度，營造產官學協作模式或許是更佳之策略。</p>				感謝委員建議，本案確實對於研究成果，期望對於相關作業單位有輔助之實用性，因此作業單位能有較高使用意願是一大目標，本案將納入未來發展之參考。
四、劉委員正倫	<p>1. P23，類型 1、4 由於缺乏更多案例及資料，所以本研究暫不處理，請問是這 2 類型在所有的 LiDAR 測製圖幅內都缺乏嗎？</p>				感謝委員意見，類型 1 雜訊資料因為人類肉眼可以明顯辨識出，因此可直接由軟體畫出後分類；而類型 4 雜訊資料則因人類無法辨識，加上容易與地面點相混，需要仰賴其他方式找出(如使用航帶交會找出)，不過這類資料之樣態過少，不易讓 AI 進行學習。
	<p>2. P48，倒數第 3、4 行文字敘述有誤，請檢視修正。另前置作業顯示本年度所提之方法在大型建物分類有顯著成效，但最後似乎也不一定？</p>				感謝委員意見，已修正相關文字。另本年度所提方法在大型建物之訓練樣本有適當比例時確有成效，可作為未來發展之改善策略。
	<p>3. P53，表 4-4 是否應改成圖比較妥適。</p>				感謝委員意見，已修正相關文字。
	<p>4. P69，第 5 行「……，若可正確辨識將有助於產製 DEM 作業效益。」，要如何可正確辨識？</p>				感謝委員意見，將持續發展更優之地面點分類模型，以提高分類成果。



	<p>5. P115, 表 4-49, 2 個模型測試情形之比較, 可否再詳細分析不同測試圖幅、地區之結果?</p>	<p>感謝委員意見, 測試圖幅之詳細分析及比較內容甚多, 於第肆章內容以圖文對照方式描述, 故未列於表格中。</p>
	<p>6. P119, 圖 4-80 為挑選部分平原地區分類成果, 是屬於平地鄉下還是平地都市? 圖 4-81 挑選部分山區分類成果, 是屬於平緩山區還是崎嶇山區?</p>	<p>感謝委員意見, 前者圖上為平地鄉下、圖下為平地都市; 後者圖上為平緩山區、圖下為崎嶇山區。已補充相關文字說明。</p>
	<p>7. 建議 5, 目前成效差異不大? 未來如何做, 才能提升效益及測製廠商使用意願?</p>	<p>感謝委員意見, 可由程式操作便利性或持續提升分類器之精度思考著手, 提升測製廠商使用意願。</p>
	<p>8. 文字錯誤需修正或建議修正內容, 直接註記於報告內提供修正參考。</p>	<p>感謝委員意見, 已修正相關文字。</p>
<p>五、曾委員耀賢</p>	<p>1. P129, 建議 2, 「……近二年推出 Transformer 模型架構, 已被廣用於影像判識任務……故未來……可評估 Transformer 模型架構之適用性。」, 依此建議, 是否需以 Transformer 模型架構, 重新這 2 年來的訓練(實驗)?</p>	<p>感謝委員意見, 訓練資料可以重複使用, 因此不須再額外耗費時間切割面產製特徵影像, 然而模型更改之後, 就需要重新訓練。</p>
<p>六、蔡委員季欣</p>	<p>1. P29, 建議將(二)「資料前處理」標題改為「合理增加地面點」。</p>	<p>感謝委員意見, 已修正相關文字。</p>
	<p>2. P33, 表 3-3 有關訓練與開發測試的硬體設備差異點及原因。</p>	<p>感謝委員意見, 當訓練之資料量非常龐大, 硬體設備愈好則可減少訓練時間; 開發測試或實際預測時之資料量較小, 即可使用較低階之設備。已補充相關文字。</p>
	<p>3. P35, 對於影像分類預測結果成效評估, 若評估精度不佳時, 團隊提出持續進行調教來達到最佳模型精度, 惟對於點雲地面點分類及雜訊過濾成效評估及 DEM 精度評估則無後續之建議事項, 應可予以補充。</p>	<p>感謝委員意見, 影像分類成效為開發過程中評估模型為主要是否需要參數調校之指標, 而點雲地面點分類及雜訊過濾成果及 DEM 精度則為最終分類成效。已補充相關文字。</p>

七、 國土測繪中心	1. P96, 本文第 2 行, 「如前所述」所指前述是否為 P82 有關城市圖幅資料比例 50% 降為 25% 之描述, 還是其他? 請將「如前所述」所指內容之頁碼或是章節帶入, 以輔助閱讀。	感謝提供意見, 已修正相關文字。
	2. P103, 本文倒數第 3 行, 「由 DEM 差異圖也可看到 LPG-Unet 於建物的差異值較大」, 而由圖 4-61 所示, 應是 NPALnet 差異較大, 文字是否為誤植, 請再確認。	感謝提供意見, 已修正相關文字。
	3. P106, 圖 4-64, 圖形內容上下不對應, 是否為誤植, 請查明修正。	感謝提供意見, 本圖為前兩圖案例使用平原模型預測成果, 已修正相關文字。
	4. 附錄 G, 原創性舉證資料, 僅節錄 1 頁, 請依原資料補足(比對結果至少至第 3 頁)。	感謝提供意見, 已補充相關資料於本報告附錄 H。
	5. 文字修正: (1) P48, 倒數第 3 行, 「所需訓練資料亦不相同」文字重複描述。 (2) P114, 本文第 2 行, 「若地面點之選擇與直值……」, 「直值」是否為(真值)誤植, 請查明修正。 (3) P129, 未來發展建議 3.(2), Ensemble learning, 請補充中文翻譯。(集成學習)	感謝提供意見, 已補充及修正相關文字。



## 附錄D、工作會議紀錄





## 一、第一次工作會議紀錄

檔 號：

保存年限：

### 內政部國土測繪中心 函

機關地址：408281臺中市南屯區黎明路2段  
497號4樓

聯絡人：湯凱佩

聯絡電話：04-22522966#205

傳真：04-22592273

電子信箱：23018@mail.nlsc.gov.tw

受文者：國立成功大學

發文日期：中華民國112年5月3日

發文字號：測應字第1121565255號

速別：普通件

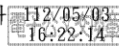
密等及解密條件或保密期限：

附件：如主旨(附件一 301000100G112156525500-1.pdf)

主旨：檢送「112年度應用AI技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類委託研究採購案」（案號：NLSC-112-57）第1次工作會議紀錄1份，請依會議決議事項辦理，請查照。

正本：國立成功大學

副本：本中心應用圖資測製科



裝

訂

線





「112 年度應用 AI 技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類  
委託研究採購案」第 1 次工作會議紀錄

- 一、時間：112 年 4 月 27 日（星期四）上午 10 時整
- 二、地點：本中心第 2 會議室
- 三、主持人：蔡簡任技正季欣
- 四、出席人員：詳如簽到簿。
- 五、報告事項：略。
- 六、會議結論：

紀錄：湯凱佩



(一) 本（112）年 4 月份預定進度 12.15%，實際執行進度 12.15%，進度符合預期。另本案 5 月份規劃辦理事項，包括研究使用 AI 技術濾除雜訊之方法及效益評估、針對地形特徵與大型建物進行 AI 分類訓練及建立人機協作機制等，請成大團隊依規劃事項及期程落實執行。



(二) 本年利用 AI 進行點雲分類之研究，為增加 AI 分類器對垂直立面、山稜線及大型建物等地形特徵之分類能力，規劃採用多方向、多角度之水平投影的方法，惟此方法增加很多特徵影像（切面），將導致資料運算處理量較 111 年度使用垂直投影方法增加甚多，請成大團隊針對水平投影方法之運作效率及分類成果精度再詳予進行評估。

(三) 依據成大團隊現階段分析提出有關點雲雜訊產生及其樣態與所使用光達設備（品牌型號）具有高相關性，除請團隊就會議簡報第 18 頁綜整點雲雜訊之特性，持續利用 AI 技術處理雜訊進行相關研究外，亦請考量測製廠商現行使用之空載光達儀器設備及點雲資料處理軟體工具之多樣性，再行協調洽請不同測製廠商協助進行測試，以多方驗證成效並交換意見。

(四) 成大團隊為配合本研究案進行資料處理及測試所開發之相關程式，未

來期望可提供一般使用者（測製廠商）實際用於輔助點雲分類工作，請團隊在開發相關程式工具時，將其功能模組之可整合性及操作便利性併予納入考量，並蒐整各方修正意見進行優化精進。

- (五) 考量本研究案必須使用包含垂直立面、山稜線及大型建物等地形特徵之點雲資料進行 AI 訓練及測試，所須不同區域及地形樣態之 DTM(包括水利 DEM) 資料或其他相關圖資等，請成大團隊再行規劃彙整相關圖幅號清冊後，交送由本中心向內政部申請使用。



七、散會：上午 11 時 30 分。



「112年度應用 AI 技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲  
分類委託研究採購案」(案號：NLSC-112-57)  
第 1 次工作會議簽到簿

時 間：112 年 4 月 27 日 (星期四) 上午 10 時整	
地 點：內政部國土測繪中心 5 樓第 2 會議室	
主持人：蔡簡任技正季欣 <span style="float:right">紀 錄：湯凱佩</span>	
出席人員	簽 到 處
國立成功大學	<p>林昭宏</p> <p>邱子旋</p> <p>許育維</p> <p>彭志偉</p>
內政部國土測繪中心	<p>蔡季欣</p> <p>王敏雄</p> <p>湯凱佩</p> <p>邱子旋</p> <p>許育維</p> <p>王下<sup>口</sup>口</p>



## 二、第二次工作會議紀錄

檔 號：

保存年限：

### 內政部國土測繪中心 函

機關地址：408281臺中市南屯區黎明路2段  
497號4樓

聯絡人：湯凱佩

聯絡電話：04-22522966#205

傳真：04-22592273

電子信箱：23018@mail.nlsc.gov.tw

受文者：國立成功大學

發文日期：中華民國112年6月5日

發文字號：測應字第1121565288號

速別：普通件

密等及解密條件或保密期限：

附件：如主旨(附件一 301000100G112156528800-1.pdf)

主旨：檢送「112年度應用AI技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類委託研究採購案」（案號：NLSC-112-57）第2次工作會議紀錄1份，請依會議決議事項辦理，請查照。

正本：國立成功大學

副本：本中心應用圖資測製科



訂

線





「112 年度應用 AI 技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類  
委託研究採購案」第 2 次工作會議紀錄

- 一、 時間：112 年 5 月 29 日（星期一）下午 2 時整
- 二、 地點：本中心第 2 會議室（採視訊會議）
- 三、 主持人：蔡簡任技正季欣 紀錄：湯凱佩
- 四、 出席人員：詳如簽到簿。
- 五、 報告事項：略。
- 六、 會議結論：

(一) 本（112）年 5 月份預定進度 21.83%，實際執行進度 21.83%，進度符合預期。另本案 6 月份規劃辦理事項，包括蒐集相關文獻（完成文獻蒐集至少 5 篇，其中 2 篇為國外文獻）、研究使用 AI 技術濾除雜訊之方法及效益評估（進行不同雜訊型態之 AI 訓練與測試）、針對地形特徵與大型建物進行 AI 分類訓練及建立人機協作機制等，請成大團隊依規劃事項及期程落實執行。

(二) 本年採用多方向、多角度之水平投影的方法進行 AI 點雲分類，目前測試森林區之地面點與非地面點分類結果，與真實情形接近，初步驗證該方法之可行性，後續請成大團隊增加對垂直立面（如排水溝、梯田等）、山稜線、及大型建物等地形特徵之資料進行測試，並評估分類結果精度。

(三) 本案研究辦理 AI 過濾及抗雜訊之測試，分別採用原始點雲先濾除雜訊後再進行地面點與非地面點分類，及將含雜訊之原始點雲直接進行地面點與非地面點分類等 2 種模式，請團隊分析比較上開 2 種模式之優劣及評估分類精度。另外，考量製作 DSM 亦有濾除雜訊之需求，對於如何濾除雜訊並保留製作 DSM 使用之原始點雲，請成大團隊納入研究

考量。




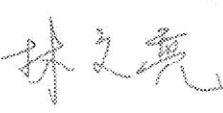
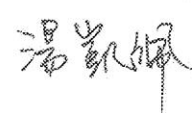
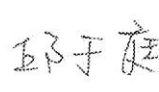

(四)AI 點雲分類採用多方向、多角度水平投影方法，將增加特徵影像（切面）數量，導致資料運算處理量大增，請成大團隊針對水平投影方法之運作效率（相較於 111 年度使用垂直投影方法）進行比較分析並評估效益。

(五)本案所使用測試之光達點雲資料均屬於機敏資料，請成大團隊在使用資料時遵守相關規定辦理，同時亦要妥善保管防止資料外流。

七、散會：下午 3 時 20 分。



「112年度應用 AI 技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類委託研究採購案」(案號：NLSC-112-57)  
第 2 次工作會議簽到簿

時 間：112 年 5 月 29 日 (星期一) 下午 2 時整	
地 點：內政部國土測繪中心 5 樓第 2 會議室	
主持人：蔡簡任技正季欣  紀 錄：湯凱佩	
出席人員	簽 到 處
 國立成功大學	王驥魁、林昭宏、許育維、彭玉仔、 勞宏斌、邱庭澍 (以線上視訊方式與會)
內政部國土測繪中心	    



### 三、第三次工作會議紀錄

檔 號：

保存年限：

## 內政部國土測繪中心 函

機關地址：408281臺中市南屯區黎明路2段  
497號4樓

聯絡人：湯凱佩

聯絡電話：04-22522966#205

傳真：04-22592273

電子信箱：23018@mail.nlsc.gov.tw

受文者：國立成功大學

發文日期：中華民國112年6月30日

發文字號：測應字第1121565318號

速別：普通件

密等及解密條件或保密期限：

附件：如主旨(附件一 301000100G112156531800-1.pdf)

主旨：檢送「112年度應用AI技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類委託研究採購案」（案號：NLSC-112-57）第3次工作會議紀錄1份，請依會議決議事項辦理，請查照。

正本：國立成功大學

副本：本中心應用圖資測製科



裝

訂

線





「112 年度應用 AI 技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類  
委託研究採購案」第 3 次工作會議紀錄

- 一、 時間：112 年 6 月 21 日（星期三）上午 10 時整
- 二、 地點：本中心第 2 會議室（採視訊會議）
- 三、 主持人：蔡簡任技正季欣  
紀錄：湯凱佩
- 四、 出席人員：詳如簽到簿。
- 五、 報告事項：略。
- 六、 會議結論：

(一)本(112)年 6 月份預定進度 34.4%，實際執行進度 34.4%，進度符合預期。另本案 7 月份規劃辦理事項包括研究使用 AI 技術濾除雜訊之方法及效益評估（進行不同雜訊型態之 AI 訓練與測試）、針對地形特徵與大型建物進行 AI 分類訓練、建立人機協作機制（與協助測試之中興測量公司線上會議討論）等，除請成大團隊依規劃事項及期程落實執行外，有關現階段初步研究成果及下半年規劃辦理之研究事項及執行方案，亦請一併納入期中報告（初稿）詳予說明。

(二)本案規劃採用多方向、多角度之水平投影方法，進行多種地形特徵 AI 點雲分類測試，包含梯田、田埂、大型建物及大型排水溝立面等，雖經初步檢視 AI 點雲分類結果與人工辨識之分類結果多數為相符，惟分類成果好壞尚須有客觀之評估依據，請成大團隊規劃再以 AI 分類結果所產製 DEM 與原標記成果所產製 DEM 進行比對來驗證評估，並將評估結果及相關統計數據納入期中報告輔助說明。

(三)採用多方向、多角度水平投影方法進行之 AI 訓練及分類，較 111 年度採用垂直投影之方法，對於垂直地形特徵如梯田、田埂及大型排水溝立面等有較佳的分類能力；惟前者增加特徵影像（切面）數量，導致

資料運算處理量大增，本案研究成果未來期望導入實務使用，整體運算時間亦是重要考量因素之一，故在保持分類成果品質並盡可能縮減運算時間之問題上，請成大團隊納入研究考量。

七、散會：上午 10 時 50 分。



「112年度應用AI技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類委託研究採購案」(案號：NLSC-112-57)  
第3次工作會議簽到簿

時 間：112年6月21日(星期三)上午10時整	
地 點：內政部國土測繪中心5樓第2會議室	
主持人：蔡簡任技正季欣 紀 錄：湯凱佩	
出席人員	簽 到 處
國立成功大學	王驥魁、林昭宏、許育維、彭玉仔、 勞宏斌、邱庭澍(以線上視訊方式與會)
內政部國土測繪中心	蔡季欣
	林文亮      湯凱佩
	邱庭澍





## 四、第四次工作會議紀錄

檔 號：

保存年限：

### 內政部國土測繪中心 函

機關地址：408281臺中市南屯區黎明路2段  
497號4樓

聯絡人：湯凱佩

聯絡電話：04-22522966#202

傳真：04-22592273

電子信箱：23018@mail.nlsc.gov.tw

受文者：國立成功大學

發文日期：中華民國112年9月8日

發文字號：測應字第1121565382號

速別：普通件

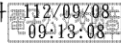
密等及解密條件或保密期限：

附件：如主旨(附件一 301000100G112156538200-1.pdf)

主旨：檢送「112年度應用AI技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類委託研究採購案」（案號：NLSC-112-57）成效查核及第4次工作會議紀錄1份，請依會議決議事項辦理，請查照。

正本：國立成功大學

副本：本中心應用圖資測製科



裝

訂

線





「112 年度應用 AI 技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類  
委託研究採購案」成效查核及第 4 次工作會議紀錄

一、時間：112 年 8 月 29 日（星期二）下午 1 時 30 分

二、地點：國立成功大學測量及空間資訊學系

三、主持人：梁簡任技正旭文

紀錄：湯凱佩

四、出席人員：詳如簽到簿。

五、報告事項：

（一）廠商工作執行情形簡報：略。

（二）廠商實作軟體介紹及實機操作展示。

六、會議結論：

（一）本案 112 年 8 月份預定進度 58.2%，實際進度 58.2%，進度符合預期，經國土測繪中心委託研究查核小組實地查核，相關成果及進度符合規定。

（二）本案採用多方向、多角度水平投影方法進行之 AI 訓練及分類，較 111 年度採用垂直投影之方法，對於垂直地形特徵如梯田、田埂及大型排水溝立面等有較佳的分類能力，惟目前初估處理 1 幅（1/5000 圖幅框）點雲資料分類約需 2 小時，運算時間較 111 年度採用之垂直投影方法（約 5 至 10 分鐘）高出許多，請成大團隊持續優化程式及流程之設計，在維持點雲分類成果品質與降低運算時間上，尋求改善方案。

（三）本案成大團隊發展 2 個 AI 分類器，分別用於判識、過濾點雲雜訊及分類點雲地面點/非地面點。其中分類點雲地面點/非地面點又可分 111 年（垂直投影）及 112 年（多方向、多角度水平投影）2 種方法，目前團隊設計之工具程式係將過濾雜訊及 111 年分類方法 2 者整合，由輸入原始（含雜訊）點雲後執行至點雲分類輸出。考量 AI 分類器未來之使



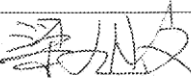
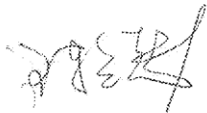
用彈性，請成大團隊再行評估採組合式執行輸出之可行性，俾利未來提供使用者依不同實務需求彈性運用，例如 2 個 AI 分類器可單獨執行輸出、可選擇搭配 111 年/112 年分類方法執行輸出等，以提高實務應用之廣度（例如：只執行點雲過濾雜訊，提供製作 DSM 使用）。

(四)本案 9 月份規劃辦理之事項，請成大團隊依規劃事項及期程落實執行，其中有關舉辦教育訓練之規劃，相關資訊如時間、地點及訓練講義等，請事先提供本中心參考，俾利派員參與。

七、散會：下午 3 時整。



「112年度應用AI技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類委託研究採購案」(案號：NLSC-112-57)  
成效查核及第4次工作會議簽到簿

時 間：112年8月29日(星期二)下午1時30分	
地 點：國立成功大學測量及空間資訊學系	
主持人：梁簡任技正旭文  紀 錄：湯凱佩	
出席人員	簽 到 處
國立成功大學	 蔡伯軒 許育維 蔡智仁 林昭宏 袁仁停
內政部國土測繪中心	王敏雄 楊枝安 湯凱佩



## 五、第五次工作會議紀錄

檔 號：

保存年限：

### 內政部國土測繪中心 函

機關地址：408281臺中市南屯區黎明路2段  
497號4樓

聯絡人：湯凱佩

聯絡電話：04-22522966#202

傳真：04-22592273

電子信箱：23018@mail.nlsc.gov.tw

受文者：國立成功大學

發文日期：中華民國112年10月11日

發文字號：測應字第1121565407號

速別：普通件

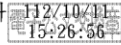
密等及解密條件或保密期限：

附件：如主旨(附件一 301000100G112156540700-1.pdf)

主旨：檢送「112年度應用AI技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類委託研究採購案」（案號：NLSC-112-57）第5次工作會議紀錄1份，請依會議決議事項辦理，請查照。

正本：國立成功大學

副本：本中心應用圖資測製科



線





「112 年度應用 AI 技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類  
委託研究採購案」第 5 次工作會議紀錄

- 一、時間：112 年 9 月 28 日（星期四）下午 3 時整
- 二、地點：本中心第 3 會議室（採視訊會議）
- 三、主持人：蔡簡任技正季欣 紀錄：湯凱佩
- 四、出席人員：詳如簽到簿。
- 五、報告事項：廠商工作執行情形簡報（略）
- 六、會議結論：

（一）本案 112 年 9 月份預定進度 71.3%，實際進度 71.3%，進度符合預期。

（二）112 年度本案採用多方向、多角度水平投影方法進行 AI 訓練及分類，成大團隊發展 2 個 AI 分類器，分別用於辨識、過濾點雲雜訊及分類點雲地面點/非地面點，並據以開發程式工具(NPALnet.exe)，可單獨執行雜訊過濾及單獨執行地面點分類。另外針對 111 年度採用垂直投影方法亦開發程式工具(LPG\_Unet.exe)，可用於地面點分類。NPALnet.exe 有較佳之分類成果，惟執行時間較長，單獨處理雜訊或地面點分類約需 45 分鐘，請成大團隊持續優化程式並對程式運應提供經驗分享及相關建議。

（三）本次工作簡報中展示部分含雜訊點雲之雜訊過濾情形不佳，亦導致地面點分類成果不佳，主因係 AI 訓練時雜訊樣態資料不夠全面，致有些未經納入訓練之雜訊樣態，AI 在後續預測時無法正確辨認，請成大團隊在本案執行測試過程中，盡量記錄收集不同樣態之雜訊，或適時人造模擬雜訊，納入未來 AI 重新訓練，以提高 AI 之預測結果。

（四）本案 10 月份規劃辦理之事項，請成大團隊依規劃事項及期程落實執行，其中有關與 DEM 測製廠商交換意見會議規劃安排事宜，相關資訊

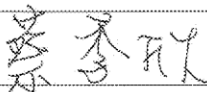

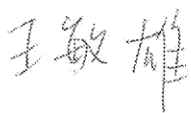
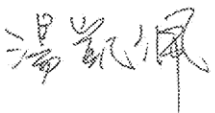
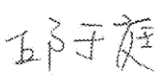


如時間、地點及會議資料等，請事先提供本中心參考，俾利派員參與。

七、散會：下午 4 時整。



「112 年度應用 AI 技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲  
分類委託研究採購案」(案號：NLSC-112-57)  
第 5 次工作會議簽到簿

時 間：112 年 9 月 28 日 (星期四) 下午 3 時整	
地 點：內政部國土測繪中心 4 樓第 3 會議室	
主持人：蔡簡任技正季欣  紀 錄：湯凱佩	
出席人員	簽 到 處
國立成功大學	王驥魁、林昭宏、許育維、彭玉仔、 勞宏斌、李泱儒 (以線上視訊方式與 會) 
內政部國土測繪中心	  





## 六、第六次工作會議紀錄

檔 號：

保存年限：

### 內政部國土測繪中心 函

機關地址：408281臺中市南屯區黎明路2段  
497號4樓

聯絡人：湯凱佩

聯絡電話：04-22522966#202

傳真：04-22592273

電子信箱：23018@mail.nlsc.gov.tw

受文者：國立成功大學

發文日期：中華民國112年11月6日

發文字號：測應字第1121565427號

速別：普通件

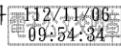
密等及解密條件或保密期限：

附件：如主旨(附件一 301000100G112156542700-1.pdf)

主旨：檢送「112年度應用AI技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類委託研究採購案」（案號：NLSC-112-57）第6次工作會議紀錄1份，請依會議決議事項辦理，請查照。

正本：國立成功大學

副本：本中心應用圖資測製科



裝

訂

線





「112 年度應用 AI 技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類  
委託研究採購案」第 6 工作會議紀錄

- 一、時間：112 年 10 月 30 日（星期一）上午 10 時整
- 二、地點：本中心第 3 會議室（採視訊會議）
- 三、主持人：蔡簡任技正季欣 紀錄：湯凱佩
- 四、出席人員：詳如簽到簿。
- 五、報告事項：廠商工作執行情形簡報（略）

六、會議結論：

- (一) 本案 112 年 10 月份預定進度 86.6%，實際進度 86.6%，進度符合預期。
- (二) 本案應用 AI 技術進行空載光達點雲分類，112 年度採用多方向、多角度水平投影方法，111 年度採用垂直投影方法，2 種方法成大團隊分別開發 NPALnet.exe 及 LPG\_Unet.exe 工具程式，前者加入對點雲雜訊的處理，且在無雜訊的狀況下，分類成果較後者為佳，惟執行時間較長；而後者在無雜訊的狀況下，分類結果雖略遜於前者，但運算時間短為其優勢，請成大團隊針對採用本年度研究方法之程式效能劣勢持續進行優化。另程式目前已提供測製廠商測試，請成大團隊參考廠商測試結果及意見進程式調整。
- (三) 本案依照契約期程應於 112 年 11 月 30 日前繳交研究報告，本案契約規定之工作項目的研究過程及結果，請成大團隊納入研究報告詳加說明。另研究報告內容格式（含封面、書脊等）請參照內政部委託研究計畫作業規定（附件 1）及本中心研究報告印製之封面格式（附件 2）辦理。
- (四) 依據國家發展委員會 112 年 3 月 23 日發社字第 1121300528 號函（附件 3），請成大團隊於繳交研究報告時併同提出本研究案原創性舉證之

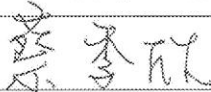



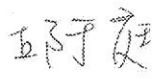

相關措施作為，供本案後續驗收參據。

(五)本案 11 月份規劃辦理之事項，請成大團隊依規劃事項及期程落實執行。其中有關研究報告撰寫，請成大團隊提前將初版（或初稿）提供本中心業務單位先行檢視，俾利提供意見以完善本案研究報告。

七、散會：上午 10 時 40 分。



「112年度應用AI技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲  
分類委託研究採購案」(案號：NLSC-112-57)  
第6次工作會議簽到簿

時 間：112年10月30日(星期一)上午10時整	
地 點：內政部國土測繪中心4樓第3會議室	
主持人：蔡簡任技正季欣  紀 錄：湯凱佩	
出席人員	簽 到 處
國立成功大學	王驥魁、林昭宏、許育維、彭玉仔、 勞宏斌、李泱儒、陳彥之(以線上視 訊方式與會)
 內政部國土測繪中心	   

## 內政部主管法規共用系統

列印時間：112.11.02 12:00

### 法規內容

法規名稱：內政部委託研究計畫作業規定

公發布日：民國 83 年 03 月 08 日

修正日期：民國 112 年 10 月 25 日

發文字號：台內綜字第11202029743號函

法規體系：綜合規劃

圖表附件：內政部委託研究計畫作業規定-附表-1121025修正.odt



### 內政部委託研究計畫作業規定

內政部（以下簡稱本部）為加強委託研究計畫之管理，提升研究品質，落實研究成果之運用，特依據行政院所屬各機關委託研究計畫管理要點第四點訂定本作業規定。

二、本作業規定所稱委託研究計畫，指本部各單位及所屬機關（以下簡稱各單位），基於業務需要，動用公務預算或其主管運用屬政府所有之基金作為研究經費，委託大專院校、研究機構、團體或個人（以下簡稱受委託者），執行具研究性質之計畫。

行政院所屬各機關研究發展實施要點第三點第三款所稱之合作研究，具有委託性質者，準用本作業規定管理。

電腦軟體製作、影片拍攝、法規或刊物編印、工程設計、辦理研討會、設備採購、例行性技術檢測、教育訓練、業務推廣、統計調查及民意調查、環境監測、土地測量（調查）等事項，如不具研究性質者非屬委託研究計畫。

三、委託研究計畫依性質分類如下：

（一）行政及政策類研究：各單位依業務需要辦理，其研究成果係作為業務改進或政策研擬參考者，由國家發展委員會（以下簡稱國發會）主管。

（二）科學及技術類研究：各單位為提升國家科學技術而辦理者，由國家科學及技術委員會（以下簡稱國科會）主管。

四、各單位委託研究主題之選定，應以符合施政計畫及業務發展需要為原則，不得與本部或其他機關已完成或進行中之計畫重複。

各單位應參考政府研究資訊系統（以下簡稱GRB系統），審慎選定委託研究主題、委託對象及研究人員；選定委託對象除應審酌主持人主持研究能力外，同一期間接受政府二項以上委託研究計畫者，尤應審慎衡酌考量。

前項所稱同一期間，指研究計畫之研究期程重疊四個月以上。

五、本部委託研究計畫之專責統籌管理單位為綜合規劃司。

六、各單位辦理委託研究計畫作業程序如下：

（一）編列下年度非屬科技計畫之委託研究計畫概算前，應配合本部概算編列作業時程，邀請相關研究領域之學者或專家及相關人員辦理先期審議，確定研究計畫主題及預算數額等事項後，於當年三月底前完成先期審議事宜；各單位基於政策臨時需要或上級機關交辦，未及辦理先期審議者，得專案簽奉部長核定後辦理。

（二）委託研究計畫應依政府採購法及相關規定辦理委託事宜；契約書內容應參照行政院公共工程委員會所定採購契約要項之規定辦理，契約內容須包含研究題目、研究期間、研究經費、研究進度落後處理方式、智慧財產權歸屬及違反約定事項處理等必要規範事項。

（三）應於委託研究計畫完成簽約後三日內，協助受委託者至GRB系統登錄計畫摘要等相關資料，各單位並應於簽約後七日內確認資料正確性。

（四）委託研究期程在六個月以下或研究經費在五十萬元以下者，得免提送期中報告。

（五）應於計畫完成後四個月內，辦理下列事項：

1. 將已完成之委託研究報告併同研究結論、業管建議事項之參採及辦理情形（如附件一）簽陳部長核定；並至GRB系統審核及登錄相關資料。

2. 將非屬限閱或機密之委託研究報告二份及電子檔函送國家圖書館辦理寄存，並副知本部綜合規劃司；  
第5頁，共18頁





2023/11/2 中午12:02

內政部主管法規共用系統-法規內容-內政部委託研究計畫作業規定

另將研究報告分送有關機關參考辦理或納入推動。

(六) 配合委託研究計畫辦理期程，除有政府資訊公開法第十八條所定情形外，應於計畫完成後六個月內辦理委託研究報告成果發表，並視需要辦理新聞發布事宜。

(七) 對於研究主持人於同一期間接受政府委託二項以上之研究計畫及連續三次以上委託同一單位或人員辦理之研究計畫，應予列為計畫成效查核重點。

七、受委託者所提之研究計畫書內容應包括下列各款：

(一) 研究主旨：包括主題、緣起及預期目標。

(二) 研究主題背景及有關研究之檢討。

(三) 研究方法及過程。

(四) 研究人員姓名、現職、學經歷與分工配置、主持人及協(共)同主持人目前進行中或規劃參與政府委託研究計畫名稱、委託機關及研究期程。

(五) 研究經費之配置(各項經費參照行政院所屬各機關行政及政策類委託研究計畫經費編列原則及基準編列)。

(六) 研究進度及預期完成之工作項目。

(七) 研究預期對相關施政之助益。

(八) 相關參考資料。

(九) 政府部門研究計畫基本資料表(如附件二)。

八、委託研究計畫涉及租用資訊軟硬體設備、軟體開發、資料建檔及資訊系統之規劃者，先期審議時應先簽會本部資訊服務司。

九、研究報告封面註明「委託機關全銜」及「本報告內容及建議，純屬研究小組意見，不代表本機關意見」。書名頁(封面後第一頁印刷頁)載明研究主題、委託機關、受委託單位、主要研究人員、研究期程及研究經費等資訊(參考樣式如附件三)，並依一般論文格式撰寫及印製。

委託研究計畫如需出國考察，應另提出國計畫書，併委託研究計畫書審查；考察報告應列為研究報告附錄或由委託機關存檔備查。

十、各單位人員參與委託研究工作不得支領研究計畫經費。

十一、各單位應落實委託研究計畫自主管理，本部部內單位及所屬一級機關應指派專責人員為本部綜合規劃司對應窗口，確實督導掌握所轄委託研究計畫之執行進度及成效，並確保GRB系統相關資料之完整性及正確性。

本部綜合規劃司應就本部部內單位及所屬一級機關委託研究計畫查核管理機制推動情形進行分析檢討，並得視需要輔導各單位加強辦理。

十二、各單位已發包之研究計畫，不得增加研究經費。

十三、獲得國發會、國科會之研究補助案，除依補助機關相關規範辦理外，仍應依本作業規定辦理相關事宜。

十四、本部各所屬一級機關得視業務特性，另定研究計畫作業規定。但不得與本作業規定相牴觸。

資料來源：內政部主管法規共用系統



附件一

內政部○○○(單位/機關)「○○○」委託研究計畫

建議事項參採及辦理情形

序號	建議性質	建議事項	參採情形	辦理情形	主(協)辦機關



備註：

1. 建議性質：分為「立即可行建議」及「中長期建議」二類。
2. 參採情形：分為「已採行」、「規劃採行」及「列入參考」三類。



附件二

**政府部門研究計畫基本資料表** (本表已採線上登錄，紙本僅供欄位填寫時參考)

(政府研究資訊系統 Government Research Bulletin, 簡稱 GRB)



如本計畫為某主計畫之分項  
或子計畫，請填 A、B 表，  
如為單一計畫，請詳填 B 表  
即可。其餘詳見填表說明。

A 表	主計畫名稱 _____
	主計畫編號 _____
	主計畫執行單位 _____
	主計畫主持人 _____
	全程期間 ____年__月至__年__月 *總經費 _____千元

B 表	
計畫中文名稱『 _____ 』	
英文名稱『 _____ 』	
原計畫編號： _____	
甲、計畫依據 _____	
乙、執行單位 _____	執行單位之簽約人 _____
丙、年 度 _____	主管機關 _____ 簽約日期：____年__月__日
丁、研究性質	<input type="checkbox"/> 基礎研究 <input type="checkbox"/> 應用研究 <input type="checkbox"/> 技術發展 <input type="checkbox"/> 商品化 <input type="checkbox"/> 其他
戊、研究領域 _____	(參見 C 表)
己、計畫屬性	<input type="checkbox"/> 科技類 <input type="checkbox"/> 非科技類
庚、全程期間 _____年__月--____年__月	
辛、本期期間 _____年__月--____年__月	* 本期經費 _____億 _____千元
壬、本期經費來源	_____



執行單位出資_____%	資本支出（單位：新臺幣千元） 經常支出				
_____ 單位委託(補助)____%	土地建築 _____	人事費 _____			
_____ 單位委託(補助)____%	儀器設備 _____	材料費 _____			
_____ 單位委託(補助)____%	其 他 _____	其 他 _____			
合計：100%					
癸、摘要關鍵詞 _____					
(中英文各三則) _____					
★ 參與計畫人力資料：（如僅代表簽約而未參與實際研究計畫者則免填以下資料）					
參與計畫	身分證	出生年	專長	參與	參與
人員姓名	字 號	民 國	領域 職級 學歷	性別 人月	性質
1 _____	_____	_____	_____	_____	_____
2 _____	_____	_____	_____	_____	_____
3 _____	_____	_____	_____	_____	_____
4 _____	_____	_____	_____	_____	_____
5 _____	_____	_____	_____	_____	_____
6 _____	_____	_____	_____	_____	_____
7 _____	_____	_____	_____	_____	_____
8 _____	_____	_____	_____	_____	_____
_____	_____	_____	_____	_____	_____
★此部分如不敷填寫，請另紙填寫。					

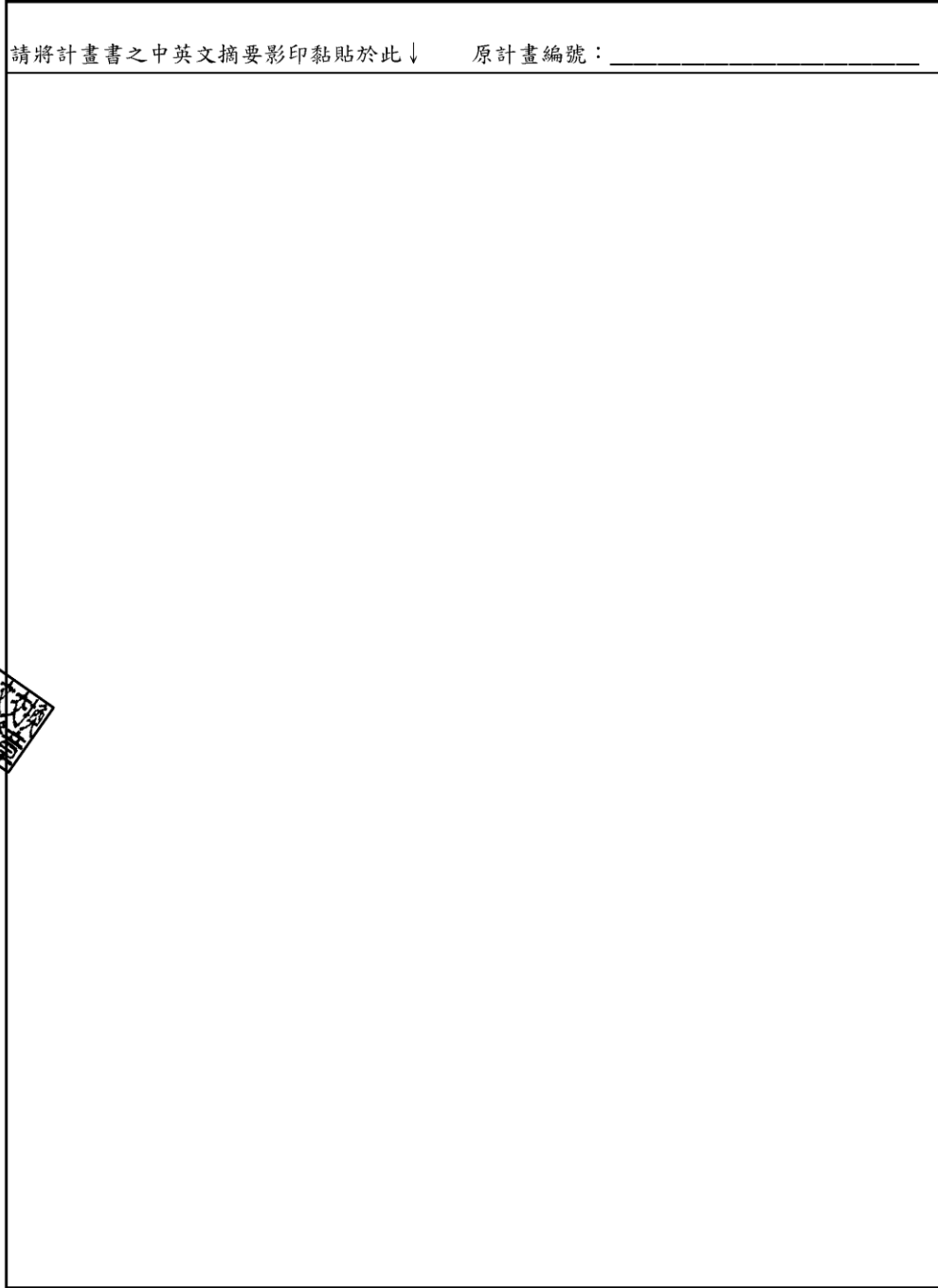
填表人：\_\_\_\_\_ 聯絡電話：\_\_\_\_\_ 傳真電話：\_\_\_\_\_



計畫書中英文摘要 —— Abstract

請將計畫書之中英文摘要影印黏貼於此↓

原計畫編號：\_\_\_\_\_





附件三



受委託單位：○○○○

研究主持人：○○○

協同主持人：○○○、○○○

研究期程：中華民國○年○月至○年○月

研究經費：新臺幣○萬元

○○○○ 委託研究

中華民國○年○月

(本報告內容及建議，純屬研究小組意見，不代表本機關意見)

附件 2

112 年度○○○○○○○○○○○○○○○○○○  
○○○○○○○○委託研究

成果報告

此處為英文標題



內政部國土測繪中心委託研究

中華民國 112 年 ○ 月

(本報告內容及建議，純屬研究小組意見，不代表本機關意見)

附件 2

112 年度○○○○○○○○○○○○○○○○○○  
○○○○○○○○委託研究

成果報告

此處為英文標題



受委託單位：○○○○

研究主持人：○○○

協同主持人：○○○、○○○

研究期程：中華民國○年○月至○年○月

研究經費：新臺幣○萬元



內政部國土測繪中心委託研究

中華民國 112 年 ○ 月

(本報告內容及建議，純屬研究小組意見，不代表本機關意見)





附件 2



內政部國土測繪中心

地址：臺中市南屯區黎明路 2 段 497 號 4 樓

網址：[www.nlsc.gov.tw](http://www.nlsc.gov.tw)

總機：(04) 22522966

傳真：(04) 22592533





附件 2

112  
年度



委託研究

成果報告

內政部國土測繪中心



檔 號：

保存年限：

## 國家發展委員會 函

機關地址：100223 臺北市中正區寶慶路3號  
承辦人：呂昭輝  
電話：(02)23165300轉6241  
傳真：(02)23974374  
電子信箱：jhleu@ndc.gov.tw

受文者：內政部

發文日期：中華民國112年3月23日

發文字號：發社字第1121300528號

速別：普通件

密等及解密條件或保密期限：

附件：如文(ATTCH1 總統府公報1--通案決議10.pdf)

主旨：有關112年度中央政府總預算案審查總報告通案決議略以，行政機關委託研究案須由受託者提出原創性舉證作為驗收參據一案，請督導所屬落實辦理，請查照。

說明：

- 一、依據112年2月16日華總一經字第11200012431號總統令公布之中華民國112年度中央政府總預算案審查總報告（修正本）（第一冊）審議總結果之通案決議第（十）項決議辦理，檢附決議文字1份。
- 二、請貴機關本於權責，針對符合政府資訊公開法第7條第1項規定應主動公開之委託研究報告，依業務屬性、委託研究案性質及個案需求，於各委託研究案契約書或需求書，列明結案報告應由受託者提出原創性舉證之相關措施作為驗收參據，俾落實旨揭決議精神。

正本：行政院各部會行總處署

副本：行政院綜合業務處、國家發展委員會檔案管理局、本會綜合規劃處、經濟發展處、社會發展處、產業發展處、人力發展處、國土區域離島發展處、管制考核處、法制協調處、秘書室、政風室、主計室、中興新村活化專案辦公室、行政院國家發展基金管理會

112/03/23  
14:49:49

內政部



第2頁，共3頁  
線上簽核文件列印 - 第3頁/共4頁

1120111012

112/03/23

## 中華民國 112 年度中央政府總預算案審查總報告（修正本）

中華民國 112 年 2 月 16 日華總一經字第 11200012431 號總統令

### 伍、審議總結果

#### 八、通案決議：

- (十) 有鑑於政府部門每年均編列高額預算執行委託研究案。然，相關委託研究案之繳交，政府相關部門卻未全數要求需進行原創性比對，致使部分委託研究案以相似名稱或方法，僅變更不同地點不斷進行重複性研究，恐造成國家預算之浪費。爰要求，自 112 會計年度起，凡以政府預算執行之委託研究案，當報告繳交時，須由受託者提出原創性舉證，作為行政機關驗收參據。





## 附錄E、需求訪談會議紀錄








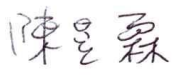
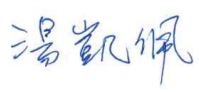


## 一、第一次需求訪談會議紀錄(中興測量)

**內政部國土測繪中心**  
**「112 年度應用 AI 技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類委託研究採購案」**  
**第 1 次需求訪談會議紀錄**

- 一、 會議時間：112 年 5 月 15 日(星期一) 上午 10 時
- 二、 會議地點：中興測量有限公司向上分公司
- 三、 主持人：王教授驥魁 紀錄：許育維
- 四、 出席人員：詳如簽到簿。
- 五、 報告事項：略。
- 六、 會議結論：
  - (一)成大展示人機協作成果後，中興測量建議為能讓 TerraScan 軟體讀取，於本案測試階段時，信心值可暫存於編修作業不使用之 RGB 欄位，並讓廠商轉為 HSV，以 V 欄位讀取，同時將信心值值域調整為 0 至 100。待編修完成後再由廠商將信心值刪除。
  - (二)去年度之成果以影像方式進行 AI 分類，成果容易出現邊界效應，建議成大團隊改善。
- 七、 散會：中午 12 時

「112年度應用AI技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類委託研究採購案」第1次需求訪談簽到簿

時間：112年5月15日(星期一)上午10時	
地點：中興測量有限公司	
主持人：王教授驥魁 紀錄：許育維	
出席人員	簽到處
國立成功大學	   
中興測量有限公司	 
內政部國土測繪中心	

## 二、第二次需求訪談會議紀錄(詮華國土)

內政部國土測繪中心  
「112 年度應用 AI 技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類委託研究採購案」  
第 2 次需求訪談會議紀錄

- 一、 會議時間：112 年 5 月 23 日(星期二) 下午 4 時
- 二、 會議地點：遠距視訊會議 (訪談對象：詮華國土測繪有限公司)
- 三、 主持人：王教授驥魁 紀錄：許育維
- 四、 出席人員：詳如簽到簿。
- 五、 報告事項：略。
- 六、 會議結論：
  - (一)成大說明目前 AI 雜訊濾除情形，詮華國土表示有助於編修作業。展示之範例皆在山區較多雜訊之處，然而沙洲、魚塢等區域也較易出現雜訊點雲。
  - (二)詮華國土表示，雜訊濾除作業也需要考慮 DSM 之製作。
  - (三)詮華國土將協助彙整其餘雜訊範例圖幅資訊提供成大，作為 AI 訓練與測試。
- 七、 散會：下午 5 時

## 「112 年度應用 AI 技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類委託研究採購案」第 2 次座談會簽到簿

時間：112 年 5 月 23 日(星期二) 下午 4 時	
地點：遠距視訊會議	
主持人：王教授驥魁 <span style="float: right;">紀錄：許育維</span>	
<b>出席人員</b>	<b>簽到處</b>
國立成功大學	王驥魁、林昭宏、彭玉仔、李泱儒、勞宏斌、許育維、邱庭澍
詮華國土測繪有限公司	彭德熙、鄭鈺雯
內政部國土測繪中心	湯凱佩、林文亮、古伊庭、邱于庭
會議情形：	
	

### 三、第三次需求訪談會議紀錄(自強工程)

**內政部國土測繪中心**  
**「112 年度應用 AI 技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類委託研究採購案」**  
**第 3 次需求訪談會議紀錄**

- 一、 會議時間：112 年 5 月 24 日(星期三) 上午 10 時
- 二、 會議地點：遠距視訊會議 (訪談對象：自強工程顧問有限公司)
- 三、 主持人：王教授驥魁 紀錄：許育維
- 四、 出席人員：詳如簽到簿。
- 五、 報告事項：略。
- 六、 會議結論：
  - (一)成大說明目前 AI 雜訊濾除情形，自強工程表示有助於編修作業，亦希望可以提供小區域給編修人員測試。
  - (二)自強工程表示，有時點雲掃到某些地物，不過因點雲型態會容易誤判為雜訊。
  - (三)自強工程將協助彙整其餘雜訊範例圖幅資訊提供成大，作為 AI 訓練與測試。
- 七、 散會：上午 11 時



### 「112年度應用AI技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類委託研究採購案」第3次座談會簽到簿

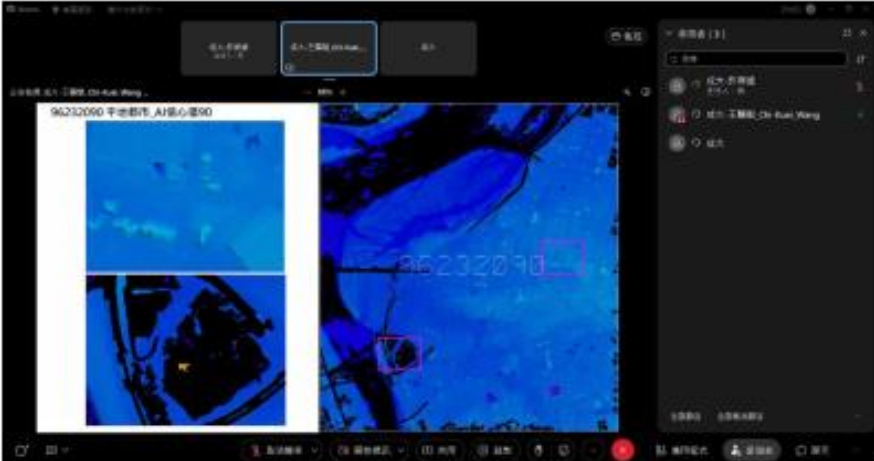
時間：112年5月24日(星期三) 上午10時	
地點：遠距視訊會議	
主持人：王教授驥魁 <span style="float: right;">紀錄：許育維</span>	
出席人員	簽到處
國立成功大學	王驥魁、彭玉仔、李泱儒、勞宏斌、許育維、邱庭澍
自強工程顧問有限公司	邱俊榮、陳韋灯、黃立婷、黃潔玟
會議情形：	
	
	

## 四、第四次需求訪談會議紀錄(中興測量)

**內政部國土測繪中心**  
**「112 年度應用 AI 技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類委託研究採購案」**  
**第 4 次需求訪談會議紀錄**

- 一、 會議時間：112 年 7 月 12 日(星期三) 下午 2 時
- 二、 會議地點：遠距視訊會議 (訪談對象：中興測量有限公司)
- 三、 主持人：王教授驥魁 紀錄：許育維
- 四、 出席人員：詳如簽到簿。
- 五、 報告事項：略。
- 六、 會議結論：
  - (一)成大團隊設計 AI 地面點分類程式，提供中興測量團隊進行地面點分類之測試。中興測量利用平地鄉下、平地都市、平緩山區及崎嶇山區圖幅進行分類，及分別測試 70、80、90 之信心值參數，並比較使用既有作業模式(TerraScan 軟體)及使用 AI 作業模式之時間及效益評估。
  - (二)根據測試成果，中興測量認為平地區比較適合使用既有作業模式，而山區則可以使用 AI 作業模式。平原區地形平緩，然而該區特徵物較為獨立且多樣，建議 AI 訓練可加入更多樣之資料經驗提升效益；山區則初步判斷地形有連續延伸之趨勢，且特徵物較平地少，因此 AI 對於山區有使用價值，並能協助目前自動濾除分類作業之效益。
- 七、 散會：下午 3 時

## 「112 年度應用 AI 技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類委託研究採購案」第 4 次座談會簽到簿

時間：112 年 7 月 12 日(星期三) 下午 2 時	
地點：遠距視訊會議	
主持人：王教授驥魁 <span style="float: right;">紀錄：許育維</span>	
<b>出席人員</b>	<b>簽到處</b>
國立成功大學	王驥魁、彭玉仔、李泱儒、勞宏斌、許育維
中興測量有限公司	陳昱霖、高玉惠、鄧嘉欣
會議情形：	
	



## 附錄F、教育訓練相關資料



# 一、講義教材

成功大學 2023/10/04

內政部國土測繪中心

## 112年度應用AI技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類委託研究採購案

空載光達點雲資料  
AI自動分類器教育訓練

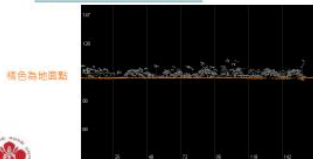
國立成功大學 測量及空間資訊學系  
計畫主持人：王驥魁  
協同主持人：林昭宏



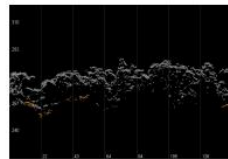
成功大學 2023/10/04

### 背景

- 數值地形模型(DTM)為我國國土資訊系統(NGIS)之基本底圖，運用於各大重要建設基礎
- 自民國99年以空載光達技術測製全臺灣DTM資料，至今仍持續更新中
- 都市、平原區域可透過半自動方式取得精度穩定之結果，然而在丘陵、山區仍須以大量人工方式篩選地面點，作業時間耗時
- 本計畫規劃以AI技術開發基於空載光達點雲資料之自動地面點分類器，以期降低人工、時間成本及提升整體生產效率



平原區



植被密集區



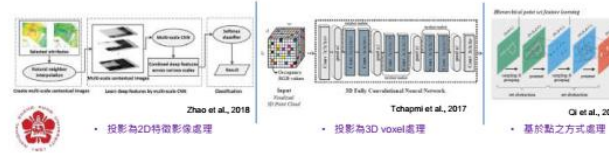
2

成功大學 2023/10/04

## AI訓練資料處理策略選擇

- 投影為2D特徵影像、3D voxel、基於點之方式

	投影為2D特徵影像	投影為3D voxel	基於點之方式
優點	簡化圖徵數目，可加快運作效率	可保留點雲之三維資訊	可保留點雲最細緻之幾何特徵
特性	對投影視角敏感，投影過程會損失三維幾何資訊	體素大小影響訓練結果，小則需要極高運算資源，而大則無法表示點雲細部特徵	局部特徵萃取程序較耗時
訓練難易	易	中	難



成功大學 2023/10/04

- 111年度成果

- LiDAR Point Geometry Unet (LPG-Unet)

航測及遙測學刊  
2023/09

基於幾何特徵以 UNet 分類空載光達地面點

林緯程<sup>1</sup> 王驥魁<sup>2</sup> 林昭宏<sup>3</sup> 勞宏斌<sup>4</sup> 許育維<sup>5</sup> 王敏雄<sup>6</sup> 湯凱麟<sup>6</sup>

摘要

空載光達為我國建立數值地形模型(Digital Elevation Model, DEM)之資料來源，但點雲雜訊多且量龐大，需大量人力進行篩選與分類處理，以產出 DEM 成果。為提升地面點分類效率，本研究建立了一種基於幾何特徵的空載光達地面點人工智慧(Autofast Intelligent AI)分類模式。此種點雲之幾何特徵與傳統影像至影像轉換、計算 120m 分辨率之特徵圖，透過幾何特徵提取，訓練神經網絡自動提取地面點，達成點雲分類。10城市區、農田區、高村區三個測試區測試，使用 AI 分類之地面點生成 DEM 與傳統篩選後生成之 DEM 二者之高程差，分別有 83.2%、84.6%、74.2%。驗證空載光達點雲精度範圍 ± 20 公分內，本研究亦建議 AI 模型輸出之中心點，於地面環境點至不同地面點分類門限值，提升人工篩選效率。

關鍵詞：空載光達、點雲分類、影像分類、人工智慧



4



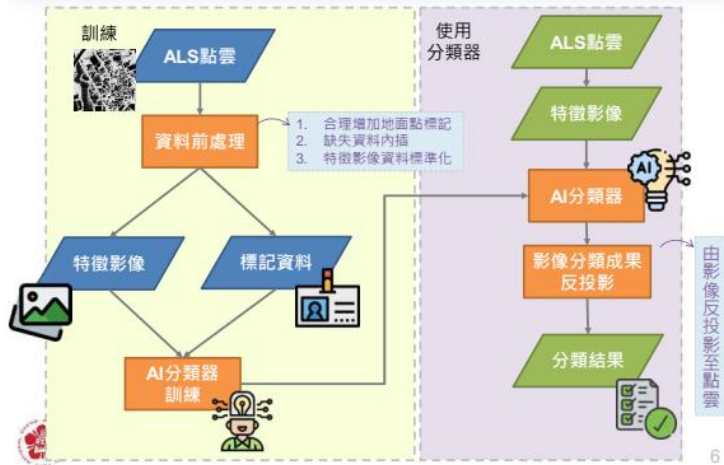
成功大學 2023/10/04

# 111 年度成果 LIDAR POINT GEOMETRY UNET (LPG-UNET)



成功大學 2023/10/04

## 研究流程

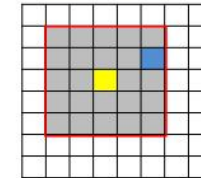
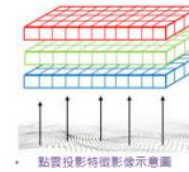


6

成功大學 2023/10/04

## 特徵影像簡介

- 以影像儲存點雲特徵資訊，供AI學習資料特徵



Solián et al., (2020)

高程值  
強度值  
局部高程差(20 m)

本研究設計

高程值  
局部高程差(40 m)  
局部高程差(20 m)

局部高程差：20 m 罩窗中，中心像元和罩窗內最低點之高程差

- 罩窗範圍內最低高程像元
- 罩窗範圍內中心像元



成功大學 2023/10/04

## LIDAR EQUATION

$$P_r = \rho \frac{M^2 A_r}{\pi R^2} P_t$$

atmospheric transmission (points to  $\rho$ )  
 illuminated receiver area (points to  $A_r$ )  
 Transmitted laser power (points to  $P_t$ )  
 Reflectance (points to  $\rho$ )  
 distance between the laser and the target (points to  $R$ )

臺灣空載光達資料由3家廠商蒐集

- 各使用不同之光達儀器： $P_t$ 、 $A_r$ 不保證相同
- 橫跨多年度、不同季節： $M$ 不保證相同
- 離地距離：因地形限制，航高改變，光達強度值未針對 $R$ 修正



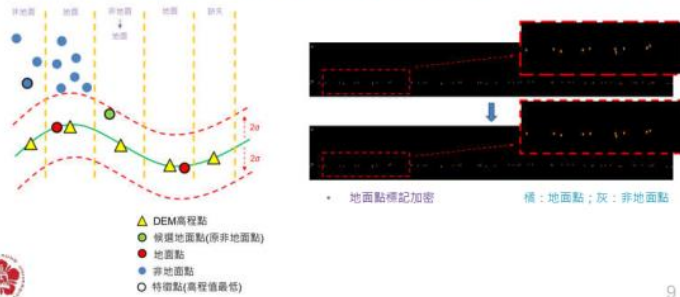
8

成功大學 2023/10/04

### 資料前處理方法

#### ● 點雲資料前處理

- 透過DEM輔助，標註觀測精度範圍內之光達點為地面點，合理增加地面點標記數量
- 穩定地面點資料趨勢，避免AI資料特徵學習混淆



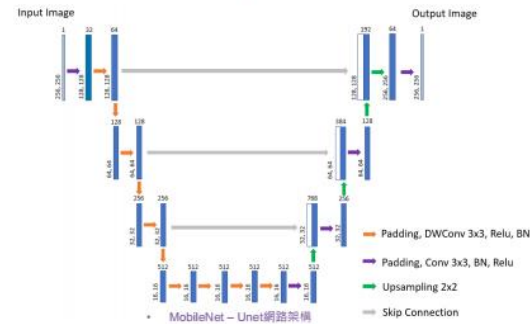
9

成功大學 2023/10/04

### AI架構選擇

#### ● MobileNet - UNet網路模型

- MobileNet：模型輕量化，減輕參數運算負擔
- UNet：U型網路架構，Skip Connection加強空間細節保留能力



11

成功大學 2023/10/04

### AI影像分類成果反投影機制

#### ● AI影像分類成果反投影機制

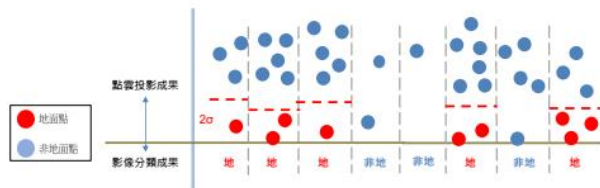
- AI影像分類成果，決定該像元是否為地面像元

##### 1. 分類成果為地面像元

標註範圍內最低高程光達點和兩倍觀測精度範圍內之光達點為地面點

##### 2. 分類成果為非地面像元

標註範圍內所有光達點為非地面點



10

成功大學 2023/10/04

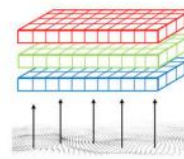
### 訓練資料分類

#### ● Solián et al. (2020) 之特徵組合

- 不同地表覆蓋，點雲強度資訊不盡相同
- 依照地表覆蓋種類，分類資料為城市區、農田區、森林區
- 部分含2種以上分區特徵者稱「混合區」，做測試圖幅

#### ● 本研究設計之特徵組合

- 各航帶點雲掃描時間、儀器、點雲入射角皆不盡相同
- 採用純幾何特徵
- 整合城市區、農田區、森林區資料為「全資料」



Solián et al. (2020)

高程值  
強度值  
局部高程差(20 m)

用於城市區、農田區、森林區模型

本研究設計

高程值  
局部高程差(40 m)  
局部高程差(20 m)

用於全資料模型



12

成功大學 2023/10/04

### 特徵影像示例 - 1

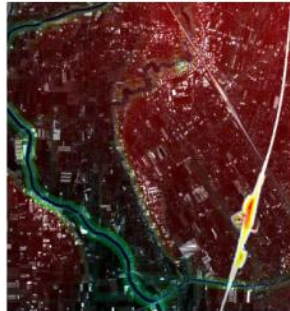
95183051 - 西勢村(@屏東竹田)

農田區



Solián et al. (2020)之特徵組合

R: 高程值 G: 強度值 B: 局部高程差(20m)



本研究設計之特徵組合

R: 高程值 G: 局部高程差(40m) B: 局部高程差(20m)



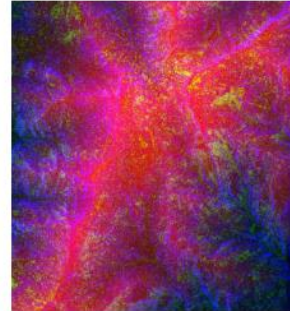
13

成功大學 2023/10/04

### 特徵影像示例 - 3

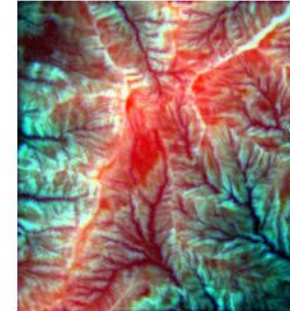
95193004 - 三腳南山(@嘉義大埔、台南南化)

森林區



Solián et al. (2020)之特徵組合

R: 高程值 G: 強度值 B: 局部高程差(20m)



本研究設計之特徵組合

R: 高程值 G: 局部高程差(40m) B: 局部高程差(20m)



15

成功大學 2023/10/04

### 特徵影像示例 - 2

94182067 - 過溪(@高雄大寮)

城市區



Solián et al. (2020)之特徵組合

R: 高程值 G: 強度值 B: 局部高程差(20m)



本研究設計之特徵組合

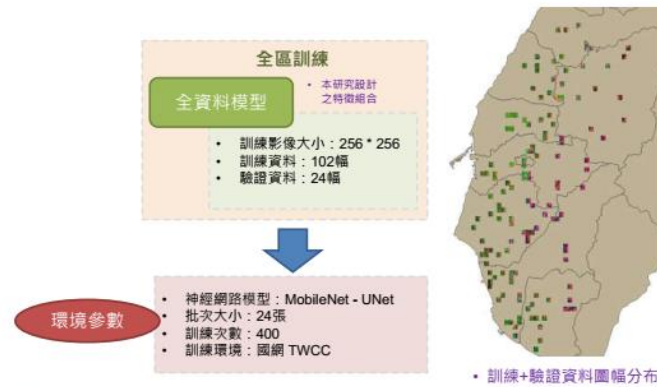
R: 高程值 G: 局部高程差(40m) B: 局部高程差(20m)



14

成功大學 2023/10/04

### 訓練影像分類

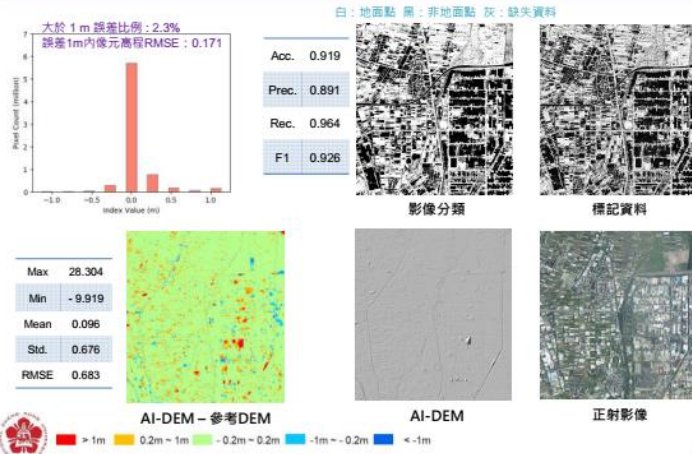


16



成功大學 2023/10/04

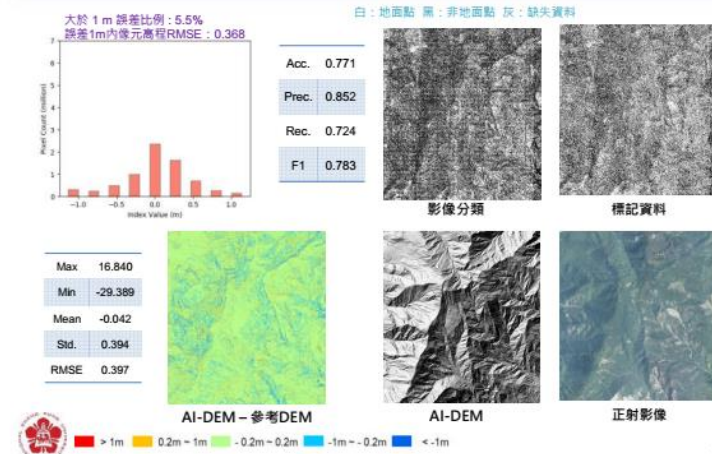
### AI成果比較 – 影像分類精度(城市區 94182067-過溪)



17

成功大學 2023/10/04

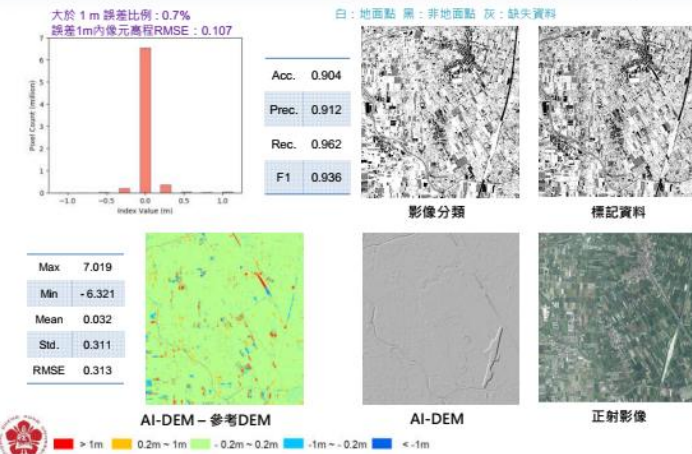
### AI成果比較 – 影像分類精度(森林區 95193004-三腳南山)



19

成功大學 2023/10/04

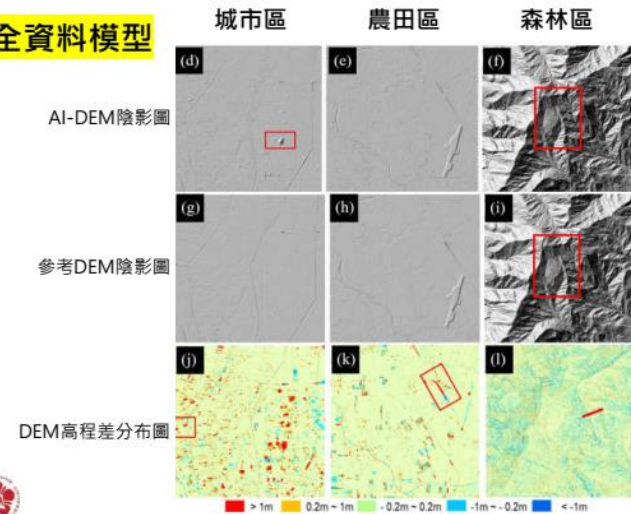
### AI成果比較 – 影像分類精度(農田區 95183051-西勢村)



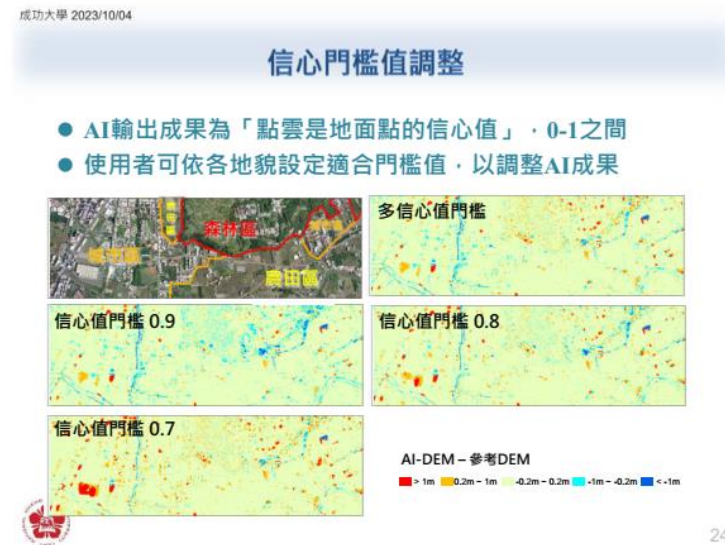
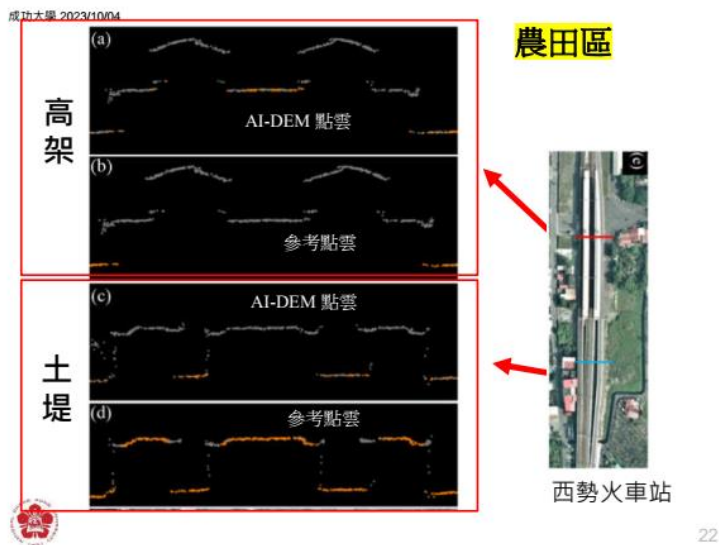
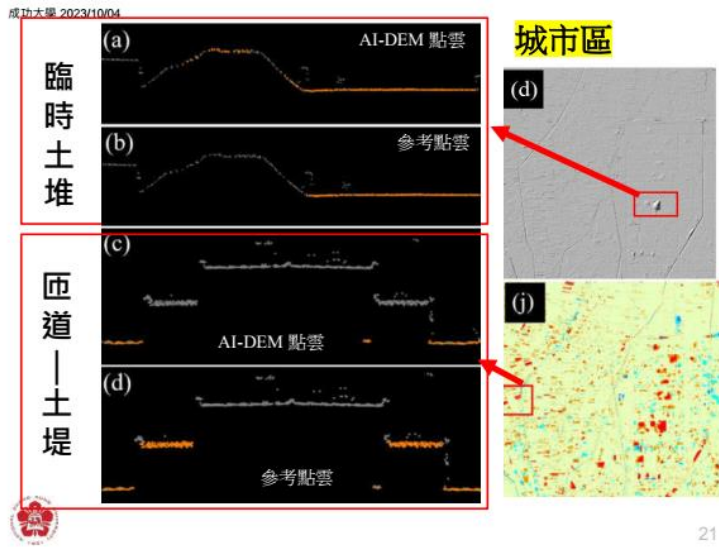
18

成功大學 2023/10/04

### 全資料模型



20

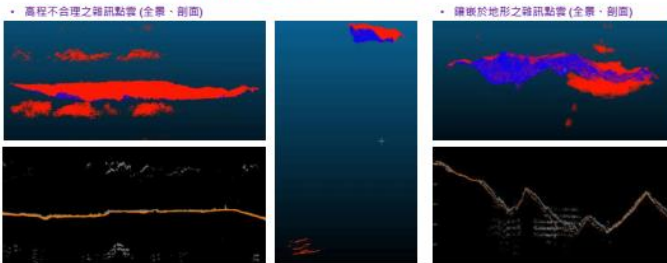




成功大學 2023/10/04

### 雜訊明顯之圖幅

- 受儀器特性與掃描環境影響，部分廠商資料包含明顯雜訊
- 雜訊資料樣態多變，無特定分布趨勢
- 廠商需花費額外人力成本過濾雜訊



25

成功大學 2023/10/04

## 112 年度初步成果 NOISE-INSENSITIVE PROFILE- BASED AIRBORNE LIDAR NET (NPALNET)



成功大學 2023/10/04

### 111年度 結論

- 本研究採用Solián等人(2020)之方法，建立一套基於特徵影像之空載光達地面點分類模組
- 資料上為確保資料連續性，分別採加密地面點標記、水體資料覆蓋、缺失資料內插、資料標準化等策略進行前處理
- 全資料模型則皆可獲得接近分區模型之處理成果
- 本研究建構之模型，可直接以1/5000圖幅為單位進行點雲分類，處理時長也僅約2~3分鐘
- 因LPG-net之資料處理特性，其成果易受雜訊影響



26

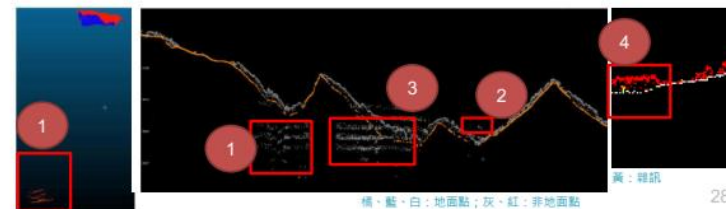
成功大學 2023/10/04

### 雜訊種類

	型態明顯易見	型態不明顯
沒有嵌入地形	<b>1</b> 如：明顯分離地形的高點或低點 →可由測繪公司直接透過軟體或演算法去除	<b>2</b> 如：山谷間的一、兩個浮點 →本案處理
有嵌入地形	<b>3</b> 因儀器特性產生雜訊，嵌入地形中 →本案處理	<b>4</b> 與地形相混 →暫不處理

#### ● 廠商經驗分享

- 類型2大部分之地物分區皆會出現
- 類型3山區居多，或遇到雲才會有
- 類型4，廠商會運用航線交疊比對，以人工方式找出

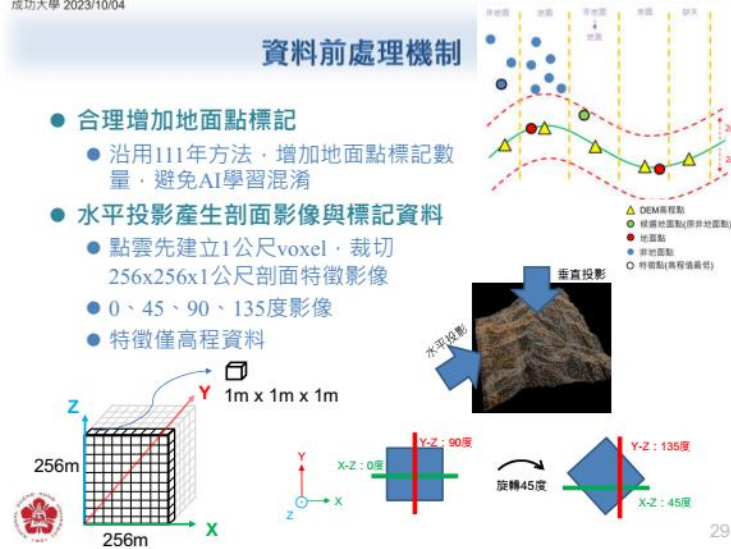


28

成功大學 2023/10/04

### 資料前處理機制

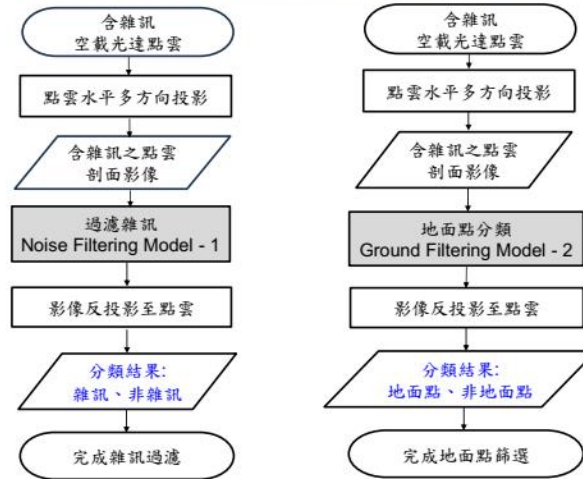
- 合理增加地面點標記
  - 沿用111年方法·增加地面點標記數量·避免AI學習混淆
- 水平投影產生剖面影像與標記資料
  - 點雲先建立1公尺voxel·裁切256x256x1公尺剖面特徵影像
  - 0、45、90、135度影像
  - 特徵僅高程資料



29

成功大學 2023/10/04

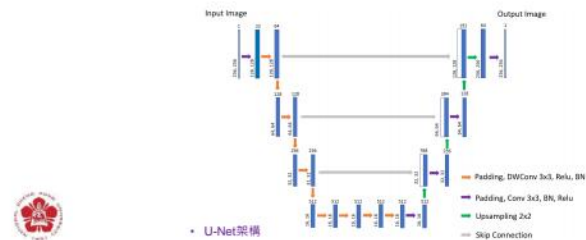
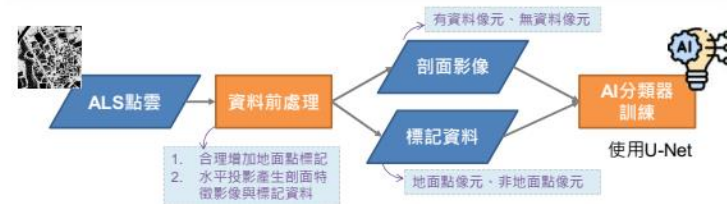
### 空載光達點雲AI雜訊過濾及地面點篩選 #1



31

成功大學 2023/10/04

### 資料前處理流程



U-Net架構

30

成功大學 2023/10/04

### AI過濾雜訊 - 訓練 (NOISE FILTERING MODEL - 1)

- 資料前處理
  - 含雜訊點雲進行水平投影·抽出影像中之雜訊進行資料擴增·及模擬隨機雜訊點
- 訓練資料
  - 選取山區、丘陵、城市及農田各3幅點雲(105~109年度資料)·各圖幅各方向(0、45、90及135度水平投影)剖面影像隨機選取5000張影像進行訓練·計24萬個樣本·訓練及驗證資料比例為8:2
  - 加入雜訊
- 測試資料
  - 使用110年點雲資料

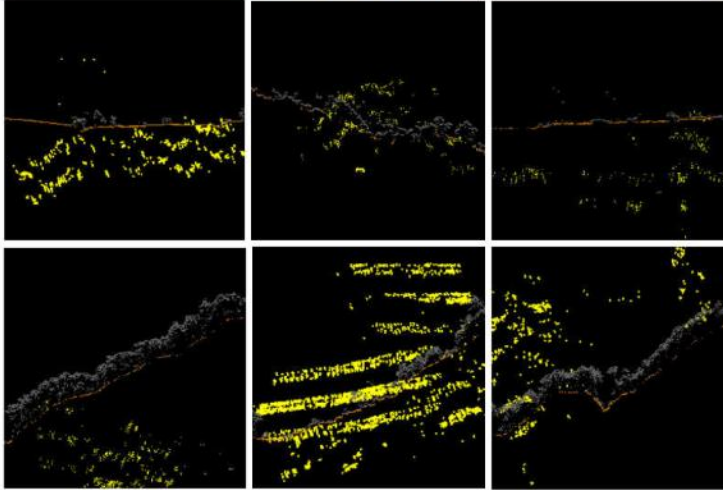


測試資料: 96224063-新埔 @新竹

32

成功大學 2023/10/04

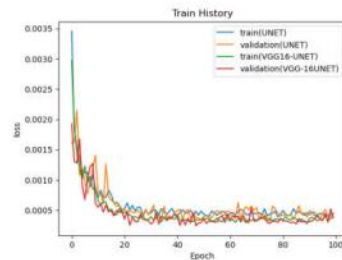
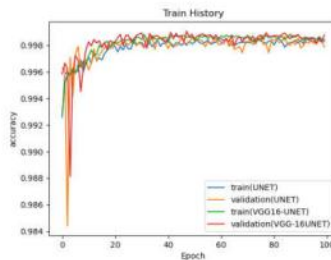
### 雜訊過濾 - 訓練樣本



成功大學 2023/10/04

### AI過濾雜訊 - 訓練 (NOISE FILTERING MODEL - 1)

- 網路架構: **VGG16-UNET**
- 損失函數: **Focal loss**
  - $\gamma = 2, \alpha = 0.74$
  - 不計算無資料之像元
- 訓練
  - Epochs: 100
  - 初始learning rate:  $1e-3$
  - val\_loss 於3個epochs 未降低則learning rate \* 0.5



成功大學 2023/10/04

### AI地面點雜訊 - 訓練 (GROUND FILTERING MODEL - 2)

- 訓練資料
  - 選取山區、丘陵、城市及農田共29幅點雲(105~109資料)，各圖幅各方向(0、45、90及135度水平投影)剖面影像隨機選取3000~5000張影像進行訓練，計50.8萬個樣本，訓練及驗證資料比例為8:2
  - 加入資料擴增之雜訊
- 測試資料
  - 使用110年點雲資料

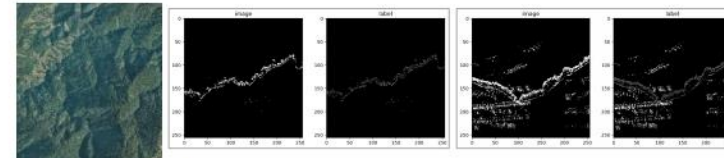


35

成功大學 2023/10/04

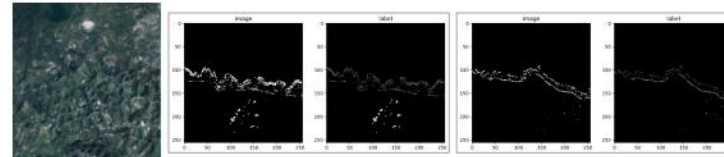
### 地面點篩選 - 訓練樣本示例-1

#### ● 山區



● 96213072-獨立尖山@南投仁愛

#### ● 丘陵



● 941192079-山塔寮@臺南南化



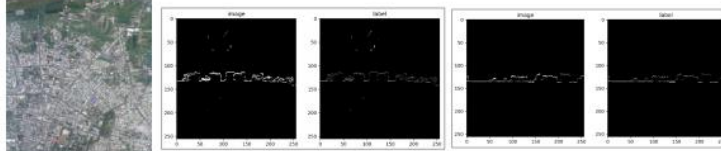
36



成功大學 2023/10/04

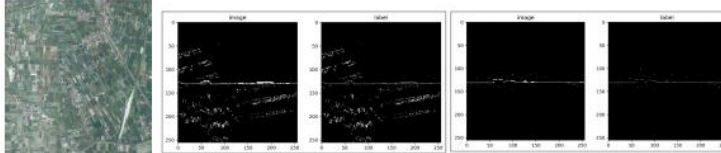
### 地面點篩選 - 訓練樣本示例-2

#### ● 城市



● 94182030-屏東市北部

#### ● 農田



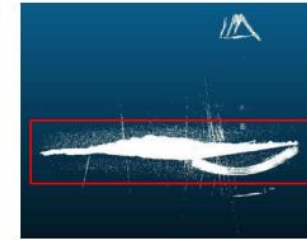
● 95183051-西勢村@屏東竹田

37

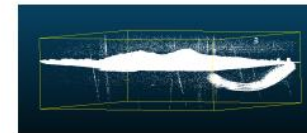
成功大學 2023/10/04

### AI整體測試 - 圖幅1

#### ● 測試圖幅: 96224063-新埔@新竹



約略選取需處理之點雲資料範圍



39

成功大學 2023/10/04

### AI地面點篩選 - 訓練 (GROUND FILTERING MODEL - 2)

#### ● 網路架構:

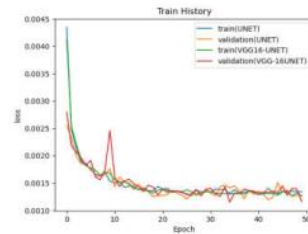
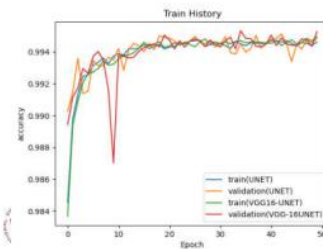
**UNET**

#### ● 損失函數: Focal loss

- $\gamma = 2, \alpha = 0.74$
- 不計算無資料之像元

#### ● 訓練

- Epochs: 50
- 初始learning rate: 1e-3
- val\_loss 於3個epochs未降低則learning rate \* 0.5



成功大學 2023/10/04

### AI整體預測結果 - 點雲

#### ● 測試圖幅: 96224063-新埔

#### ● 雜訊過濾 VGG16-UNET

(單位:百萬點)		標記資料	
		雜訊	非雜訊
預測結果	雜訊	0.2256 (TP)	0.0208 (FP)
	非雜訊	0.0093 (FN)	49.4016 (TN)

準確度	0.9994
精度	0.9164
召回率	0.9600
F1-score	0.9377

#### ● 地面點篩選 UNET

(單位:百萬點)		標記資料	
		地面點	非地面點
預測結果	地面點	10.6105 (TP)	4.1948 (FP)
	非地面點	0.8859 (FN)	33.9662 (TN)

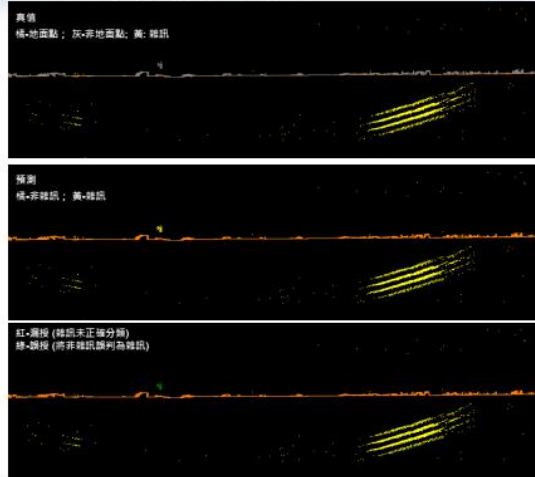
準確度	0.8977
精度	0.7167
召回率	0.9229
F1-score	0.8068

40

成功大學 2023/10/04

### AI整體預測結果 - 點雲-1

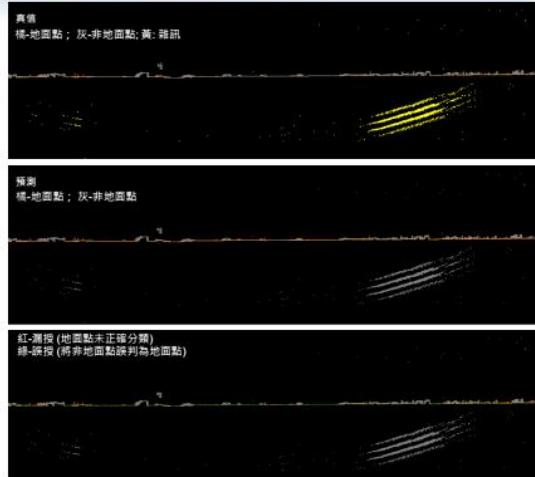
- 測試圖幅: 96224063-新埔
- 雜訊過濾



成功大學 2023/10/04

### AI整體預測結果 - 點雲-2

- 測試圖幅: 96224063-新埔
- 地面點篩選



成功大學 2023/10/04

### 產製DEM - 門檻值 - 圖幅1

- 測試圖幅: 96224063-新埔

單位: 公尺

信心值門檻	最小值	最大值	平均	標準差	RMSE	誤差 -0.2m~0.2m	誤差 -1~1m
0.5	-241.34	56.18	0.1915	1.3605	1.3677	86.92%	96.93%
0.55	-232.87	56.92	0.1468	0.9088	0.914	89.64%	97.77%
0.6	-15.3	57.18	0.1261	0.7502	0.7524	91.04%	98.14%
0.65	-15.26	48.41	0.1225	0.6316	0.6317	90.63%	98.00%
0.7	-15.28	18.79	0.1554	0.6371	0.6388	86.70%	96.90%

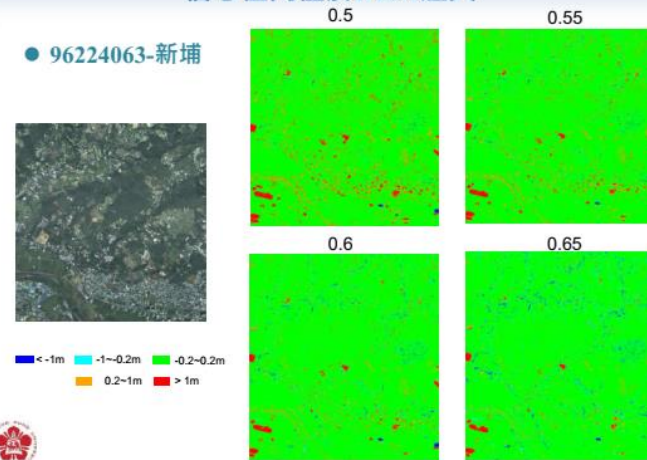


43

成功大學 2023/10/04

### 信心值門檻於DEM差異

- 96224063-新埔



44



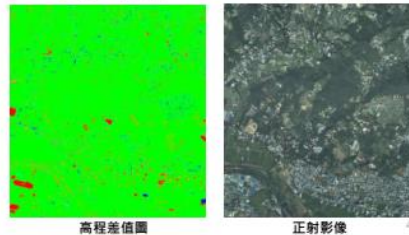
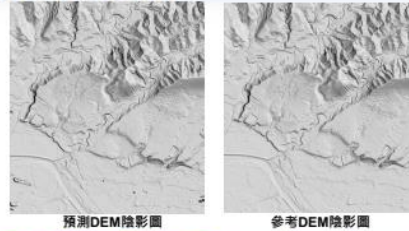
成功大學 2023/10/04

### 產製DEM - 圖幅1

- 96224063-新埔
- 信心值門檻0.6

單位:公尺

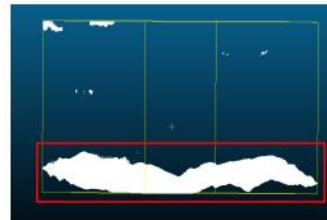
最小值	-15.3
最大值	57.18
平均	0.126
標準差	0.7502
RMSE	0.7524



成功大學 2023/10/04

### AI整體測試 - 圖幅2

- 測試圖幅: 97223033-玉蘭(三)@宜蘭大同



約略選取需處理的點雲資料範圍



46

成功大學 2023/10/04

### AI整體預測結果 - 點雲

- 測試圖幅: 97223033-玉蘭(三)
- 雜訊過濾 VGG16-UNET

(單位:百萬點)		標記資料		準確度	0.9920
		雜訊	非雜訊	精度	0.8133
預測結果	雜訊	0.3527 (TP)	0.0810 (FP)	召回率	0.3189
	非雜訊	0.7534 (FN)	103.5514 (TN)	F1-score	0.4581

- 地面點篩選 UNET

(單位:百萬點)		標記資料		準確度	0.9376
		地面點	非地面點	精度	0.5488
預測結果	地面點	6.5877 (TP)	5.4160 (FP)	召回率	0.8548
	非地面點	1.1192 (FN)	91.6156 (TN)	F1-score	0.6684

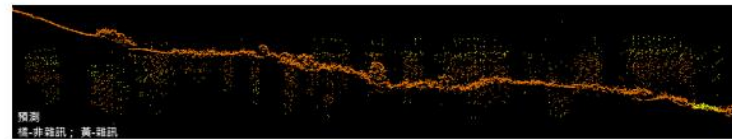
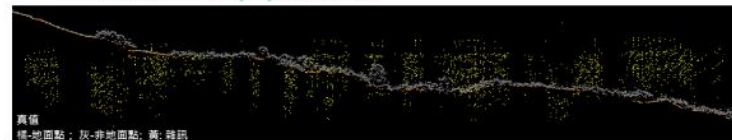


47

成功大學 2023/10/04

### AI整體預測結果 - 點雲-1

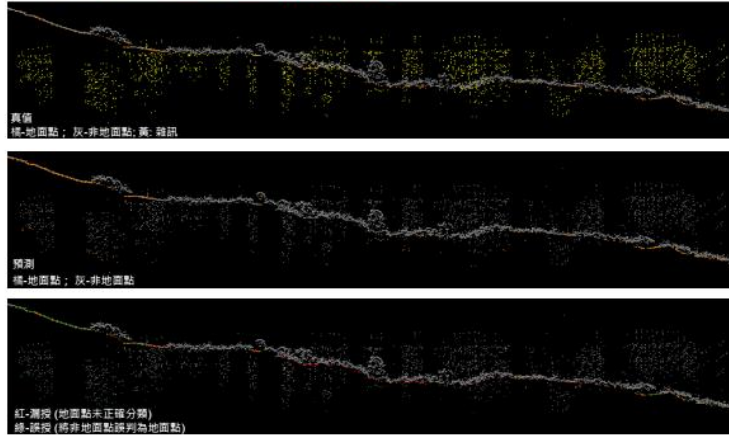
- 97223033-玉蘭(三) 雜訊過濾



成功大學 2023/10/04

### AI整體預測結果 – 點雲-2

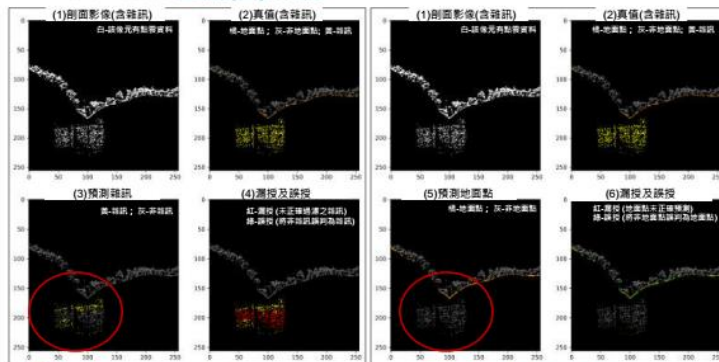
#### ● 97223033-玉蘭(三) 地面點篩選



成功大學 2023/10/04

### AI整體預測結果 – 剖面影像-1

#### ● 97223033-玉蘭(三) 案例一



雜訊過濾

地面點篩選

50

成功大學 2023/10/04

### 產製DEM – 門檻值 – 圖幅2

#### ● 測試圖幅: 97223033-玉蘭(三)

單位: 公尺

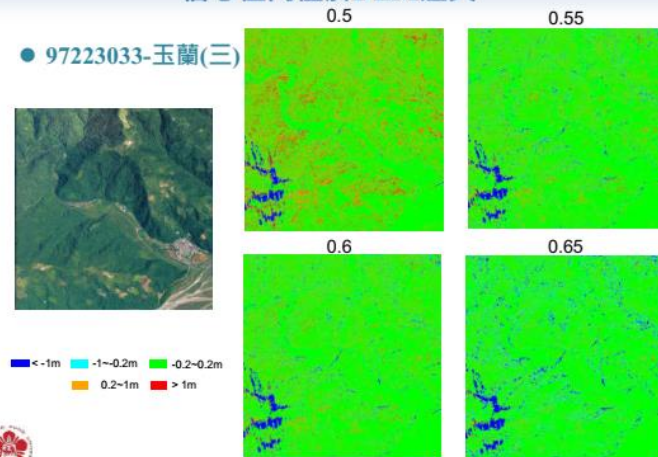
信心值門檻	最小值	最大值	平均	標準差	RMSE	誤差 -0.2m~0.2m	誤差 -1~1m
0.55	-106.58	97.16	0.422	2.6539	2.6557	72.69%	96.08%
0.5	-107.46	103.74	0.4711	2.651	2.651	66.49%	94.33%
0.6	-106.46	89.03	0.3935	2.616	2.6228	77.12%	96.68%
0.65	-102.65	88.25	0.4109	2.5619	2.5784	76.32%	95.55%
0.7	-85.12	39.67	0.4974	2.1193	2.1599	65.98%	90.55%

51

成功大學 2023/10/04

### 信心值門檻於DEM差異

#### ● 97223033-玉蘭(三)



52

成功大學 2023/10/04

### 產製DEM – 圖幅2

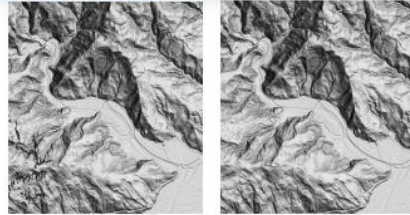
#### ● 97223033-玉蘭(三)

- 信心值門檻0.6

單位：公尺

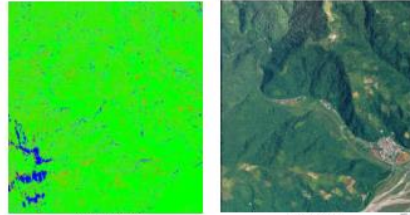
最小值	-106.46
最大值	89.03
平均	0.3935
標準差	2.616
RMSE	2.6228

誤差 -0.2m ~ 0.2m	77.12%
誤差 -1m ~ 1m	96.68%



預測DEM陰影圖

參考DEM陰影圖



高程差值圖

正射影像

53

成功大學 2023/10/04

### NPALnet 預測所需時間

1. 單幅點雲進行四個方向水平投影產生剖面影像
2. 四個方向剖面影像進行AI雜訊過濾及地面點篩選
3. 四個方向之影像預測結果反投影回點雲

\*\* 所列時間為四個方向合計，雜訊過濾及地面點篩選分別執行

設備	現況	
	設備規格	現況規格
1. 投影	6分鐘	6分鐘
2. AI 預測 (需GPU)	60分鐘 X 2 **	20分鐘 X 2 **
3. 反投影	20分鐘 X 2 **	20分鐘 X 2 **



54

成功大學 2023/10/04

### 112年度 結論

- 需各廠商測試使用，給予經驗回饋，以利精進AI成果



55

成功大學 2023/10/04

### AI程式使用說明



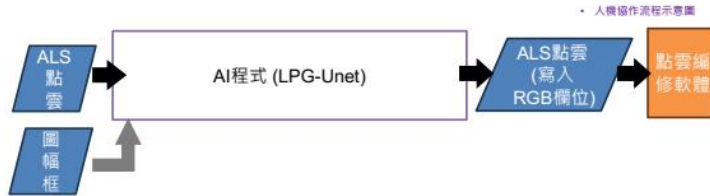


成功大學 2023/10/04

### AI程式使用說明

#### ● LiDAR Point Geometry Unet (LPG-Unet)

- 去年(111)AI模型
- ALS點雲 · LAS格式
- 圖幅框 · SHP格式



57

成功大學 2023/10/04

### AI程式使用說明

#### ● LPG-Unet使用說明

- 實機演示
- 使用說明文件



59

成功大學 2023/10/04

### AI程式使用說明

#### ● LiDAR Point Geometry Unet (LPG-Unet)

- 建議最低配備
- 功能
  - 單圖幅
  - 多圖幅

建議最低配備規格表		
OS	Windows 10 / 11	必需
CPU	AMD R7-3700X	
RAM	32GB	



58

成功大學 2023/10/04

### AI程式使用說明

#### ● Noise-insensitive Profile-based Airborne LiDAR net (NPALnet)

- 今年(112)AI模型
  - 點雲水平投影成剖面影像
  - AI判釋
  - 剖面影像反投影回點雲
- ALS點雲 · LAS格式



60

成功大學 2023/10/04

### AI程式使用說明

- Noise-insensitive Profile-based Airborne LiDAR net (NPALnet)

- 建議最低配備
- 功能
  - 過濾雜訊
  - 分類地面點

建議最低配備規格表		
OS	Windows 10 / 11	必需
CPU	Intel i7-8700	
RAM	32GB	
GPU	NVIDIA Geforce RTX 3060	



61

成功大學 2023/10/04

### AI程式使用說明

- 成果分享

- 由中興測量提供
- 評估TerraScan自動分類工具與AI程式LPG-Unet於分類地面點

圖幅號碼	地形描述	自動分類時間	LPG-Unet時間
96184094	平地鄉下	174s	175s
96232090	平地都市	253s	192s
96184053	平緩山區	106s	187s
96232067	崎嶇山區	170s	187s



63

成功大學 2023/10/04

### AI程式使用說明

- NPALnet使用說明

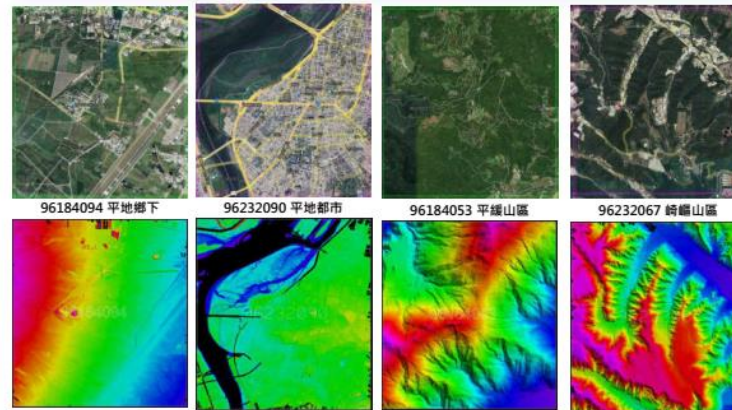
- 實機演示
- 使用說明文件



62

成功大學 2023/10/04

### AI程式使用說明

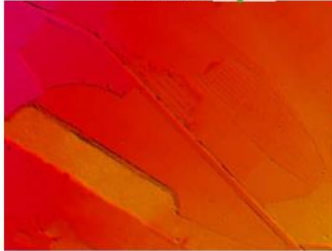


64

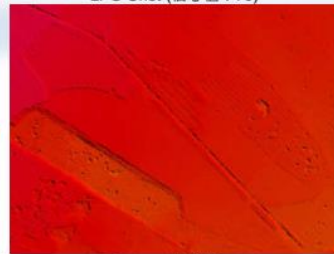


成功大學 2023/10/04

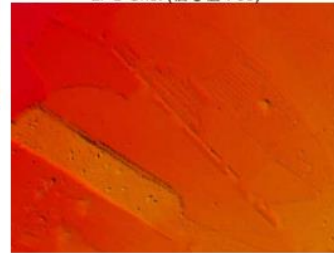
自動分類 ✓



LPG-Unet (信心值 : 70)



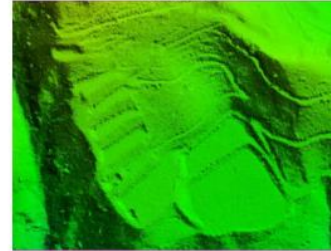
LPG-Unet (信心值 : 90)



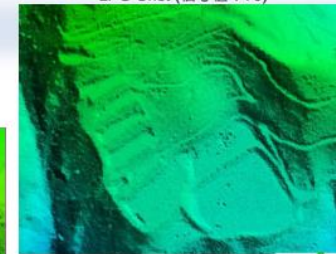
5

成功大學 2023/10/04

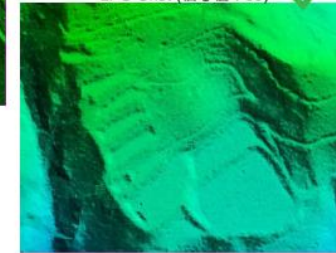
自動分類



LPG-Unet (信心值 : 70)



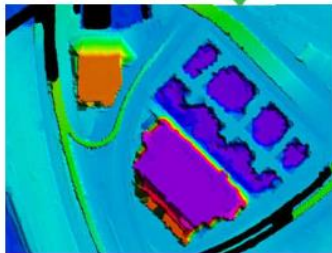
LPG-Unet (信心值 : 90) ✓



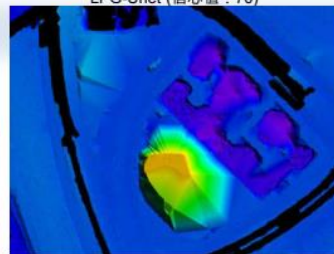
7

成功大學 2023/10/04

自動分類 ✓



LPG-Unet (信心值 : 70)



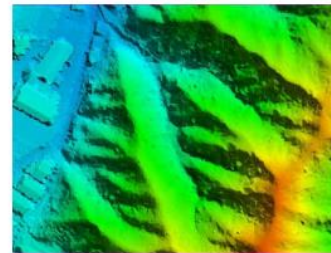
LPG-Unet (信心值 : 90)



6

成功大學 2023/10/04

自動分類



LPG-Unet (信心值 : 70)



LPG-Unet (信心值 : 80) ✓



8

成功大學 2023/10/04

## AI程式使用說明

### ● 成果分享

- 平地地區，特徵物獨立且多樣，需要更多經驗、依據，測試結果傾向於TerraScan的自動分類工具。
- 山區地區，地形相對有趨勢的延伸，測試結果AI工具相對有效用。

圖幅號碼	地形描述	自動濾除分類時間	LPG-Unet時間	適合方法
96184094	平地鄉下	174s	175s	自動分類
96232090	平地都市	253s	192s	自動分類
96184053	平緩山區	106s	187s	AI信心值90
96232067	崎嶇山區	170s	187s	AI信心值80



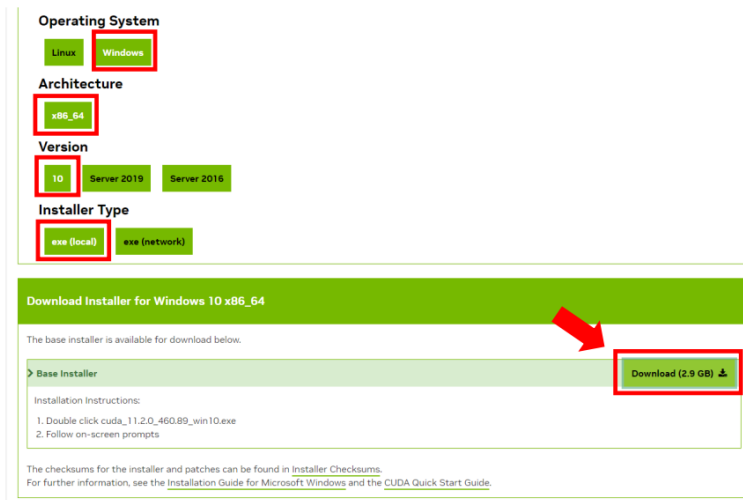
## 二、程式使用手冊

### (一) CUDA 與 cuDNN 安裝說明

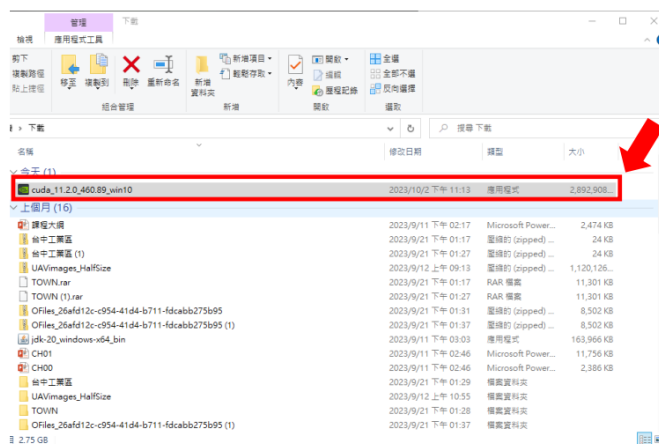
#### CUDA 與 cuDNN 安裝說明

##### 一、安裝 CUDA 11.2。

1. 至 NVIDIA 網站，<https://developer.nvidia.com/cuda-downloads>，下載安裝檔。



2. 執行 exe。



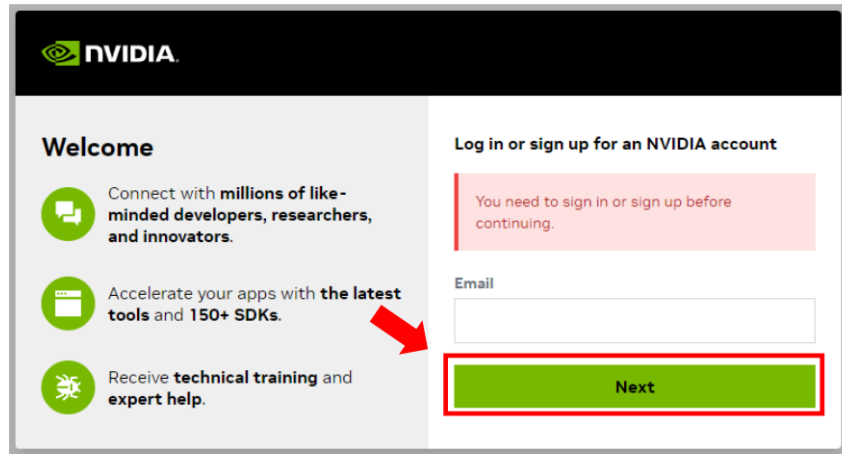
3. 依指示步驟完成安裝。安裝完成後需重新啟動電腦。



4. 於命令提示字元中輸入，`nvcc -V`，確認成功安裝。

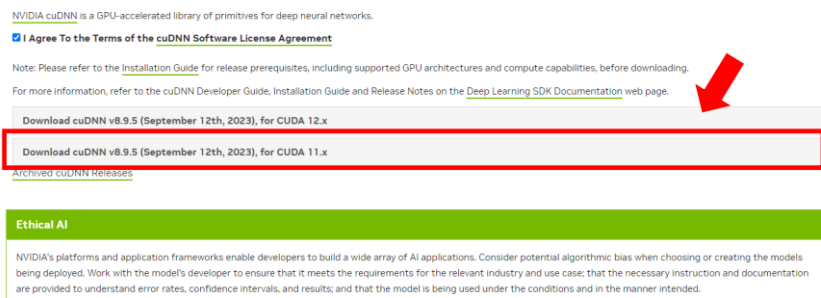
## 二、安裝 cuDNN 8.9.5。

1. 註冊並登入，<https://developer.nvidia.com/login>。



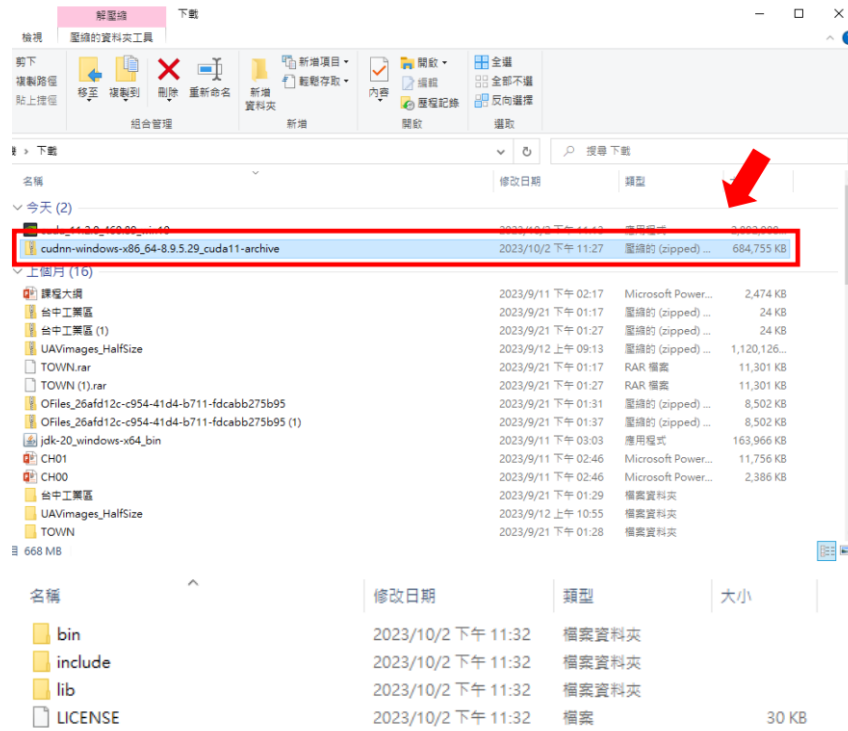
2. 下載檔案。

## cuDNN Download





### 3. 解壓縮檔案。

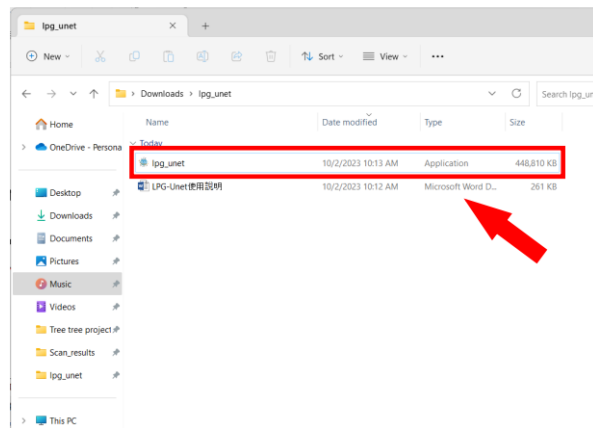


### 4. 將 bin、include、lib 資料夾複製到"C:\Program Files\NVIDIA GPU Computing Toolkit\CUDA\v11.2\"。

## (二) LPG-Unet 使用說明

### LPG-Unet 使用說明

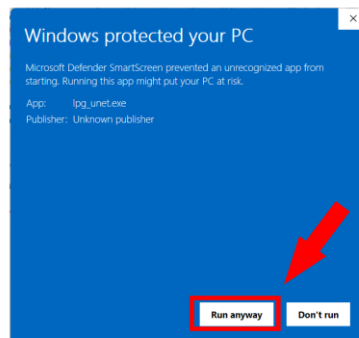
一、開啟 AI 程式，lpg\_unet.exe。



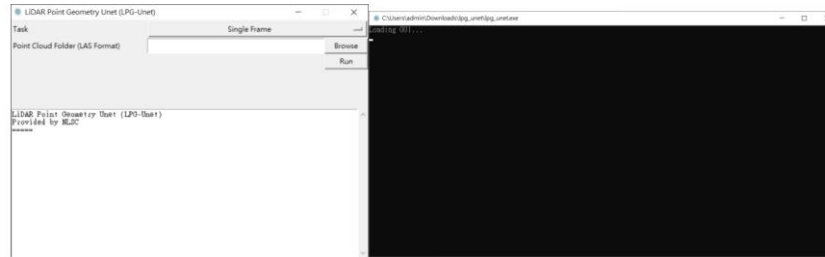
- lpg\_unet.exe：AI 程式
- LPG-Unet 使用說明.docx：此說明文件

二、連接兩下開啟 GUI 版本。

首次開啟時，會出現電腦保護措施，按下”More”>”Run anyway”。

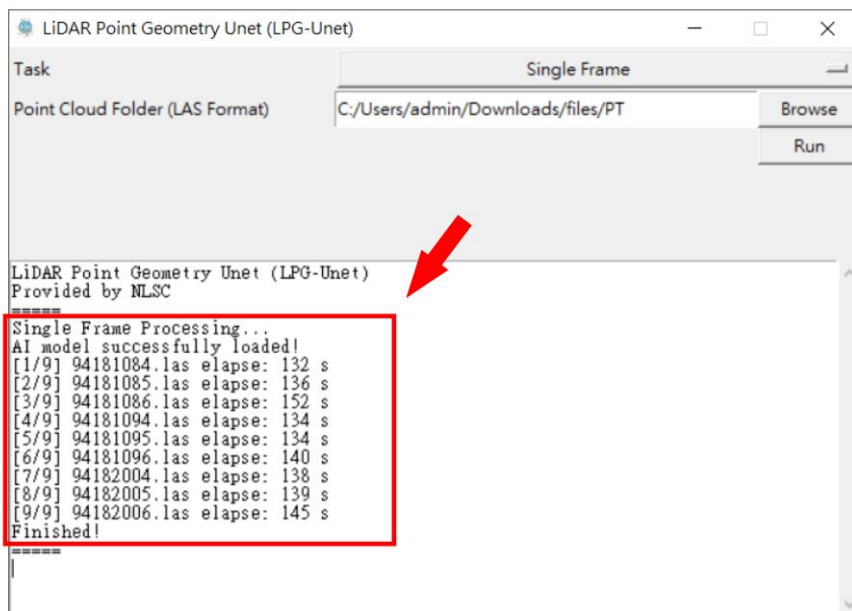


會開啟兩個視窗，於程式運行時皆不可關閉。



三、執行”單圖幅”，批次處理點雲。

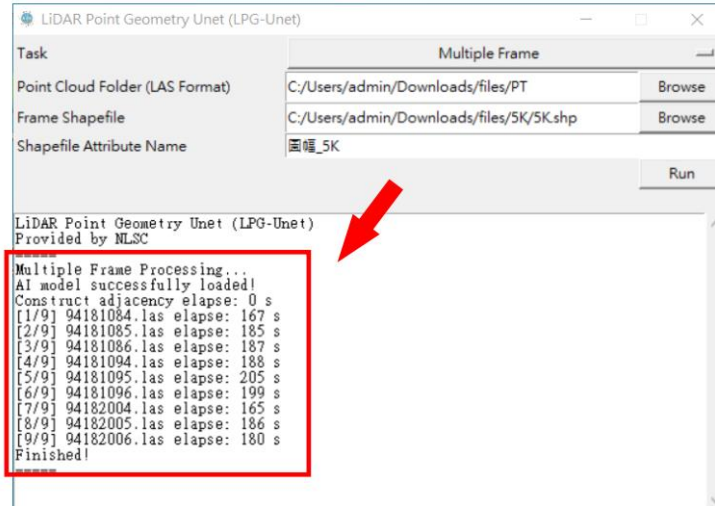
紅框 log 顯示各圖幅完成所花時間。



- Task : Single Frame (各 LAS 點雲資料獨立處理)
- Point Cloud Folder (LAS Format) : 存放 LAS 點雲資料之資料夾(僅處理 LAS 格式檔案)
- Run : 開始處理

四、執行”單圖幅”，批次處理點雲。

紅框 log 顯示各圖幅完成所花時間。



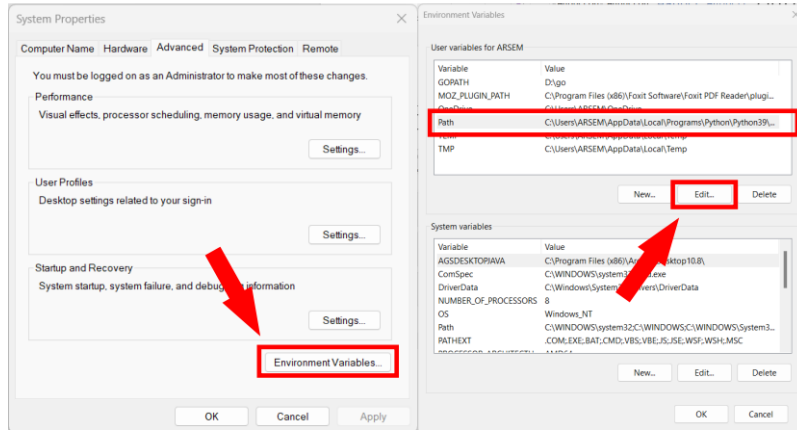
- Task : Multiple Frame (處理 1+N 相鄰 LAS 點雲資料)
- Point Cloud Folder (LAS Format) : 存放 LAS 點雲資料之資料夾 (僅處理 LAS 格式檔案)
- Frame Shapefile : 圖幅框 Shapefile
- Shapefile Attribute Name : 圖幅框 Shapefile 中名稱欄位 (此欄位應對應 LAS 點雲資料檔名)

FID	Shape	圖幅_5K	圖名
756	Polygon	94202036	田屋
757	Polygon	94202037	豐田
758	Polygon	94202038	頂埤
759	Polygon	94202039	林子
760	Polygon	94202040	將軍崙
761	Polygon	94202041	魚寮
762	Polygon	94202042	潭西
763	Polygon	94202043	龍岩厝
764	Polygon	94202044	香子厝
765	Polygon	94202045	鹿寮
766	Polygon	94202046	怡然
767	Polygon	94202047	大埤
768	Polygon	94202048	盛竹巷
769	Polygon	94202049	豐田工

- Run : 開始處理

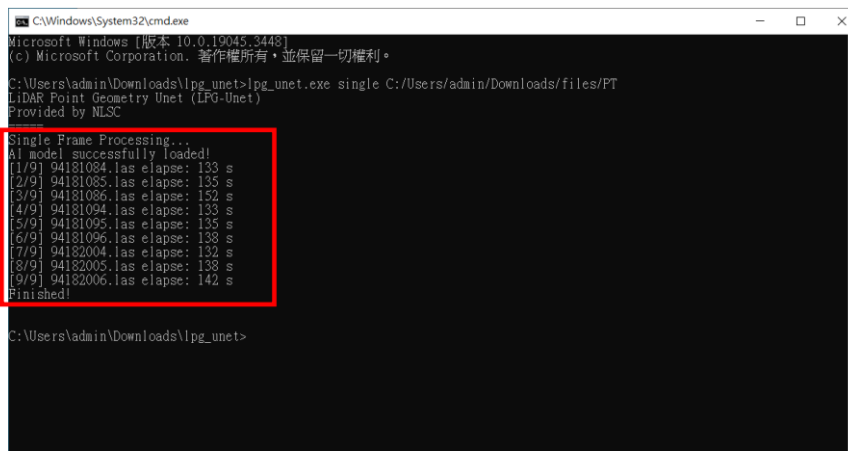
### 五、於命令提示字元中執行 CLI 版本。(額外)

可加入系統環境變數，方便日後使用。



### 六、於命令提示字元中執行”單圖幅”，批次處理點雲。

> lpg\_unet.exe single <folder path>

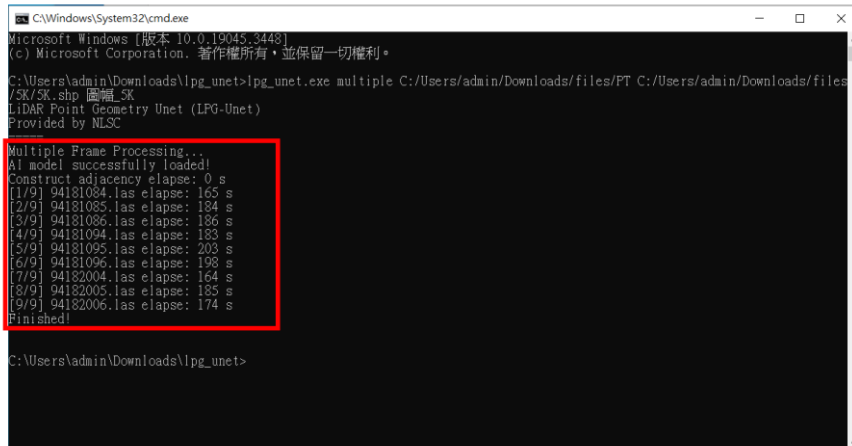


- folder path：存放 LAS 點雲資料之資料夾(僅處理 LAS 格式檔案)



七、於命令提示字元中執行”多圖幅”，批次處理點雲。

> lpg\_unet.exe multiple <folder path> <shapefile path> <shapefile attribute>



```
Microsoft Windows [版本 10.0.19045.3448]
(c) Microsoft Corporation. 著作權所有，並保留一切權利。

C:\Users\admin\Downloads\lpg_unet>lpg_unet.exe multiple C:\Users\admin\Downloads\files
/5K/5K.shp 圖幅_5K
LIDAR Point Geometry Unet (LPG-Unet)
Provided by NLSC

Multiple Frame Processing...
AI model successfully loaded!
Construct adjacency elapse: 0 s
[1/9] 94181084.las elapse: 165 s
[2/9] 94181085.las elapse: 184 s
[3/9] 94181086.las elapse: 186 s
[4/9] 94181094.las elapse: 183 s
[5/9] 94181095.las elapse: 203 s
[6/9] 94181096.las elapse: 193 s
[7/9] 94182004.las elapse: 164 s
[8/9] 94182005.las elapse: 185 s
[9/9] 94182006.las elapse: 174 s
Finished!

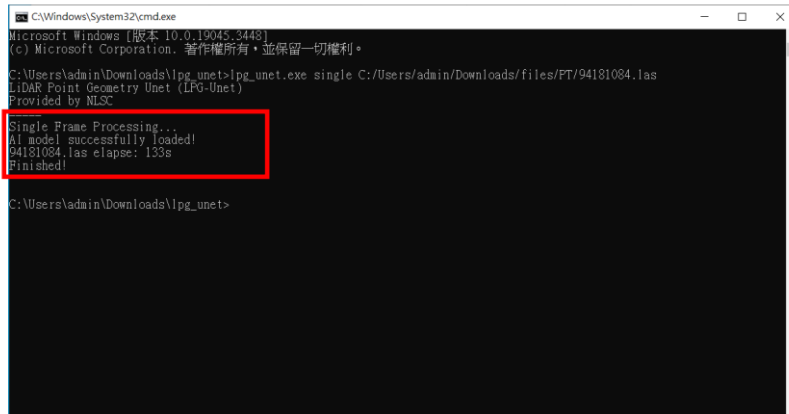
C:\Users\admin\Downloads\lpg_unet>
```

- folder path：存放 LAS 點雲資料之資料夾(僅處理 LAS 格式檔案)
- shapefile path：圖幅框 Shapefile
- shapefile attribute：圖幅框 Shapefile 中名稱欄位(此欄位應對應 LAS 點雲資料檔名)

FID	Shape	圖幅_5K	圖名
756	Polygon	94202036	田尾
757	Polygon	94202037	豐
758	Polygon	94202038	頂埤
759	Polygon	94202039	林子
760	Polygon	94202040	將軍崙
761	Polygon	94202041	魚寮
762	Polygon	94202042	灣西
763	Polygon	94202043	龍岩厝
764	Polygon	94202044	容子厝
765	Polygon	94202045	鹿寮
766	Polygon	94202046	怡然
767	Polygon	94202047	大埤
768	Polygon	94202048	盧竹巷
769	Polygon	94202049	豐田工

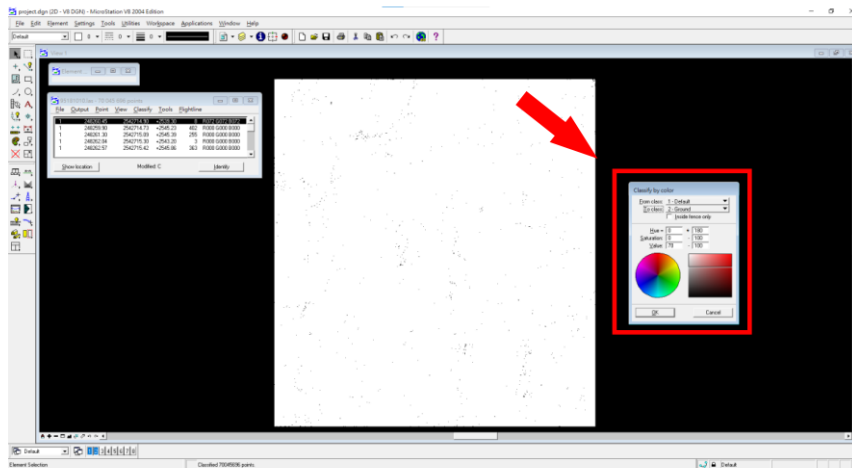
八、於命令提示字元中執行”單圖幅”，單幅點雲處理。(額外)

> lpg\_unet.exe single <las file path>



- las file path : LAS 點雲路徑

九、於 MicroStation 與 TerraScan，載入點雲並進行分類。



Classify > Routine > By Color

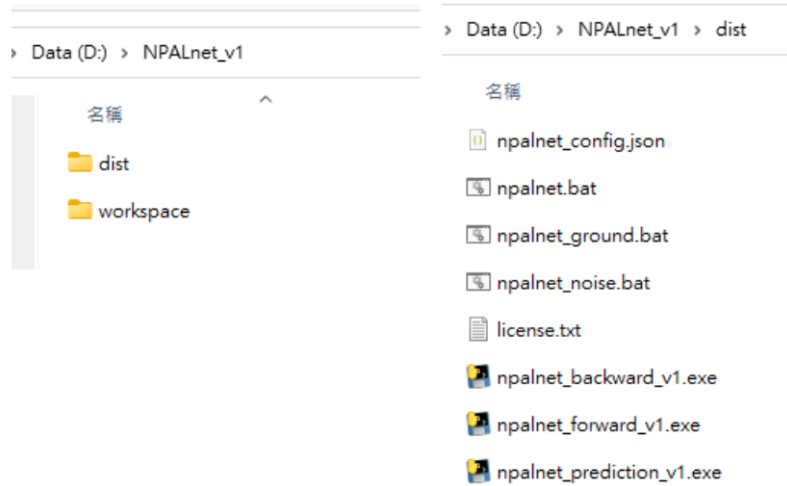
以 Value 控制信心值區間

### (三) NPALnet 使用說明



#### NPALnet - AI 雜訊過濾及地面點篩選程式說明

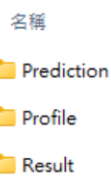
- 一、本程式為第一版，提供的檔案 NPALnet\_v1.zip 解壓縮後有兩個資料夾。



1. NPALnet\_v1\dist 資料夾為程式

NPALnet\_v1\workspace 為預設專案資料夾，可自訂。Profile、Prediction 及 Result 為三個步驟分別產生資料儲存之資料夾，程式一開始執行時會詢問是否新增此三個資料夾。

> Data (D:) > NPALnet\_v1 > workspace



```
Part 1
Project 3D points to 2D profile images.
WORKSPACE: D:\NPALnet_v1\workspace
PROFILE_DIR: D:\NPALnet_v1\workspace\Profile
The process would automatically create a new directory "D:\NPALnet_v1\workspace\Profile" (Y/N): Y
PREDICTION_IMAGE_DIR: D:\NPALnet_v1\workspace\Prediction
The process would automatically create a new directory "D:\NPALnet_v1\workspace\Prediction" (Y/N): Y
PREDICTION_RESULT_DIR: D:\NPALnet_v1\workspace\Result
The process would automatically create a new directory "D:\NPALnet_v1\workspace\Result" (Y/N): Y
```

若要自訂資料夾位置，可在 npalnet\_config.json 中定義參數，如後說明。

## 2. 程式主要由三支程式組成：

(1) 第 1 步驟：點雲水平投影至影像。

npalnet\_forward\_v1.exe

(2) 第 2 步驟：AI 進行雜訊過濾及地面點篩選，預測結果為影像。

npalnet\_prediction\_v1.exe

(3) 第 3 步驟：將預測結果之影像反投影至點雲。

npalnet\_backward\_v1.exe

3 個步驟可以分別執行。其中第 2 步驟-AI 預測需要使用 GPU，若無 GPU 則會顯示錯誤無法執行。因水平投影的資料量太大，使用 CPU 預測會非常久，故不提供使用 CPU 的選項。

## 二、程式使用方式

### 1. 提供批次檔可快速執行 3 個步驟。

可以直接在檔案總管按程式名稱二次後直接執行，或使用命令提示字元 cmd。

npalnet.bat：完整執行，含雜訊過濾及地面點篩選；

npalnet\_ground.bat：執行地面點篩選；

npalnet\_noise.bat：執行雜訊過濾。

```
D:\NPALnet_v1\dist>npalnet.bat
```

```
D:\NPALnet_v1\dist>npalnet_ground.bat
```

```
D:\NPALnet_v1\dist>npalnet_noise.bat
```

### 2. 若要直接執行程式：

(1) 投影：

```
D:\NPALnet_v1\dist>npalnet_forward_v1.exe
```

```
Number of 1ds files: 1
Source: D:\AIGround2023\PointCloud\Modify\95222041.las
Rotation 0
Profile output: C:\AIGround2023\NPALnet_space\v1_space\Profile\95222041\0\img
100% | 2555/2555 [02:23<00:00, 17.85it/s]
Rotation 90
Profile output: C:\AIGround2023\NPALnet_space\v1_space\Profile\95222041\90\img
19% | 523/2795 [00:26<01:53, 19.96it/s]
```

- (2) AI 預測，程式後帶參數 ground 表示地面點篩選，參數 noise 表示雜訊過濾：

```
D:\NPALnet_v1\dist>npalnet_prediction_v1.exe ground
D:\NPALnet_v1\dist>npalnet_prediction_v1.exe noise
```

```
Las: D:\AIground2023\PointCloud\Modify\95222041.las
Profile: C:\AIground2023\NPALnet_space\v1_space\Profile\95222041\0\img
prediction output: C:\AIground2023\NPALnet_space\v1_space\Prediction\95222041_g6v1_ground\0
1/6
2023-10-06 07:37:43.175462: I tensorflow/stream_executor/cuda/cuda_dnn.cc:384] Loaded cuDNN version 8100
2023-10-06 07:37:44.139802: W tensorflow/stream_executor/gpu/redzone_allocator.cc:314] INTERNAL: ptxas exited with non-zero error code -1, output:
Relying on driver to perform ptx compilation.
Modify $PATH to customize ptxas location.
This message will be only logged once.
94/94 [=====] - 19s 147ms/step
2/6
94/94 [=====] - 12s 124ms/step
3/6
94/94 [=====] - 12s 125ms/step
4/6
94/94 [=====] - 12s 124ms/step
5/6
14/94 [==>.....] - ETA: 9s
```

- (3) 反投影，程式後帶參數 ground 表示地面點篩選的結果反投影，參數 noise 表示地面點篩選的結果反投影：

```
D:\NPALnet_v1\dist>npalnet_backward_v1.exe ground
D:\NPALnet_v1\dist>npalnet_backward_v1.exe noise
```

```
Las: D:\AIground2023\PointCloud\Modify\95222041.las
Temporary file: C:\AIground2023\NPALnet_space\v1_space\Result\95222041_g6v1_ground\temp\95222041_g6v1_ground_temp.las
Result output: C:\AIground2023\NPALnet_space\v1_space\Result\95222041_g6v1_ground\95222041_g6v1_ground.las
Prediction Images: C:\AIground2023\NPALnet_space\v1_space\Prediction\95222041_g6v1_ground\0
100% | ██████████ 2555/2555 [12:05<00:00, 3.52it/s]
Prediction Images: C:\AIground2023\NPALnet_space\v1_space\Prediction\95222041_g6v1_ground\90
21% | ██████████ 590/2795 [02:27<09:28, 3.88it/s]
```

3. 程式執行需要參照 npalnet\_config.json 的參數定義，包括

```
{
  "WORKSPACE": "D:/NPALnet_v1/workspace",
  "REFERENCE_LAS": "F:/PointCloud/95222041.las",
  "ROTATION": [0,45,90,135],
  "PROFILE_DIR": "",
  "PREDICTION_IMAGE_DIR": "",
  "PREDICTION_RESULT_DIR": "",
  "PREDICTION_STEP_SIZE": 3000,
  "PREDICTION_BATCH_SIZE": 16
}
```

目前程式只能在 Windows 作業環境使用，json 資料之路徑需使用斜線「/」或兩個反斜線「\\」，例如：

"D:/NPALnet\_v1/workspace"，或 "D:\\NPALnet\_v1\\workspace"



各參數使用說明如下：

● **WORKSPACE**

指定專案資料夾，程式所以產出結果均儲存於專案資料夾。範例：  
WORKSPACE:"D:/NPALnet\_v1/workspace",

● **REFERENCE LAS**

las 檔案來源，可以為單一檔案或是資料夾，資料夾內所有 las 檔均會執行，可以使用完整路徑或相對路徑範例，相對路徑之主資料夾為 WORKSPACE。範例：

單一檔案，完整路徑

"REFERENCE\_LAS": "F:/PointCloud/94181004.las",

單一檔案，相對路徑

"REFERENCE\_LAS": "F:/AIground/WORKSPACE/PointCloud",

資料夾，完整路徑

"REFERENCE\_LAS": "PointCloud/94181004.las",

資料夾，相對路徑

"REFERENCE\_LAS": "PointCloud",

● **ROTATION**

水平投影的方向，可以使用少於 4 個方向，不建議超過 4 個方向。範例：

"ROTATION": [0, 45, 90, 135],

● **PROFILE DIR**

水平投影產生之剖面影像的儲存資料夾路徑，可以使用完整路徑或相對路徑範例，相對路徑之主資料夾為 WORKSPACE。若為空白，預設為"Profile"。範例：

"PROFILE\_DIR": "",

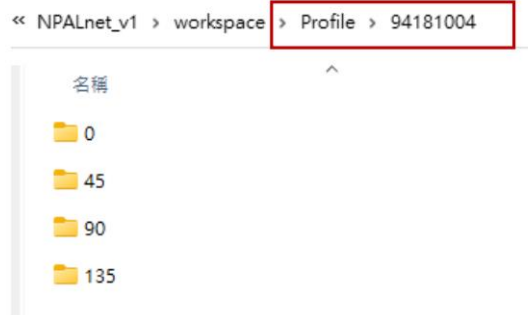
"PROFILE\_DIR": "Myprofile",

完整路徑，資料會儲存於該路徑資料夾而非相對於專案資料夾

WORKSPACE

"PROFILE\_DIR": "D:/Newspace/Newprofile

產生的剖面影像，再依 las 檔名及投影方向分別新增資料夾儲存，如下，0, 45, 90, 135 資料夾為各投影方向對應的執行結果。



若資料夾已存在，程式會判別為之前已執行過，則不會對該方向再進行預測，故若要重新執行，需將該方向資料夾刪除或更名。

```
Las: F:\AIground\TW_Data\PointCloud\Modify\95222041.las
Profile: H:\AIGrounds\NPALnet_space\v1_space\Profile\95222041\0\img
[Warning] Prediction "H:\AIGrounds\NPALnet_space\v1_space\Prediction\95222041_g6v1_ground\0" has existed, it has been done before. Skip...
Profile: H:\AIGrounds\NPALnet_space\v1_space\Profile\95222041\90\img
[Warning] Prediction "H:\AIGrounds\NPALnet_space\v1_space\Prediction\95222041_g6v1_ground\90" has existed, it has been done before. Skip...
```

### ● PREDICTION IMAGE DIR

AI 預測結果之儲存資料夾路徑，可以使用絕對路徑或相對路徑範例，相對路徑之主資料夾為 WORKSPACE。若為空白，預設為 "Prediction"。範例：

```
"PREDICTION_IMAGE_DIR": "",
"PREDICTION_IMAGE_DIR": "Myprediction",
"PREDICTION_IMAGE_DIR": "D:/Newspace/Newprediction",
```

各 las 檔之地面點篩選預測結果分別於各自資料夾裡，資料夾命名方式為 las 檔名後綴\_g6v1\_ground，不同投影方向儲存更下一層資料夾，雜訊過濾預測結果之資料夾命名方式為 las 檔名後綴\_s6v1\_noise。( \_g6v1 及\_s6v1，表這一版本的模型結果，日後更版時可做為區別。)





> Data (D:) > NPALnet\_v1 > workspace > Prediction

名稱 ^

- 94181004\_g6v1\_ground
- 94181004\_s6v1\_noise
- 95222041\_g6v1\_ground
- 95222041\_s6v1\_noise

<< Data (D:) > NPALnet\_v1 > workspace > Prediction > 94181004\_g6v1\_ground

名稱 ^

- 0
- 45
- 90
- 135

0, 45, 90, 135 資料夾為各投影方向對應的執行結果，若資料夾已存在，程式會判別為之前已執行過，則不會對該方向再進行預測，故若要重新執行，需將該方向資料夾刪除或更名。

#### ● **PREDICTION RESULT DIR**

反投影回 las 點雲之儲存資料夾路徑，可以使用絕對路徑或相對路徑範例，相對路徑之主資料夾為 WORKSPACE。若為空白，預設為 "Result"。範例：

```
"PREDICTION_RESULT_DIR": "",  
"PREDICTION_RESULT_DIR": "Myresult",  
"PREDICTION_RESULT_DIR": "D:/Newspace/Newresult",
```

最後反投影至點雲，包括 AI 預測信心值的結果，檔名規則同上。



> Data (D:) > NPALnet\_v1 > workspace > Result

名稱

- 94181004\_g6v1\_ground
- 94181004\_s6v1\_noise

若有相同檔名 las 已存在，則不會儲存，需將該檔案刪除或更名。  
temp 資料夾為反投影結果暫存資料夾，若反投影步驟最末順利儲存，再重新執行一次程式 npalnet\_backup\_v1.exe，會直接使用暫存資料進行再儲存，以避免重做反投影。

> Data (D:) > NPALnet\_v1 > workspace > Result > 94181004\_g6v1\_ground

名稱

- temp
- 94181004\_g6v1\_ground.las

AI 預測需使用 GPU，無 GPU 之電腦只能進行投影與投影。  
若在沒有 GPU 的電腦進行第 2 步驟，產生的錯誤訊息大致如下：

```
D:\aiground\NPALnet\v1\dist>npalnet_prediction_v1.exe noise
2023-10-06 07:53:29.143694: W tensorflow/stream_executor/platform/default/dso_loader.cc:64] Could not load dynamic library 'cudart64_110.dll'; dlerror: cudart64_110.dll not found
2023-10-06 07:53:29.144023: I tensorflow/stream_executor/cuda/cudart_stub.cc:29] Ignore above cudart dlerror if you do not have a GPU set up on your machine.
WARNING:tensorflow:AutoGraph is not available in this environment: functions lack code information. This is typical of some environments like the interactive Python shell. See https://github.com/tensorflow/tensorflow/blob/master/tensorflow/python/autograph/g3doc/reference/limitations.md#access-to-source-code for more information.

Part 2
Starting AI prediction.
2023-10-06 07:53:31.710267: W tensorflow/stream_executor/platform/default/dso_loader.cc:64] Could not load dynamic library 'cudart64_110.dll'; dlerror: cudart64_110.dll not found
2023-10-06 07:53:31.711115: W tensorflow/stream_executor/platform/default/dso_loader.cc:64] Could not load dynamic library 'cublas64_11.dll'; dlerror: cublas64_11.dll not found
2023-10-06 07:53:31.712111: W tensorflow/stream_executor/platform/default/dso_loader.cc:64] Could not load dynamic library 'cublasLt64_11.dll'; dlerror: cublasLt64_11.dll not found
2023-10-06 07:53:31.712876: W tensorflow/stream_executor/platform/default/dso_loader.cc:64] Could not load dynamic library 'cufft64_10.dll'; dlerror: cufft64_10.dll not found
2023-10-06 07:53:31.713479: W tensorflow/stream_executor/platform/default/dso_loader.cc:64] Could not load dynamic library 'curand64_10.dll'; dlerror: curand64_10.dll not found
2023-10-06 07:53:31.713985: W tensorflow/stream_executor/platform/default/dso_loader.cc:64] Could not load dynamic library 'cusolver64_11.dll'; dlerror: cusolver64_11.dll not found
2023-10-06 07:53:31.714560: W tensorflow/stream_executor/platform/default/dso_loader.cc:64] Could not load dynamic library 'cusparses64_11.dll'; dlerror: cusparses64_11.dll not found
2023-10-06 07:53:31.715112: W tensorflow/stream_executor/platform/default/dso_loader.cc:64] Could not load dynamic library 'cudnn64_8.dll'; dlerror: cudnn64_8.dll not found
2023-10-06 07:53:31.715293: W tensorflow/core/common_runtime/gpu/gpu_device.cc:1934] Cannot dlopen some GPU libraries. Please make sure the missing libraries mentioned above are installed properly if you would like to use GPU. Follow the guide at https://www.tensorflow.org/install/gpu for how to download and setup the required libraries for your platform. Skipping registering GPU devices...
Traceback (most recent call last):
  File "npalnet_prediction_v1.py", line 27, in <module>
    main()
AssertionError: No GPU.
Traceback (most recent call last):
  File "npalnet_prediction_v1.py", line 27, in <module>
    main()
AssertionError: No GPU.
```

AI預測時需的2個參數建議值如下，設備允許的情況下數值愈高所預測所需時間愈少，若出現錯誤，則向下調整數字。

"PREDICTION\_STEP\_SIZE": 3000,

"PREDICTION\_BATCH\_SIZE": 16

錯誤訊息大致如下：

```
Las: F:\AIground\TW_Data\PointCloud\Modify\95222041.las
Profile: H:\AIGround5\NPALnet_space\v1_space\Profile\95222041\0\img
prediction output: H:\AIGround5\NPALnet_space\v1_space\Prediction\95222041_g6v1_ground\0
1/3
2023-10-06 09:45:30.614013: I tensorflow/stream_executor/cuda/cuda_dnn.cc:384] Loaded cuDNN version 8101
375/375 [-----] - 80s 192ms/step
2023-10-06 09:47:00.171243: W tensorflow/core/common_runtime/bfc_allocator.cc:479] Allocator (GPU_0_bfc) ran out of memory trying to allocate 8.00MiB (rounded to 8388608)requested by op Shape
If the cause is memory fragmentation maybe the environment variable 'TF_GPU_ALLOCATOR=cuda_malloc_async' will improve the situation.
Current allocation summary follows.
Current allocation summary follows.
2023-10-06 09:47:00.171444: I tensorflow/core/common_runtime/bfc_allocator.cc:1033] BFCAllocator dump for GPU_0_bfc
2023-10-06 09:47:00.171407: I tensorflow/core/common_runtime/bfc_allocator.cc:1040] Bin (256): Total Chunks: 58, Chunks in use: 58. 14.5KiB allocated for chunks. 14.5KiB in use in bin. 4.1KiB client-requested in use in bin.
2023-10-06 09:47:00.171800: I tensorflow/core/common_runtime/bfc_allocator.cc:1040] Bin (512): Total Chunks: 10, Chunks in use: 10. 5.2KiB allocated for chunks. 5.2KiB in use in bin. 5.0KiB client-requested in use in bin.

2023-10-06 09:47:00.213607: I tensorflow/core/common_runtime/bfc_allocator.cc:1097] 1 Chunks of size 11796480 totalling 11.25MiB
2023-10-06 09:47:00.213666: I tensorflow/core/common_runtime/bfc_allocator.cc:1097] 1 Chunks of size 14359296 totalling 13.69MiB
2023-10-06 09:47:00.213726: I tensorflow/core/common_runtime/bfc_allocator.cc:1097] 2 Chunks of size 3145728000 totalling 5.86GiB
2023-10-06 09:47:00.213785: I tensorflow/core/common_runtime/bfc_allocator.cc:1101] Sum Total of in-use chunks: 9.37GiB
2023-10-06 09:47:00.213849: I tensorflow/core/common_runtime/bfc_allocator.cc:1103] total_region_allocated_bytes_: 10067378176 memory_limit_: 10067378176 available bytes: 0 curr_region_allocation_bytes_: 20134756352
2023-10-06 09:47:00.213914: I tensorflow/core/common_runtime/bfc_allocator.cc:1109] Stats:
Limit: 10067378176
InUse: 10058494208
MaxInUse: 10058494208
NumAllocs: 71458
MaxAllocSize: 3145728000
Reserved: 0
PeakReserved: 0
LargestFreeBlock: 0

2023-10-06 09:47:00.214051: W tensorflow/core/common_runtime/bfc_allocator.cc:491] *****
Traceback (most recent call last):
  File "npalnet_prediction_v1.py", line 204, in <module>
  File "npalnet_prediction_v1.py", line 172, in predict_denoising
  File "keras\utils\traceback_utils.py", line 70, in error_handler
  File "keras\utils\traceback_utils.py", line 65, in error_handler
  File "keras\engine\training.py", line 2287, in predict
  File "keras\engine\training.py", line 3831, in potentially_ragged_concat
  File "keras\engine\training.py", line 3831, in <listcomp>
tensorflow.python.framework.errors_impl.InternalError: Failed copying input tensor from /job:localhost/replica:0/task:0/device:CPU:0 to /job:localhost/replica:0/task:0/device:GPU:0 in order to run Shape. Dst tensor is not initialized. [Op:Shape]
[28084] Failed to execute script 'npalnet_prediction_v1' due to unhandled exception!
```

4. 雜訊過濾及地面點篩選結果，將信心值另儲存於 las 檔的 red、green、blue 欄位，與 111 年計畫成果相同。

las 檔名\_g6v1\_ground.las 為地面點篩選結果，其信心值愈高，表示愈可能為地面點；

las 檔名\_s6v1\_noise.las 為雜訊過濾結果，其信心值愈高，表示愈可能為雜訊。



## 二、簽到簿

### 「112年度應用AI技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類委託研究採購案」教育訓練 簽到簿

時間：112年10月4日(星期三) 上午10時

地點：國立成功大學資訊大樓8樓55839會議室

編號	單位	職稱	姓名	簽到
1	內政部 國土測繪中心	技正	湯凱佩	湯凱佩
2	內政部 國土測繪中心	技士	古伊庭	古伊庭
3	內政部 國土測繪中心	技士	邱于庭	邱于庭
4	中興測量有限公司	副總經理	林志交	林志交
5	台灣世曦工程顧問 股份有限公司	工程師	李佩璇	李佩璇
6	台灣世曦工程顧問 股份有限公司	工程師	李卿鳳	李卿鳳
7	台灣世曦工程顧問 股份有限公司	工程師	周孜恆	周孜恆
8	自強工程顧問有限 公司	副總經理	邱俊榮	邱俊榮

編號	單位	職稱	姓名	簽到
9	自強工程顧問有限公司	經理	陳韋灯	陳韋灯
10	自強工程顧問有限公司	組長	黃立婷	黃立婷
11	詮華國土測繪有限公司	經理	鄭鈺雯	鄭鈺雯
12	詮華國土測繪有限公司	工程師	吳思穎	吳思穎
13	國立成功大學衛星資訊研究中心	組長	郭麟霖	郭麟霖
14	國立成功大學	教授	王驥魁	王驥魁
15	國立成功大學	助理	許育維	許育維
16	國立成功大學	助理	勞宏斌	勞宏斌
17	國立成功大學	碩士生	彭玉仔	彭玉仔
18	國立成功大學	碩士生	李泱儒	李泱儒

編號	單位	職稱	姓名	簽到
19	國立成功大學	博士生	陳桂嘉	陳桂嘉
20	國立成功大學	博士生	羅文麥	羅文麥
21	國立成功大學	碩士生	王睿濂	王睿濂
22	國立成功大學	碩士生	梁廣奎	梁廣奎
23	國立成功大學	碩士生	陳彥之	陳彥之
24	國立成功大學	大學生	王宥惠	王宥惠
25	國立成功大學	大學生	姚敦翔	姚敦翔
26				
27				
28				

### 三、會議現場情形







## 附錄G、交換意見會議紀錄





## 一、中興測量交換意見會議紀錄

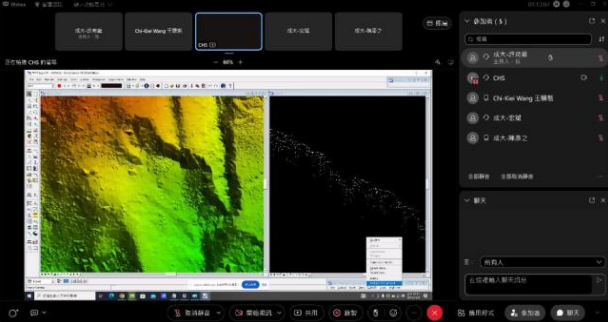

**內政部國土測繪中心**  
**「112 年度應用 AI 技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類委託研究採購案」**  
**中興測量交換意見會議紀錄**

- 一、 會議時間：112 年 11 月 6 日(星期一) 上午 10 時
- 二、 會議地點：中興測量有限公司 向上分公司(採現場及視訊會議併行)
- 三、 主持人：王教授驥魁 紀錄：許育維
- 四、 出席人員：詳如簽到簿。
- 五、 報告事項：略。
- 六、 會議結論：
  - (一)成大團隊提出 AI 程式，提供中興測量有限公司(以下簡稱中興測量)進行測試。依照測試圖幅成果，山區圖幅可將大致地形展現出來，平原區圖幅雜點則較多，而信心值調整則需要經驗累積才能準確選擇地面點多寡，進一步影響人工編修程度。
  - (二)中興測量認為使用 AI 程式可大幅降低點雲資料人工編修作業之時間成本，對於建置數值高程模型作業有極大助益。亦提出希望 AI 可針對其他特徵地物進一步學習，如：溝渠斷線、山稜線(含懸崖斷線)、田園區及田埂、裸露地、道路邊緣及其餘地物斷線等，對相關測製廠商之作業效益可大幅提升。
- 七、 散會：下午 12 時

「112年度應用AI技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類委託研究採購案」交換意見會議簽到簿

時間：112年11月6日(星期一)上午10時	
地點：中興測量有限公司 向上分公司	
主持人：王教授驥魁	
紀錄：許育維	
出席人員	簽到處
內政部國土測繪中心	王敏雄 湯凱佩 許仲庭 邱于庭
中興測量有限公司	林志交、陳昱霖 鄧嘉欣
國立成功大學	張子平 彭公行 李汝偉

**「112 年度應用 AI 技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類委託研究採購案」交換意見會議簽到簿**

時間：112 年 11 月 6 日(星期一) 上午 10 時	
地點：線上視訊	
主持人：王教授驥魁 <span style="float: right;">紀錄：許育維</span>	
<b>出席人員</b>	<b>簽到處</b>
國立成功大學	勞宏斌、許育維、陳彥之
現場及線上會議情形：	
	
	

## 二、詮華國土交換意見會議紀錄

**內政部國土測繪中心**  
**「112 年度應用 AI 技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類委託研究採購案」**  
**詮華國土交換意見會議紀錄**

- 一、 會議時間：112 年 11 月 13 日(星期一) 上午 10 時
- 二、 會議地點：詮華國土測繪有限公司(採現場及視訊會議併行)
- 三、 主持人：王教授驥魁 紀錄：許育維
- 四、 出席人員：詳如簽到簿。
- 五、 報告事項：略。
- 六、 會議結論：
  - (一)成大團隊提出 AI 程式，提供詮華國土測繪有限公司(以下簡稱詮華國土)進行測試。詮華國土使用建議信心值 60，對於測試成果中，部分地面點分類及山區圖幅濾除雜訊效果不錯。然而對於山區圖幅部分地面點會被歸類為雜訊、電線分類為雜訊等情形，若能解決就能提升 AI 程式之利用價值。
  - (二)詮華國土認為使用 AI 程式可降低人工編修作業時間成本，不過可針對部分地物加強 AI 學習，如堤防、高架道路、田埂、山壁、水溝等。
  - (三)詮華國土反映編修人員若持續測試信心值篩選地面點，會導致整體作業之時間成本提高，希望可由 AI 自動化提出適地性信心值參數，以降低編修時間。
- 七、 散會：下午 12 時



「112年度應用AI技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類委託研究採購案」交換意見會議簽到簿

時間：112年11月13日(星期一)上午10時	
地點：詮華國土測繪有限公司	
主持人：王教授驥魁	
紀錄：許育維	
出席人員	簽到處
詮華國土測繪有限公司	王驥魁 鄭銀霞
國立成功大學	王驥魁 許育維 許志行



**「112 年度應用 AI 技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類委託研究採購案」交換意見會議簽到簿**

時間：112 年 11 月 13 日(星期一) 上午 10 時	
地點：線上視訊	
主持人：王教授驥魁 <span style="float: right;">紀錄：許育維</span>	
<b>出席人員</b>	<b>簽到處</b>
國立成功大學	勞宏斌、李泱儒、陳彥之
國土測繪中心	湯凱佩、邱于庭
現場及線上會議情形：	
	
	

### 三、自強工程交換意見會議紀錄

**內政部國土測繪中心**  
**「112 年度應用 AI 技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類委託研究採購案」**  
**自強工程交換意見會議紀錄**

- 一、 會議時間：112 年 11 月 13 日(星期一) 下午 1 時 30 分
- 二、 會議地點：自強工程顧問有限公司(採現場及視訊會議併行)
- 三、 主持人：王教授驥魁 紀錄：許育維
- 四、 出席人員：詳如簽到簿。
- 五、 報告事項：略。
- 六、 會議結論：
  - (一)成大團隊提出 AI 程式，提供自強工程顧問有限公司(以下簡稱自強工程)進行測試。根據成果，雜訊有明顯挑出，但不全然整體雜訊都挑出。相較於自強工程使用原先篩點做法，使用 AI 可將橋梁、建物由 DEM 分類為非地面點，不過堤防及田地區域尚未達到顯著效果。
  - (二)自強工程表示，AI 程式對於雜訊篩選較有明顯成效，而地面點分類仍需加強，如地面點篩選過多導致植生被歸類為地面點。而有關雜訊，通常對於雲層水氣較多之區域影像甚大，導致人工編修成本提高。另外，門檻值測試會提高編修人員之作業時間成本，希望可以自動提供門檻值，以提升作業效率。
  - (三)地面點分類之加強，成大團隊建議可在反投影過程將高程範圍調低。
- 七、 散會：下午 3 時 30 分

「112年度應用AI技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類委託研究採購案」交換意見會議簽到簿

時間：112年11月13日(星期一)下午1時30分	
地點：自強工程顧問有限公司	
主持人：王教授驥魁 <span style="float: right;">紀錄：許育維</span>	
出席人員	簽到處
自強工程顧問有限公司	<p>卯俊榮</p> <p>陳韋灯</p> <p>黃亞瑛</p>
國立成功大學	<p>王曉輝</p> <p>許育維</p> <p>彭仁偉</p>

## 「112 年度應用 AI 技術輔助光達點雲雜訊處理及地形特徵點雲分類委託研究採購案」交換意見會議簽到簿

時間：112 年 11 月 13 日(星期一) 下午 1 時 30 分	
地點：線上視訊	
主持人：王教授驥魁 <span style="float: right;">紀錄：許育維</span>	
<b>出席人員</b>	<b>簽到處</b>
國立成功大學	勞宏斌、李泱儒、陳彥之
國土測繪中心	湯凱佩、邱于庭
現場及線上會議情形：	
	
	



## 附錄H、原創性舉證資料







<a href="https://upslide.site/lt4d-f736f-f-d20a57ec479b074b0b89b5a5cead70b565b4c1a5bdb3f895ff2fa406d5507e846342b7f40ebaed.html">https://upslide.site/lt4d-f736f-f-d20a57ec479b074b0b89b5a5cead70b565b4c1a5bdb3f895ff2fa406d5507e846342b7f40ebaed.html</a>
< 1% match (從 2022年03月17日 來的網絡) <a href="https://nccur.lib.nccu.edu.tw/bitstream/140.119/112749/1/030101.pdf">https://nccur.lib.nccu.edu.tw/bitstream/140.119/112749/1/030101.pdf</a>
< 1% match (從 2023年01月18日 來的網絡) <a href="https://nccur.lib.nccu.edu.tw/bitstream/140.119/84132/1/PG10103-0311.pdf">https://nccur.lib.nccu.edu.tw/bitstream/140.119/84132/1/PG10103-0311.pdf</a>
< 1% match (從 2022年01月08日 來的網絡) <a href="https://discovery.ucl.ac.uk/id/eprint/10134516/7/Baum_Real-time%20multimodal%20image%20registration%20with%20partial%20intraoperative%20point-set%20data_VoR.pdf">https://discovery.ucl.ac.uk/id/eprint/10134516/7/Baum_Real-time%20multimodal%20image%20registration%20with%20partial%20intraoperative%20point-set%20data_VoR.pdf</a>
< 1% match (從 2022年09月27日 來的網絡) <a href="https://image.cse.nsysu.edu.tw/2021student%5C%E5%A7%9C%E5%AD%9D%E5%B2%B3%5C%E5%9F%BA%E6%96%BC%E6%B7%B1">https://image.cse.nsysu.edu.tw/2021student%5C%E5%A7%9C%E5%AD%9D%E5%B2%B3%5C%E5%9F%BA%E6%96%BC%E6%B7%B1</a>
< 1% match (從 2022年12月14日 來的網絡) <a href="https://previews.americangeosciences.org/vufind/Record/838732-1">https://previews.americangeosciences.org/vufind/Record/838732-1</a>
< 1% match (從 2023年05月08日 來的網絡) <a href="https://devel.kmu.edu.tw/index.php/zh-tw/%E5%85%AC%E5%91%8A%E4%BA%8B%E9%A0%85/%E8%A8%88%E7%95%AB%E6%8B%9B%E6%A8%99%E5%85%AC%E5%91%8A%E4%BA%8B%E9%A0%85/%E8%A8%88%E7%95%AB%E6%8B%9B%E6%A8%99%E5%85%AC%E5%91%8A-111-02-10~111-02-23">https://devel.kmu.edu.tw/index.php/zh-tw/%E5%85%AC%E5%91%8A%E4%BA%8B%E9%A0%85/%E8%A8%88%E7%95%AB%E6%8B%9B%E6%A8%99%E5%85%AC%E5%91%8A%E4%BA%8B%E9%A0%85/%E8%A8%88%E7%95%AB%E6%8B%9B%E6%A8%99%E5%85%AC%E5%91%8A-111-02-10~111-02-23</a>
< 1% match (從 2023年05月31日 來的網絡) <a href="https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fninf.2022.911679/full">https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fninf.2022.911679/full</a>
< 1% match (從 2022年02月06日 來的網絡) <a href="https://bman-nlsc.moi.gov.tw/contentPage.aspx?id=20200422183614130&amp;tp=c">https://bman-nlsc.moi.gov.tw/contentPage.aspx?id=20200422183614130&amp;tp=c</a>
< 1% match (從 2008年10月28日 來的網絡) <a href="http://www.iwsk.jp/qoe/001_100/025_visual_poem.html">http://www.iwsk.jp/qoe/001_100/025_visual_poem.html</a>
< 1% match (從 2023年05月15日 來的網絡) <a href="https://pure.tudelft.nl/ws/portalfiles/portal/95309982/ijgi_10_00444.pdf">https://pure.tudelft.nl/ws/portalfiles/portal/95309982/ijgi_10_00444.pdf</a>
< 1% match (從 2020年02月11日 來的學生文稿) <a href="#">Submitted to Taipei Medical University on 2020-02-11</a>
< 1% match (從 2022年09月22日 來的網絡) <a href="https://www.researchgate.net/publication/353161980_An_Efficient_Deep_Learning_Approach_for_Ground_Point_Filtering_in_Aerial_Laser">https://www.researchgate.net/publication/353161980_An_Efficient_Deep_Learning_Approach_for_Ground_Point_Filtering_in_Aerial_Laser</a>
< 1% match (從 2023年09月09日 來的網絡) <a href="https://ds.inflibnet.ac.in/search/Author/Home?author=%22Haitao+Guo%22&amp;page=4&amp;type=Author">https://ds.inflibnet.ac.in/search/Author/Home?author=%22Haitao+Guo%22&amp;page=4&amp;type=Author</a>
< 1% match (從 2020年01月14日 來的網絡) <a href="http://webc1.must.edu.tw/jtmust074/images/course/projectSample.pdf">http://webc1.must.edu.tw/jtmust074/images/course/projectSample.pdf</a>
< 1% match (Zongmin Li, Chunchun Yao, Yujie Liu, Hua Li. "Vehicle Detection Based on Structure Perception in Point Cloud", Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2021) <a href="#">Zongmin Li, Chunchun Yao, Yujie Liu, Hua Li. "Vehicle Detection Based on Structure Perception in Point Cloud", Journal of Computer-Aided Design &amp; Computer Graphics, 2021</a>
< 1% match () <a href="#">ウヰムラ、タカフミ、Uemura, Takafumi, 植村、隆文. "STM ハッコウ プンコウホウ ヲモチイタ CNT オヨビ フタロシアンニ ハクマク ノ ハッコウ トクセイ ニ カンスルケンキュウ"</a>
< 1% match (從 2023年06月17日 來的網絡) <a href="https://patents.google.com/patent/TWI696401B/zh">https://patents.google.com/patent/TWI696401B/zh</a>
< 1% match (從 2023年04月19日 來的網絡) <a href="https://research.polyu.edu.hk/en/publications/a-new-weakly-supervised-approach-for-als-point-cloud-semantic-seg">https://research.polyu.edu.hk/en/publications/a-new-weakly-supervised-approach-for-als-point-cloud-semantic-seg</a>
< 1% match (從 2023年10月11日 來的網絡) <a href="http://yxxx.paperonce.org/OA/pdfdown.aspx?Sid=202006001">http://yxxx.paperonce.org/OA/pdfdown.aspx?Sid=202006001</a>
< 1% match (從 2020年08月03日 來的學生文稿) <a href="#">Submitted to Feng Chia University on 2020-08-03</a>
< 1% match (從 2023年07月26日 來的網絡) <a href="https://horizon.kias.re.kr/25133/">https://horizon.kias.re.kr/25133/</a>
< 1% match (從 2023年05月25日 來的網絡) <a href="https://www.arxiv-vanity.com/papers/2106.05304/">https://www.arxiv-vanity.com/papers/2106.05304/</a>
< 1% match () <a href="#">(5-9-14) http://120.127.59.15/files/news/72_e9ca823f.doc</a>
< 1% match (從 2022年01月28日 來的網絡) <a href="http://acikerisim.karatay.edu.tr:8080/bitstream/handle/20.500.12498/5222/%c4%b0rem%20UYANIK%20%2810299327%29.pdf?isAllowed=y&amp;sequence=1">http://acikerisim.karatay.edu.tr:8080/bitstream/handle/20.500.12498/5222/%c4%b0rem%20UYANIK%20%2810299327%29.pdf?isAllowed=y&amp;sequence=1</a>
< 1% match (從 2023年02月21日 來的網絡) <a href="https://www.fx361.cc/page/2022/0505/16176197.shtml">https://www.fx361.cc/page/2022/0505/16176197.shtml</a>
< 1% match (從 2022年01月11日 來的網絡)

[http://www.tyex.tq.edu.tw/news/u\\_news\\_v2.asp?PageNo=1&id=%7BF450F496-DD7B-1042-0AEB-B3FDC4ARC530%7D&newsid=12748&keyword=](http://www.tyex.tq.edu.tw/news/u_news_v2.asp?PageNo=1&id=%7BF450F496-DD7B-1042-0AEB-B3FDC4ARC530%7D&newsid=12748&keyword=)

< 1% match (從 2022年12月26日 來的網絡)

<https://deepai.org/publication/real-time-ground-filtering-algorithm-of-cloud-points-acquired-using-terrestrial-laser-scanner-tls>

< 1% match (從 2023年07月21日 來的網絡)

<https://www.iot.gov.tw/dl-19548-44fc142b4e7240438a5745b96b524047.html>

< 1% match (從 2021年05月25日 來的網絡)

<https://www.mnd.gov.tw/NewUpload/202009/108%E5%B9%B4%E5%BA%A6%E5%9C%8B%E9%98%B2%E9%83%A8%E6%9A%A8%E6>

< 1% match (雷相达 Lei Xiangda, 王宏涛 Wang Hongtao, 赵宗泽 Zhao Zongze. "Small Sample Airborne LiDAR Point Cloud Classification Based on Transfer Learning", Chinese Journal of Lasers, 2020)

[雷相达 Lei Xiangda, 王宏涛 Wang Hongtao, 赵宗泽 Zhao Zongze. "Small Sample Airborne LiDAR Point Cloud Classification Based on Transfer Learning", Chinese Journal of Lasers, 2020](#)



內政部國土測繪中心

地址：臺中市南屯區黎明路 2 段 497 號 4 樓

網址：[www.nlsc.gov.tw](http://www.nlsc.gov.tw)

總機：(04) 22522966

傳真：(04) 22592533