

**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**

**研究報告**

**Research Project on Developing AI Ground  
Point Classifier for Airborne LiDAR Point  
Clouds in 2022**

**內政部國土測繪中心委託研究**

**中華民國 111 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)

# 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

## 研究報告

### Research Project on Developing AI Ground Point Classifier for Airborne LiDAR Point Clouds in 2022

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 111 年 3 月至 111 年 11 月  
研究經費：新臺幣 194 萬元

內政部國土測繪中心 委託研究

中華民國 111 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

數值高程模型(Digital Elevation Model, DEM)係我國國土資訊之重要基本底圖，資料記錄之地形網格資訊可運用於各大建設之基礎。隨著測繪技術之更新，數值地形資料之取得及應用逐漸多元，而應用空載光達點雲資料產 DEM 自民國 99 年起，在各方努力下，至今已完成全臺之空載光達點雲測製及分類成果，為相當成熟之資料處理技術。有鑑於我國國土易受風災或地震因素導致地貌大規模變動，且變化速度尤甚，現實地貌變化情形可能已無法與資料更新頻率相呼應，後續資料應用資料時更可能導致資訊落差等問題。再者，雖然目前在都市區及平原區已可透過半自動方法獲取精度相對穩定之產製成果，然而在丘陵區及山區等植被覆蓋較密集之區域，由於雷射點無法有效穿透到達地面，尚須以大量人工方式篩選出地面點。

近年來，由於硬體設備之快速發展，大數據配合人工智慧(Artificial Intelligence, AI)技術在許多領域都得到嶄新之突破。因此，本研究著手規劃以人工智慧技術開發基於空載光達點雲資料之 AI 自動地面點分類器，透過全國之空載光達點雲測製及分類成果即可做為人工智慧之訓練數據來源。藉由自動化工作之產製可望提升產製效率，提供基本圖資工作及後續增值服務之助益。

本研究參考文獻之作法設計 AI 自動地面點分類器，並建立空載光達點雲資料之前處理機制，以 MobileNet-UNet 網路架構設計，訓練出 4 種 AI 模型。透過分類結果及產製 DEM 品質評估，結果顯示資料使用合適模型時，能獲得較接近於參考 DEM 之精度表現，同時亦能降低時間成本。

關鍵詞：空載光達點雲資料、數值高程模型、人工智慧。

## Abstract

The Digital Elevation Model (DEM) is an important basic base map of NGIS, and the topographic grid information recorded in the data can be used as the foundation of various constructions. With the update of surveying and mapping technology, the acquisition and application of digital topographic data are gradually diversified. Since 2011, with the efforts of all departments, the use of airborne lidar point cloud data to produce DEM of the whole Taiwan has completed. Point cloud measurement and classification results are quite mature data processing technology. In view of the fact that our country's land is prone to large-scale changes in landforms caused by wind disasters or earthquakes, and the speed of change is particularly high, the actual changes in landforms may no longer correspond to the frequency of data updates, and subsequent application of data may lead to information gaps and other problems. Furthermore, although semi-automatic methods can be used to obtain relatively stable production results in urban areas and plain areas, in areas with dense vegetation such as hilly areas and mountainous areas, since the laser points cannot effectively penetrate to the ground, the ground points still need to be screened out by a large number of manual methods.

In recent years, due to the rapid development of hardware equipment, big data combined with artificial intelligence (AI) technology has achieved new breakthroughs in many fields. Therefore, this project plans to use AI technology to develop an automatic ground point classifier based on airborne lidar point cloud data. The results of airborne lidar point cloud measurement and classification across the country can be used as training data for AI source. It is expected to improve the efficiency of production through the production of automated work, and provide the assistance of basic graphic work and subsequent value-added services.

Based on the references in this project, an AI automatic ground point classifier was designed, and a pre-processing mechanism for airborne lidar point cloud data was established. Four AI models were trained with the MobileNet-UNet network architecture design. Through the classification results and the



quality evaluation of the produced DEM, the results show that when the data is used with an appropriate model, the accuracy performance closer to the reference DEM can be obtained, and the time cost can also be reduced.

Keywords: Airborne lidar cloud point data, DEM, AI.

## 目錄

摘要.....	I
第壹章、研究主旨.....	1
一、研究主題.....	1
二、緣起.....	2
三、預期目標.....	7
四、專案執行.....	7
第貳章、文獻回顧.....	13
一、文獻回顧.....	13
二、文獻回顧統整.....	23
第參章、研究過程.....	26
一、資料之選定.....	26
二、點雲前處理機制.....	33
三、AI 模型訓練.....	42
四、影像分類資料後處理.....	50
第肆章、成果驗證.....	53
一、AI 模型訓練.....	53
二、影像分類精度分析.....	64
三、DEM 精度分析.....	68
四、驗證圖幅綜合比較.....	81
第伍章、座談會辦理情形.....	119
第陸章、研究結論.....	123
一、研究成果總結.....	123
二、未來發展建議.....	124
參考文獻.....	126
附錄 A、評選會議審查意見辦理情形.....	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
一、第一次工作會議紀錄.....	D-1
二、第二次工作會議紀錄.....	D-5
三、第三次工作會議紀錄.....	D-9
四、第四次工作會議紀錄.....	D-12
五、第五次工作會議紀錄.....	D-16
六、第六次工作會議紀錄.....	D-19
七、第七次工作會議紀錄.....	D-22



<b>附錄 E 、資料申請清冊 .....</b>	<b>E-0</b>
<b>附錄 F 、座談會會議紀錄.....</b>	<b>F-0</b>
一、第一次座談會會議紀錄.....	F-1
二、第二次座談會會議紀錄.....	F-3
三、第三次座談會會議紀錄.....	F-5
<b>附錄 G 、保密協議書 .....</b>	<b>G-0</b>

## 表目錄

表 1-1、本案工作期程.....	9
表 1-2、本案各階段成果之繳交規定.....	10
表 2-1、地面點與非地面點分類成果精度分析(取自 Hu et al., 2016).....	15
表 2-2、測試成果精度評估(單位:%)(取自 Rizaldy et al., 2018).....	17
表 2-3、各方法花費時間(取自 Rizaldy et al., 2018).....	17
表 2-4、不同模型之成果精度比較分析, 本文方法名稱為 NANJ2(單位:%)(取自 Zhao et al., 2018).....	19
表 2-5、三種分類方式於 AHN 資料之分析(取自 Solián et al., 2020).....	21
表 2-6、本研究與其他作法精度比較(單位:%)(取自 Huang et al., 2021).....	22
表 2-7、文獻回顧統整.....	23
表 2-8、點雲資料輸入之三種作法比較.....	25
表 3-1、申請圖幅表.....	28
表 3-2、第二次申請圖幅表.....	30
表 3-3、平原與丘陵資料情形.....	31
表 3-4、特徵影像之特徵組合對照.....	36
表 3-5、資料標記.....	36
表 3-6、城市區資料.....	43
表 3-7、農田區資料.....	44
表 3-8、森林區資料.....	45
表 3-9、混合區資料.....	46
表 3-10、影像分類混淆矩陣.....	52
表 4-1、城市區資料之訓練與驗證資料分配.....	54
表 4-2、農田區資料之訓練與驗證資料分配.....	56
表 4-3、森林區資料之訓練與驗證資料分配.....	59
表 4-4、94182067-過溪圖幅 AI 影像分類精度指標表.....	65
表 4-5、95183051-西勢村圖幅 AI 影像分類精度指標表.....	66
表 4-6、95193004-三腳南山圖幅 AI 影像分類精度指標表.....	67
表 4-7、94182067-過溪之 DEM 精度分析(單位:公尺).....	71
表 4-8、94182067-過溪之 DEM 大誤差比例表.....	73
表 4-9、95183051-西勢村之 DEM 精度分析(單位:公尺).....	75
表 4-10、95183051-西勢村之 DEM 大誤差比例表.....	76
表 4-11、95193004-三腳南山之 DEM 精度分析(單位:公尺).....	79
表 4-12、95193004-三腳南山之 DEM 大誤差比例表.....	80
表 4-13、影像分類精度綜合評估表.....	82
表 4-14、DEM 精度綜合評估表(單位:公尺).....	83
表 4-15、94194039-樹林里之 DEM 精度分析(單位:公尺).....	85
表 4-16、96224020-埔頂重劃區 AI 影像分類精度表.....	90
表 4-17、96224020-埔頂重劃區之 DEM 精度分析(單位:公尺).....	92
表 4-18、96224020-埔頂重劃區之 DEM 大誤差比例表.....	93
表 4-19、95193003-火燒寮 AI 影像分類精度表.....	95
表 4-20、95193003-火燒寮之 DEM 精度分析(單位:公尺).....	97



表 4-21、95193003-火燒寮之 DEM 大誤差比例表 .....	98
表 4-22、96203045-裡門山(四)AI 影像分類精度表 .....	102
表 4-23、96203045-裡門山(四)之 DEM 精度分析(單位：公尺).....	104
表 4-24、96203045-裡門山(四)之 DEM 大誤差比例表.....	105
表 4-25、96214023-佳仁山(四)AI 影像分類精度表 .....	107
表 4-26、96214023-佳仁山(四)之 DEM 精度分析(單位：公尺).....	109
表 4-27、96214023-佳仁山(四)之 DEM 大誤差比例表.....	110
表 4-28、96214006 榛山(一)AI 影像分類精度表.....	113
表 4-29、96214006 榛山(一)之 DEM 精度分析(單位：公尺) .....	115
表 4-30、96214006 榛山(一)之 DEM 大誤差比例表 .....	116
表 4-31、測試區圖幅點雲儲存空間大小.....	118
表 4-32、各 AI 模組平均處理時長 .....	118
表 5-1、座談會議程.....	119
表 5-2、座談會討論議題.....	121

## 圖目錄

圖 1-1、中央地質調查所國土保育之地質敏感區調查分析計畫辦理範圍.....	3
圖 1-2、內政部數值地形模型成果更新辦理範圍.....	4
圖 1-3、以空載光達建立數值地形模型作業流程圖.....	5
圖 1-4、每月研究進度報告表單(局部).....	11
圖 1-5、全案實際累積進度折線圖.....	11
圖 1-6、全案完工甘特圖.....	12
圖 2-1、CNN 程序流程圖(取自 Hu et al., 2016).....	14
圖 2-2、地面點與非地面點分類成果(取自 Hu et al., 2016).....	14
圖 2-3、地面點分類使用 FCN 架構(取自 Rizaldy et al., 2018).....	16
圖 2-4、ISPRS 資料集光達點雲測試資料(取自 Rizaldy et al., 2018).....	16
圖 2-5、研究架構(取自 Zhao et al., 2018).....	18
圖 2-6、點雲分類成果(取自 Zhao et al., 2018).....	18
圖 2-7、特徵與尺度選用情形對於分類準確度之分析(取自 Zhao et al., 2018).....	19
圖 2-8、使用影像特徵方式訓練之流程與成果(取自 Solián et al., 2020).....	20
圖 2-9、三種分類方式於 AHN 資料之成果(取自 Solián et al., 2020).....	20
圖 2-10、德國 Vaihingen 內兩個測試區之成果(取自 Solián et al., 2020).....	20
圖 2-11、GraNet 架構(取自 Huang et al., 2021).....	21
圖 2-12、ISPRS 資料集與資料分區(取自 Huang et al., 2021).....	22
圖 2-13、測試成果(左)地真資料(右)分類成果(取自 Huang et al., 2021).....	22
圖 2-14、SEGCloud 網路架構圖(取自 Tchapmi et al., 2017).....	24
圖 2-15、PointNet++網路結構圖(改寫自 Qi et al., 2017b).....	25
圖 3-1、94192002-菁埔之穿透率圖.....	27
圖 3-2、94192002-菁埔之孔洞圖.....	28
圖 3-3、光達資料使用於國家網路中心服務之配套示意圖.....	33
圖 3-4、AI 點雲分類器訓練步驟示意圖.....	34
圖 3-5、AI 點雲分類成果步驟示意圖.....	34
圖 3-6、點雲資訊萃取及假色影像組成示意圖(參考 Solián 等人(2020)).....	35
圖 3-7、點雲資訊萃取及假色影像組成示意圖(本研究設計).....	36
圖 3-8、點雲資料原始標記影像.....	37
圖 3-9、點雲資料原始垂直剖面圖.....	39
圖 3-10、點雲資料前處理示意圖.....	40
圖 3-11、原始光達點雲資料.....	40
圖 3-12、前處理後之光達點雲資料.....	40
圖 3-13、DEM 前處理前、後之標記資料(95203004-九芎林).....	41
圖 3-14、影像缺失資料由固定值填充(左)轉為雙線性內插(右)成果圖.....	42
圖 3-15、數值標準化示意圖.....	42
圖 3-16、城市區資料範例圖幅正射影像.....	43
圖 3-17、農田區資料範例圖幅正射影像.....	44
圖 3-18、森林區資料範例圖幅正射影像.....	45
圖 3-19、混合區資料範例圖幅正射影像.....	46
圖 3-20、MobileNet-UNet 網路架構.....	47

圖 3-21、Binary Cross Entropy 之預期分布.....	49
圖 3-22、隨機生成矩形框示意圖.....	50
圖 3-23、分類成果為地面點之情形示意圖.....	50
圖 3-24、分類成果為非地面點之情形示意圖.....	51
圖 3-25、Surfer 23 軟體介面.....	51
圖 4-1、城市區資料範例圖幅正射影像.....	54
圖 4-2、城市區資料範例圖幅特徵影像(左)與標記資料(右).....	55
圖 4-3、城市區模型-訓練 Loss 圖.....	55
圖 4-4、城市區模型-訓練 Accuracy 圖.....	56
圖 4-5、農田區資料範例圖幅正射影像.....	57
圖 4-6、農田區資料範例圖幅特徵影像(左)與標記資料(右).....	57
圖 4-7、農田區模型-訓練 Loss 圖.....	58
圖 4-8、農田區模型-訓練 Accuracy 圖.....	58
圖 4-9、森林區資料範例圖幅正射影像.....	59
圖 4-10、森林區資料範例圖幅特徵影像(左)與標記資料(右).....	60
圖 4-11、森林區模型-訓練 Loss 圖.....	60
圖 4-12、森林區模型-訓練 Accuracy 圖.....	61
圖 4-13、城市區資料範例圖幅特徵影像(左)與標記資料(右).....	62
圖 4-14、農田區資料範例圖幅特徵影像(左)與標記資料(右).....	62
圖 4-15、森林區資料範例圖幅特徵影像(左)與標記資料(右).....	63
圖 4-16、全資料模型-訓練 Loss 圖.....	63
圖 4-17、全資料模型-訓練 Accuracy 圖.....	64
圖 4-18、94182067-過溪圖幅 AI 影像分類成果.....	65
圖 4-19、95183051-西勢村圖幅 AI 影像分類成果.....	66
圖 4-20、95193004-三腳南山圖幅 AI 影像分類成果.....	67
圖 4-21、94182067-過溪之參考 DEM 陰影圖(左)與正射影像(右).....	69
圖 4-22、94182067-過溪之 DEM 陰影圖.....	70
圖 4-23、94182067-過溪之 DEM 高程差異圖.....	71
圖 4-24、94182067-過溪之 DEM 差值分布圖.....	72
圖 4-25、95183051-西勢村之參考 DEM 陰影圖(左)與正射影像(右).....	73
圖 4-26、95183051-西勢村之 DEM 陰影圖.....	74
圖 4-27、95183051-西勢村之 DEM 高程差異圖.....	75
圖 4-28、95183051-西勢村之 DEM 差值分布圖.....	76
圖 4-29、95193004-三腳南山之參考 DEM 陰影圖(左)與正射影像(右).....	77
圖 4-30、95193004-三腳南山之 DEM 陰影圖.....	78
圖 4-31、95193004-三腳南山之 DEM 高程差異圖.....	79
圖 4-32、95193004-三腳南山之 DEM 差值分布圖.....	80
圖 4-33、影像分類綜合評估直方圖.....	82
圖 4-34、DEM 精度綜合評估直方圖 - 城市區、農田區.....	83
圖 4-35、DEM 精度綜合評估直方圖 - 森林區、混合區.....	84
圖 4-36、95213077-四德厝之正射影像(左)及農田區 AI 分類成果(右).....	84
圖 4-37、94194039-樹林里之正射影像(左)及農田區 AI 分類成果(右).....	85
圖 4-38、95213077-四德厝之高速公路部分陰影圖.....	86

圖 4-39、95213077-四德厝之高速公路部分點雲剖面 .....	86
圖 4-40、94194039-樹林里之田間道路部分陰影圖 .....	86
圖 4-41、94194039-樹林里之田間道路部分點雲剖面 .....	86
圖 4-42、96224020-埔頂重劃區之參考 DEM(左)與正射影像(右).....	88
圖 4-43、96224020-埔頂重劃區 AI 影像分類成果 .....	89
圖 4-44、96224020-埔頂重劃區之 DEM 陰影圖 .....	91
圖 4-45、96224020-埔頂重劃區之 DEM 高程差異圖 .....	92
圖 4-46、96224020-埔頂重劃區之 DEM 差值分布圖 .....	93
圖 4-47、95193003-火燒寮之參考 DEM(左)與正射影像(右).....	94
圖 4-48、95193003-火燒寮 AI 影像分類成果 .....	95
圖 4-49、95193003-火燒寮之 DEM 陰影圖 .....	96
圖 4-50、95193003-火燒寮之 DEM 高程差異圖 .....	97
圖 4-51、95193003-火燒寮之 DEM 差值分布圖 .....	98
圖 4-52、高程不合理之雜訊點雲(全景).....	99
圖 4-53、高程不合理之雜訊點雲(剖面).....	99
圖 4-54、高程不合理之雜訊點雲(剖面).....	100
圖 4-55、鑲嵌於地形之雜訊(全景).....	100
圖 4-56、鑲嵌於地形之雜訊(剖面).....	100
圖 4-57、96203045-裡門山(四)之參考 DEM(左)與正射影像(右) .....	101
圖 4-58、96203045-裡門山(四)AI 影像分類成果 .....	102
圖 4-59、96203045-裡門山(四)之 DEM 陰影圖 .....	103
圖 4-60、96203045-裡門山(四)之 DEM 高程差異圖 .....	104
圖 4-61、96203045-裡門山(四)之 DEM 差值分布圖 .....	105
圖 4-62、96214023-佳仁山(四)之參考 DEM(左)與正射影像(右) .....	106
圖 4-63、96214023-佳仁山(四)AI 影像分類成果 .....	107
圖 4-64、96214023-佳仁山(四)之 DEM 陰影圖 .....	108
圖 4-65、96214023-佳仁山(四)之 DEM 高程差異圖 .....	109
圖 4-66、96214023-佳仁山(四)之 DEM 差值分布圖 .....	110
圖 4-67、96214006 榛山(一)之參考 DEM 與正射影像 .....	111
圖 4-68、96214006 榛山(一)之點雲剖面 I .....	111
圖 4-69、96214006 榛山(一)之點雲剖面 II .....	112
圖 4-70、96214006 榛山(一)之孔洞圖 .....	112
圖 4-71、96214006 榛山(一)AI 影像分類成果 .....	113
圖 4-72、96214006 榛山(一)之 DEM 陰影圖 .....	114
圖 4-73、96214006 榛山(一)之 DEM 高程差異圖 .....	115
圖 4-74、96214006 榛山(一)之 DEM 差值分布圖 .....	116
圖 4-75、本案研究流程圖 .....	117
圖 5-1、第 1 次座談會與會情形 .....	120
圖 5-2、第 2 次座談會與會情形 .....	120
圖 5-3、第 3 次座談會與會情形 .....	121
圖 5-4、排水溝立面之點雲剖面圖 .....	122
圖 5-5、田埂之點雲剖面圖 .....	122
圖 5-6、斷崖之點雲剖面圖 .....	122



## 第壹章、研究主旨

### 一、研究主題

數值高程模型(Digital Elevation Model, DEM)係我國國土資訊系統(National Geographic Information System, NGIS)之基本底圖，包含記錄地球表面起伏之數值高程模型(Digital Elevation Model, DEM)與記錄地表最上層人工構造物及植被覆蓋物之數值地表模型(Digital Surface Model, DSM)，模型資料記錄其地形之網格資訊可運用於各大重要建設之基礎，如：遙測衛星影像、水資源、工程設計、飛航安全等，在眾多領域中皆有該圖資之應用成果，同時透過遙感探測(Remote sensing)之技術，在不互相接觸之情形下可獲得廣域且大量之空間資訊。

隨著測繪技術之演進，數值地形資料之取得及應用逐漸多元且蓬勃。自民國 99 年經濟部中央地質調查所(以下簡稱中央地質調查所)以空載光達(Airborne LiDAR)技術產製地形資料，並於 104 年完成建置資料庫，進而由內政部及內政部國土測繪中心(以下簡稱國土測繪中心)接手推動計畫，顯示數值地形資料之重要性並亟需持續更新。有鑑於我國國土易受風災或地震因素導致地貌大規模變動，且變化速度尤甚，現實地貌變化情形可能已無法與資料更新頻率相呼應，後續如災害評估等作業應用資料時更可能導致資訊落差等問題。因此，本案由數值地形模型之產製作業觀點出發，透過人工智慧(Artificial Intelligence, AI)技術，開發基於空載光達點雲資料之 AI 自動地面點分類器，以期許提升整體生產流程與效率，並降低時間及產製成本。

透過空載光達產製 DEM 等資料已行之有年，隨著技術進步及資料使用頻率更新之需求，可逐步加快整體工作效益及降低產製成本。其中，分類地面點工作為產製 DEM 資料之重點，以目前慣用之作法可在地形複雜度低之區域取得精度穩定之成果，然而在地形起伏大之區域需另外以人工之方式介入編修，因此本案提出以 AI 之方式自動分類地面點之方法，評估產製 DEM 資料之流程與其精度，藉由自動化工作之產製可望提升產製效率，提

供基本圖資工作及後續加值服務之助益。

## 二、緣起

數值高程模型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。內政部於民國 95 年至 99 年陸續使用空載光達建置數值地形模型，由部分溪流、山地區域逐步擴大至全臺灣之範圍。民國 98 年，莫拉克颱風重創臺灣，風災導致國土地貌大幅改變，既有資訊已不敷使用，考量後續對於土地管理、災區重建等需求，中央地質調查所於民國 99 年起執行「國土保育之地質敏感區調查分析計畫」，以空載光達技術取得高解析度數值地形模型，進行地質敏感區之分析並提供相關單位做國土保育、災後重建等後續應用，後於 104 年完成全臺灣數值地形模型之製作，辦理範圍如圖 1-1 所示。

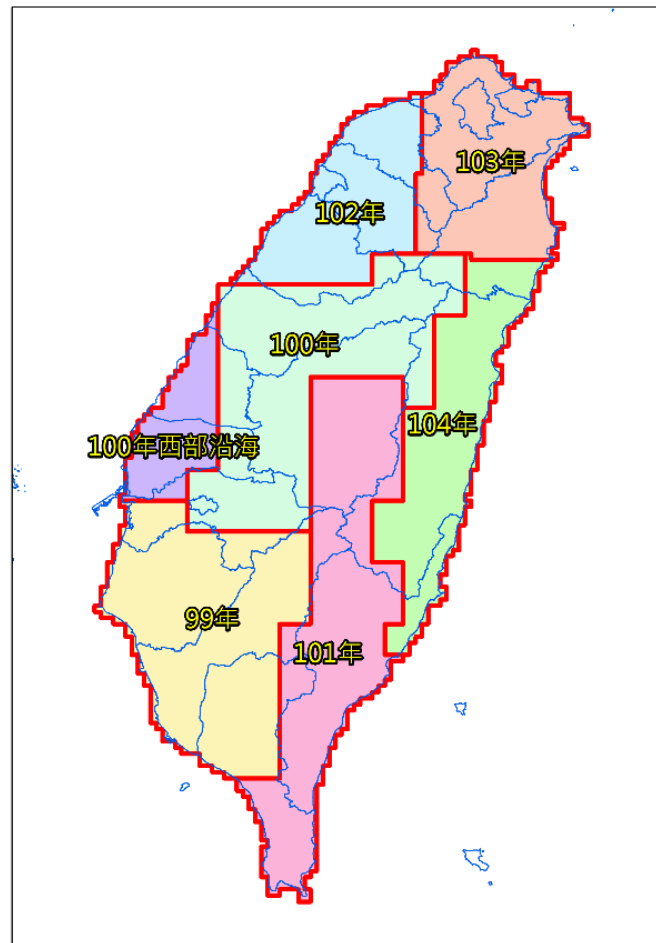


圖 1-1、中央地質調查所國土保育之地質敏感區調查分析計畫辦理範圍<sup>1</sup>

有鑑於我國國土易受風災或地震導致地貌之大規模變動，爰此內政部參考中央地質調查所之經驗，自 105 年起推動「落實智慧國土-國土測繪圖資更新及維運計畫(105-109)」，至 107 年已更新 2 千餘幅五千分之一圖幅之 DEM 資料；108 年度起轉交由國土測繪中心執行，至 109 年度為止共更新 3 千 1 百餘幅之 DEM 資料，並於期間透過檢核與監審，逐步提升 DEM 資料之品質。110 年起依據「邁向 3D 智慧國土-國家底圖空間資料基礎建設計畫(110-114 年)」廣續以 LiDAR 技術更新 DEM 資料，110 年度辦理臺灣西北部區域、111 年度則規劃辦理臺灣東部區域之資料成果更新。內政部及國土測繪中心所辦理之範圍如圖 1-2 所示。

<sup>1</sup> <https://www.nlsc.gov.tw/cp.aspx?n=1853>



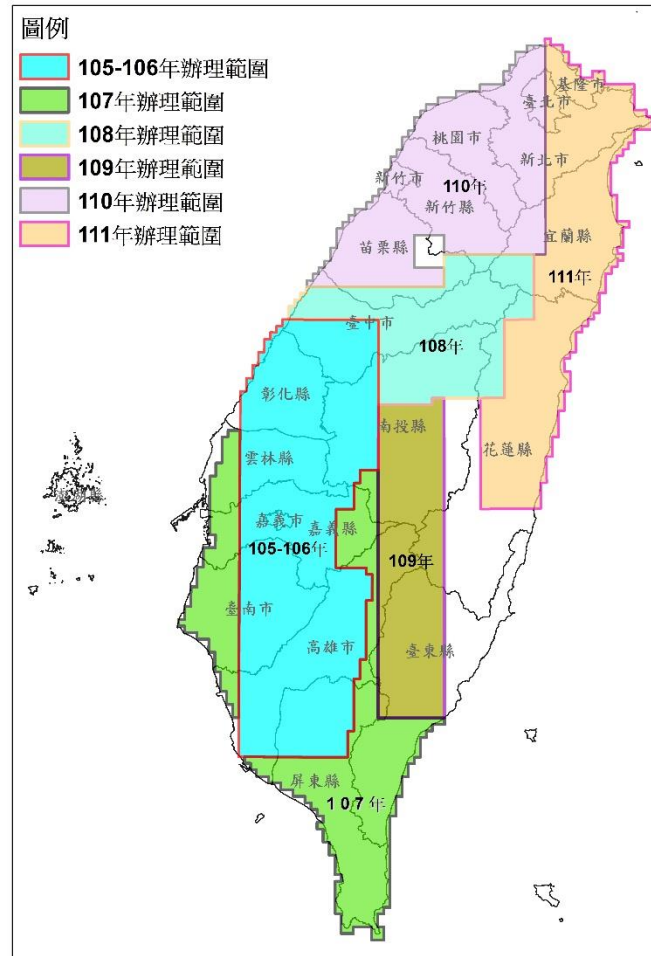


圖 1-2、內政部數值地形模型成果更新辦理範圍<sup>2</sup>

數值地形資料可由各機關產製，為了將資料流通與共享以提升其利用價值，各機關依國土測繪法須交付成果於內政部管理。然而因應各機關測製方法、資料格式、品質不一等問題，內政部於 103 年辦理檢核與內容標準化，制定測製規範並逐步提升 DEM 資料品質，其中以空載光達建立 DEM 資料之流程圖如圖 1-3 所示。

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



圖 1-3、以空載光達建立數值地形模型作業流程圖<sup>3</sup>

圖 1-3 說明核心作業流程有任務規劃、飛航掃描、點雲解算、資料處理及成果繳交等流程，其中大多程序可使用商用軟體或程式自動化運算，並透過儀器更新、軟體及程式之優化，加快整體作業之流程。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。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。另一方面，臺灣地形多樣，目前在都市區及平原區已可透過半自動方法獲取精度相對穩定之產製成果；然而在丘陵區及山區等植被覆蓋較密集之區域，由於雷射點無法有效

<sup>3</sup> <https://www.nlsc.gov.tw/cp.aspx?n=1853>

穿透到達地面，尚須以大量人工方式篩選出地面點。

近年來，由於硬體之快速發展，大數據配合人工智慧技術在許多領域都得到嶄新之突破，包括影像辨識、語音處理及點雲分類等。在各方努力下，至今已完成全臺之空載光達點雲測製及分類成果，以上述大量成果即可做為人工智慧之訓練數據來源。

綜整上述觀點，本案為加速點雲編修之作業流程，減少人力成本支出並提升整體 DEM 作業流程之效率，因此，本案著手規劃以人工智慧之嶄新技術開發基於空載光達點雲資料之 AI 自動地面點分類器。透過既有文獻整理國際學者對於使用 AI 分類地面點之方式，並參考文獻設計 AI 分類器，包含建立空載光達點雲資料之前處理機制、設計 AI 架構及資料之訓練。藉由本案對於自動地面點分類器之功能評估、產製 DEM 成果與既有 DEM 資料之比較、自動地面點分類器結合現有 DEM 產製流程之效益分析等研究，其成果與具空載光達點雲測製 DEM 作業經驗之單位進行交換意見，提供基本圖資工作及後續增值服務之參考及助益。

### 三、預期目標

本案之目標如下所列：

- (一) 蒐集 AI 應用於光達點雲相關文獻(至少 5 篇，其中至少 2 篇國外論文)，評估並採用合適於本案之 AI 自動地面點分類器。
- (二) 配合 AI 之架構，建立空載光達點雲資料之前處理機制。
- (三) 使用至少 20 個五千分之一圖幅之點雲資料(其中包含平原、都會、丘陵、山區等地形)進行 AI 分類器之訓練，並以訓練後之 AI 分類器對至少 20 個不重複圖幅點雲資料(亦包含平原、都會、丘陵、山區等地形)進行分類並評估分類成果精度。使用之資料由機關提供。
- (四) 使用本案研發之 AI 分類器地面點分類成果產製 DEM，與人工編修地面點產製 DEM(機關既有之 DEM)進行比較分析。
- (五) 設計 AI 自動地面點分類器結合現有 DEM 產製流程之方式及效益評估，並邀集至少 1 個具空載光達點雲測製 DEM 作業經驗之單位(名單須先與機關討論)參與交換意見，作為後續應用方向或執行參考。

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同章第二節；第(二)項成果參考本報告書第參章第二節內容；第(三)項成果可參考第參章第三節內容說明；第(四)項成果可參閱第參章第四節及第肆章內容；第(五)項則參閱第伍章內容說明，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

本案之執行時程為自 111 年 3 月 18 日(決標日)次日起至 111 年 11 月 30 日，對於本案之工作項目與查核點，本團隊之執行時程與甘特圖(Gantt Chart)如表 1-1 所列，以作為進度管控之依據。本案配合前節之 5 大目標分為以下 6 項工作項目執行：

1. 蒐集相關文獻：配合目標一，完成蒐集 5 篇國外文獻。詳情請

參閱本報告書第貳章內容。

2. 建立空載光達點雲資料前處理機制：配合目標二，參考前項文獻作法，針對我國點雲資料進行前處理之測試，並研擬點雲資料前處理之機制。資料前處理作法詳情請參閱本報告書第參章第二節內容。
3. AI 地面點分類訓練：配合目標三，透過資料前處理機制，針對我國資料進行訓練測試。訓練模式可參閱第參章第三節說明。
4. 以地面點分類成果產製 DEM：配合目標四，以 AI 訓練測試成果產製 DEM 資料，並進行評估精度。產製 DEM 可參考第參章第四節內容、成果分析可參閱第肆章說明。
5. DEM 產製流程之方式及效益評估：配合目標五，期中時已提出 DEM 產製流程之初步構想與規劃(第 3.1 項)，透過 3 家具空載光達點雲測製 DEM 作業經驗之單位分別召開座談會並參與交換意見，並評估本案成果對於 DEM 產製流程之方式及其效益，作為後續應用方向或執行參考。相關成果可參閱第肆章第四節及第伍章說明。
6. 提報各式報告：配合各階段作業進度，提送研究計畫書(修正版)、期中報告及研究報告，並決標日後次月起，每月 25 日前以公文函送當月研究進度書面報告，且配合機關每月召開 1 次工作會議，確認研究計畫之執行及相關協調事項等。

本案至期中時，依履約要求完成第 1、2 項，及提出有關 AI 自動地面點分類器結合現有 DEM 產製流程之初步構想及規劃，彙整成期中報告。後續成果仍依本案工作期程完成，整理成研究報告。

表 1-1、本案工作期程

工作項目		月次									備註	
		1	2	3	4	5	6	7	8	9		
1	蒐集相關文獻	■										
2	建立空載光達點雲資料前處理機制		■									
3	AI 地面點分類訓練		■									
3.1	DEM 產製流程規劃		■									
3.2	資料前處理		■									
3.3	AI 訓練		■									
4	以地面點分類成果產製 DEM		■									
5	DEM 產製流程之方式及效益評估				■							
5.1	產製流程之效益評估				■							
5.2	召開座談會				■							
6	提報各式報告	■										
6.1	研究計畫書(修正版) (決標次日起 20 日曆天內)	■										
6.2	期中報告 (111 年 6 月 30 日前提交)			■		★ 6/30						
6.3	研究報告 (111 年 11 月 30 日前提交)							■		★ 11/30		
6.4	進度報告 (每月 25 日前以公文函送)	■										
進度累積百分比		7	20	33	44	57	70	84	95	100		

說明：★表合約查核點。

本案之成果分為 3 階段辦理，各階段之繳交項目、數量、繳交期限及履約情形整理如表 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、本案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(111 年 4 月 7 日)	已於 111 年 4 月 7 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	111/06/30	已於 111 年 6 月 30 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 111 年 8 月 1 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	111/11/30	已於 111 年 11 月 30 日繳交
	修正後研究報告	書面 5 份、 電子檔 2 份	依機關指定期限 內繳交	已於 111 年 12 月 26 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 25 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 1-4 為每月進度報告之表單，本團隊以此方式提報進度說明。本團隊亦配合國土測繪中心之需求每月召開工作會議(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。工作進度管制表以甘特圖表示，附於研究進度報告之最後一頁，並記錄各工作子項之起訖時間，以圖表方式掌握進度。圖 1-5 為全案實際累積進度折線圖，圖 1-6 為全案完工之甘特圖。

內政部國土測繪中心  
「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」  
111 年 11 月份研究進度報告

填報日期：111 年 11 月 25 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	<ol style="list-style-type: none"> <li>以地面點分類成果產製 DEM：持續將 AI 之測試成果產製 DEM，並進入最後精度之評估彙整於研究報告。</li> <li>DEM 產製流程之方式及效益評估：透過三次座談會後，完成 DEM 產製流程之方式及效益評估並彙整於研究報告。</li> <li>提報各式報告書：               <ol style="list-style-type: none"> <li>於 11 月 25 日(星期五)提報本月研究進度報告。</li> <li>將於 11 月 30 日(星期三)前提送研究報告。</li> </ol> </li> </ol>
本月進度	預計進度 98.16%，實際進度 98.16%，符合預定進度。
落後原因	無
累計工作事項	<ol style="list-style-type: none"> <li>蒐集相關文獻：已蒐集至少 5 篇文獻，且為國外文獻。</li> <li>建立空載光達點雲資料前處理機制：參考文獻作法，針對文獻提及之點雲資料(荷蘭開放資料及我國資料)進行前處理之測試，並研擬點雲資料前處理之機制。同時完成 AI 自動地面點分類器結合現有 DEM 產製流程之初步構想及規劃。</li> <li>AI 地面點分類訓練：持續針對我國資料進行前處理作業及訓練測試，並使用國家網路中心之</li> </ol>

1

圖 1-4、每月研究進度報告表單(局部)

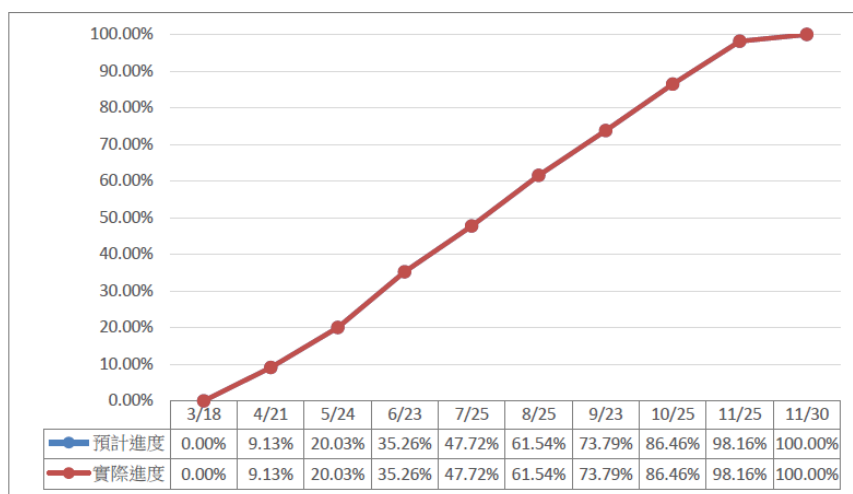


圖 1-5、全案實際累積進度折線圖



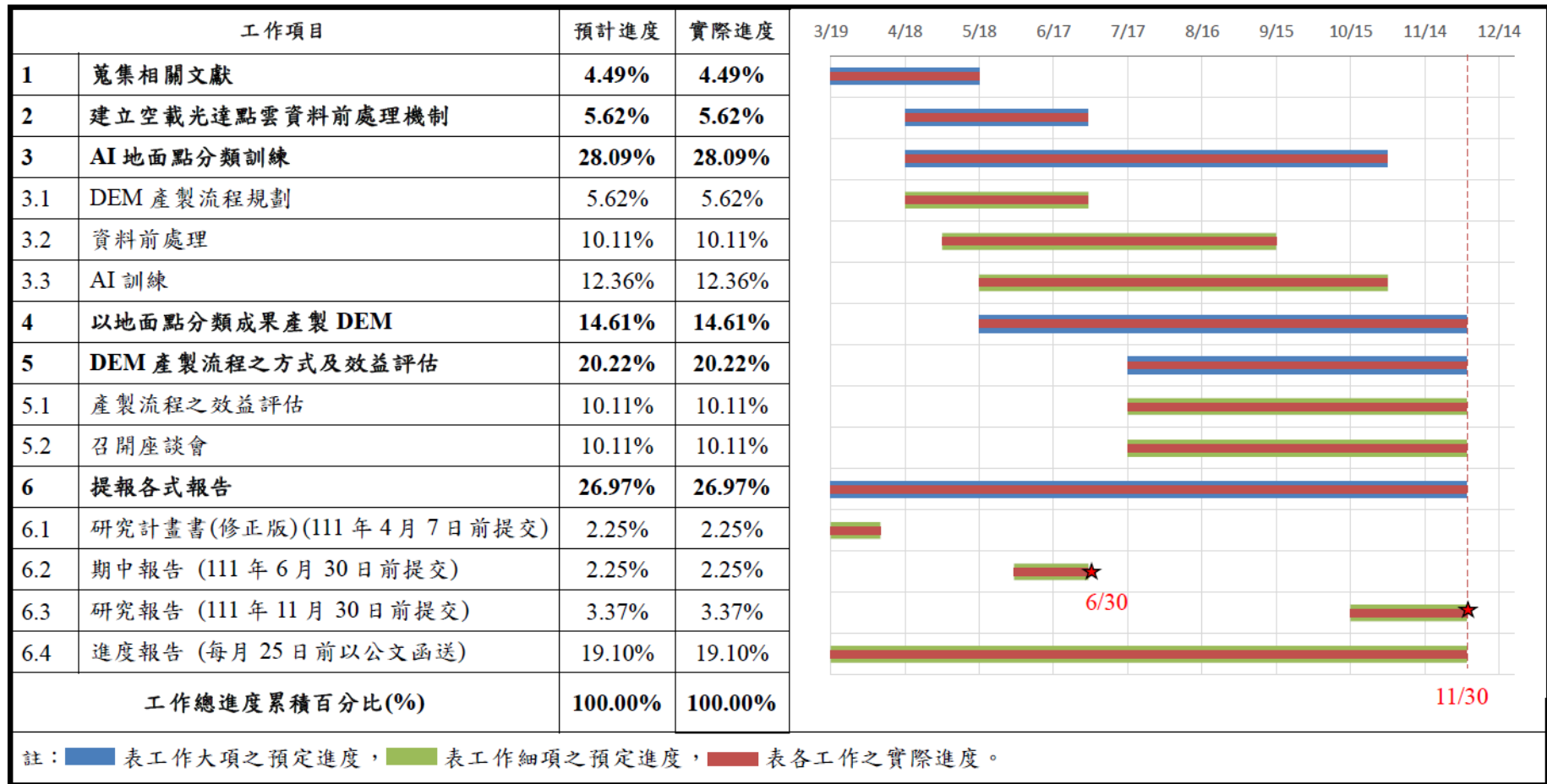


圖 1-6、全案完工甘特圖

## 第貳章、文獻回顧

隨著科技日益進步，機器學習(Machine Learning)在資料處理之技術及種類相繼提出，大致由人類之知識加諸機器上進行認知與學習，可輔助人類使用者對於資料處理方面有更深層之認知，因此亦有人工智慧之概念。機器學習大致可分為監督式學習(Supervised Learning)、非監督式學習(Unsupervised Learning)及強化學習(Reinforcement Learning)，監督式學習可透過資料已知知識，來進行預測或分類；非監督式學習則透過無法已知之事物，依照其模式或習慣對資料進行分群；強化學習則運用知識之探索，在不同領域上進行運用，如：自駕車、遊戲等。AI 使用於各領域資料逐漸蓬勃發展，其中亦包含空載光達點雲資料運用於地面點分類、建物分類等研究，大多都以監督式方法將資料分類。由本案挑選文獻之觀點，其所提出之方式亦百家爭鳴，使用不同運算模式、方法，組合成不同大小之 AI 模型，可精進前人之模型精度或優於商用軟體等效果。本案挑選 5 篇國外文獻，按提出年份排序且分項說明文獻之使用方法與資料，及呈現該模型之精度評估，並接續於本章後段提供文獻之統整，作為本案設計 AI 架構與方法之參考。

### 一、文獻回顧

#### (一) Deep-Learning-Based Classification for DTM Extraction from ALS Point Cloud (Hu et al., 2016)

本文提及空載光達掃描之點雲資料，其高程精度能夠適用於產製 DTM 資料，其中非地面點之過濾多半依賴地形特徵而定，然而此作法在地形複雜之區域其成果會導致失真。因此本文透過以卷積神經網路(Convolutional Neural Networks, CNN)方式，將每個光達點雲其範圍內最大、最小與平均高程生成一張特徵影像，以自動學習之方式將影像之地面點與非地面點分類，流程圖如圖 2-1 所示。圖 2-2 顯示其分類成果，綠色點表示非地面點、白色點則表示地面點，由圖中顯示除了平原以外(圖中(a)與(b))，山區(圖中(c)與(d))亦得到精度較高之成果。本文提出之成果亦比較其他常用軟體之結果，如表 2-1 所示，無論第一型誤差(漏授，即實際為地面點但 AI 模型未分類為

地面點)或第二型誤差(誤授，即實際為非地面點但 AI 模型分類為地面點)，皆較其他軟體成果佳。

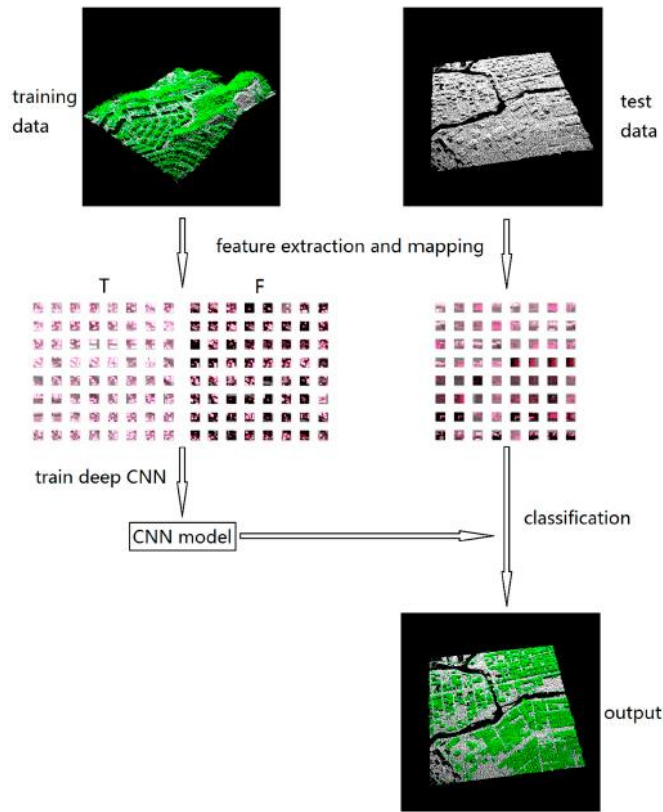


圖 2-1、CNN 程序流程圖(取自 Hu et al., 2016)

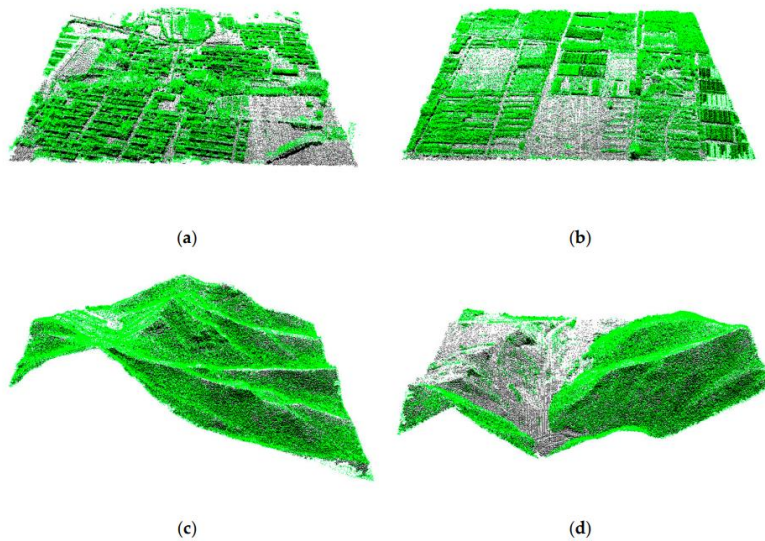


圖 2-2、地面點與非地面點分類成果(取自 Hu et al., 2016)

表 2-1、地面點與非地面點分類成果精度分析(取自 Hu et al., 2016)

	Type I Error (%)	Type II Error (%)	Total Error (%)
TerraScan	11.05	4.52	7.61
Mongus 2012	3.49	9.39	5.62
SGF	5.25	4.46	4.85
Axelsson	5.55	7.46	4.82
Mongus 2014	2.68	12.79	4.41
Deep CNN	0.67	2.262	1.22

Error	TerraScan	Deep CNN
type I	10.5%	3.6%
type II	1.4%	2.2%
total	6.3%	2.9%

## (二) Fully convolutional networks for ground classification from LiDAR point clouds (Rizaldy et al., 2018)

本文基於 Hu 等人(2016)之成果，同樣利用點雲資料組成特徵影像進行 AI 點雲分類器之訓練，然而本文認為 Hu 等人建立點雲特徵影像之方法僅考慮點雲高程值，在陡峭地形上容易產生分類錯誤，且該方法以逐點影像轉變為許多獨立影像之作法，導致增加許多運算時間，亦忽略點雲強度值(Intensity)、返回數(Return value)等有用資訊。因此，本文改用像元(Pixels)大小作為單一光達點圖徵資訊之描述單位，並萃取各像元空間範圍內最低點之高程值、強度值、返回數和局部高程差(即範圍內最低高程值與平均高程之差值)等資訊作為訓練資料，並輸入於全卷積神經網路(Fully Convolutional Networks, FCN)進行分類訓練，其架構如圖 2-3 所示。預測之輸出成果為影像，並基於此預測成果挑選光達點雲資料之地面點，即預測成果為「地面點」像元內之最低點。本文使用荷蘭國家等級之高程開放資料<sup>4</sup>(荷語 Actueel Hoogtebestand Nederland, AHN)和國際航空遙感探測學會(International Society for Photogrammetry and Remote Sensing, ISPRS)提供之過濾試驗資料集(Filter test)分別進行實驗，資料樣本如圖 2-4。研究過程比較 Hu 等人(2016)使用之卷積神經網路(CNN)方式及商用軟體 LAStools，如表 2-2 所示，其成果顯示本研究使用 FCN 方式在整體誤差及第一型誤差表現較好，然而本文說明訓練資料過少使第二型誤差表現不佳。不過在計算效率相較之下，如表

<sup>4</sup> <https://app.pdok.nl/ahn3-downloadpage/>

2-3 中雖然本研究方式訓練花費較久，但測試計算效率上有明顯改善。

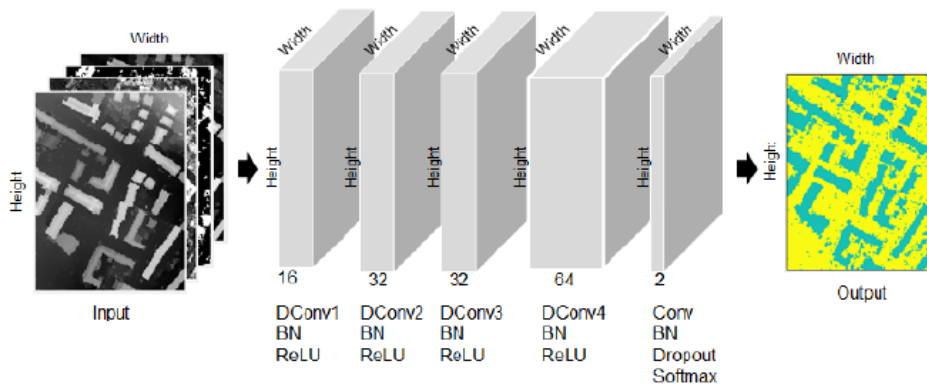


圖 2-3、地面點分類使用 FCN 架構(取自 Rizaldy et al., 2018)

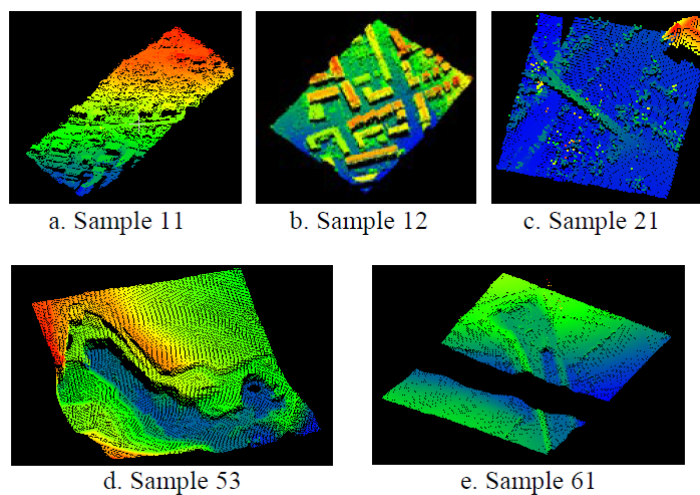


圖 2-4、ISPRS 資料集光達點雲測試資料(取自 Rizaldy et al., 2018)

表 2-2、測試成果精度評估(單位:%) (取自 Rizaldy et al., 2018)

Sample	Total Error		
	FCN	CNN	LAStools
Sample 11	14.54	19.47	17.67
Sample 12	3.97	7.99	6.97
Sample 21	1.55	2.23	6.66
Sample 53	4.89	5.67	14.37
Sample 61	1.16	4.20	17.24
<b>Average</b>	<b>5.22</b>	<b>7.91</b>	<b>12.58</b>

Sample	Type I Error		
	FCN	CNN	LAStools
Sample 11	12.86	27.10	26.94
Sample 12	3.03	13.92	12.87
Sample 21	0.20	1.63	7.98
Sample 53	3.88	4.44	14.84
Sample 61	0.55	3.95	17.85
<b>Average</b>	<b>4.10</b>	<b>10.21</b>	<b>16.10</b>

Sample	Type II Error		
	FCN	CNN	LAStools
Sample 11	16.80	9.20	5.18
Sample 12	4.96	1.75	0.77
Sample 21	6.43	4.39	1.87
Sample 53	29.10	34.79	3.24
Sample 61	18.04	11.06	0.40
<b>Average</b>	<b>15.07</b>	<b>12.24</b>	<b>2.29</b>

表 2-3、各方法花費時間(取自 Rizaldy et al., 2018)

Method	Point to image conversion (15 samples)	Training (10 samples)	Testing (5 samples)
FCNs	± 36 minutes	± 12 hours	7.8 sec
CNNs	± 47 hours	± 2.5 hours	126 sec
LAStools	-	-	3.85 sec

### (三) Classifying airborne LiDAR point clouds via deep features learned by a multi-scale convolutional neural network (Zhao et al., 2018)

此文旨在透過卷積神經網路(CNN)自動萃取深度特徵，為語意(Semantic)標記之光達點雲資料進行多目標地物的自動分類。研究架構如圖 2-5 所示，此研究採用以光達點雲之高程值(Elevation)、強度值和粗糙度(Roughness，即和局部擬合平面之距離差)建構三波段特徵影像作為訓練資料。考量遙測資料處理上常考量不同空間尺度之應用，因此本文透過三個不同空間解析度特徵影像，各訓練三個單一尺度 CNN 神經網路，並結合成多尺度 CNN 神經網路(Multi-Scale CNN, MCNN)同時分類地面、汽車、屋頂等 8 種地物，

更透過決策樹改善地物交界處(Boundary)之分類成果。透過 ISPRS 提供之基本資料集進行實驗，本文選用標記資料完整之德國 Vaihingen 地區做為測試區域，圖 2-6 顯示點雲分類成果。而圖 2-7 顯示在訓練資料內部評估上，所選用三種特徵及三個尺度資訊整合(圖中 all 處)之分類成果，皆與採用單一波段或單一特徵進行分類之成果相比為佳，顯示多特徵和多尺度資料之整合有助於提升特徵影像對於目標地物之判釋能力。表 2-4 顯示在與不同方法比較之外部分析上，此研究所提及之方法(圖中 NANJ2 為本研究所使用之 AI 模型名稱)與當時既有之其他方法相比，皆有較佳精度表現。

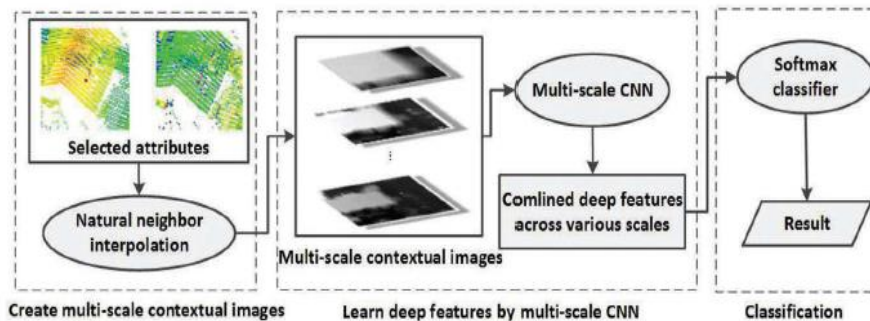


圖 2-5、研究架構(取自 Zhao et al., 2018)

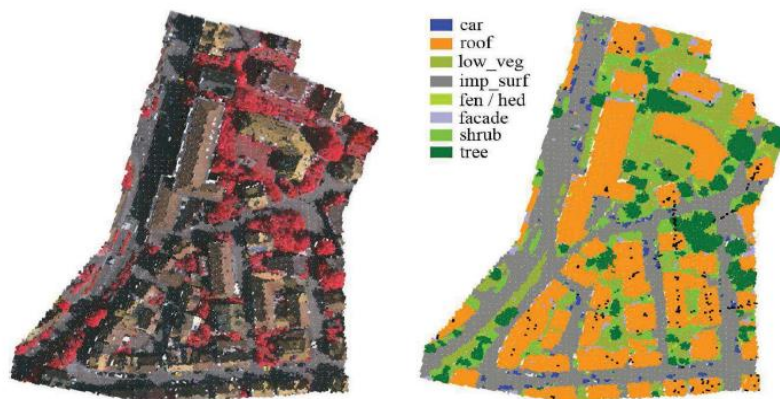


圖 2-6、點雲分類成果(取自 Zhao et al., 2018)

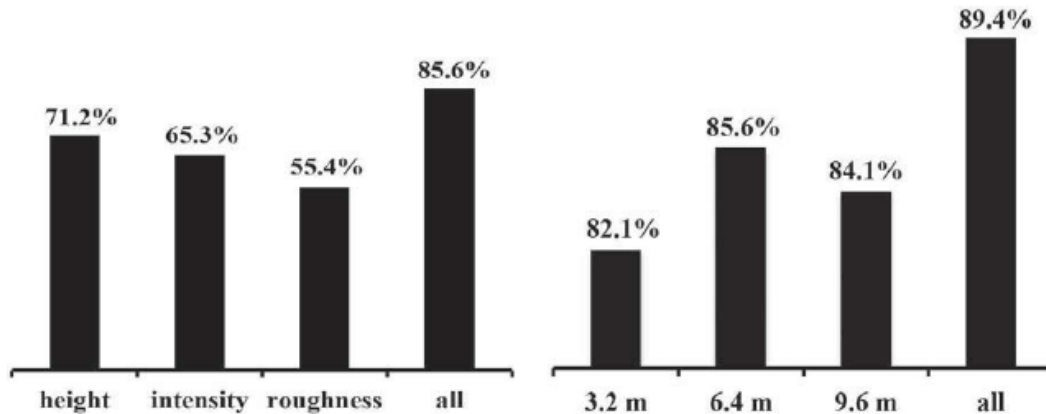


圖 2-7、特徵與尺度選用情形對於分類準確度之分析(取自 Zhao et al., 2018)

表 2-4、不同模型之成果精度比較分析，本文方法名稱為 NANJ2(單位:%) (取自 Zhao et al., 2018)

Methods	Low_veg	Imp surf	Car	Fen_hed	Roof	Facade	Shrub	Tree	OA
IIS_7	65.2	85.0	57.9	28.9	90.9	- / -	39.5	75.6	76.2
UM	79.0	89.1	47.7	5.2	92.3	52.7	40.9	77.9	80.8
HM_1	73.8	<b>91.5</b>	58.2	29.9	91.6	<b>54.7</b>	<b>47.8</b>	80.2	80.5
WhuY3	<b>81.4</b>	90.1	63.4	23.9	93.4	47.5	39.9	78.0	<b>82.3</b>
K_LDA	20.1	61.0	30.1	16.0	60.7	42.8	32.5	64.2	50.2
LUH	77.5	91.1	<b>73.1</b>	<b>34.0</b>	<b>94.2</b>	<b>56.3</b>	46.6	<b>83.1</b>	81.6
NANJ2	<b>88.8</b>	<b>91.2</b>	<b>66.7</b>	<b>40.7</b>	<b>93.6</b>	42.6	<b>55.9</b>	<b>82.5</b>	<b>85.2</b>

#### (四) Comparison of heuristic and deep learning-based methods for ground classification from aerial point clouds (Solían et al., 2020)

本文針對傳統點雲分類法及地面點分類之深度學習法進行分析與比較，其中深度學習法使用 PointNet 及 SegNet。PointNet 之作法為直接對點雲資料進行地面點之分類；而 SegNet 則將點雲投影至 1 公尺網格中，並針對每個網格內之高程最低點(z 值最小值)分別計算三種特徵值：點雲之高程值、點雲之強度值(intensity)、點雲與 20 公尺單窗範圍內最低點之高程差，分別以影像 R、G、B 波段組合特徵影像，流程如圖 2-8 所示。然而，經測試發現分類之使用上，將 SegNet 架構內尺寸較小層(Layer)移除後，可以有效提升分類精度，因此本文使用 SegNet 簡化後之 S-SegNet 進行 AI 訓練。本文使用荷蘭國家等級之高程開放資料<sup>5</sup>(荷語 Actueel Hoogtebestand Nederland, AHN)及 ISPRS 基本資料集(Benchmark Dataset)<sup>6</sup>之德國 Vaihingen 資料進行

<sup>5</sup> <https://app.pdok.nl/ahn3-downloadpage/>

<sup>6</sup> <https://www.isprs.org/education/benchmarks/UrbanSemLab/Default.aspx>



測試，運用上述三類方式進行測試，結果如圖 2-9 及圖 2-10 所示，圖 2-9 中由(a)到(c)分別為傳統方式、S-SegNet 法及 PointNet 法；圖 2-9 中紅色表示地面點，其餘顏色則依點雲高程分層設色展示；圖 2-10 中各顏色表示不同地物類別之點雲分類。分析表格如表 2-5 所示，顯示使用 S-SegNet 可得到較高之精度(accuracy)、召回率(recall)。

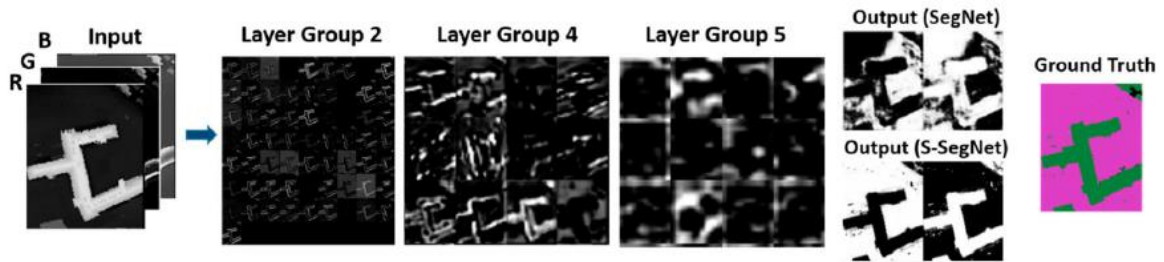


圖 2-8、使用影像特徵方式訓練之流程與成果(取自 Solián et al., 2020)

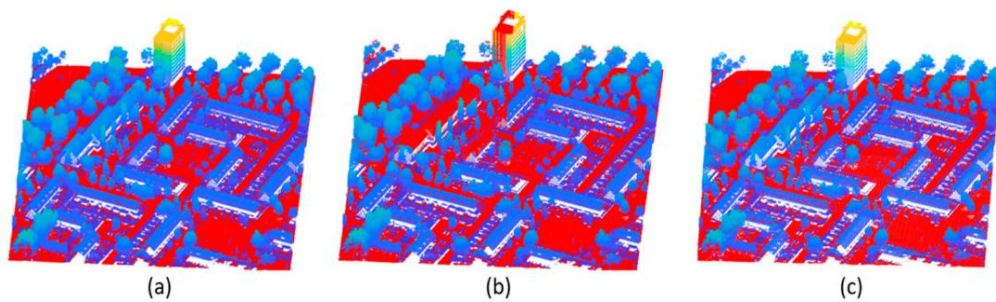


圖 2-9、三種分類方式於 AHN 資料之成果(取自 Solián et al., 2020)

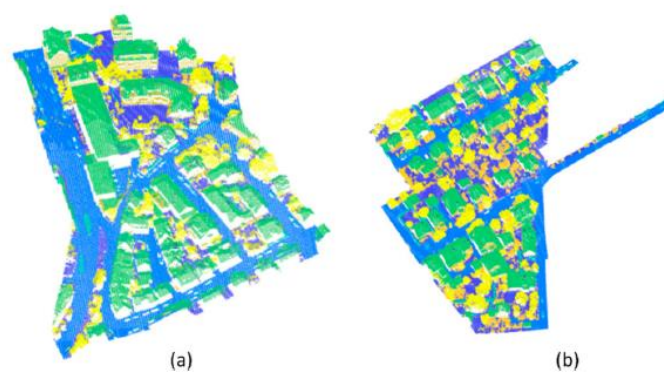


圖 2-10、德國 Vaihingen 內兩個測試區之成果(取自 Solián et al., 2020)

表 2-5、三種分類方式於 AHN 資料之分析(取自 Solián et al., 2020)

Method	Accuracy	Precision	Recall	Fscore
Heuristic	0.950	0.944	0.939	0.942
S-SegNet	<b>0.977</b>	<b>0.961</b>	<b>0.988</b>	<b>0.975</b>
PointNet	0.968	0.955	0.970	0.962

### (五) GraNet: Global relation-aware attentional network for semantic segmentation of ALS point clouds (Huang et al., 2021)

本文提出全局關係感知注意網路(Global relation-aware attentional network, GraNet)來做空載光達點雲資料之地物及地面點分類，考慮點雲之空間關係(如水平方向及高程差等)與波段關係綜合建立特徵，將測試區資料劃分幾個小區域進行訓練。如圖 2-11 所示，GraNet 之架構設計參考 Qi 等人(2017)所設計之 PointNet++結構，使用卷積神經網路(CNN)之方式進行運算，透過空間關係感知及波段關係感知自動化找到各類別特徵後，最後依照點雲特徵之模式訓練分類器，然而整體架構較為複雜。本研究使用 ISPRS 提供之基本資料集(德國 Vaihingen)、LASDU 資料集(中國張掖)與 DALES 資料集(加拿大 City of Surrey)<sup>7</sup>，將各資料集透過區塊劃分之方式將資料分為訓練資料及測試資料，如圖 2-12 所示，最後測試之成果如圖 2-13 呈現。同時本研究比較使用相同測試區之分類方式，將整體分類成果之 F1 分數、整體準確度(OA)及平均 F1 分數(AvgF<sub>1</sub>)之數據羅列，如表 2-6 顯示本研究分類成果較其他方式佳，凸顯對於分類多地物而言有較明顯之成效。

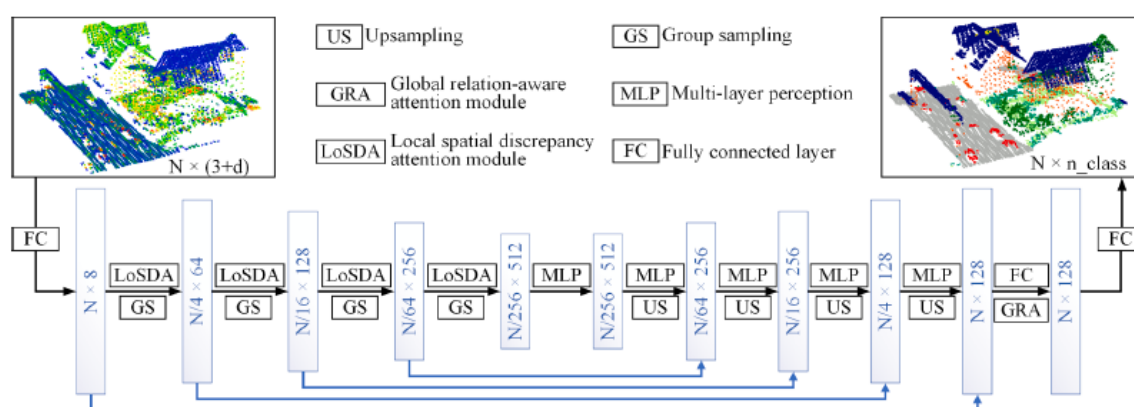


圖 2-11、GraNet 架構(取自 Huang et al., 2021)

<sup>7</sup> [https://udayton.edu/engineering/research/centers/vision\\_lab/research/was\\_data\\_analysis\\_and\\_processing/dales.php](https://udayton.edu/engineering/research/centers/vision_lab/research/was_data_analysis_and_processing/dales.php)

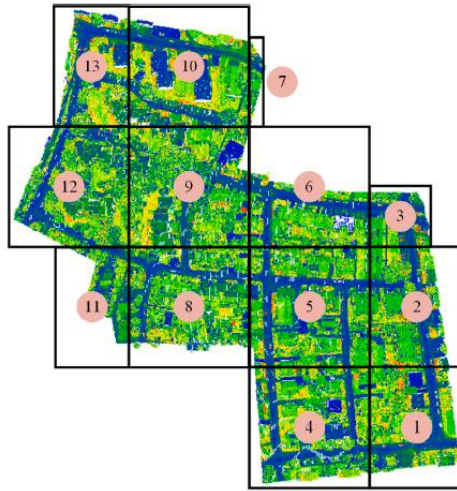


圖 2-12、ISPRS 資料集與資料分區(取自 Huang et al., 2021)

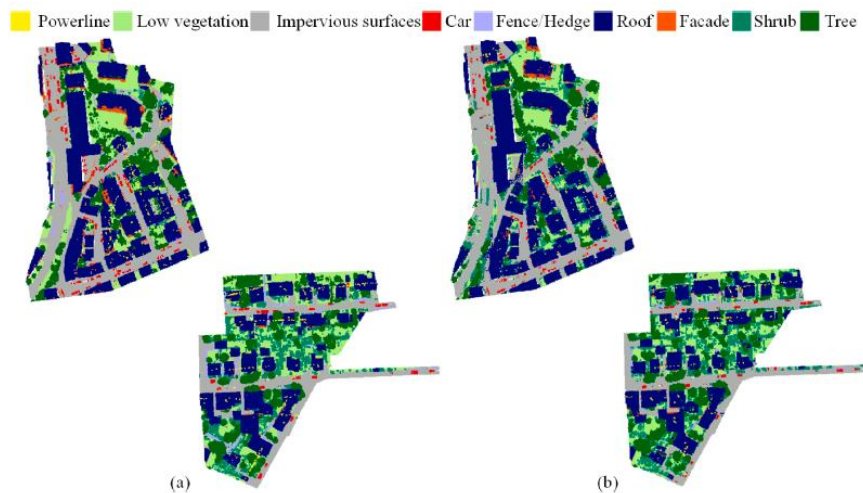


圖 2-13、測試成果(左)地真資料(右)分類成果(取自 Huang et al., 2021)

表 2-6、本研究與其他作法精度比較(單位:%)(取自 Huang et al., 2021)

Methods	Power	Low_veg	Imp_surf	Car	Fence_hedge	Roof	Fac	Shrub	Tree	OA	AvgF <sub>1</sub>
PointNet (Qi et al., 2017a)	0.0	77.1	92.6	0.0	0.0	77.6	5.4	28.5	37.0	71.2	69.3
PointNet++ (Qi et al., 2017b)	58.5	81.4	98.1	55.3	19.2	86.9	41.0	33.2	71.2	79.1	60.5
HDA-PointNet++ (Huang et al., 2020b)	64.2	85.1	99.2	68.9	19.2	88.2	36.5	37.7	69.2	81.2	63.1
PointSIFT (Jiang et al., 2018)	50.6	80.3	91.3	74.9	38.4	92.9	59.2	41.8	81.4	82.7	67.9
Ours	67.7	82.7	91.7	80.9	51.1	94.5	62.0	49.9	82.0	84.5	73.6

Methods	Power	Low_veg	Imp_surf	Car	Fence_hedge	Roof	Fac	Shrub	Tree	OA	AvgF <sub>1</sub>
LUH (Niemeyer et al., 2016)	59.6	77.5	91.1	73.1	34.0	94.2	56.3	46.6	83.1	81.6	68.4
NANJ2 (Zhao et al., 2018)	62.0	88.8	91.2	66.7	40.7	93.6	42.6	55.9	82.6	85.2	69.3
WhuY4 (Yang et al., 2018)	42.5	82.7	91.4	74.7	53.7	94.3	53.1	47.9	82.8	84.9	69.2
RIT_1 (Yousefhussein et al., 2018)	37.5	77.9	91.5	73.4	18.0	94.0	49.3	45.9	82.5	81.6	63.3
DPE (Huang et al., 2020b)	68.1	86.5	99.3	75.2	19.5	91.1	44.2	39.4	72.6	83.2	66.2
GANet (Li et al., 2020a)	75.4	82.0	91.6	77.8	44.2	94.4	61.5	49.6	82.6	84.5	73.2
DANCE-NET (Li et al., 2020b)	68.4	81.6	92.8	77.2	38.6	93.9	60.2	47.2	81.4	83.9	71.2
D-FCN (Wen et al., 2020)	70.4	80.2	91.4	78.1	37.0	93.0	60.5	46.0	79.4	82.2	70.7
KPConv (Thomas et al., 2019)	73.5	78.7	88.0	79.4	33.0	94.2	61.3	45.7	82.0	81.7	70.6
RandLANet (Hu et al., 2020)	68.8	82.1	91.3	76.6	43.8	91.1	61.9	45.2	77.4	82.1	70.9
Ours	67.7	82.7	91.7	80.9	51.1	94.5	62.0	49.9	82.0	84.5	73.6

## 二、文獻回顧統整

表 2-7 統整前節 5 篇論文，以使用方法、使用之資料、資料處理、測試區域及結果之觀點列表。

表 2-7、文獻回顧統整

	Hu et al., 2016	Rizaldy et al., 2018	Zhao et al., 2018	Solián et al., 2020	Huang et al., 2021
使用方法	CNN	FCN	Multi-Scale CNN	簡化 SegNet	GraNet
資料	中國南部空載光達資料	AHN3 資料集 ISPRS 資料集	ISPRS 資料集	AHN3 資料集 ISPRS 資料集	ISPRS 資料集 LASDU 資料集 DALES 資料集
資料處理	高程最大、最小、平均值組成特徵影像	以最低點高程值、強度值、返回數和局部高程差做特徵影像	高程、強度值、粗糙度建立特徵影像，多尺度分 8 種地物	除了點雲高程值，加入強度值、反射數目及最低高程差納入特徵	使用空間關係感知及波段關係感知自動化找到各類別特徵
測試區	ISPRS 資料集測試區	荷蘭、ISPRS 資料集	德國 Vaihingen	荷蘭、德國 Vaihingen	德國 Vaihingen、中國張掖、加拿大 City of Surrey
結果	平原及山區成果佳，且優於商用軟體	整體誤差及第一型誤差表現較好，且測試計算效率有明顯改善	多地物分類表現優於其他傳統方式	成果優於傳統及基於點雲作法	成果較其他同測試區之文獻，多地物分類成效明顯

隨著深度學習方法於眾多領域中提出與修改，形成百家爭鳴之局面，可針對特定應用方式做出最佳之表現。統整點雲分類之任務而言，根據資料輸入之作法可分為以下三種方式：投影為二維特徵影像之方式、投影為三維體素(voxel)之方式及基於點之方式。在大部分文獻所提出之方法，投影為二維特徵影像之方式使用比例較高，其將點雲資料投影成單張或多張二維影像，並由影像辨識演算法進行分類，如：SnapNet (Boulch et al., 2018)、TangentConv (Tatarchenko et al., 2018)、第一篇文獻提及之 CNN (Hu et al.,

2016)等。此類方法可節省對於運算圖徵之資源，加快效率，但對於投影視角、影像張數較為敏感，同時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式中，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：SEGCloud (Tchapmi et al., 2017，架構如圖 2-14 所示)、ScanComplete (Dai et al., 2018)等。此類方法雖保留了點雲之三維資訊，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。

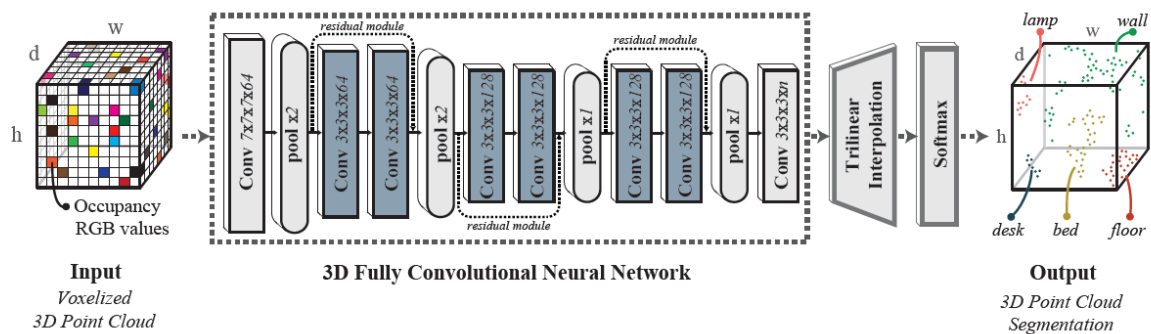


圖 2-14、SEGCloud 網路架構圖(取自 Tchapmi et al., 2017)

最後，在基於點之方式中，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。雖然此種方法保留了最細緻的幾何特徵，但因為點雲之無序性，在進行局部特徵萃取時會較為耗時。PointNet++之網路結構圖如圖 2-15 所示，原始點雲在輸入網路後，會經過多層次之結構進行特徵計算。首先對點雲進行採樣，並以採樣點為中心計算一定範圍內的點雲特徵，多次重複以上步驟後，再逐步以內插方式獲得各點之特徵向量並計算該點屬於各類別之分數。

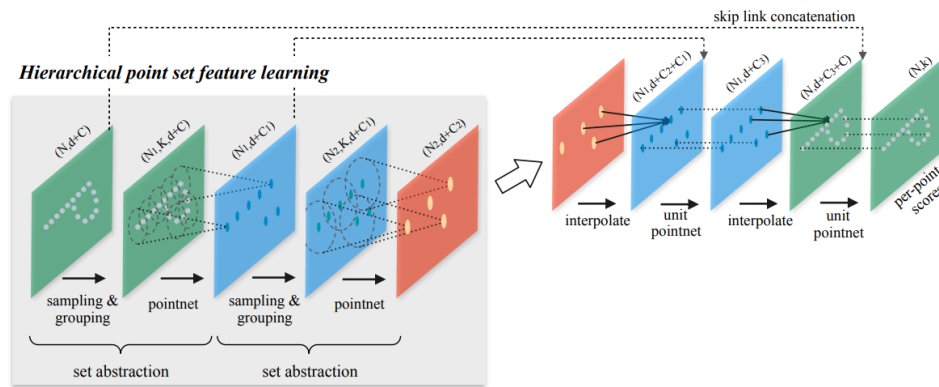


圖 2-15、PointNet++ 網路結構圖(改寫自 Qi et al., 2017b)

表 2-8 統整上述點雲資料輸入訓練 AI 網路之作法比較。透過文獻之方式，進行我國點雲資料之分類測試，於後續章節呈現資料之處理、分類成果、產製 DEM 及精度評估。由於投影為二維特徵影像訓練難度較低，相關文獻較豐富，模型訓練方向明確，同時硬體需求成本較低，能降低時間與資源消耗成本，因此本案先參考 Solián 等人(2020)之文獻採用之方法，採用投影式之方法，將點雲特徵投影至影像，並基於此特徵影像開發 AI 模型進行自動化點雲分類。

表 2-8、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
本案參考之文獻	Hu et al.(2016)、 Rizaldy et al.(2018)、 Zhao et al.(2018)、 Solián et al.(2020)、 Boulch et al. (2018)、 Tatarchenko et al., (2018)	Tchapmi et al. (2017)、 Dai et al. (2018)	Huang et al.(2021)、 Qi et al. (2017a)、 Qi et al. (2017b)

## 第參章、研究過程

### 一、資料之選定

以空載光達測製全臺灣之數值地形資料至今，目前仍持續測製及更新資料中。民國 104 年經濟部中央地質調查所已完成建置 99 年至 104 年資料庫，後續內政部於 105 年亦推動 DEM 資料之更新計畫，並於 108 年交由內政部國土測繪中心持續辦理，目前內政部專案之辦理範圍可參考第壹章圖 1-2 所示，尚持續進行中。

本案以機關提供之至少 20 幅五千分之一圖幅之空載光達點雲資料成果進行訓練，由於目前在都市區及平原區已可透過半自動方法獲取精度相對穩定之產製成果；然而在丘陵區及山區等植被覆蓋較密集之區域，因雷射點無法有效穿透到達地面，尚須以大量人工方式篩選出地面點。因此規劃將測試資料以地形劃分並分別訓練及測試，地形規劃包含：平原、都會、丘陵及山區。地形分類基本上根據民國 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。都會區則參考內政部營建署城鄉發展分署提供之都市計畫使用分區圖界定都會區之範圍。

資料選定考慮由最新版本之資料進行測試，由於內政部專案尚執行中，因此選定 105 年至 109 年辦理之範圍作為資料選定之參考，即臺灣本島之中南部區域。除了地形分類以「LiDAR 測製數值高程模型及數值地表模型標準作業程序(草案)」為依據外，考慮為了讓 AI 更能順利進行訓練，因此透過地面點孔洞分析圖(內政部國土測繪中心，2020)及穿透率(Laser penetration index, LPI)(李崇誠等，2016)選擇資料精度較佳之圖幅，並針對選定訓練資訊之其中若干圖幅進行分類評估。

穿透率為單位統計網格內雷射發射之數量與穿透森林冠層到達地面雷

射數量之比例(如式 3-1 所示)，用來評估地面點是否密集，穿透率之好壞將會影響 AI 模型之評估，因此透過每幅資料計算得出之 LPI 作為選定訓練資料之參考，理想上區塊之穿透率佳之情況會使 AI 模型學習較多地面點之資訊進而將訓練進入收斂情形。以穿透率為統計指標進行展圖，參考如圖 3-1 所示，其中紅色表示穿透率高，理想上易讓 AI 進行訓練。

$$\text{穿透率(LPI)} = \frac{N_{grd}}{N_{pulse}} \dots\dots\dots \text{式 3-1}$$

$N_{grd}$ ：穿透森林冠層到達地面之雷射數量；

$N_{pulse}$ ：雷射發射數量。

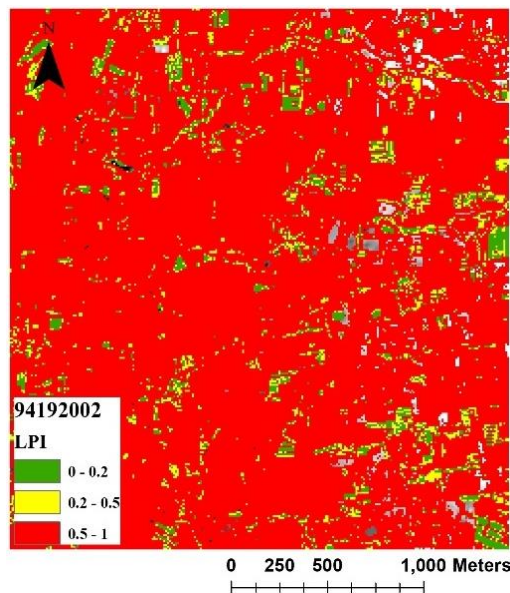


圖 3-1、94192002-菁埔之穿透率圖

在資料選定作業中，除了 LPI 參考以外，亦可以參考孔洞圖來推估該地區地面點雲之密度。孔洞圖為將地面點雲進行三角剖分之分析，以點雲為三角形頂點可將整張圖剖成數個三角形，取三角形最大之邊長視為該三角形之孔洞範圍。因此當孔洞愈大，地面點愈稀疏；反之，當孔洞愈小，地面點愈密集。而儀器品質亦能導致孔洞之多寡，若品質不理想則會導致孔洞布滿所有圖幅。理想上孔洞愈小之處，代表該區域可有足夠條件讓 AI 模型學習，分類成果會愈好，孔洞圖參考如圖 3-2 所示。



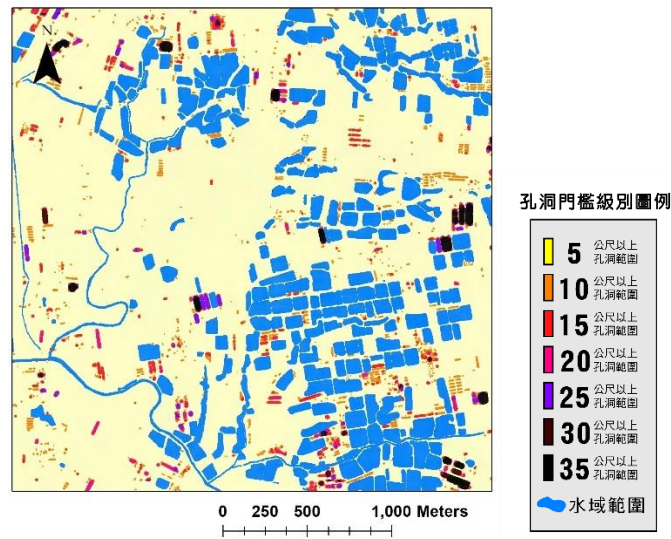


圖 3-2、94192002-菁埔之孔洞圖

本研究對於平原、丘陵、山地等圖幅區域，目前先以穿透率達 0.5 以上比例多與孔洞少之圖幅為原則，由圖形視覺化方式進行資料選定，平原區有較高比例之穿透率可達 0.5 以上；而丘陵及山地圖幅多半穿透率不足 0.5，可轉由參考孔洞圖，儘量選擇孔洞範圍小且數量少之圖幅。因這類圖幅之地面點多且完整，理想上容易讓 AI 進行訓練，而不因資料品質影響 AI 穩定。表 3-1 統整申請之圖幅資料，4 類地形各有 35 幅，共計申請 140 幅。清冊資訊可參考附錄 E。

表 3-1、申請圖幅表

項次	都會	平原	丘陵	山地
1	94181012 歸仁	94181053 九鬮	94181004 許厝湖	94192010 曾文三橋
2	94182003 楠梓	94181061 鴨母寮	94181055 山河壽	95183019 霧台(三)
3	94182012 右昌	94182060 廣安	94181056 外安	95183038 瑪家(二)
4	94182030 屏東市北部	94184060 路竹西部	94181065 新興	95183039 好茶(三)
5	94182039 清溪里	94184080 維新	94181075 尖山	95183040 好茶(二)
6	94182057 翁公園	94191015 塗溝	94182007 坑內	95184008 扇平(一)

項次	都會	平原	丘陵	山地
7	94182064 高雄機場	94191031 新莊	94182017 和山村	95184028 萬山(一)
8	94182065 孔宅	94191036 南靖	94182076 大坪頂	95184089 佳暮(四)
9	94182067 過溪	94191041 龜佛山	94191038 坑仔背	95191003 自忠
10	94182096 林園	94191054 藥店口	94191039 石路仔	95191023 霞山(四)
11	94184009 台南市東部	94191065 烏樹林	94191048 竹子門	95191062 田溪山(一)
12	94184010 後甲	94192002 菁埔	94191049 內崎內	95193004 三腳南山
13	94184018 鹽埕	94192012 南廊	94191099 大洋	95193023 二層坪
14	94184019 大林	94192032 六分寮	94192035 六雙	95193027 籐包山(四)
15	94184039 圍子內	94193056 義合村	94192045 尖山	95193035 五里埔
16	94184090 彌陀	94194038 考試潭	94192068 九層林	95193036 小林
17	94191008 嘉義市	94194039 樹林里	94192069 芒子芒埤	95193051 糖子恩山
18	94191018 嘉義市南部	94194090 歡雅	94192070 北寮	95193098 新發(二)
19	94191073 新營	94201050 埔尾	94192079 山尾寮	95194056 石壁腳
20	94192013 二鎮	94202004 王厝寮	94192085 三十六崙	95194066 石崁頂
21	94193030 麻豆	94202005 新莊子	94192089 南化	95201045 車坪崙
22	94193037 佳里	94202006 開墾地	94202080 葉子寮	95202034 風櫃斗
23	94193088 海尾寮	94202034 埤腳	94202089 松子腳	95202057 望鄉工作站(三)
24	94194020 朴子	94202035 興新	94202090 內埔子水庫	95203057 外湖(三)
25	94202018 虎尾	94212098 西勢湖	95201061 集集	95203067 草嶺(四)
26	94202029 斗南	95174002 打鐵村	95203025 興園	95203096 四大王山
27	95174021 林邊	95183001 洛陽	95203043 古坑	95212001 坑頭
28	95183053 內埔	95183014 錦隆村	95203053 大湖口	95212043 暗影山
29	95183072 潮州	95183051 西勢村	95203091 盧厝挖	95212053 金字凍
30	95203012 斗六	95183084 泗林農場	95204025 出水	95212054 頭櫃
31	95204008 草屯	95203004 九芎林	95204037 南投西部	95212092 肉豆寮

項次	都會	平原	丘陵	山地
32	95204054 田中	95204001 大崙	95204066 松柏坑	96203012 郡大溪 巒大溪交口(二)
33	95213016 四塊厝	95204062 成功	95204067 新厝	96204061 卓社 (四)
34	95213018 潭子	95213077 四德厝	95212098 史港	96213053 濁水山
35	95213071 頂荊桐 腳	95213091 金興	95213085 舊社	96213072 獨立尖 山

除上列圖幅外，本團隊亦與在我國有豐富空載光達 DEM 製作經驗之中興測量有限公司、詮華國土測繪有限公司及自強工程顧問有限公司接洽，詢問其在處理經驗上投入之人工編修成本較多與較少之圖幅範圍，作為本研究之外部測試資料，評估本研究建立之 AI 模型效能。第二次申請之圖幅如表 3-2 所列，圖幅地形多位於山地。同時亦提出基於點雲分類成果建立之 DEM 供廠商進行質性評估，並舉行座談會，透過實務經驗回饋研究成果。

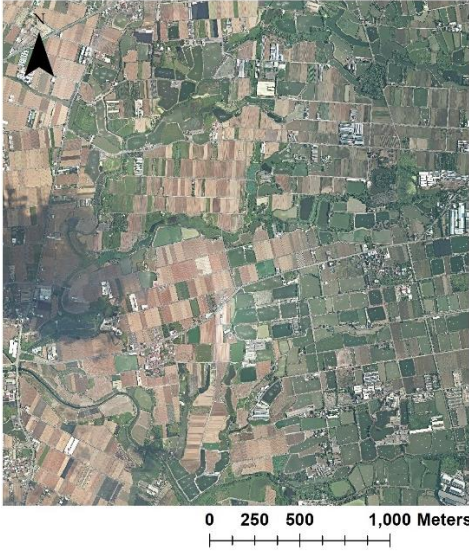
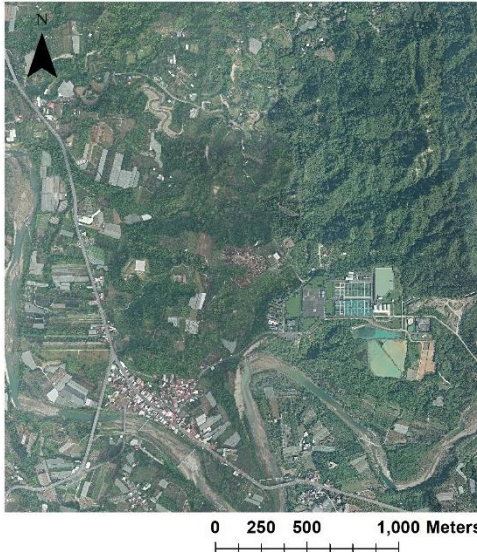
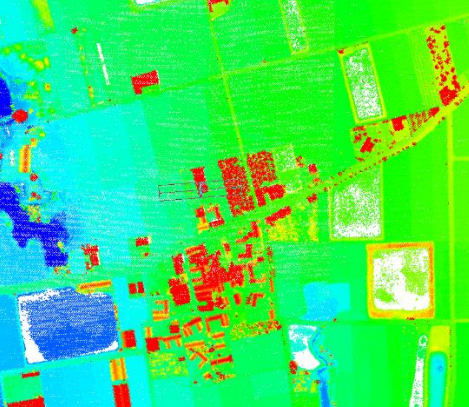
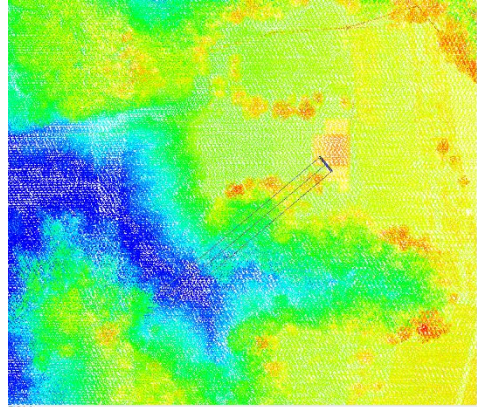
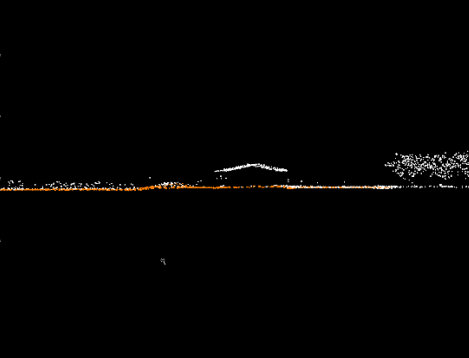
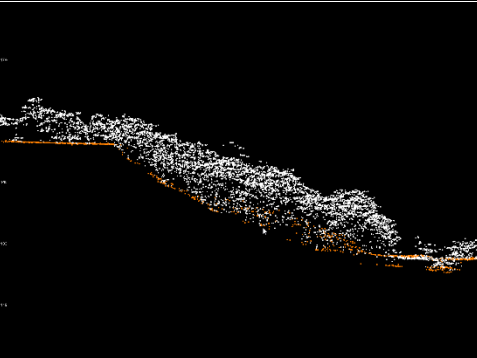
表 3-2、第二次申請圖幅表

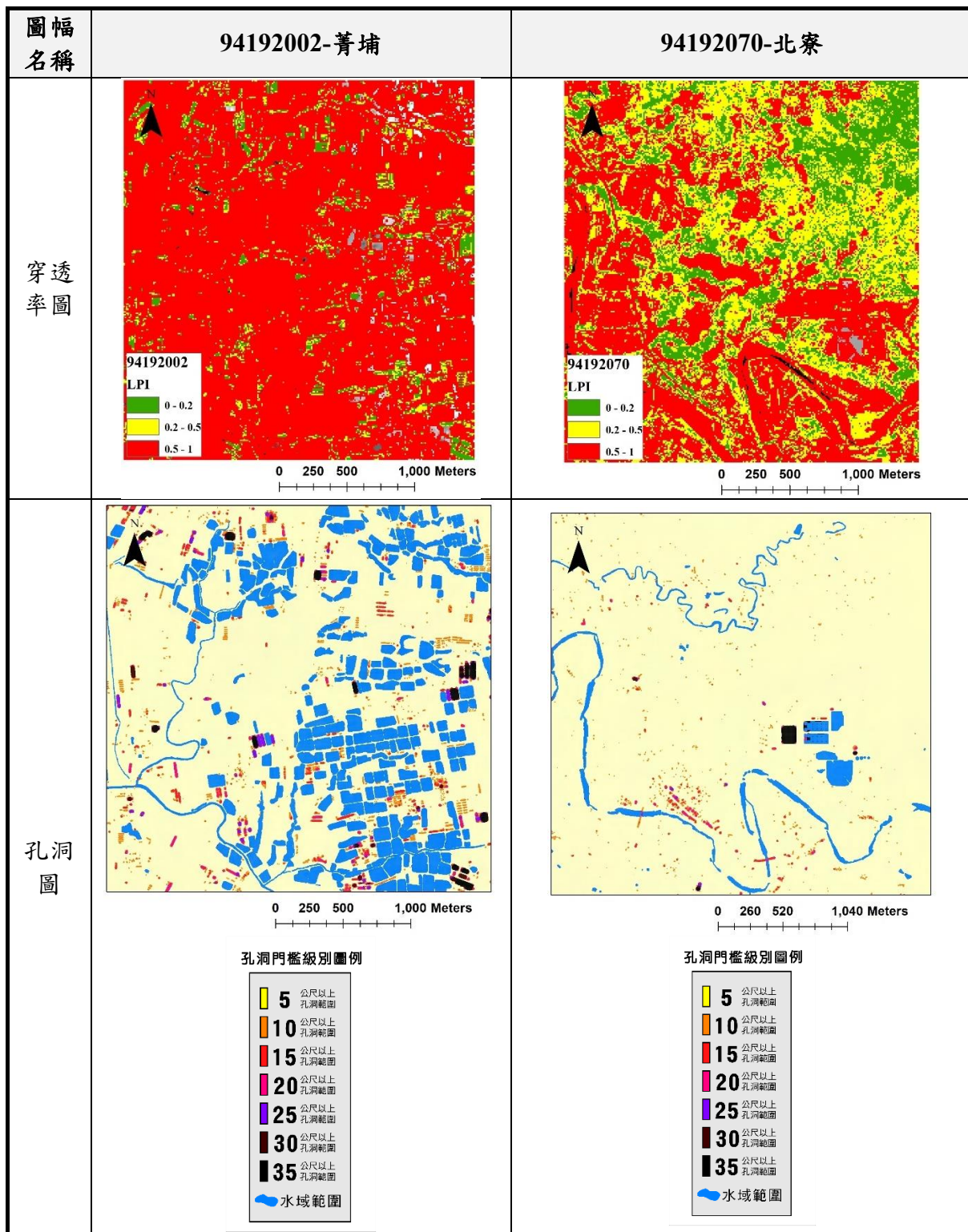
圖幅編號			
96213045 裡門山 (四)	96224063 新埔	96221098 塔開山	96222061 新光 (四)
96211022 烟聲瀑布 (一)	96224057 大北坑	96224010 中壢工 業區	96223064 清泉 (一)
97224092 波露山 (二)	96221099 福山	96224020 埔頂重 劃區	96222062 新光 (一)
97224082 波露山 (一)	96222027 尖山	95193002 風吹嶺	96204034 曲冰 (二)
96211031 烟聲瀑布 (三)	97233001 後店	95193003 火燒寮	96222003 榮華 (四)
96214007 三榮山 (四)	96223054 茅圃	96211021 烟聲瀑布 (四)	96214006 榛山 (一)
96213087 廬山溫泉 (四)	95201065 車埕	96214023 佳仁山 (四)	97233011 三板橋
96204035 尖臺山 (三)	96224056 清水	96214031 東流水 山(三)	96223065 石鹿 (四)
96211011 大霸尖 山(三)	95222041 水尾	96222052 秀巒 (二)	96223063 清泉 (四)

表 3-3 比較 94192002-菁埔(平原)及 94192070-北寮(丘陵)兩圖幅之正射

影像、點雲資料、地形剖面(橘色為地面點、白色為非地面點)之情形，其中顯示當植被較為密集之處，地面點顯示較不連續，於後續章節說明訓練前於地面點資料之改善情形。

表 3-3、平原與丘陵資料情形

圖幅名稱	94192002-菁埔	94192070-北寮
正射影像		
點雲資料		
地形剖面		



由於光達資料涉及機敏資訊，須以不對外連線之操作。而 AI 需使用一定程度之設備及環境才能評估其工作效益，因此本團隊洽詢財團法人國家實驗研究院國家高速網路與計算中心(以下簡稱國家網路中心)相關操作配

套，操作流程如圖 3-3 所示。使用者僅本案列出之人力，並有專人控管，使用者須先申請管制申請書，通過後以虛擬桌面基礎結構(Virtual Desktop Infrastructure, VDI)進入虛擬桌面，使用光達資料之情形時須在 GPU 容器 (GPU container)中操作，而整體過程皆為私用 IP (Private IP)中操作，非相關人員不會進入操作外，並由國家網路中心進行監控。本團隊與國家網路中心簽訂保密協議(內容可參閱附錄 G)，透過國家網路中心之協助下，已完成架設環境並進行 AI 資料測試，光達點雲資料則由本團隊親送至國家網路中心。

NCHC TWCC / 公部門雲機敏資料傳遞管理

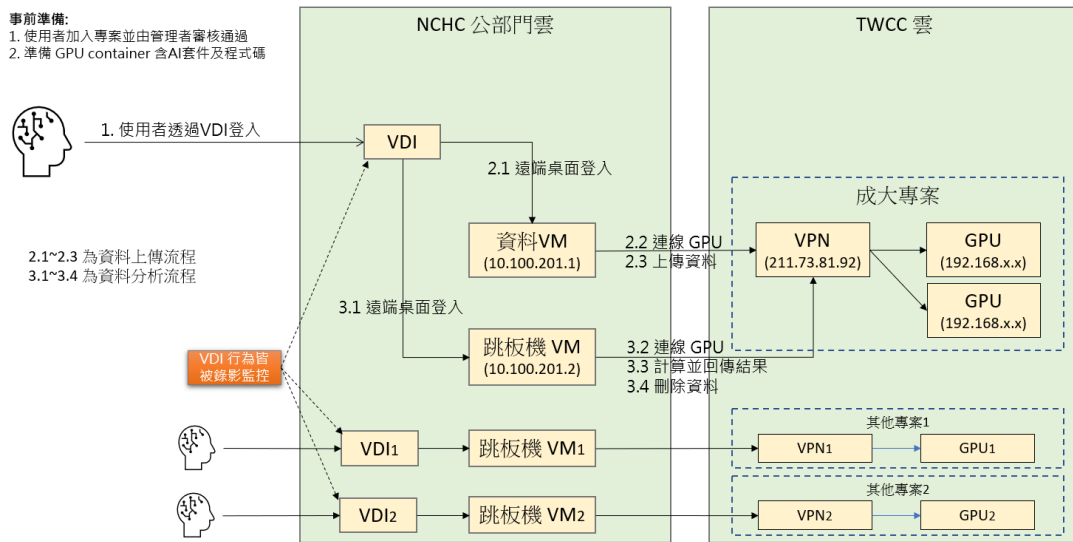


圖 3-3、光達資料使用於國家網路中心服務之配套示意圖

## 二、點雲前處理機制

### (一) 基於 AI 地面點分類器之地面點產製流程

AI 點雲分類器訓練步驟如圖 3-4 所示，對於輸入之空載光達點雲，首先進行點雲資料之前處理，產生基於點雲特徵資訊之特徵影像和對應之標記資料，並將產生之資料輸入 AI 模型進行訓練，建立 AI 點雲分類器。

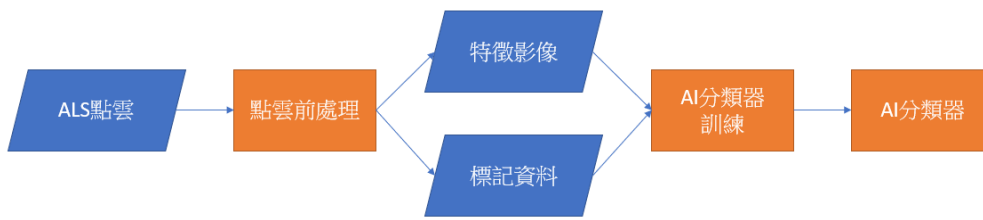


圖 3-4、AI 點雲分類器訓練步驟示意圖

完成分類器訓練後，以 AI 模型即可應用於點雲分類之任務，步驟如圖 3-5 所示。首先針對空載光達點雲，萃取點雲特徵資訊以產生特徵影像(投影)，並輸入 AI 分類器之後輸出分類成果。對於輸出之影像分類成果，再將分類資訊反投影至點雲，獲得完成分類之空載光達點雲資訊。最後將完成分類之點雲資料，應用於後續 DEM 之產製任務。



圖 3-5、AI 點雲分類成果步驟示意圖

## (二) 資料前處理

為了將空載光達點雲資料進入 AI 模型並進行訓練，本步驟使用投影為二維特徵影像之方式，將點雲資料轉為特徵影像方式進入訓練，且為了讓機器有足夠特徵進行學習，亦針對地面點資訊、水體資料及影像缺失資料進行處理，最後並針對不同值域之特徵進行標準化，讓訓練得以穩定而收斂。整體而言，資料前處理方式依序為：特徵影像建立、影像缺失資料處理及特徵影像波段資料標準化，以下逐項詳細說明各處理方式。

### 1. 特徵影像建立

本研究參考第貳章第一節第四篇 Solián 等人(2020)採用之方法，萃取光達點雲資料之特徵資訊，建立特徵影像作為訓練資料，進行 AI 分類器訓練，其示意圖如圖 3-6 所示，概念為將空載光達點雲資料，自下而上沿高程方向進行正射投影，將點雲資料投影至影像網格中，並參考點雲資料密度，設定空間解析度為  $1\text{ m} \times 1\text{ m}$ 。對於所有投影

至同一網格中之點資料，萃取最低高程點之特徵資訊與點雲標記資訊，組成特徵影像與標記影像供 AI 訓練。

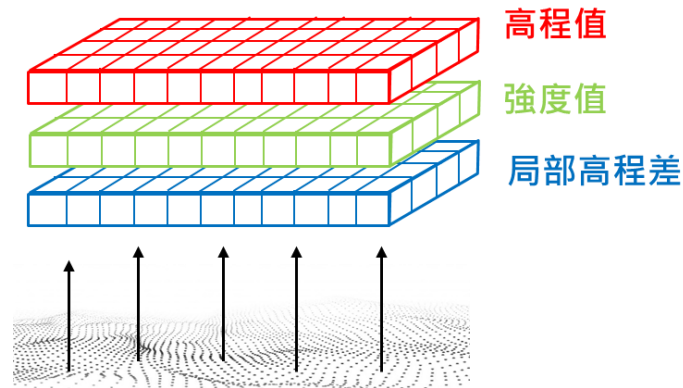


圖 3-6、點雲資訊萃取及假色影像組成示意圖(參考 Solián 等人(2020))

特徵資訊選取方面，本研究共採用兩組點雲特徵組合來建立特徵影像。第一種特徵影像組合為 Solián 等人(2020)於文獻中使用之高程值、強度值和局部高程差特徵組合。其中「局部高程差」資訊係以某網格為中心，四周向外延伸一定範圍之矩形罩窗(mask)，並將該網格之高程值，和罩窗內之最低高程值相減而得。依照文獻所述，局部高程差 20m 係由網格中心向外延伸 10 公尺，而特徵資料相關數值則參考文獻之資料點密度觀點進行設定，後續以「局部高程差(20m)」表示，「局部高程差(40m)」亦同。

第二種特徵影像組合為本研究所設計，如圖 3-7 所示。本研究考量臺灣地區空載光達點雲資料係由多間不同之測繪廠商分別測製，其使用之儀器品牌不盡相同，圖幅間強度數值表現有所差異，且同一幅圖幅內各航帶飛航時間亦不盡相同，伴隨不同光達點入射角變化，使光達點雲之強度特徵數值表現不穩定。因此本研究為避免強度資訊干擾，將 Solián 等人(2020)使用之特徵組合進行調整，將其中之強度值特徵資訊，抽換為網格向外延伸 20 公尺之局部高程差資訊(局部高程差 40m)。如此特徵影像係單純以幾何特徵組合而成，同時藉由不同大小罩窗之局部高程差設計，獲取多尺度之空間資訊。本案兩種特徵影



像組合如表 3-4 所示，所組合之特徵影像皆為假色影像。

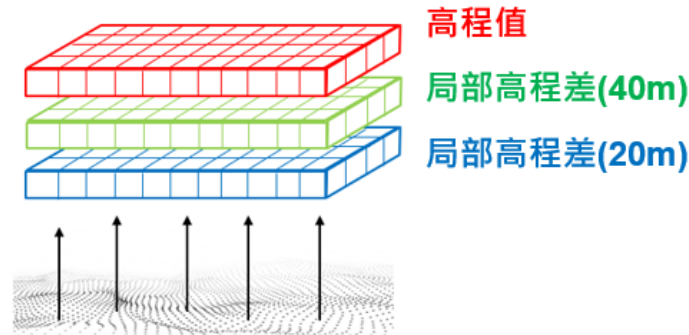


圖 3-7、點雲資訊萃取及假色影像組成示意圖(本研究設計)

表 3-4、特徵影像之特徵組合對照

波段	Solián et al.,(2020)	本研究設計之組合
R	高程值	高程值
G	強度值	局部高程差(40 m)
B	局部高程差(20 m)	局部高程差(20 m)

由於特徵影像為多波段類型之資料，且資料格式皆為浮點數之型別表示，因此以 TIFF 格式作為特徵影像資料之格式，並分別將選用之點雲特徵置入特徵影像之波段中，組成假色影像；標記資料型別則以整數且單一波段之方式記錄，並考量選定資料格式須無失真壓縮之特性，因此以 PNG 格式作為標記資料之格式，保持資料品質同時維持資料儲存效率。資料標記值參考如表 3-5 所列。

表 3-5、資料標記

標記	對應地物
0	非地面點
1	缺失資料
2	地面點

## 2. 影像缺失資料處理

臺灣多數地區植被種類複雜且枝葉繁茂，以致在收集空載光達資料時，常有穿透率不足之情形，在點雲資料標記上，僅標記可信度較

高之點雲資料為地面點，以符合 DEM 測製精度。如圖 3-8 顯示，以臺灣原始之空載光達點雲資料建立標記影像資料時，由於是以投影為二維平面之方式產製，視覺上常有地面點(圖中白點)、非地面點(圖中黑點)、缺失資料(圖中灰點)等交錯排列之情形。



圖 3-8、點雲資料原始標記影像

缺失資料依其出現原因，主要歸納以下兩類：

1. 零星分布之缺失資料：此類缺失資料的出現，主要是因為該像元對應之空間範圍為雷射掃描射線之縫隙，以致該處無點雲資料分布。此類缺失資料通常以零星形式出現，隨機散布於特徵影像及標記影像上。
2. 水體資料：此類缺失資料，主要是因為該像元對應之空間範圍為水體，自光達發射之雷射訊號無對應之雷射訊號返回所致。雖然在部分水深較淺處仍會有點雲資料分布，但該處資料受水體吸收和折射影響，觀測數值不穩定，資料趨勢不明顯，需另尋手段過濾，以維持 AI 資料特徵學習成效。此類缺失資料出現比例高，並在標記影像上佔據一定面積。

以臺灣原始空載光達點雲資料建立之標記影像資料，其交錯排列

之地面點、非地面點和缺失資料，在標記影像上容易形成類似「椒鹽雜訊(Salt-and-pepper Noise)」之現象。椒鹽雜訊為影像處理領域之用詞，用以描述雜訊於均值環境離散分布之狀況，如同胡椒與鹽巴般灑落。對於現今主流之卷積神經網路而言，其自編碼器(Auto-encoder)、自解碼器(Auto-decoder)之架構對此類空間細節之保存能力欠佳，易使影像分類精度受限。為了減少此類椒鹽雜訊對影像分類成果之影響，本研究分別對點雲和影像資料進行前處理。

### (1) 點雲資料前處理

本研究以點雲垂直剖面檢視我國之原始點雲資料，如圖 3-9 所示，該圖中橘點表示地面點、灰點表示為非地面點、紫點表示 DEM 資料內各像元之中心高程點。圖 3-9 係平坦地區光達點雲之垂直剖面，並有一棟建物之垂直輪廓，建物輪廓皆分類為非地面點。經由地面點內插後產製之 DEM 將會趨近於圖中之紫點，若 DEM 滿足測製精度條件(如 1 公尺精度)時，只需特定範圍內幾個地面點即可內插，因此不會納入所有趨近於紫點之點圖徵(但真實情形有可能為地面點)。此時將導致對於鄰近之點雲資料，高程雖然相近，卻有不同類別之點雲標記，如圖中橘點與灰點穿插排列之情形。

期待 AI 分類精度能夠提高時，需考量資料能貼近真實情形時，必須將資料可能為真實世界是地面點之點圖徵，轉換為地面點類別。考量空載光達資料之垂直觀測精度，以及地表覆蓋的連續性，本研究認為部分被標記為非地面點之點雲資料，應有被標記為地面點之潛力，倘若能夠合理增加地面點樣本數量，將可望減少影像椒鹽雜訊之影響，同時也能穩定輸入 AI 模型訓練之資料趨勢，增加 AI 對資料特徵的學習成效。

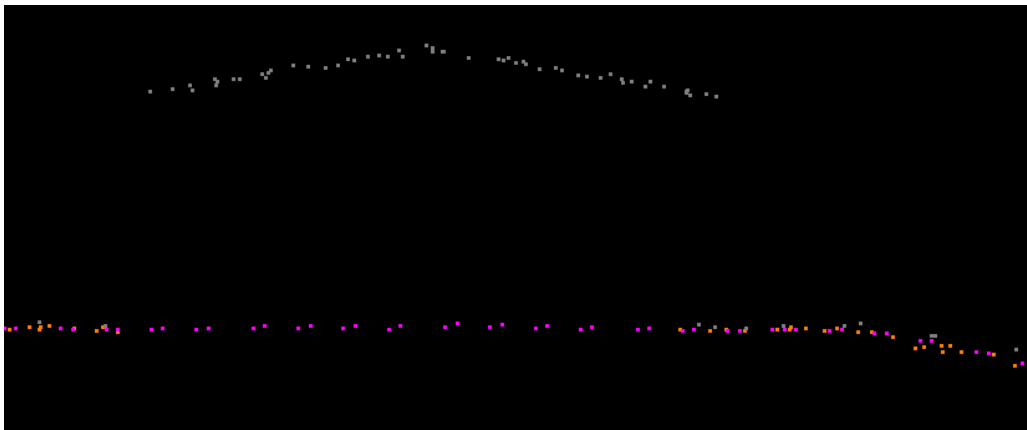


圖 3-9、點雲資料原始垂直剖面圖

如式 3-2 所列，本研究考量空載光達資料之垂直觀測先驗精度 $\sigma$ ，倘若選定之光達點雲之高程值 $h_i$ ，和其對應 DEM 範圍之高程值  $h$ ，其兩高程值差之絕對值小於兩倍 $\sigma$ ，則視該光達點雲為地面點，此作法示意圖如圖 3-10 所示，所有圓點為光達點雲，像元範圍內找到最低高程點為特徵影像標記，即圖中黑框標記之光達點。透過 2 倍先驗精度之框選可將接近地面之非地面點改為地面點之標記，如圖中之綠點即為改變標記類別之光達點。

$$|h_i - h| < 2\sigma \dots\dots\dots \text{式 3-2}$$

- $h_i$ ：光達點雲之高程值；
- $h$ ：對應 DEM 範圍之高程值；
- $\sigma$ ：垂直觀測先驗精度。

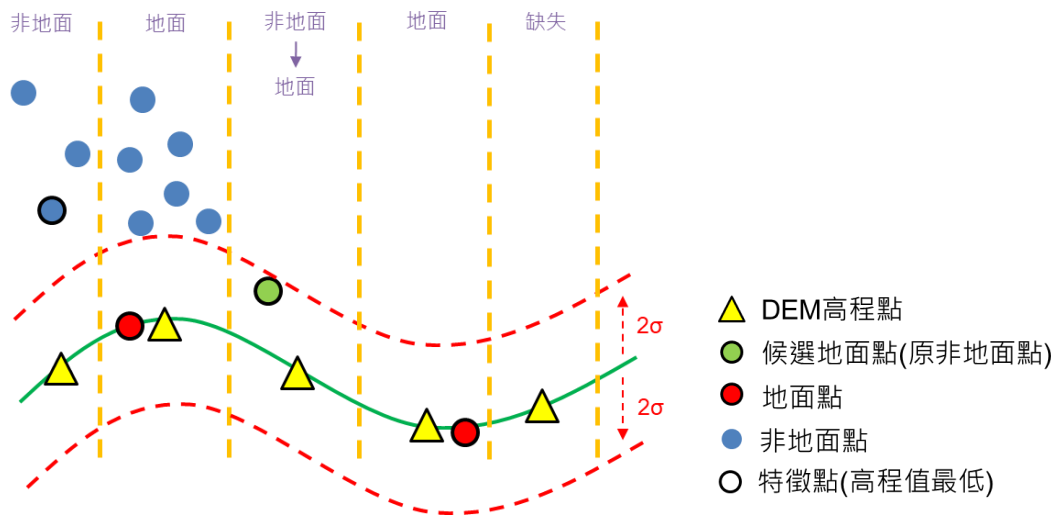


圖 3-10、點雲資料前處理示意圖

本研究所使用之 DEM 資料為內政部及國土測繪中心 105 至 109 年度之 DEM，係透過本案申請之點雲圖幅所建立，空間解析度為 1 公尺。對同樣圖幅之點雲，使用對應圖幅之 DEM 進行合理地面點劃分。

圖 3-11 為原始光達點雲剖面，圖 3-12 為考量垂直觀測精度進行點雲前處理後之光達點雲剖面，其中兩圖橘點為地面點、灰點為非地面點。由兩圖差異顯示，經前處理之點雲，其可獲得較密集之地面點分布。由圖 3-13 點雲標記資料顯示，經前處理之點雲，其影像椒鹽雜訊現象可以獲得明顯改善。



圖 3-11、原始光達點雲資料



圖 3-12、前處理後之光達點雲資料

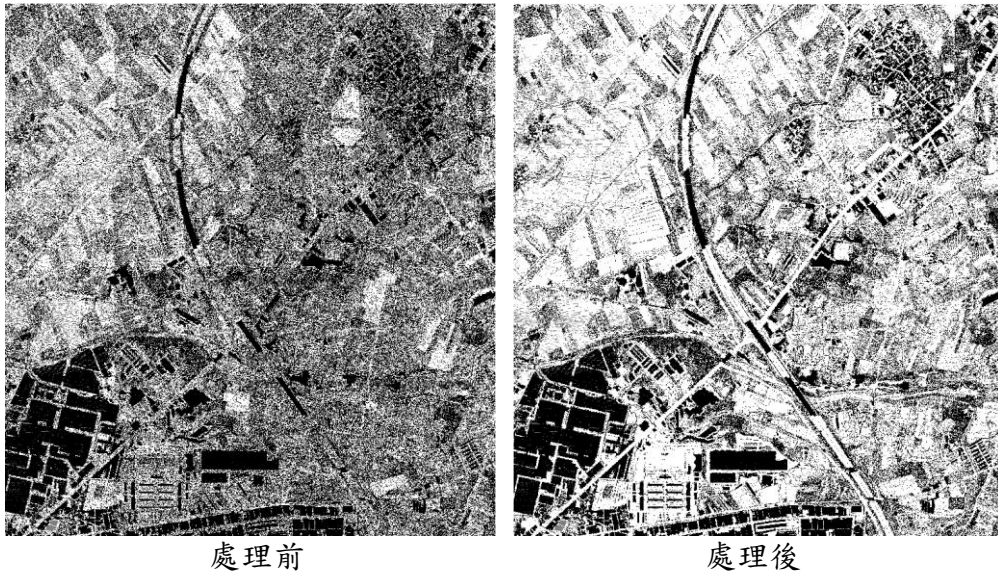


圖 3-13、DEM 前處理前、後之標記資料(95203004-九芎林)

## (2) 水體資料覆蓋

水體範圍之光達資料，受水體吸收和折射影響，使觀測數值不穩定。為減少影響 AI 學習成效，本研究將面狀之水體區域以水線圖向量檔套疊，並將對應像元之標記資料記錄為 1，即缺失資料；在特徵影像上，水線資料範圍內之像元數值則透過內插的方式進行數值調整，維持數值資料變化之連續性。

## (3) 影像缺失資料數值內插

點雲資料經特徵影像建立機制，投影為特徵影像時，可能因光達雷射掃描射線之縫隙，或因本研究水線圖向量檔之覆蓋，而產生大量標記為缺失資料之像元(如圖 3-14 左圖黑色部分)。為維持資料數值變化連續性，減少訓練資料上不必要影像數值梯度出現，本研究對於特徵影像上之缺失資料像元進行雙線性內插，補足影像上無數值資料之範圍，加強 AI 訓練穩定性。

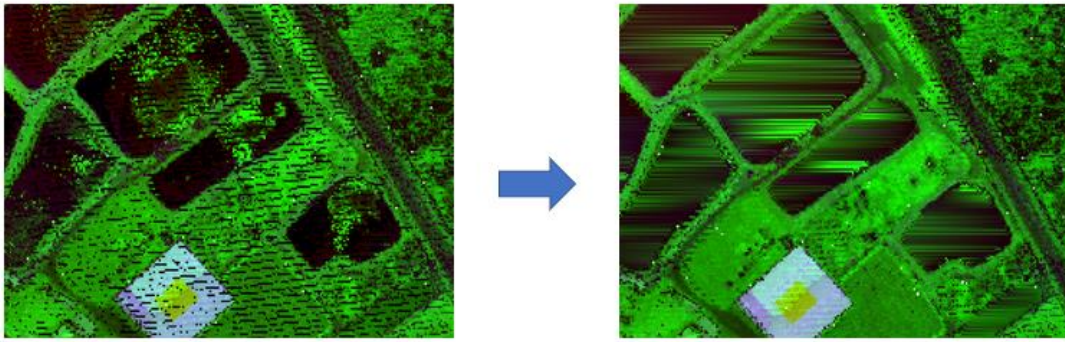


圖 3-14、影像缺失資料由固定值填充(左)轉為雙線性內插(右)成果圖

### 3. 特徵影像波段資料標準化

由於萃取之各種特徵資料數值之值域皆不盡相同，為了維持輸入資料數值之穩定性，並增加模型收斂速度，本研究另外對輸入資料進行標準化。在特徵影像建立後，統計各波段像元數值之標準差，並將整體波段之數值同除標準差後，即為標準化，如圖 3-15 所示，資料數值範圍經由標準化後，可將數值縮放至彼此相近之範圍。

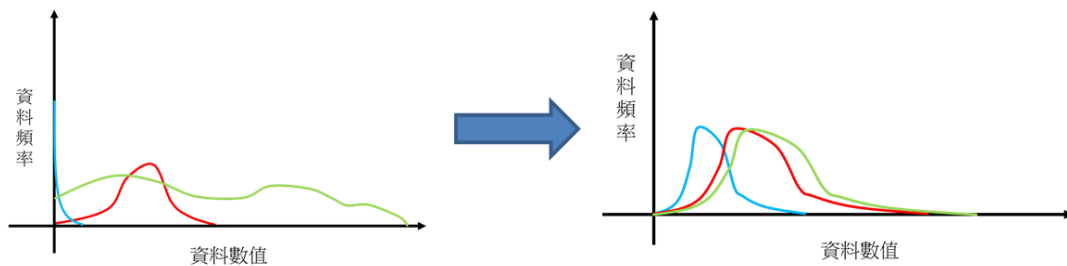


圖 3-15、數值標準化示意圖

## 三、AI 模型訓練

本節介紹本案訓練資料之分類、AI 模型架構之選擇、使用之損失函數 (Loss Function) 及本案進行訓練資料所使用之硬體設備與環境。

### (一) 訓練資料

由於本研究考量使用 Solián 等人(2020)採用之特徵組合中包含點雲強度值資訊，其主要受「地表」覆蓋所影響。本研究考量不同地表覆蓋之環境，光達點雲強度值趨勢不同，在模型訓練時容易使 AI 特徵學習混淆，故於模

型訓練前先進行訓練資料分類，以穩定 AI 特徵之學習成效。依照地表覆蓋狀況之不同，本研究將表 3-1 之申請資料，由 4 類地形資訊改依人工分類為城市區、農田區、森林區等地表覆蓋之三類資訊。

「城市區」資料表示該圖幅主要地貌為密集建築物之覆蓋，其範例圖幅如圖 3-16 所示。本研究共選取 33 幅圖幅，建立城市區資料集，選定之圖幅編號如表 3-6 所列。



圖 3-16、城市區資料範例圖幅正射影像

表 3-6、城市區資料

城市區資料			
94181012 歸仁	95213016 四塊厝	94194020 朴子	94182003 楠梓
94182012 右昌	95204008 扇平(一)	94202018 虎尾	94182067 過溪
94184090 彌陀	94182030 屏東市北部	94202029 斗南	94184039 園子內
94182039 清溪里	94184009 台南市東部	95183072 潮州	94193030 麻豆
94191073 新營	94191018 嘉義市南部	95203012 斗六	95183053 內埔
94182065 孔宅	94182064 高雄機場	94184019 大林	95213018 潭子
94182096 林園	95213071 頂荊桐腳	95204054 田中	94192013 二鎮
94193037 佳里	94191008 嘉義市	94184018 鹽埕	94193088 海尾寮
94184010 後甲			



「農田區」則表示該圖幅地貌主要為低密度之植被，包含經濟作物、糧食作物等覆蓋區，偶有零星建物分布，其範例圖幅如圖 3-17 所示。本研究共選取 35 幅圖幅，建立農田區資料集，選定之圖幅編號如表 3-7 所列。



圖 3-17、農田區資料範例圖幅正射影像

表 3-7、農田區資料

農田區資料			
94181053 九鬮	95204066 松柏坑	94202035 興新	94191065 烏樹林
95204067 新厝	94192032 六分寮	94192002 菁埔	94202034 風櫃斗
94182060 廣安	94193056 義合村	94191031 新莊	95213077 四德厝
94184080 維新	95194038 考試潭	95183001 洛陽	94194039 好茶(三)
94191015 塗溝	95183014 錦隆村	94194090 歡雅	95183051 西勢村
95213091 金興	95203004 九芎林	94201050 埔尾	94184060 路竹西部
94191041 龜佛山	94202004 王厝寮	95204001 大崙	95174002 打鐵村
94191054 藥店口	94202005 新莊子	95204062 成功	94182057 翁公園
94212098 西勢湖	94202006 開墾地	94192012 南廊	

「森林區」則主要地貌為高密度之樹林覆蓋區，其位置大多為山區，亦可包含平原、丘陵等地形環境，其範例圖幅如圖 3-18 所示。本研究共選取 58 幅圖幅，建立森林區資料集，選定之圖幅編號如表 3-8 所列。



圖 3-18、森林區資料範例圖幅正射影像

表 3-8、森林區資料

森林區資料			
95193036 小林	94181004 許厝湖	96213072 獨立尖山	94182007 坑內
94181056 外安	95183038 瑪家(二)	95183019 霧台(三)	94192035 六雙
94181065 新興	95183040 好茶(二)	95202034 風櫃斗	94181055 山河壽
94181075 尖山	95184008 扇平(一)	94192085 三十六崙	94192079 山尾寮
95204025 出水	95184028 萬山(一)	94192010 曾文三橋	95212053 金字凍
95201045 車坪崙	95191023 霞山(四)	95203057 外湖(三)	95184089 佳暮(四)
94191049 內崎內	96213053 濁水山	95191062 田溪山(一)	95193027 藤包山(四)
94191099 大洋	94192068 九層林	95203096 四大天王	95193098 新發(二)
95203043 古坑	95203091 盧厝挖	95193004 三腳南山	95183039 好茶(三)
94192045 尖山	95193023 二層坪	95193051 糖子恩山	95203067 草嶺(四)
95203025 興園	95193035 五里埔	95212043 暗影山	95202057 望鄉工作站(三)
95212001 坑頭	94182017 和山村	96203012 郡大溪巒大溪交口(二)	96204061 卓社(四)
95201061 集集	94191039 清溪里	94192069 芒子芒埤	95212092 肉豆寮
94192089 南化	95194056 石壁腳	94202090 內埔子水庫	95191003 自忠
95212054 頭櫃	95194066 石崁頂		

其中部份圖幅分類時表現了上述兩類以上之資料分區特徵，如圖 3-19 即同時表現了森林區(圖中右上區域)和農田區(圖中左下區域)之資料特徵，故稱此類圖幅為「混合區」圖幅。此類資料在訓練上會造成 AI 特徵學習混淆，故將其加入測試資料，不參與模型訓練，僅作模型表現評估使用，選定之圖幅編號如表 3-9 所列。

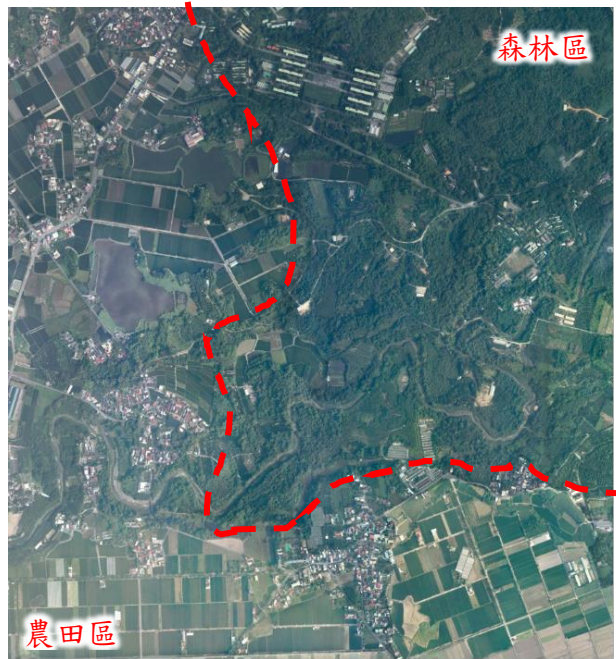


圖 3-19、混合區資料範例圖幅正射影像

表 3-9、混合區資料

混合區資料			
94181061 鴨母寮	95213085 舊社	94202089 松子腳	95204037 南投西部
94182076 大坪頂	94192070 北寮	94202080 葉子寮	95212098 史港
94191038 坑仔背	95174021 林邊	95203053 大湖口	94191048 竹子門

## (二) AI 模型選擇

本研究訓練資料為高空間解析度之光達點雲資料投影而得，空間細節眾多，且此類空間細節之分類正確程度將直接影響後續 DEM 產製之品質，故本案挑選之 AI 模型需有空間細節之保存能力。現今主流之深度學習架構，常透過殘差連結(Skip Connection)來進行空間細節之保存，避免微小之空間資訊在神經網路卷積計算之過程中被拋棄。基於此原因，本研究選擇 UNet 架構之神經網路進行 AI 模型訓練。

UNet 架構之神經網路，常用於醫學影像或衛星影像等分類任務，此類資料之特色在於即使訓練資料有限，但空間細節之保持能力甚為重要，應用前提和本研究相近。同時為使模型輕量化，減輕參數運算負擔和硬體限制，本研究對經典 UNet 網路進行調整，將其編碼器(Encoder)部份調整為 MobileNet 架構，組合成 MobileNet-UNet 網路，進行本研究之 AI 模型訓練，其網路架構如圖 3-20 所示，圖中灰色箭頭表示殘差連結。

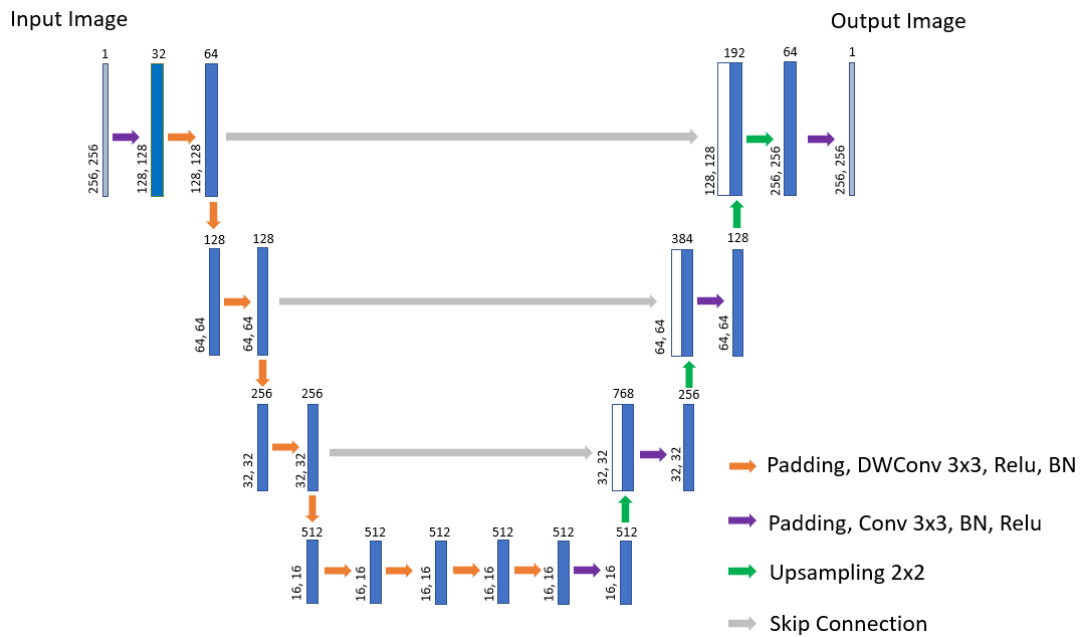


圖 3-20、MobileNet-UNet 網路架構

圖 3-20 表示本研究採用之 MobileNet-UNet 網路架構，表達影像輸入神經網路後一系列卷積(Convolution，簡寫為 Conv)之過程，DWConv 則為深度分離卷積(Depthwise convolution)可對影像逐個波段進行卷積運算。在卷積過程會透過邊緣數值填充(Padding)避免影像大小在卷積過程發生變化，同時以線性整流函式(Rectified Linear Unit, ReLU)做為激勵函數(Activation Function)，並進行批次正規化(Batch Normalization)，加速模型收斂並穩定模型收斂效果。

### (三) 損失函數

本研究在影像資料標記上有地面點、非地面點和缺失資料等 3 種類別，屬於影像分類之多重分類課題。然而考量缺失資料特性不同於地面點或非

地面點資料，其資料分布並無一定之趨勢，在分類上自成一類時容易造成 AI 資料特徵學習困難。同時，若某像元之資料標記為缺失資料，即代表該像元對應之空間範圍無點雲資料分布，將無點雲資料分布之分類成果納入分類精度考量中亦不甚合理。因此直接將資料標記上為缺失資料之部分，投影至預測成果上之對應像元即可。

損失函數(Loss Function)係用於評估模型之預測值與真實值之殘差(Residual)程度，通常殘差愈小，表示模型之預測值愈接近標記資料。基於上述原因，不同於一般多分類問題常使用之分類交叉熵(Categorical Cross Entropy)，本研究使用二元交叉熵(Binary Cross Entropy)作為模型訓練時之損失函數，其如式 3-3 所示，其中  $N$  為計算之像元個數， $p(y_i)$  為點  $y_i$  地面點之機率， $H_p(q)$  則為輸出之 Loss 值。

$$H_p(q) = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i \cdot \log(p(y_i)) + (1 - y_i) \cdot \log(1 - p(y_i)) \dots \dots \dots \quad \text{式 3-3}$$

- $N$ ：像元個數；
- $y_i$ ：地面點標記數值；
- $p(y_i)$ ：地面點出現機率；
- $H_p(q)$ ：損失值。

模型訓練上，為了配合損失函數之值域範圍限制為 0 至 1，本研究將原始標記資料之非地面點、缺失資料、地面點 3 種類別分別除以 2，以 0、0.5、1 之標記值輸入模型，期望在分類成果上，能將有明顯資料趨勢之差異能表示地面點、非地面點，如圖 3-21 所示，資料分布兩端為二元分類之結果，而中間為缺失資料。同時在模型訓練計算 Loss 值時，資料標記為缺失資料之部分將不參與 Loss 值之計算，以期獲得更合理之訓練成果評估，評估結果可參閱第肆章之說明。

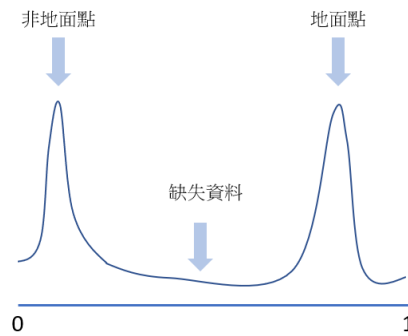


圖 3-21、Binary Cross Entropy 之預期分布

#### (四) 模型訓練

訓練硬體資源上，本研究使用國家網路中心之虛擬運算服務，確保在資料保密的前提下以豐富運算資源訓練 AI。其運算主機配備 4 核心 CPU、90 GB 之記憶體，以及記憶體容量 32 GB 之 NVIDIA TESLA V100 顯示卡，使用之作業系統為 Linux。

模型訓練上，本研究使用之「訓練影像」大小為  $256 \times 256$  像元。為了更完整利用有限之訓練資料，本研究採用隨機裁切訓練資料之方式，在針對每個訓練期(epoch)訓練前，於隨機選取之特徵影像上隨機位置生成一  $256 \times 256$  像元之矩形框，將該範圍內之局部影像作為訓練影像輸入模型進行訓練，示意圖如圖 3-22 所示。首先，本研究將所有  $2800 \times 2500$  大小之「訓練資料」讀入電腦記憶體，於每次訓練期隨機抽取一幅訓練資料，並於其上方隨機位置生成一  $256 \times 256$  像元大小之矩形框，並將範圍內資料輸出為訓練影像，重複此一流程數次直至生成之訓練影像數滿足設定之批次數量(Batch Size)。

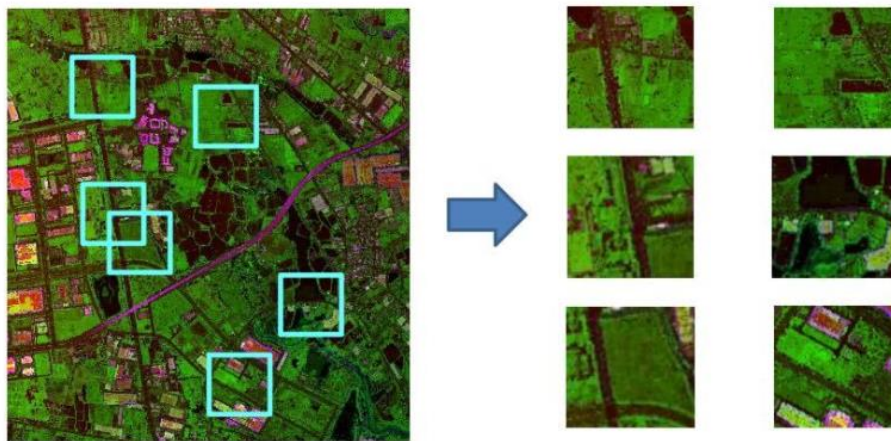


圖 3-22、隨機生成矩形框示意圖

#### 四、影像分類資料後處理

本節將介紹透過 AI 分類後結果為影像像元，轉換為點雲之做法，並透過地面點雲之分類結果產製 DEM，與 DEM 品質指標參考與評估方式。

##### (一) 影像分類資訊反投影點雲

透過點雲特徵影像進行 AI 影像分類，藉由影像分類成果進行空載光達點雲分類，再由分類完成之點雲資料，篩選地面點以建立 DEM。本研究之 AI 預測成果，為特徵影像上各像元對應之空間範圍內點雲資料之高程值最低者，且為逐像元之分類成果。本研究考量光達點垂直觀測之先驗精度，選擇兩倍觀測精度作為門檻值，並有以下兩種條件：

1. 分類成果為地面點：選取最低高程點，和其兩倍垂直觀測精度範圍內之所有光達點，歸類為地面點；其餘分類為非地面點，如圖 3-23 所示。

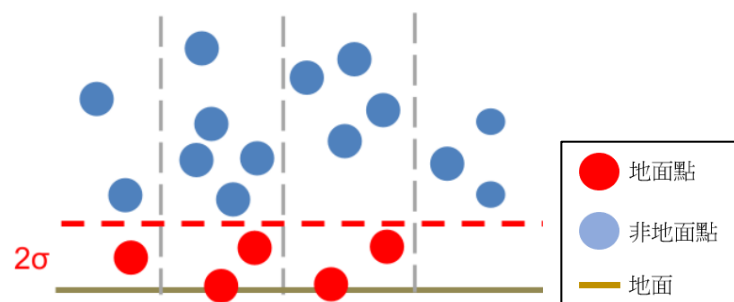


圖 3-23、分類成果為地面點之情形示意圖

2. 分類成果為非地面點：像元對應空間範圍內所有光達點皆分類為非地面點，如圖 3-24 所示。

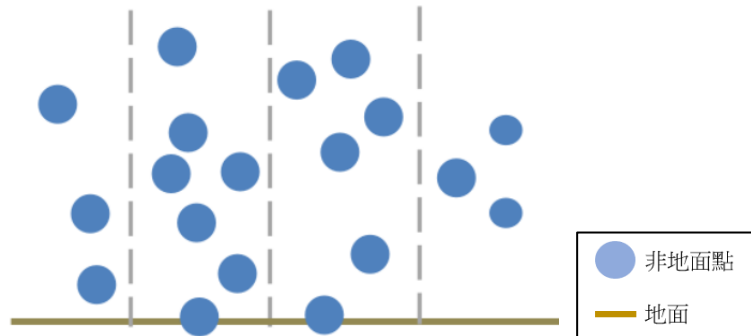


圖 3-24、分類成果為非地面點之情形示意圖

## (二) DEM 建立

影像分類成果完成分類之點雲資料，篩選出地面點，輸入至 Golden Software 公司之 Surfer 23 軟體(介面如圖 3-25 所示)，以克利金法(Kriging)進行地面點資料內插，建立 DEM 資料，成果可參閱第肆章之說明。

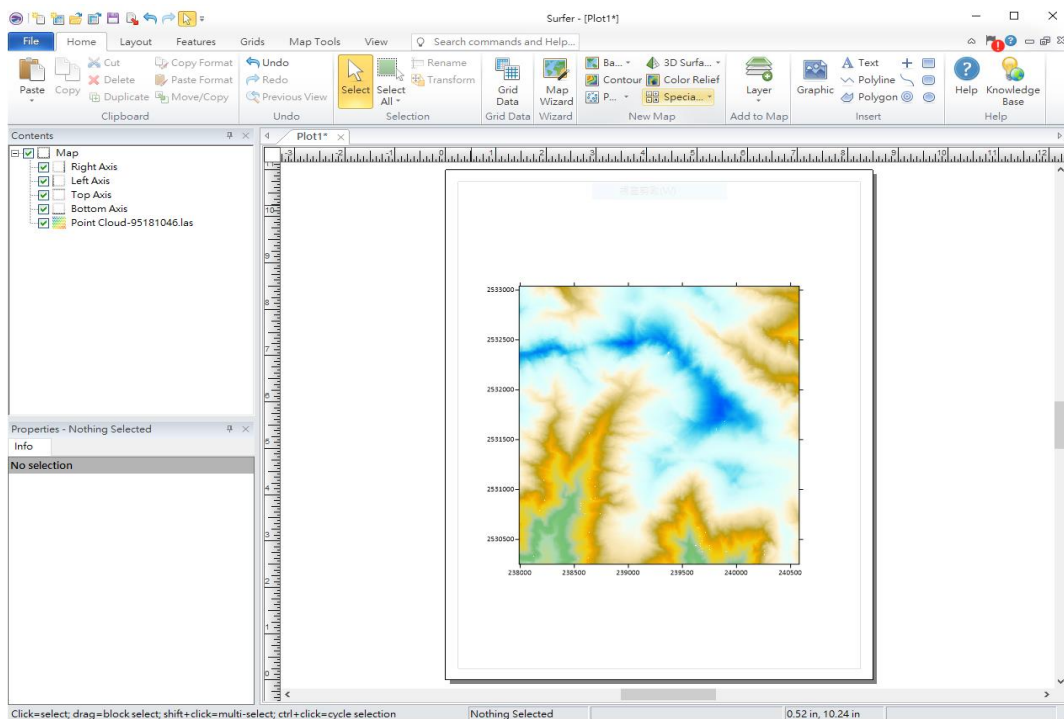


圖 3-25、Surfer 23 軟體介面



### (三) 精度評估方法

本研究之精度評估項目有二，其一為影像分類精度，其二為本案 DEM 內插成果和參考 DEM 高程值較差之統計資訊。

影像分類精度方面，其評估方法為將 AI 預測之分類影像分類成果，和該圖幅之標記資料互相比較，並依據比較成果，建立影像分類之混淆矩陣，其混淆矩陣內容如表 3-10 所列。再由混淆矩陣內容，計算準確度(Accuracy)、精度(Precision)、召回率(Recall)、F1 分數，藉以評估影像分類成果。各影像分類精度指標計算方式分別如式 3-4 至式 3-7 所列，所有指標皆評估分類成果和標記資料之接近程度，在本研究中，準確度反映地面/非地面像元被正確分類之比例；精度則表示預測為地面之像元中實際標記為地面像元之比例；召回率則表示標記為地面像元之像元中，被預測為地面像元之比例；F1 分數則為精度值和召回率的調和平均值，用以綜合評估分類之表現。評估影像分類精度時，應同時參酌各項指標，以完整評估分類成果。

表 3-10、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)

$$\text{準確度(Accuracy)} = \frac{TP+TN}{\text{全部資料總數}} \dots\dots\dots \text{式 3-4}$$

$$\text{精度(Precision)} = \frac{TP}{TP+FP} \dots\dots\dots \text{式 3-5}$$

$$\text{召回率(Recall)} = \frac{TP}{TP+FN} \dots\dots\dots \text{式 3-6}$$

$$\text{F1 分數}(F_1) = 2 \times \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \dots\dots\dots \text{式 3-7}$$

DEM 成果和參考 DEM 高程值(內政部與國土測繪中心所公布之 DEM 成果)較差之統計資訊方面，本研究將光達點雲 AI 分類成果，以 Surfer 軟體進行 Kriging 內插後，和該圖幅對應之參考 DEM 相減，計算其高程較差值。此高程較差數值，對應者為 AI 光達點雲分類成果中，錯誤分類之點雲對 DEM 高程值造成之影響。

## 第肆章、成果驗證

### 一、AI 模型訓練

本研究考量不同地表覆蓋之點雲強度反射值表現皆不盡相同，因此參考 Solián 等人(2020)之點雲特徵組合(參考第參章第二節資料前處理內容)，選取不同地表覆蓋之訓練資料，建立城市區、農田區、森林區之訓練資料集，並以此訓練適應不同地表覆蓋之獨立 AI 模型，期望能加強對於特定種類資料分類之適應性，提升整體 AI 性能。

此外，本研究亦設計一組僅參考幾何資訊之點雲特徵組合，其中幾何資訊有別於點雲強度值，不會因地表覆蓋或廠商使用儀器不同而有明顯變化，因此全資料模型訓練時將城市區、農田區、森林區資料納入形成訓練資料集。

因此本研究共訓練四種 AI 模型：城市區資料模型、農田區資料模型、森林區資料模型及全資料模型。以下將分別對各模型之訓練資料組成與訓練情況進行介紹。

#### (一) 城市區資料模型

城市區訓練資料集如表 4-1 所列，本資料集共包含 33 幅訓練圖幅，其中訓練圖幅數為 27 幅，驗證圖幅數為 6 幅。驗證圖幅為評估模型訓練表現用，不參與模型訓練。資料集內容主要為建物密集、聚落規模較大之範圍。地貌大致趨勢如圖 4-1 所示，該圖以高雄市大寮區 94182067-過溪圖幅之正射影像為例，而對應之特徵影像與標記資料則如圖 4-2 所示，其中特徵影像之 R、G、B 波段分別代表高程值、強度值、局部高程差(20 m)；標記資料影像之黑點、白點、灰點分別表示非地面點、地面點及缺失資料。

表 4-1、城市區資料之訓練與驗證資料分配

訓練資料			驗證資料
94181012 歸仁	95213016 四塊厝	94194020 朴子	94182003 楠梓
94182012 右昌	95204008 扇平(一)	94202018 虎尾	94182067 過溪
94184090 彌陀	94182030 屏東市北部	94202029 斗南	94184039 園子內
94182039 清溪里	94184009 台南市東部	95183072 潮州	94193030 麻豆
94191073 新營	94191018 嘉義市南部	95203012 斗六	95183053 內埔
94182065 孔宅	94182064 高雄機場	94184019 大林	95213018 潭子
94182096 林園	95213071 頂荊桐腳	95204054 田中	
94193037 佳里	94191008 嘉義市	94184018 鹽埕	
94184010 後甲	94193088 海尾寮	94192013 二鎮	



圖 4-1、城市區資料範例圖幅正射影像



圖 4-2、城市區資料範例圖幅特徵影像(左)與標記資料(右)

本模型於國家網路中心之虛擬運算服務進行 AI 模型訓練，訓練影像為自訓練圖幅隨機裁切之  $256 \times 256$  影像，批次大小設定為 24 張，模型迭代次數為 400 次，訓練時長約為 24 小時。模型訓練之損失(Loss)如圖 4-3 所示，訓練精度表現(Accuracy)則如圖 4-4 所示，顯示模型收斂狀況良好，訓練資料和驗證資料收斂趨勢接近。

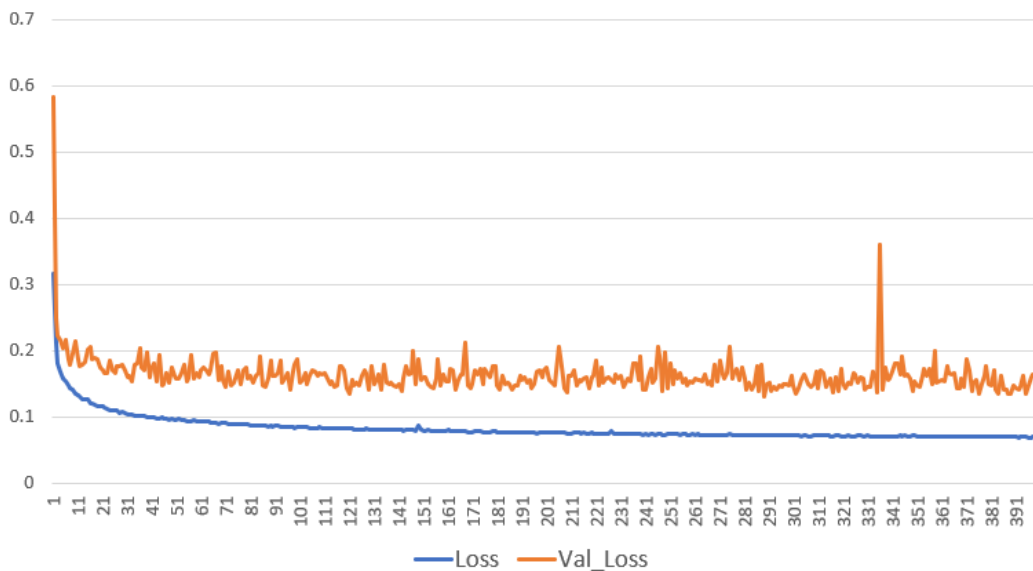


圖 4-3、城市區模型-訓練 Loss 圖

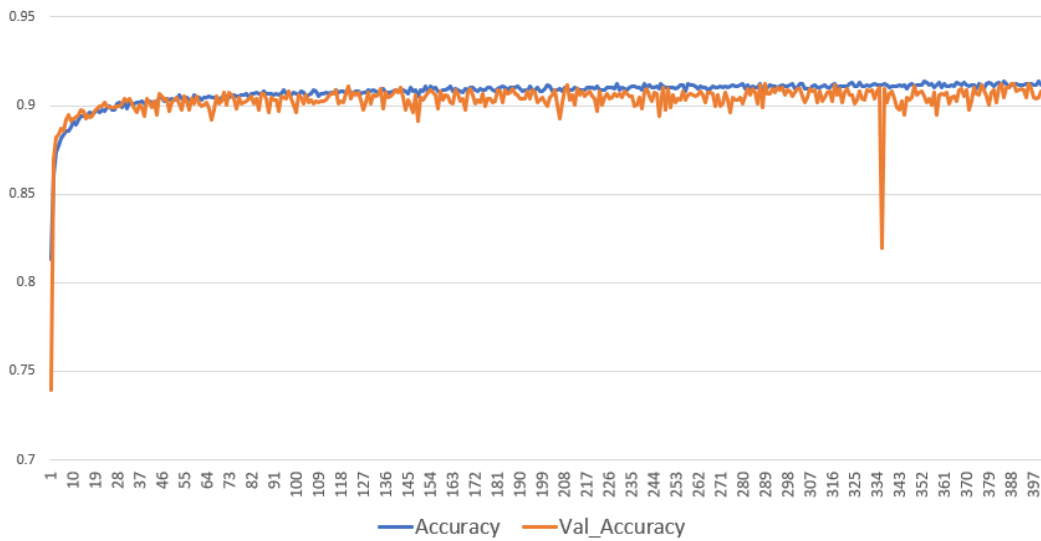


圖 4-4、城市區模型-訓練 Accuracy 圖

## (二) 農田區資料模型

農田區訓練資料集如表 4-2 所列，本資料集共包含 35 幅訓練圖幅，其中訓練圖幅數為 29 幅，驗證圖幅數為 6 幅。資料集內容主要為低建物密度，或聚落規模較小之環境，環境內植物以低矮植被為主，土地使用常為水田、旱田或魚塭等地。地貌大致趨勢如圖 4-5 所示，該圖以屏東縣竹田鄉 95183051-西勢村圖幅之正射影像為例，而對應之特徵影像與標記資料則如圖 4-6 所示，其中特徵影像之 R、G、B 波段分別代表高程值、強度值、局部高程差(20 m)；標記資料影像之黑點、白點、灰點分別表示非地面點、地面點及缺失資料。

表 4-2、農田區資料之訓練與驗證資料分配

訓練資料			驗證資料
94181053 九鬮	95204066 松柏坑	94202035 興新	94191065 烏樹林
95204067 新厝	94192032 六分寮	94192002 菁埔	94202034 風櫃斗
94182060 廣安	94193056 義合村	94191031 新莊	95213077 四德厝
94184080 維新	95194038 考試潭	95183001 洛陽	94194039 好茶(三)
94191015 塗溝	95183014 錦隆村	94194090 歡雅	95183051 西勢村
95213091 金興	95203004 九芎林	94201050 埔尾	94184060 路竹西部
94191041 龜佛山	94202004 王厝寮	95204001 大崙	
94191054 藥店口	94202005 新莊子	95204062 成功	
94212098 西勢湖	94202006 開墾地	94192012 南廊	
94182057 翁公園	95174002 打鐵村		

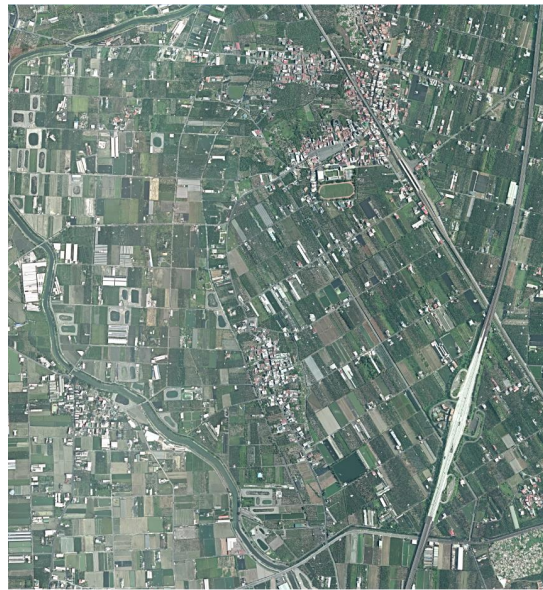


圖 4-5、農田區資料範例圖幅正射影像

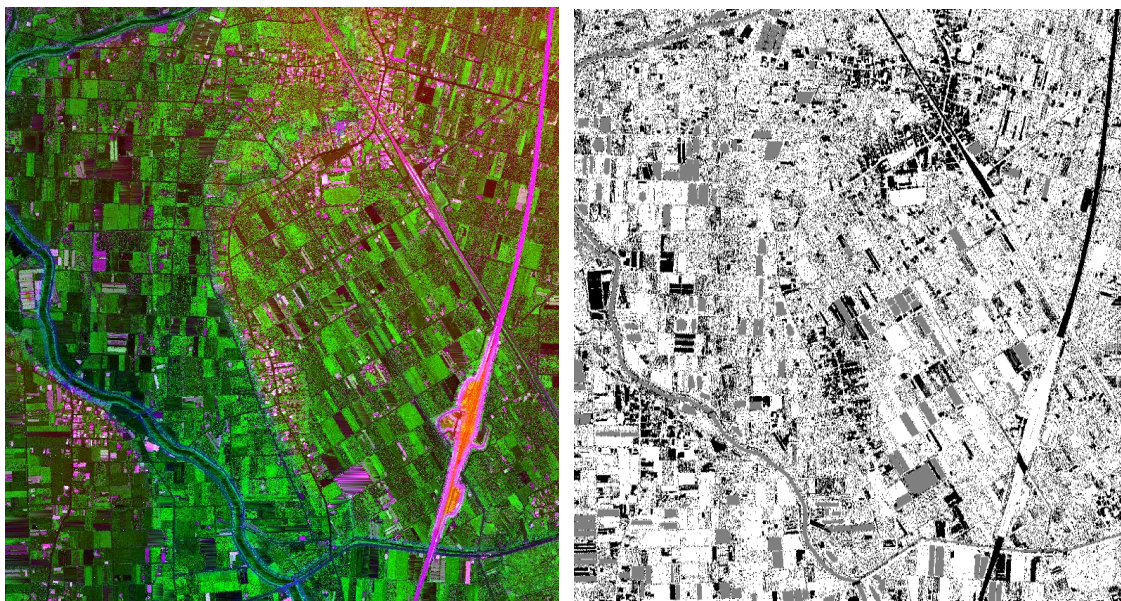


圖 4-6、農田區資料範例圖幅特徵影像(左)與標記資料(右)

本模型於國家網路中心之虛擬運算服務進行 AI 模型訓練，訓練影像為自訓練圖幅隨機裁切之  $256 \times 256$  影像，批次大小設定為 24 張，模型迭代次數為 400 次，訓練時長約為 24 小時。模型訓練之損失(Loss)如圖 4-7 所示，訓練精度表現(Accuracy)則如圖 4-8 所示，顯示訓練 Loss 趨勢稍偏離驗證趨勢，但整體訓練精度仍維持一定程度表現。

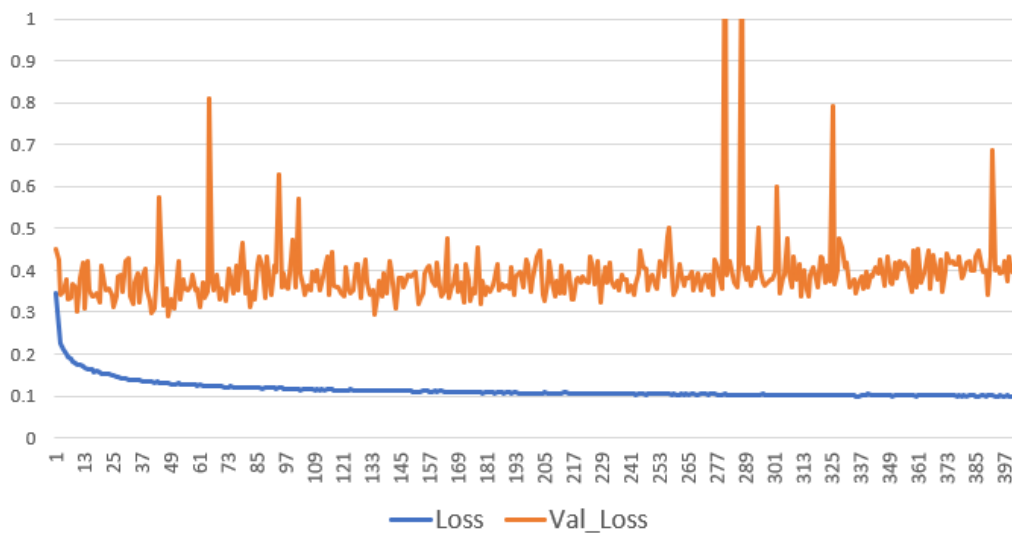


圖 4-7、農田區模型-訓練 Loss 圖

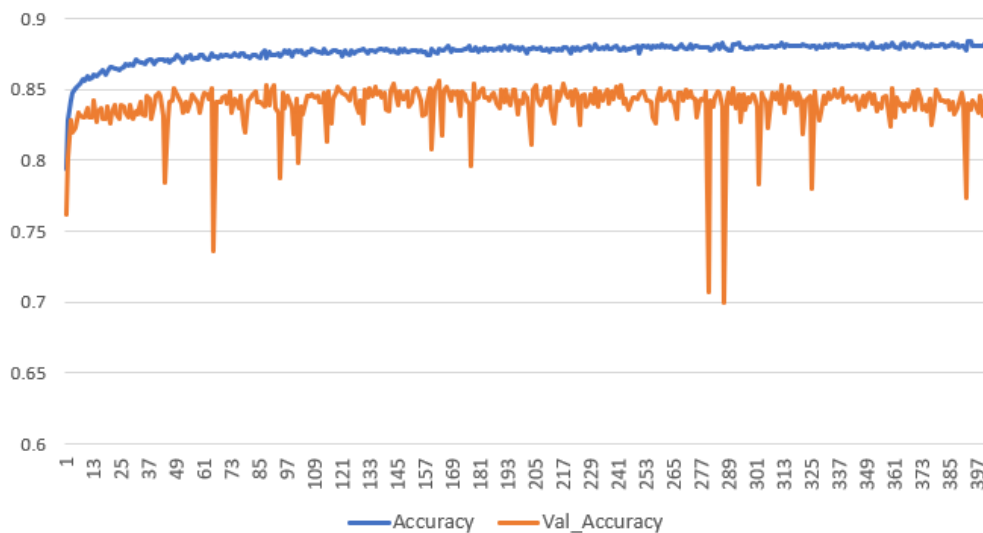


圖 4-8、農田區模型-訓練 Accuracy 圖

### (三) 森林區資料模型

森林區訓練資料集如表 4-3 所列，本資料集共包含 58 幅訓練圖幅，其中訓練圖幅數為 46 張，驗證圖幅數為 12 張。資料集內容主要為高密度樹木覆蓋之環境，偶有部分裸漏地或零散聚落，可為平原、丘陵或山區範圍。地貌大致趨勢如圖 4-9 所示，該圖以臺南市南化區 95193004-三腳南山圖幅之正射影像為例，而對應之特徵影像與標記資料則如圖 4-10 所示，其中特徵影像之 R、G、B 波段分別代表高程值、強度值、局部高程差(20 m)；標記資料影像之黑點、白點、灰點分別表示非地面點、地面點及缺失資料。

表 4-3、森林區資料之訓練與驗證資料分配

訓練資料			驗證資料
95193036 小林	94181004 許厝湖	96213072 獨立尖山	94182007 坑內
94181056 外安	95183038 瑪家(二)	95183019 霧台(三)	94192035 六雙
94181065 新興	95183040 好茶(二)	95202034 風櫃斗	94181055 山河壽
94181075 尖山	95184008 扇平(一)	94192085 三十六崙	94192079 山尾寮
95204025 出水	95184028 萬山(一)	94192010 曾文三橋	95212053 金字凍
95201045 車坪崙	95191023 霞山(四)	95203057 外湖(三)	95184089 佳暮(四)
94191049 內崎內	96213053 濁水山	95191062 田溪山(一)	95193027 藤包山 (四)
94191099 大洋	94192068 九層林	95203096 四大天王	95193098 新發(二)
95203043 古坑	95203091 盧厝挖	95183039 好茶(三)	95193004 三腳南山
94192045 尖山	95193023 二層坪	95193051 糖子恩山	95203067 草嶺(四)
95203025 興園	95193035 五里埔	95212043 暗影山	95202057 望鄉工 作站(三)
95212001 坑頭	94182017 和山村	96203012 郡大溪巒大 溪交口(二)	96204061 卓社(四)
95201061 集集	94191039 清溪里	95212092 肉豆寮	
94192089 南化	95194056 石壁腳	94192069 芒子芒埤	
95212054 頭櫃	95194066 石炭頂	94202090 內埔子水庫	
95191003 自忠			

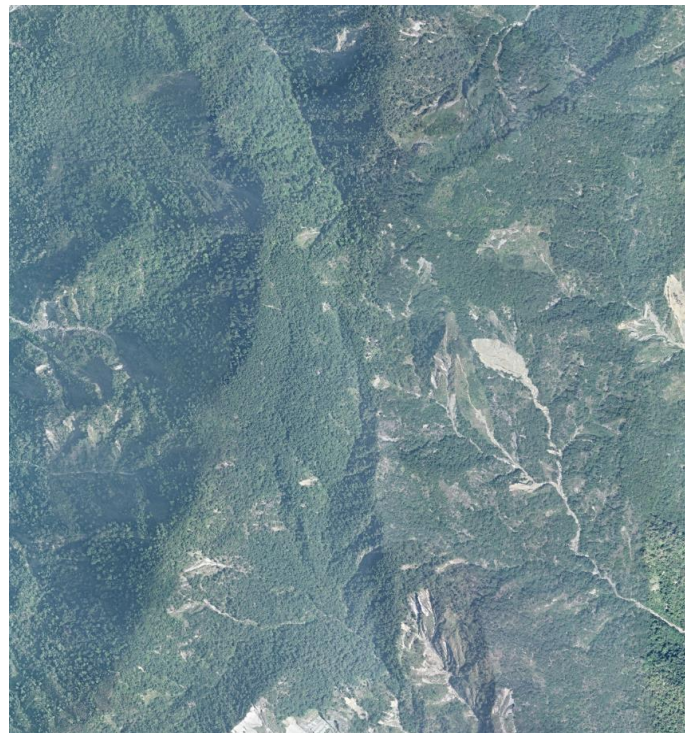


圖 4-9、森林區資料範例圖幅正射影像



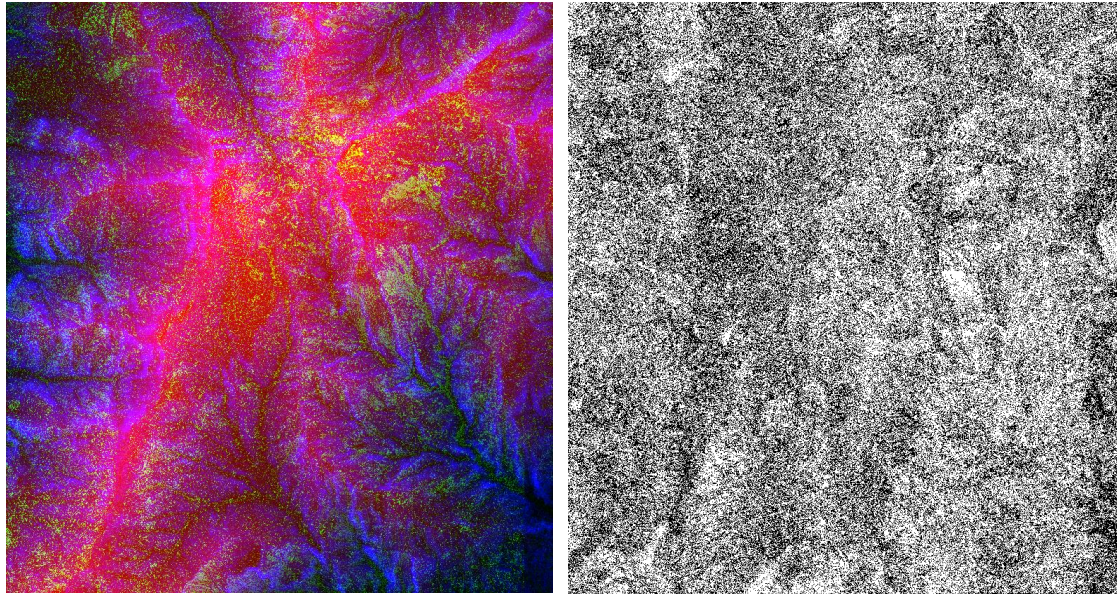


圖 4-10、森林區資料範例圖幅特徵影像(左)與標記資料(右)

本模型於國家網路中心之虛擬運算服務進行 AI 模型訓練，訓練影像為自訓練圖幅隨機裁切之 256×256 影像，批次大小設定為 24 張，模型迭代次數為 400 次，訓練時長約為 24 小時。模型訓練之損失(Loss)如圖 4-11 所示，訓練精度表現(Accuracy)則如圖 4-12 所示，顯示整體訓練模式而言，驗證資料之 Loss 和精度表現之趨勢接近於訓練資料，惟其震盪幅度較大。

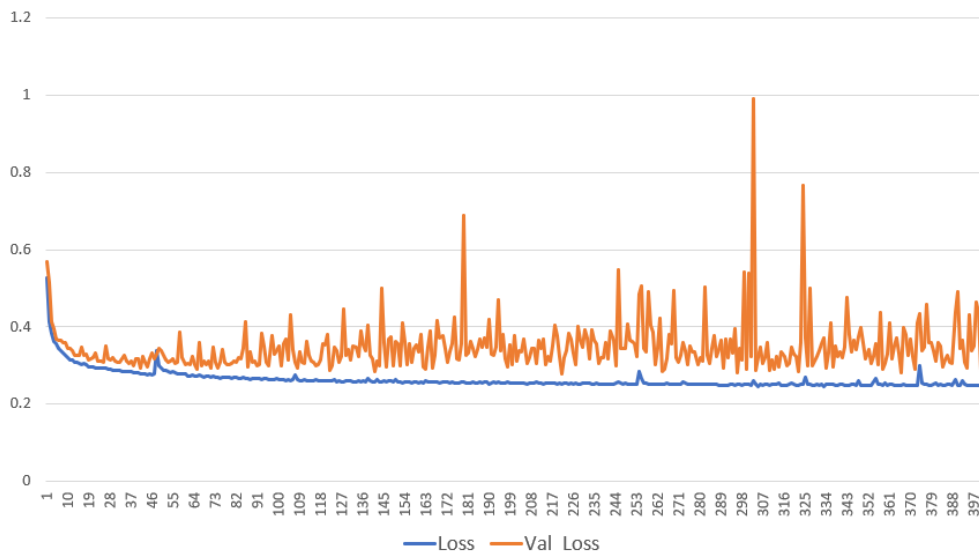


圖 4-11、森林區模型-訓練 Loss 圖

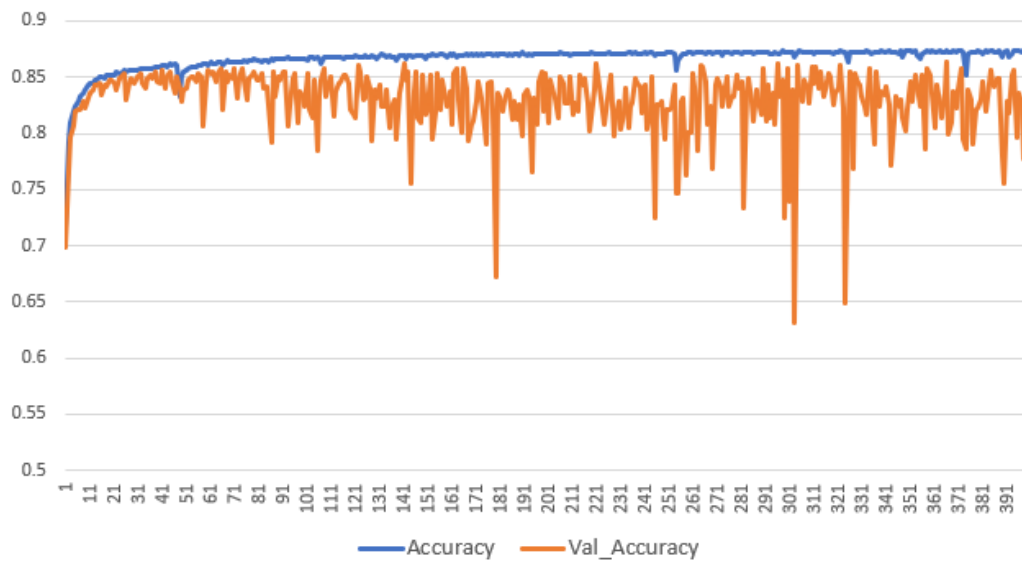


圖 4-12、森林區模型-訓練 Accuracy 圖

#### (四) 全資料模型

本訓練資料組合為前述三組訓練資料之聯集，訓練、驗證圖幅之配置也如同前述三組資料，故稱為全資料模型，共包含 126 幅圖幅，其中訓練圖幅數為 102 幅，驗證圖幅數為 24 幅。以前述之 94182067-過溪、95183051-西勢村、95193004-三腳南山三個圖幅為例，其對應之特徵影像與標記資料則分別如圖 4-13、圖 4-14、圖 4-15 所示，其中特徵影像 R、G、B 波段分別代表高程值、局部高程差(40 m)、局部高程差(20 m)；標記資料影像之黑點、白點、灰點分別表示非地面點、地面點及缺失資料。



圖 4-13、城市區資料範例圖幅特徵影像(左)與標記資料(右)

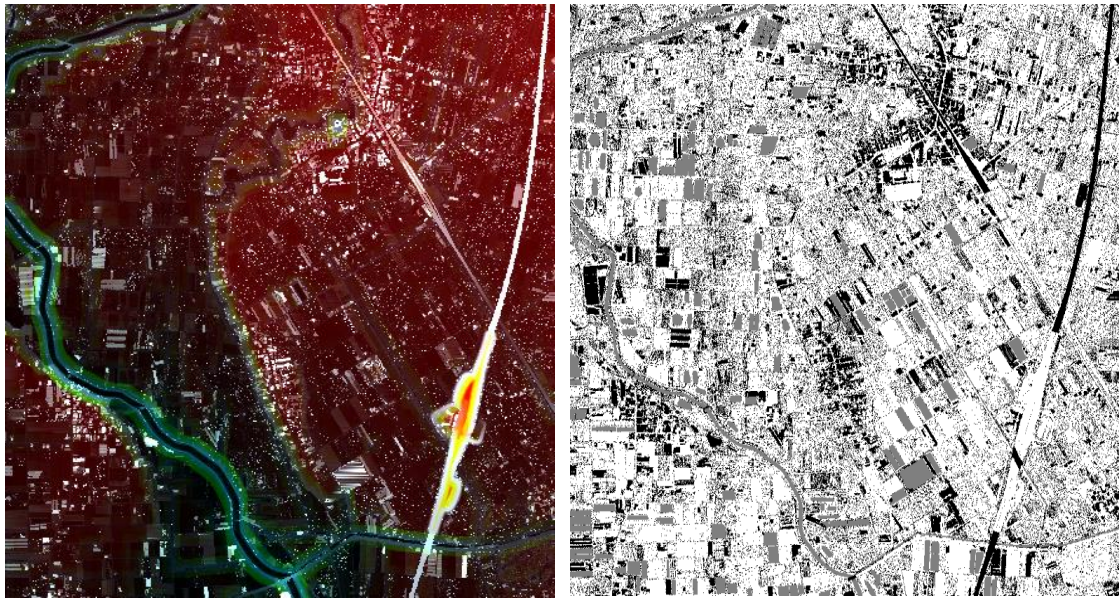


圖 4-14、農田區資料範例圖幅特徵影像(左)與標記資料(右)

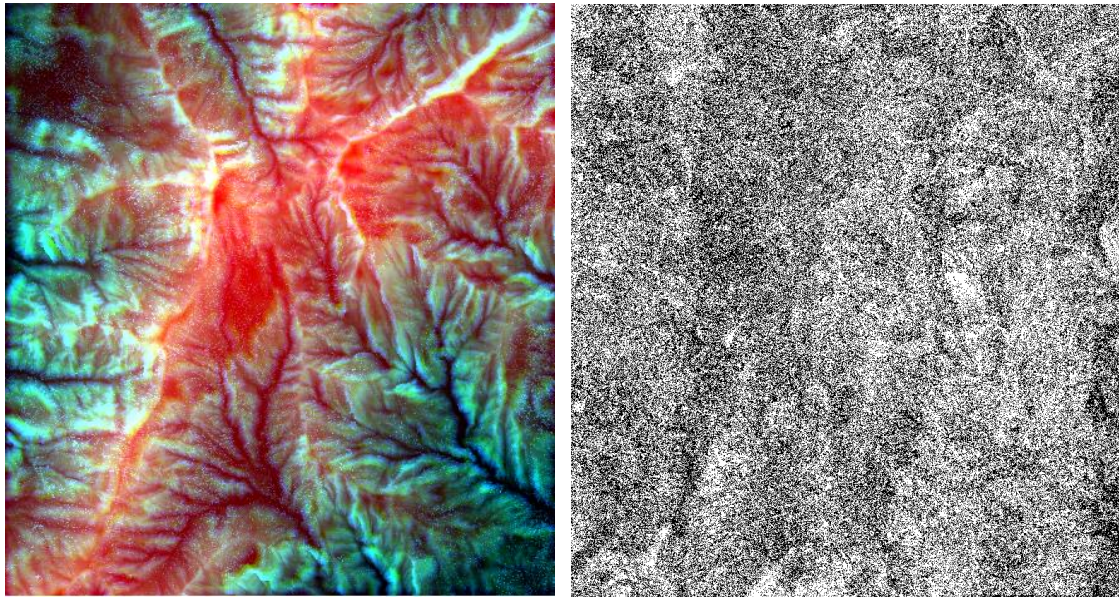


圖 4-15、森林區資料範例圖幅特徵影像(左)與標記資料(右)

本模型於國家網路中心之虛擬運算服務進行 AI 模型訓練，訓練影像為自訓練圖幅隨機裁切之 256×256 影像，批次大小設定為 24 張，模型迭代次數為 400 次，訓練時長約為 24 小時。模型訓練之損失(Loss)如圖 4-16 所示，訓練精度表現(Accuracy)則如圖 4-17 所示，其模型訓練之驗證資料 Loss 值和精度之收斂趨勢表現接近於訓練資料。

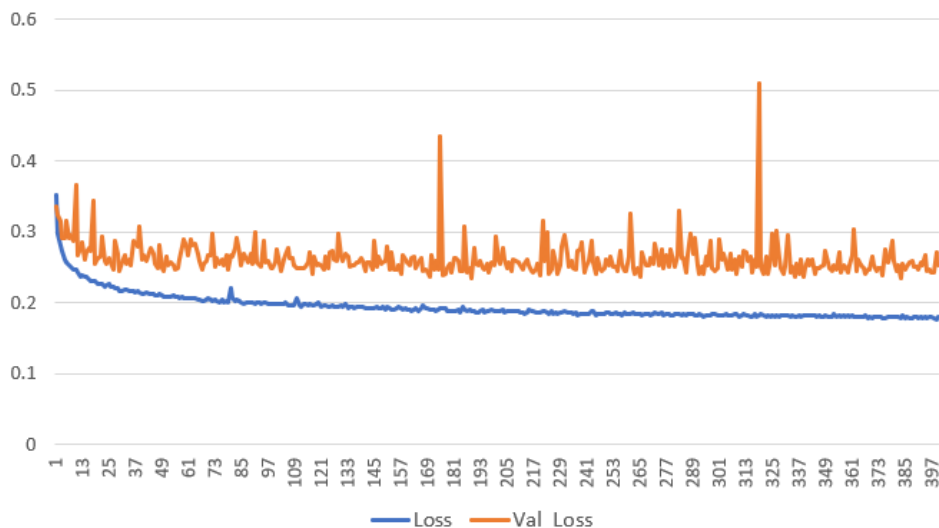


圖 4-16、全資料模型-訓練 Loss 圖

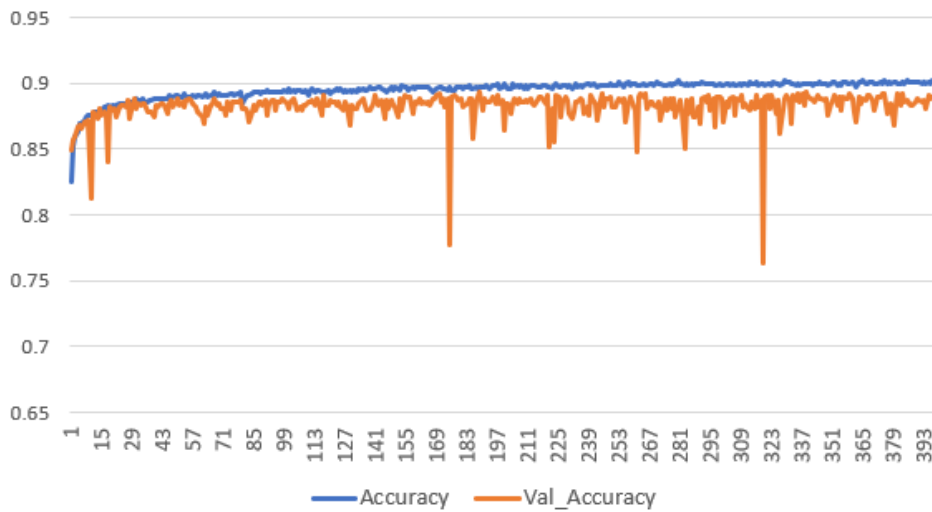


圖 4-17、全資料模型-訓練 Accuracy 圖

## 二、影像分類精度分析

本節將探討各個 AI 模型對於不同圖幅之影像分類精度表現，評估方法將位於高雄市大寮區之 94182067-過溪、屏東縣竹田鄉之 95183051-西勢村、臺南市南化區之 95193004-三腳南山三幅圖幅，分別以城市區模型、農田區模型、森林區模型和全資料模型進行 AI 影像分類，並透過準確度(Accuracy)、精度(Precision)、召回率(Recall)、F1 分數(F1-Score)等四種精度指標計算，評估影像分類成果之優劣。

### (一) 94182067-過溪

本圖幅屬城市區資料之範例圖幅，經本案之四個 AI 模型處理後，其影像分類成果如圖 4-18 所示，相關影像分類精度指標則如表 4-4 所示。自影像分類精度表可以看到，本圖幅之預測結果，以城市區模型之影像分類適應性較佳，在多項分類指標中皆獲得最佳之成果；全資料模型則在各項精度指標中皆為表現次佳者，其數值雖不及但接近值城市區模型之分類精度表現；森林區模型則適應性較差，在各項精度指標中的表現皆為最差。

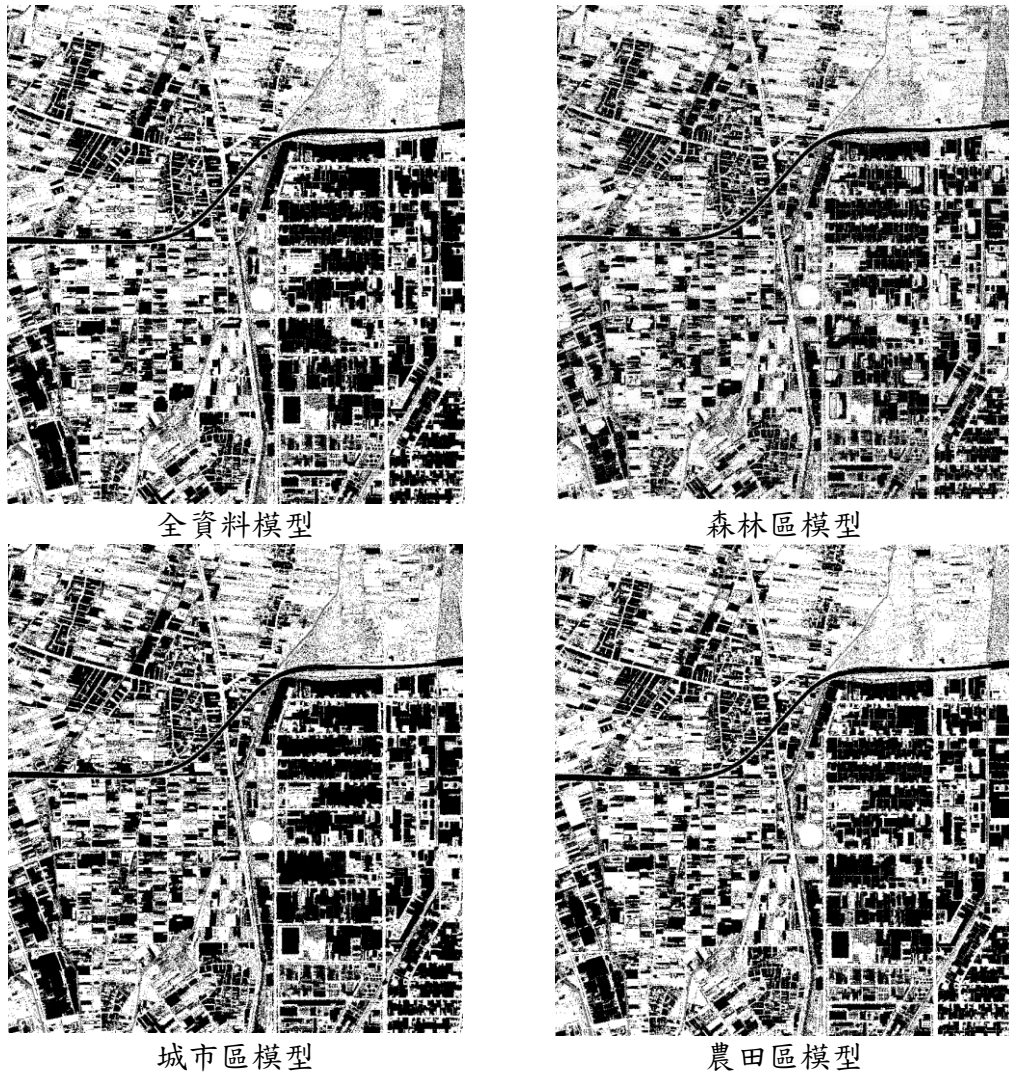


圖 4-18、94182067-過溪圖幅 AI 影像分類成果

表 4-4、94182067-過溪圖幅 AI 影像分類精度指標表

	Accuracy	Precision	Recall	F1
全資料模型	0.919	0.891	0.964	0.926
城市區模型	<b>0.933</b>	<b>0.922</b>	0.952	<b>0.937</b>
農田區模型	0.917	0.885	<b>0.967</b>	0.924
森林區模型	0.889	0.860	0.940	0.898

## (二) 95183051-西勢村

本圖幅屬農田區資料之範例圖幅，經本案之四個 AI 模型處理後，其影像分類成果如圖 4-19 所示，相關影像分類精度指標則如表 4-5 所示。自影像分類精度表可以看到，本圖幅之預測結果，城市區、農田區與全資料模型表現接近，各項精度指標雖互有優劣，但整體數值表現接近；森林區圖幅則

對此適應性較差，在各項精度指標中的表現皆為最差。

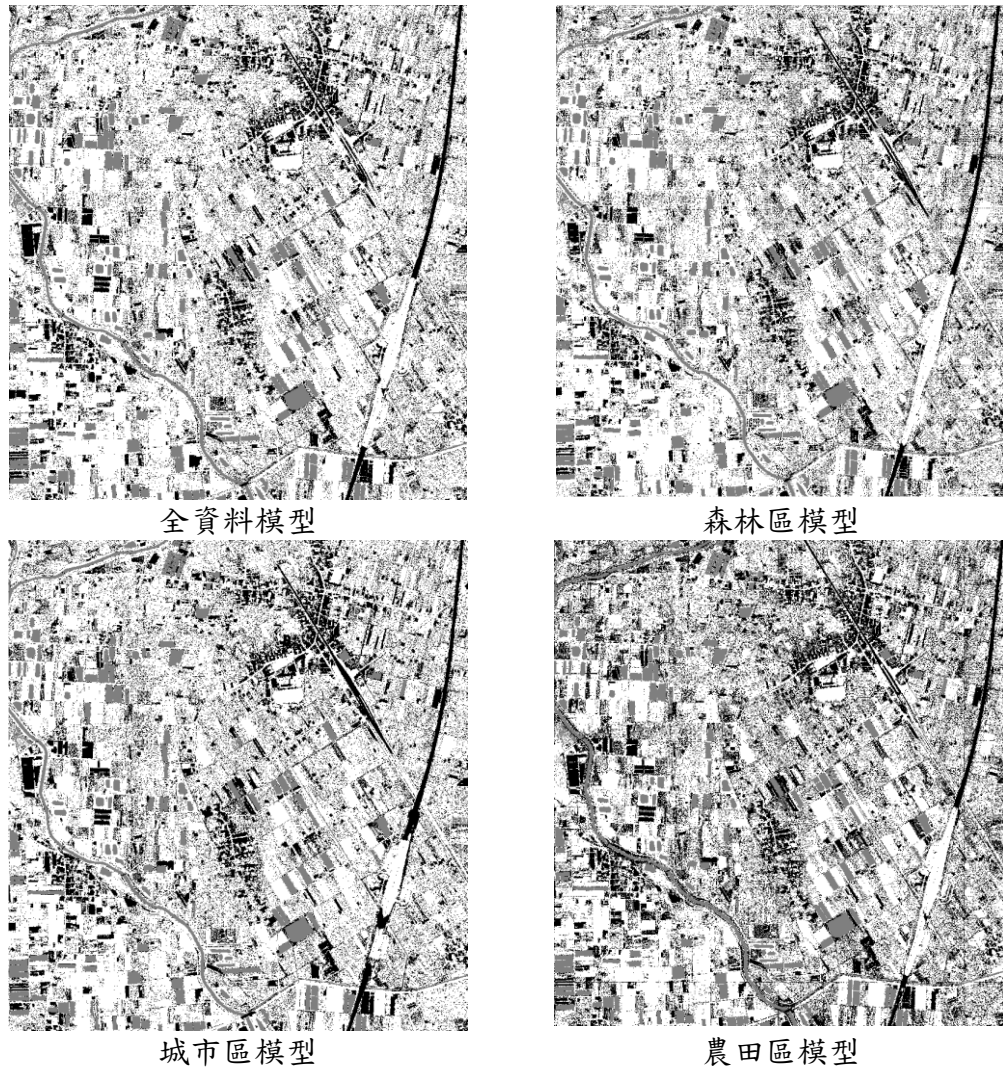


圖 4-19、95183051-西勢村圖幅 AI 影像分類成果

表 4-5、95183051-西勢村圖幅 AI 影像分類精度指標表

	Accuracy	Precision	Recall	F1
全資料模型	0.904	0.912	0.962	0.936
城市區模型	<b>0.912</b>	<b>0.930</b>	0.952	<b>0.941</b>
農田區模型	0.906	0.905	<b>0.975</b>	0.939
森林區模型	0.886	0.908	0.940	0.924

### (三) 95193004-三腳南山

本圖幅屬森林區資料之範例圖幅，經本案之四個 AI 模型處理後，其影像分類成果如圖 4-20 所示，相關影像分類精度指標則如表 4-6 所示。自影像分類精度表可以看到，本圖幅之預測結果，以森林區、全資料模型之表現

最為穩定，皆可獲得 0.8 左右的 F1-Score 精度表現；城市區、農田區模型之適應力明顯較差，城市區模型將大部分圖面分類為非地面點，而農田區模型則將大部分圖面分類為地面點，和參考資料明顯有別。

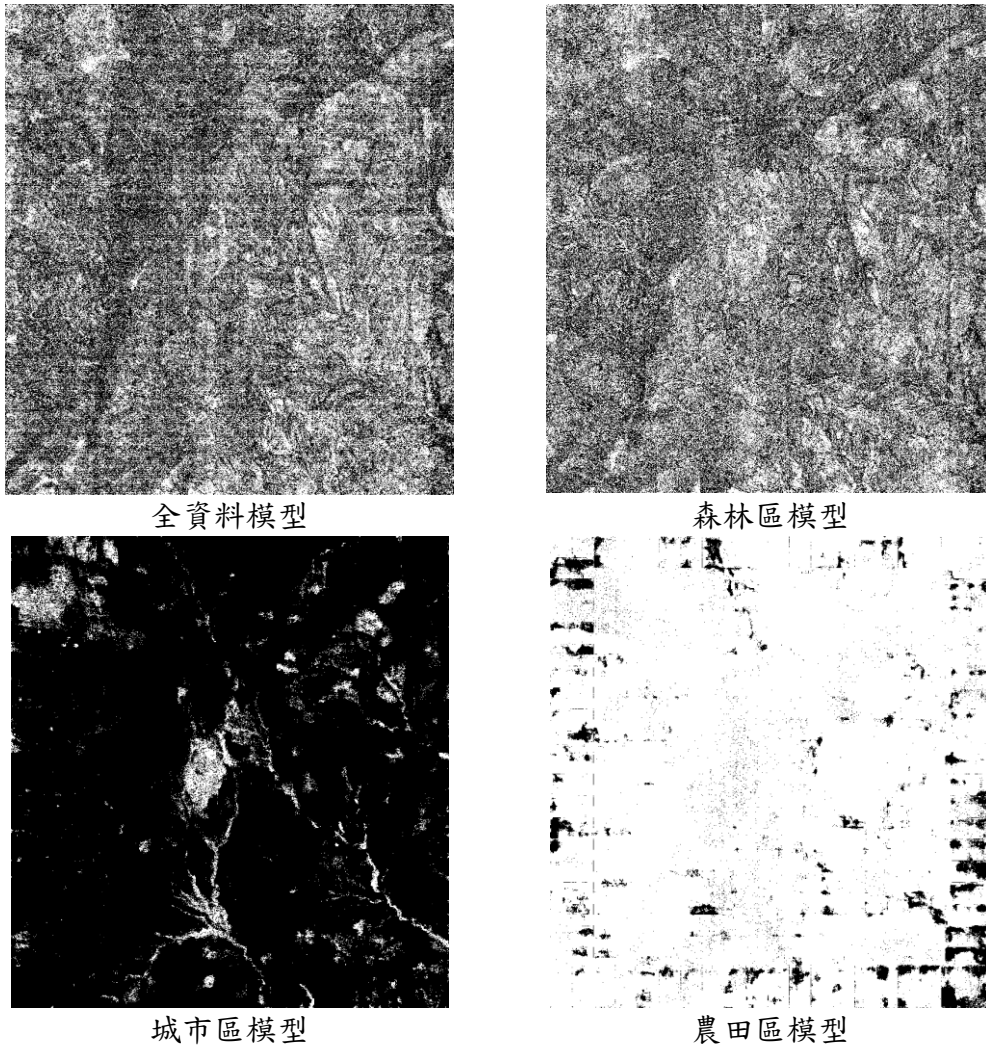


圖 4-20、95193004 -三腳南山圖幅 AI 影像分類成果

表 4-6、95193004 -三腳南山圖幅 AI 影像分類精度指標表

	Accuracy	Precision	Recall	F1
全資料模型	0.771	0.852	0.724	0.783
城市區模型	0.462	0.794	0.073	0.134
農田區模型	0.576	0.577	<b>0.953</b>	0.719
森林區模型	<b>0.794</b>	<b>0.853</b>	0.770	<b>0.809</b>

綜合以上範例圖幅之測試成果分析，可以看到本案各個 AI 模型中，城市區、農田區、森林區 AI 模型對各自對應之影像分類資料展現較佳適應性，



均可獲得一定程度之影像分類成果，對於資料類別外之資料，適應性常明顯較差；相對於各類別資料之 AI 模型而言，全資料模型則相對能獲得穩定之影像分類成果，在各個圖幅之分類表現皆接近各類別資料之分類表現。

### 三、DEM 精度分析

本節將探討 DEM 精度，評估方法為將影像分類成果反投影至光達點雲，並基於反投影成果組建 DEM。此 DEM 將和參考 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。影像分類成果至光達點雲之反投影，係對於既有光達點雲重分類之過程，因此與參考 DEM 之點雲仍為相同點雲資料，僅在分類成果上有所不同。對基於影像分類成果反投影之 AI 分類點雲，其建立之 DEM 和參考 DEM 之差異為對點雲之分類成果不同所致，故此精度評估中之高程差，主要來自錯誤分類之點雲對組建 DEM 之高程值影響。

本節之精度評估，同樣透過 94182067-過溪、95183051-西勢村、95193004-三腳南山三幅範例圖幅進行，分別以城市區模型、農田區模型、森林區模型和全資料模型進行 AI 影像分類，再透過 Surfer 軟體以克利金法自動化內插高程值建立 DEM，並和參考 DEM 計算較差，最後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)，評估 DEM 精度。

### (一) 94182067-過溪

本圖幅屬城市區資料之範例圖幅，其參考 DEM 陰影圖與正射影像如圖 4-21 所示，可以看到本地地形平坦，無明顯結構，並有部分溪流穿過。



圖 4-21、94182067-過溪之參考 DEM 陰影圖(左)與正射影像(右)

經本案之全資料模型、森林區模型、城市區模型、農田區模型等 AI 模型之影像分類成果分類點雲，分類成果之 DEM 陰影圖和 DEM 高程差異圖如圖 4-22 和圖 4-23 所示，精度分析如表 4-7 所列。由 DEM 陰影圖可以看到，其成果以全資料模型和城市區模型之 DEM 品質較佳，以森林區模型和農田區模型分類者，其 DEM 成果在建物密集區仍保有明顯的建物輪廓。而透過 DEM 高程差值之敘述性統計成果，亦可以看到以城市區模型分類成果建立之 DEM，其高程差之均方根誤差數值最小，而以全資料模型分類者次之，森林區模型分類成果則對此圖幅表現較差的適應性。



全資料模型



森林區模型



城市區模型



農田區模型

圖 4-22、94182067-過溪之 DEM 陰影圖

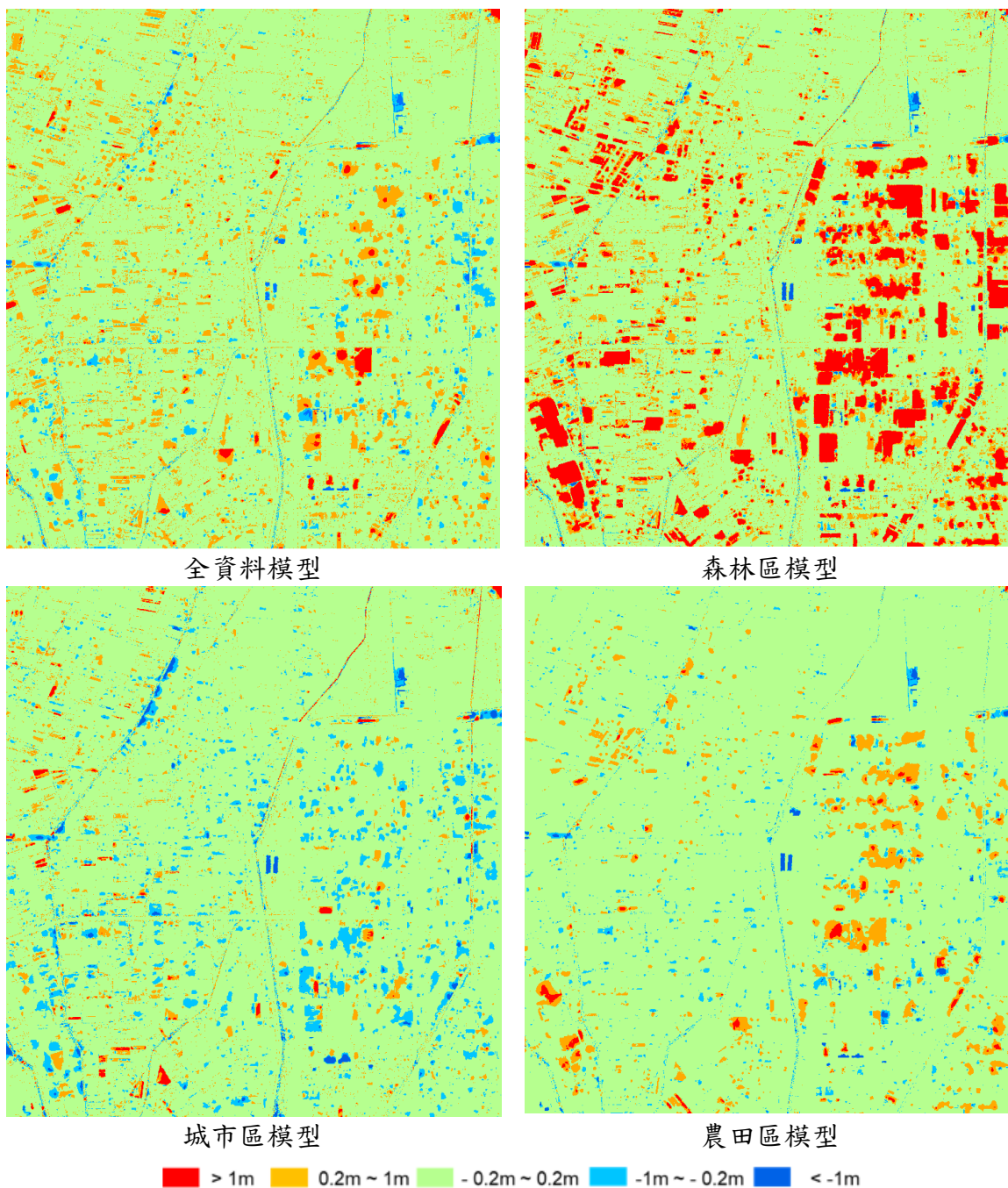


圖 4-23、94182067-過溪之 DEM 高程差異圖

表 4-7、94182067-過溪之 DEM 精度分析(單位：公尺)

	最大值	最小值	平均值	標準差	均方根誤差
全資料模型	28.304	-9.919	0.096	0.676	0.683
城市區模型	<b>7.860</b>	-6.653	<b>-0.014</b>	<b>0.301</b>	<b>0.301</b>
農田區模型	12.901	-6.650	0.269	0.869	0.910
森林區模型	28.282	<b>-6.644</b>	0.715	2.197	2.311

圖 4-24 中透過柱狀圖展示圖 4-23 之誤差分布狀況，顯示誤差大致呈現以 0 為中心之鐘形分布，主要分布落在  $\pm 0.5$  公尺之範圍內。而隨著使用之 AI 模型不同，圖幅之高程差大於 1 公尺之大誤差比例也不盡相同，其比例如表 4-8 所示，大誤差比例係表中大於 1 公尺誤差之比例與小於 -1 公尺誤差之比例兩者加總。以森林區模型、農田區模型之處理成果含有最大誤差，需額外投入較多人工進行編修，全資料模型和城市區模型之大誤差比例則較小。同時僅對誤差範圍小於 1 公尺之像元計算高程值之均方根誤差時，亦可以看到城市區模型之處理成果有最小之 RMSE 值，農田區模型、森林區模型之成果雖已排除大量大誤差之計算，其 RMSE 之計算成果仍和城市區模型有所差距。

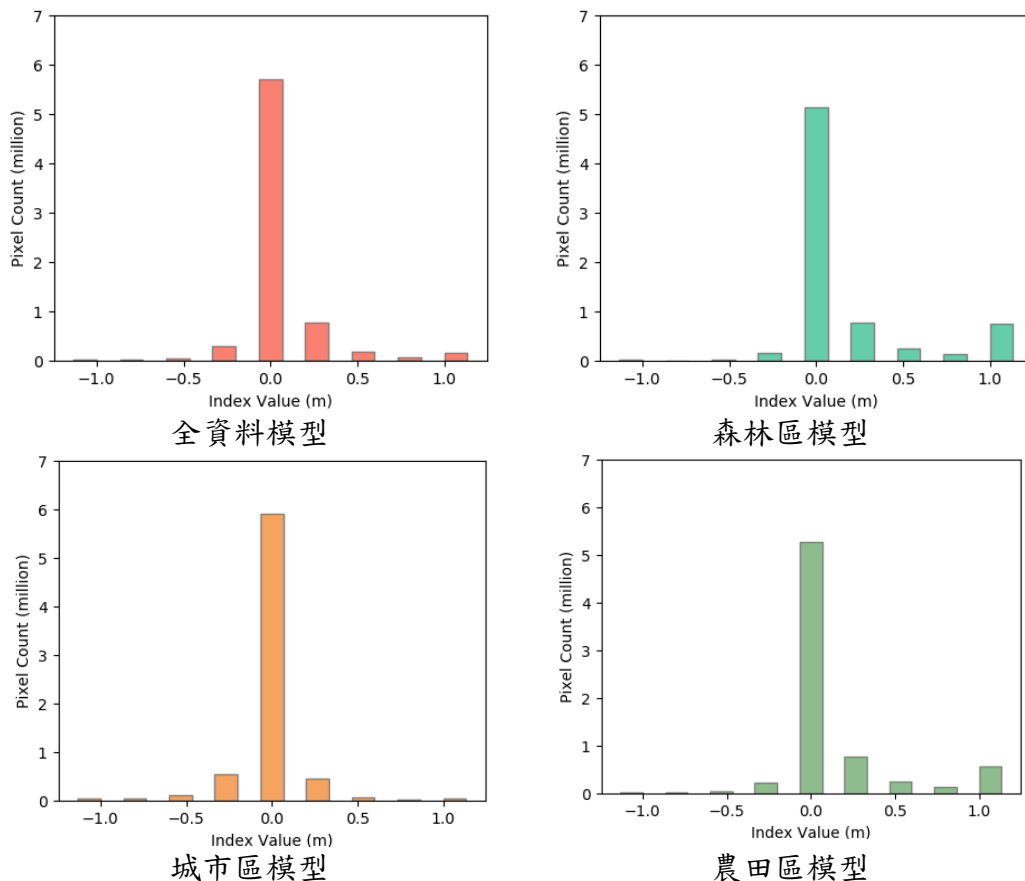


圖 4-24、94182067-過溪之 DEM 差值分布圖

表 4-8、94182067-過溪之 DEM 大誤差比例表

	誤差 > 1 m 平均高程差 (公尺)	誤差 > 1 m 像元比例	誤差 < -1 m 平均高程差 (公尺)	誤差 < -1 m 像元比例	誤差 1 m 內 像元高程差 RMSE (公尺)
全資料模型	2.821	2%	-1.960	0.3%	0.171
城市區模型	1.800	0.5%	-1.844	0.6%	0.155
農田區模型	2.565	7.3%	-2.131	0.3%	0.202
森林區模型	4.410	10%	-2.235	0.3%	0.201

## (二) 95183051-西勢村

本圖幅屬農田區資料之範例圖幅，其參考 DEM 陰影圖與正射影像如圖 4-25 所示，可以看到本地屬平坦地形，並有部分溪流穿過，圖面右下角之結構為福爾摩沙高速公路之竹田收費站舊址，故有明顯土堤形狀。



圖 4-25、95183051-西勢村之參考 DEM 陰影圖(左)與正射影像(右)

經本案之全資料模型、森林區模型、城市區模型、農田區模型等 AI 模型之影像分類成果分類點雲，分類成果之 DEM 陰影圖和 DEM 高程差異圖如圖 4-26 和圖 4-27 所示，精度分析如表 4-9 所列。由 DEM 陰影圖可以看到，各個 AI 模型分類成果接近，地形大致平坦且難見明顯建物輪廓，惟以森林區模型分類者可見零星建物分布。而透過 DEM 高程差值之敘述性統計成果，亦可以看到以農田區模型分類成果建立之 DEM，其高程差之均方根誤差數值最小，而以全資料模型和城市區模型分類者次之，森林區模型分類成果則對此圖幅表現較差的適應性。



全資料模型



森林區模型



城市區模型



農田區模型

圖 4-26、95183051-西勢村之 DEM 陰影圖

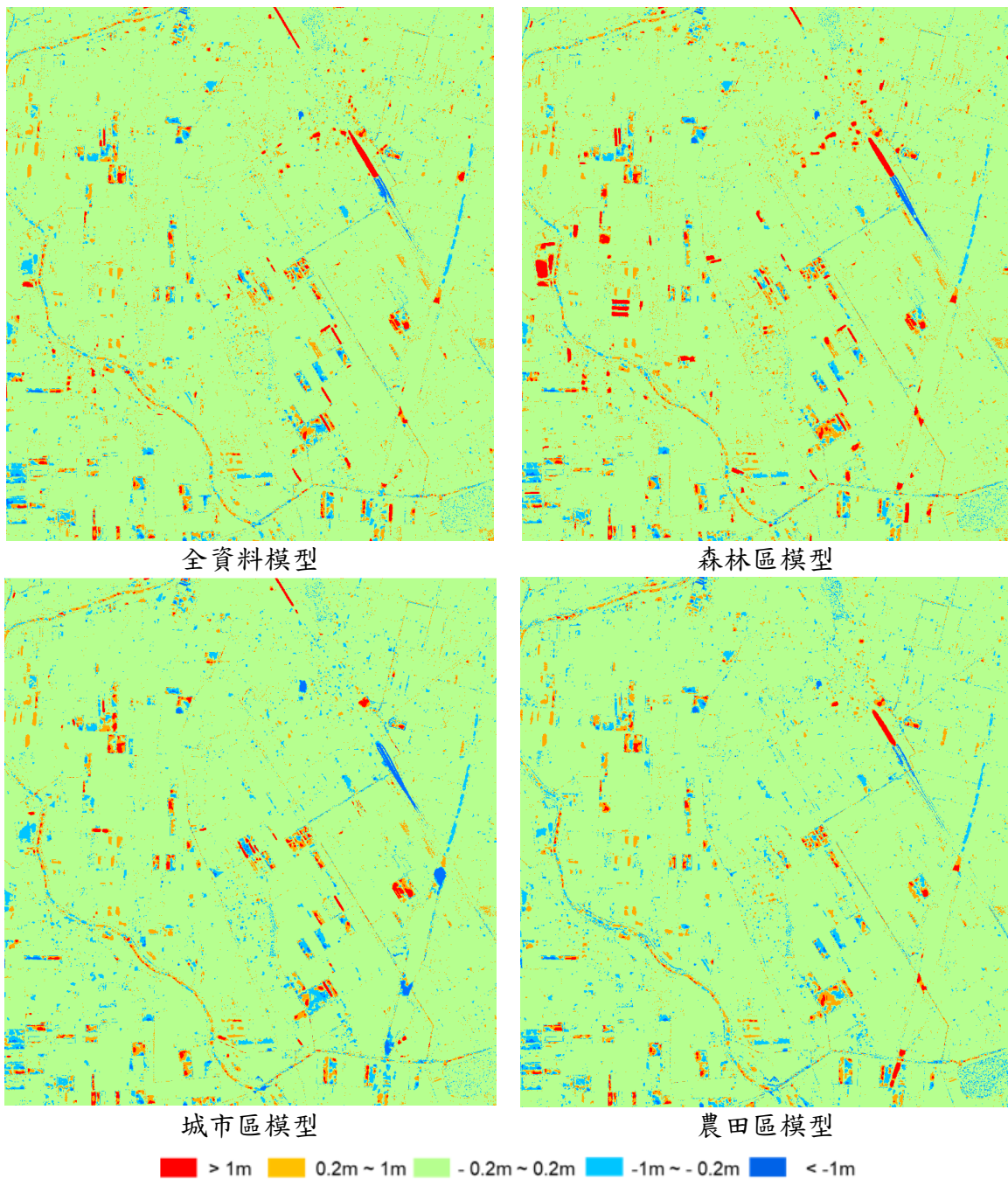


圖 4-27、95183051-西勢村之 DEM 高程差異圖

表 4-9、95183051-西勢村之 DEM 精度分析(單位：公尺)

	最大值	最小值	平均值	標準差	均方根誤差
全資料模型	7.019	-6.321	0.032	0.311	0.313
城市區模型	<b>6.510</b>	-8.270	0.005	0.308	0.308
農田區模型	7.844	<b>-5.957</b>	<b>0.004</b>	<b>0.252</b>	<b>0.252</b>
森林區模型	8.204	-6.321	0.048	0.402	0.405



圖 4-28 中透過柱狀圖展示圖 4-27 之誤差分布狀況，顯示誤差大致呈現以 0 為中心的鐘形分布，主要分布在 $\pm 0.5$ 公尺之範圍內。本圖幅不同 AI 模型之處理成果，高程差大於 1 公尺的大誤差比例大致接近，其比例如表 4-10 所示。僅森林區模型之成果含有較多大誤差。同時僅對誤差範圍小於 1 公尺之像元計算高程值之均方根誤差時，亦可以看到在排除大誤差之計算後，各圖幅之均方根誤差成果接近，彼此差距皆在 1 公分範圍內。

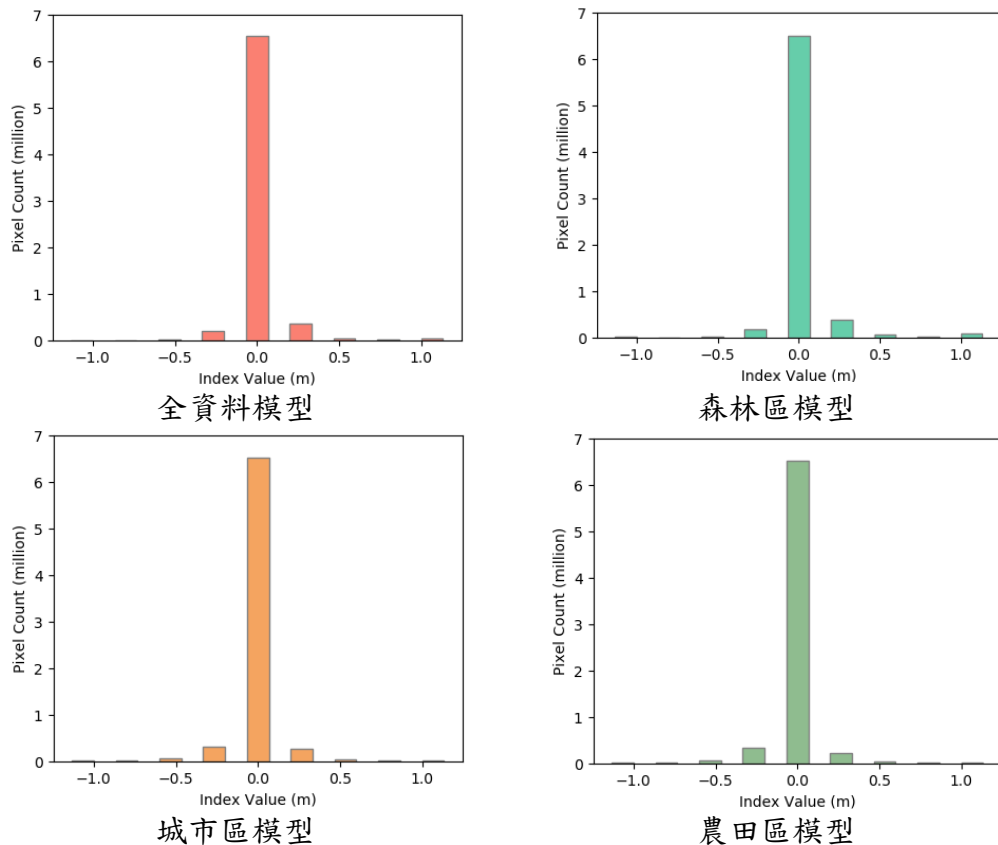


圖 4-28、95183051-西勢村之 DEM 差值分布圖

表 4-10、95183051-西勢村之 DEM 大誤差比例表

	誤差 > 1 m 平均高程差 (公尺)	誤差 > 1 m 像元比例	誤差 < -1 m 平均高程差 (公尺)	誤差 < -1 m 像元比例	誤差 1 m 內 像元高程差 RMSE (公尺)
全資料模型	2.721	0.6%	-2.677	0.1%	0.107
城市區模型	2.196	0.3%	-2.982	0.4%	0.114
農田區模型	2.817	0.2%	-1.839	0.2%	0.116
森林區模型	2.866	1.1%	-3.457	0.2%	0.109

### (三) 95193004-三腳南山

本圖幅屬森林區資料之範例圖幅，其參考 DEM 陰影圖與正射影像如圖 4-29 所示，可以看到本地屬森林區地形，地表起伏大且植被茂密。

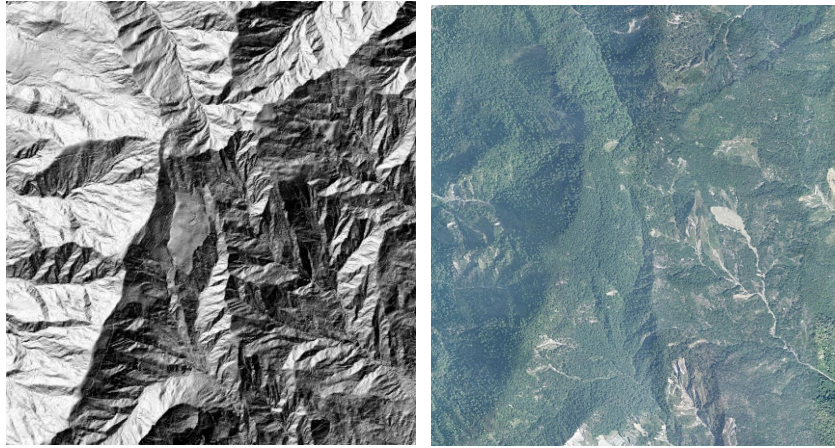


圖 4-29、95193004-三腳南山之參考 DEM 陰影圖(左)與正射影像(右)

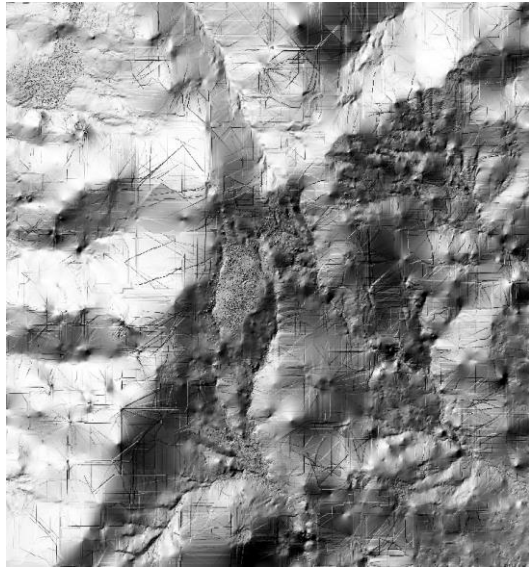
經本案之全資料模型、森林區模型、城市區模型、農田區模型等 AI 模型之影像分類成果分類點雲，分類成果之 DEM 陰影圖和 DEM 高程差異圖如圖 4-30 和圖 4-31 所示，精度分析如表 4-11 所列。由 DEM 陰影圖可以看到，DEM 成果以全資料模型和森林區模型之成果和參考 DEM 較為接近；農田區模型成果仍可見部分地形細節，但對地表植被分類能力仍有改善空間；城市區模型則無法適應此地形之資料，大數地形細節皆缺漏。而透過 DEM 高程差值之敘述性統計成果，亦可以看到以全資料模型分類成果建立之 DEM，其高程差之均方根誤差數值最小，而以森林區模型分類者次之，然兩者數值十分接近；城市區模型和農田區模型分類成果則對此圖幅表現較差的適應性，均方根誤差為公尺級。



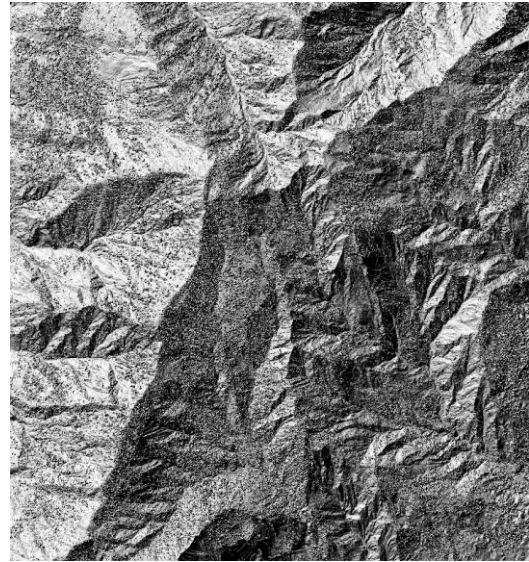
全資料模型



森林區模型



城市區模型



農田區模型

圖 4-30、95193004-三腳南山之 DEM 陰影圖

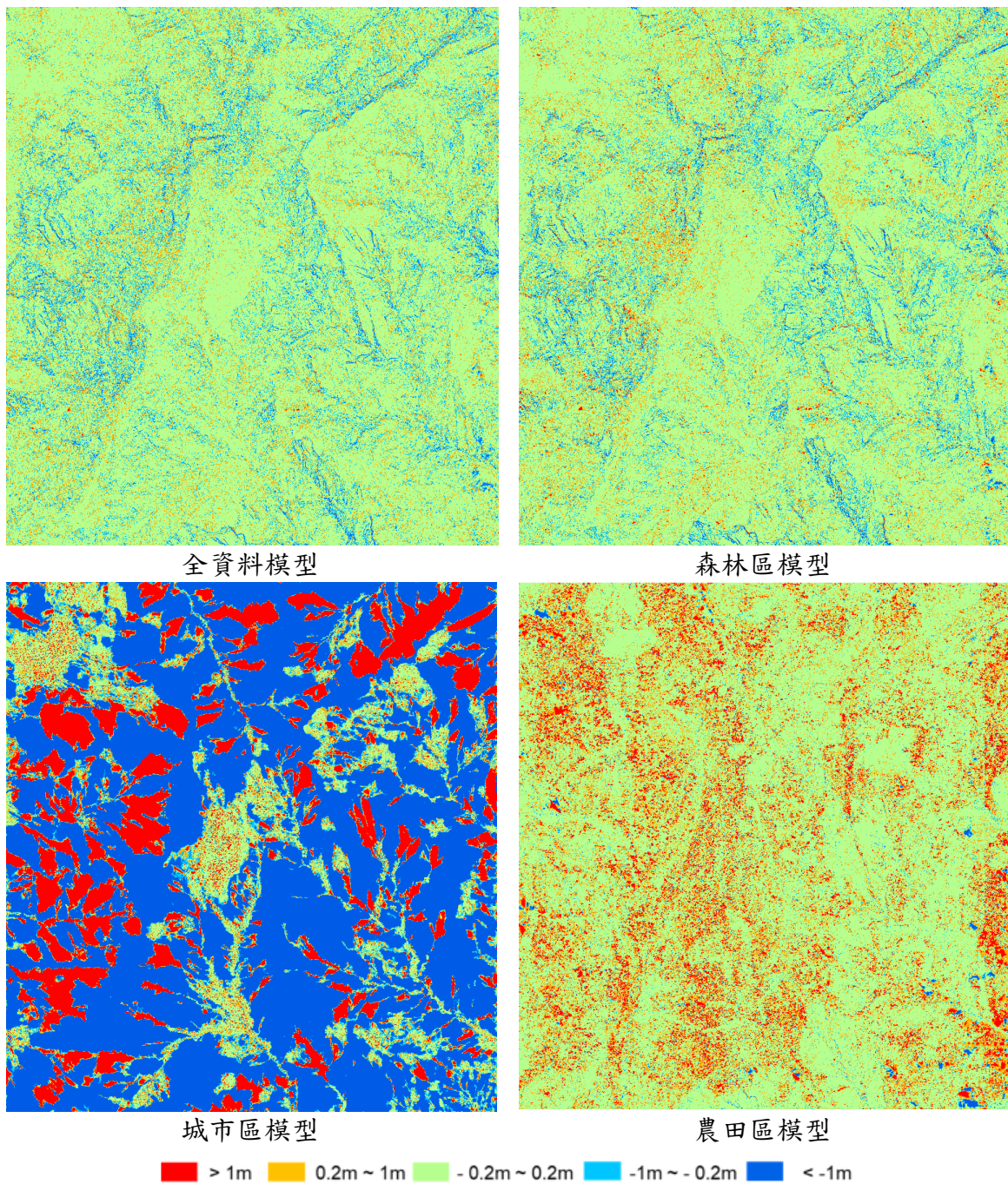


圖 4-31、95193004-三腳南山之 DEM 高程差異圖

表 4-11、95193004-三腳南山之 DEM 精度分析(單位：公尺)

	最大值	最小值	平均值	標準差	均方根誤差
全資料模型	16.840	-29.389	<b>-0.042</b>	<b>0.394</b>	<b>0.397</b>
城市區模型	40.716	-89.8920	-8.572	14.772	17.079
農田區模型	30.693	<b>-20.899</b>	1.216	2.257	2.564
森林區模型	<b>16.259</b>	-28.416	-0.048	0.405	0.408

圖 4-32 中透過柱狀圖展示圖 4-31 之誤差分布狀況，可以看到全資料模型和森林區模型誤差大致呈現以 0 為中心的鐘形分布，主要分布在± 0.5 公尺之範圍內，兩模型之成果亦屬接近，在各項數值表現上之差距皆屬公分級；城市區模型和農田區模型之誤差分布上大誤差之比例則較高，如表 4-11 所示，其比例皆大於 30%，顯示此模型無法對此圖幅展現適應性。

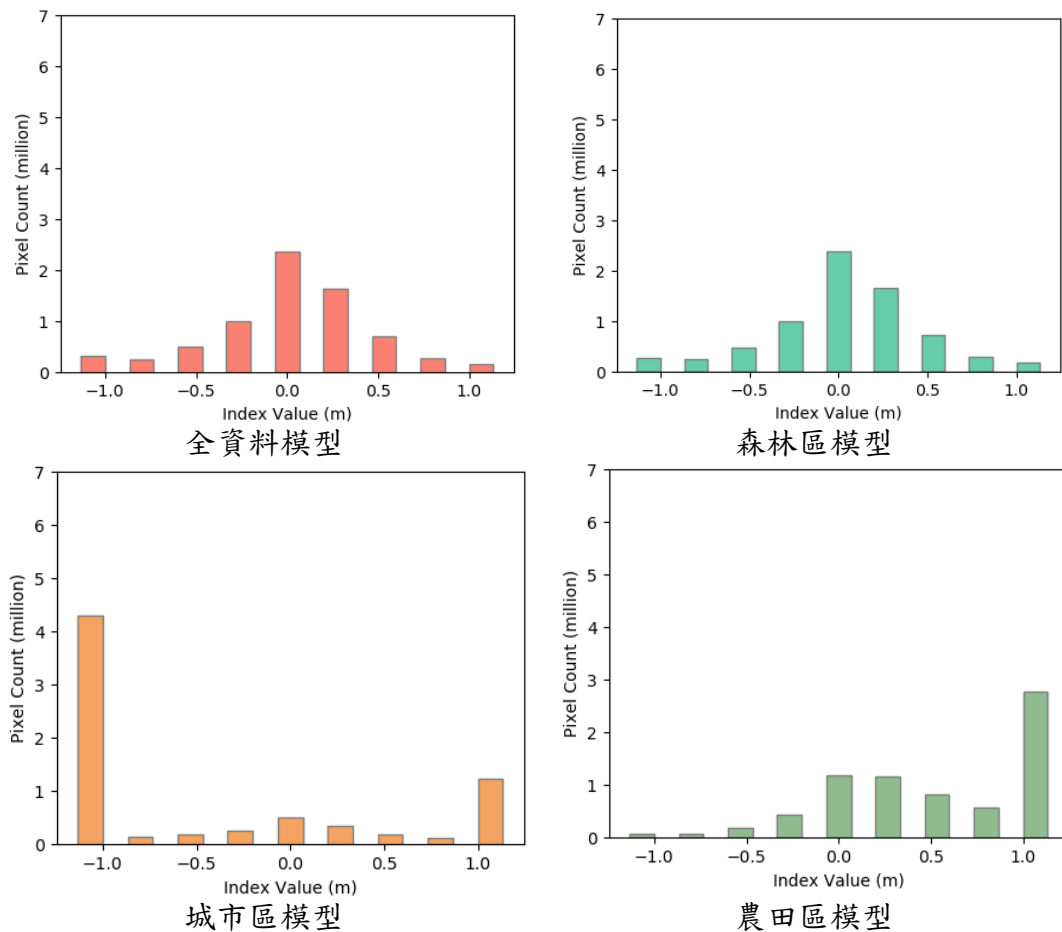


圖 4-32、95193004-三腳南山之 DEM 差值分布圖

表 4-12、95193004-三腳南山之 DEM 大誤差比例表

	誤差 > 1 m 平均高程差 (公尺)	誤差 > 1 m 像元比例	誤差 < -1 m 平均高程差 (公尺)	誤差 < -1 m 像元比例	誤差 1 m 內 像元高程差 RMSE (公尺)
全資料模型	1.348	1.8 %	-1.719	3.7 %	0.368
城市區模型	7.693	16.7 %	-14.625	58.9 %	0.453
農田區模型	3.687	36.9 %	-1.858	0.8 %	0.447
森林區模型	1.375	2.0 %	-1.704	3.3 %	0.366

綜合以上所述，本節共比較了本研究訓練之全資料模型、城市區模型、農田區模型、森林區模型等四個 AI 模型之地面點分類成果建立之 DEM，和其對應參考 DEM 之高程差。分析成果顯示，各區模型在處理其對應分區之資料時，皆能表現良好的點雲分類精度，進而產生品質穩定的 DEM；然而各區模型在處理其他分區的資料時，則容易在圖幅上出現明顯錯誤，進而影響 DEM 品質。其中全資料模型對於各分區的資料皆表現了穩定之適應能力，其皆能獲得接近於或超過分區模型處理對應分區資料時之 DEM 精度。

#### 四、驗證圖幅綜合比較

本節將透過未參與 AI 訓練之驗證圖幅與測試圖幅，進行 AI 模型訓練之外部精度驗證。考量以單一圖幅進行之評估，容易因個別圖幅內之地表覆蓋比例或分布影響評估成果，代表性不足。故本研究將各訓練資料集內之驗證圖幅彙整，並計算影像分類與 DEM 精度之平均值，以此進行聯合評估。其中影像分類精度評估以 F1-Score 進行，DEM 精度則選用 RMSE。

##### (一) 影像分類精度綜合評估

影像分類綜合評估成果如表 4-13 所示，其中粗體者表示該資料集中 F1-Score 數值表現最佳者。該表格之視覺化展示則如圖 4-33 所示，其中各黑色框區塊中 City、County、Forest、Mixed 分別表示城市區、農田區、森林區、混合區資料，各不同顏色之直方圖則分別代表將各區資料以不同 AI 模型分類後之影像分類 F1-Score，黑線則表示對應資料分類成果之標準差。

自表 4-13 中之數值可以看到，各區資料模型在處理其對應資料集之驗證資料時，皆能獲得最佳之 F1-Score 表現，連帶其標準差也是最小。而全資料模型之處理成果，總是在各區資料平均精度或標準差上，獲得次佳之成果，其數值表現多接近於分區模型處理對應分區資料時之精度。

表 4-13、影像分類精度綜合評估表

F1-Score		全資料模型	城市區模型	農田區模型	森林區模型
城市區資料	平均值	0.952	<b>0.958</b>	0.950	0.939
	標準差	0.015	<b>0.012</b>	0.015	0.025
農田區資料	平均值	0.957	0.961	<b>0.962</b>	0.951
	標準差	<b>0.021</b>	<b>0.021</b>	0.022	0.024
森林區資料	平均值	0.842	0.460	0.780	<b>0.872</b>
	標準差	0.065	0.296	0.125	<b>0.039</b>
混合區資料	平均值	<b>0.918</b>	0.874	0.888	0.917
	標準差	0.028	0.051	0.074	<b>0.024</b>

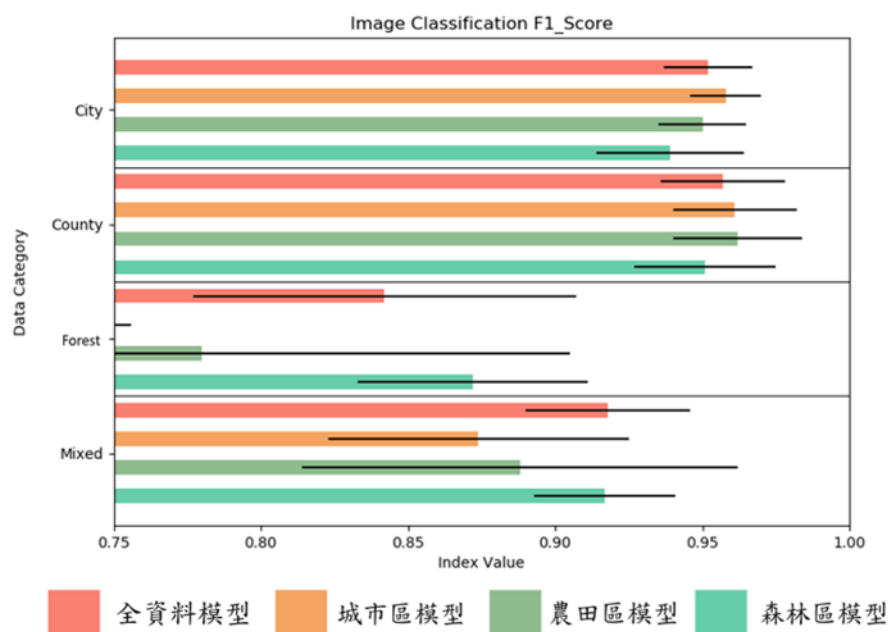


圖 4-33、影像分類綜合評估直方圖

## (二) DEM 精度綜合評估

DEM 精度綜合評估成果如表 4-14 所示，其中粗體者表示該資料集中均方根誤差數值表現最佳者。表之視覺化展示則如圖 4-34 和圖 4-35 所示，因資料尺度不同，分為兩張圖展示，其中各黑色框區塊中 City、County、Forest、Mixed 分別表示城市區、農田區、森林區、混合區資料，各不同顏色之直方圖則分別代表將各區資料以不同 AI 模型分類後建立之 DEM，和參考 DEM 相減後之高程差均方根誤差值之平均，黑線則表示對應資料之標準差。

自表 4-14 中之數值可以看到，各區資料模型在處理其對應資料集之驗證資料時，皆能獲得最佳之均方根誤差數值表現，連帶其標準差也是最小。

而全資料模型之處理成果，總是在各區資料平均均方根誤差數值或標準差上，獲得次佳之成果，其數值表現多接近於分區模型處理對應分區資料時之精度。

表 4-14、DEM 精度綜合評估表(單位：公尺)

均方根誤差		全資料模型	城市區模型	農田區模型	森林區模型
城市區資料	平均值	0.661	<b>0.293</b>	0.822	1.172
	標準差	0.660	<b>0.158</b>	0.282	0.610
農田區資料	平均值	0.313	<b>0.240</b>	0.356	0.489
	標準差	0.177	<b>0.103</b>	0.222	0.333
森林區資料	平均值	0.993	13.326	3.332	<b>0.913</b>
	標準差	1.139	12.397	3.695	<b>1.031</b>
混合區資料	平均值	<b>0.422</b>	1.859	1.239	0.666
	標準差	<b>0.214</b>	1.288	1.759	0.593

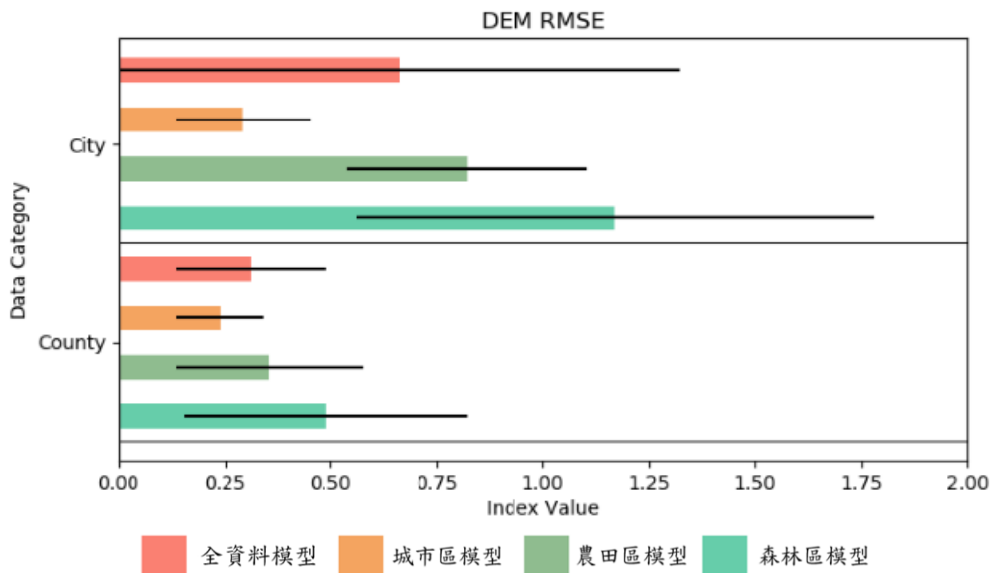


圖 4-34、DEM 精度綜合評估直方圖 - 城市區、農田區



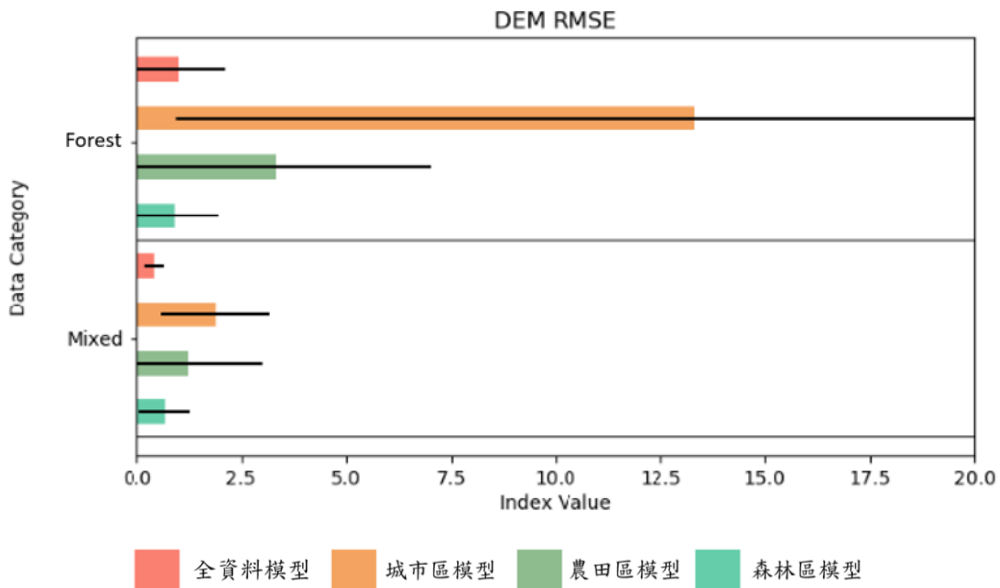


圖 4-35、DEM 精度綜合評估直方圖 - 森林區、混合區

值得注意的是，城市區模型在處理農田區資料時，反而獲得最佳之均方根誤差表現，分析主要原因有二。其一是部分農田區驗證圖幅上，仍有零星聚落分布，如圖 4-36 所示，農田區模型在密集聚落範圍僅能表現受限之分類能力，進而影響點雲分類之正確性，並誤差反映在 DEM 高程數值表現上。

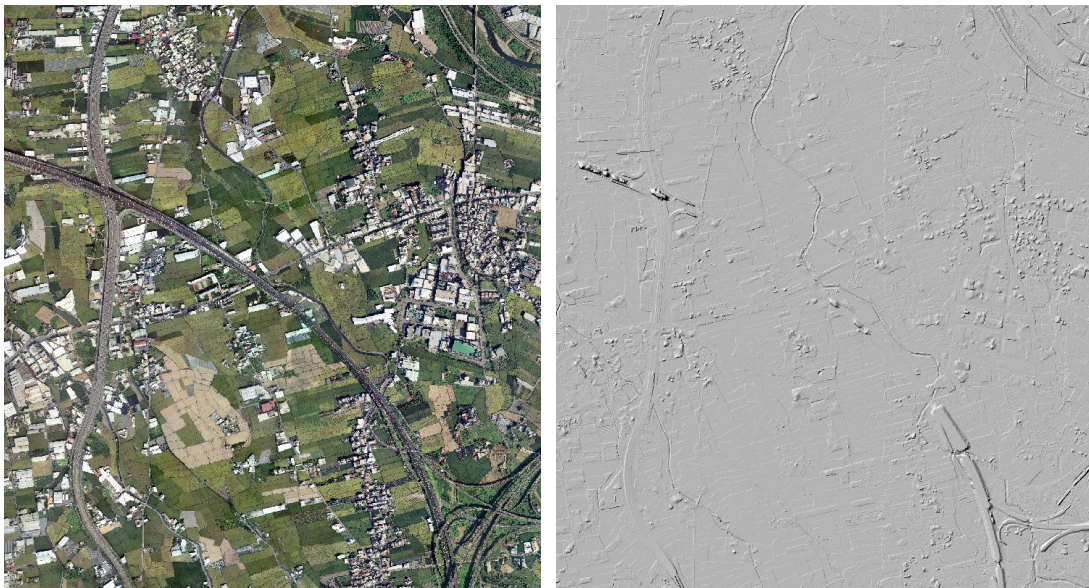


圖 4-36、95213077-四德厝之正射影像(左)及農田區 AI 分類成果(右)

其二是農田區圖幅多為均質平坦之環境，點雲強度反射條件接近，分類任務單純，各 AI 模組皆能於此類圖幅表現一定適應性，如圖 4-37 所示，此

圖幅地形平坦，多為低密度植被所覆蓋，而此圖幅經不同 AI 分類後之高程差比較如表 4-15 所列，可以看到各模型和參考 DEM 之誤差甚為接近，彼此差距皆為數毫米。



圖 4-37、94194039-樹林里之正射影像(左)及農田區 AI 分類成果(右)

表 4-15、94194039-樹林里之 DEM 精度分析(單位：公尺)

	最大值	最小值	平均值	標準差	均方根誤差
全資料模型	<b>3.996</b>	-3.536	-0.005	<b>0.092</b>	<b>0.093</b>
城市區模型	4.93	-3.763	<b>-0.002</b>	0.1	0.1
農田區模型	5.273	<b>-3.208</b>	0.005	0.099	0.099
森林區模型	4.926	-3.991	-0.007	0.099	0.099

雖然都市區模型和參考 DEM 之均方根誤差優於農田區模型之表現，然而農田區模型針對凸起之地形結構(如土堤、高速公路等)附近，其點雲分類成果仍較為出色，農田區 AI 模型可獲得較銳利之邊界及較為細緻之地形。DEM 陰影圖與點雲剖面成果如圖 4-38 至圖 4-41 所示。



農田區模型陰影圖                      參考 DEM 陰影圖                      城市區模型陰影圖  
 圖 4-38、95213077-四德厝之高速公路部分陰影圖

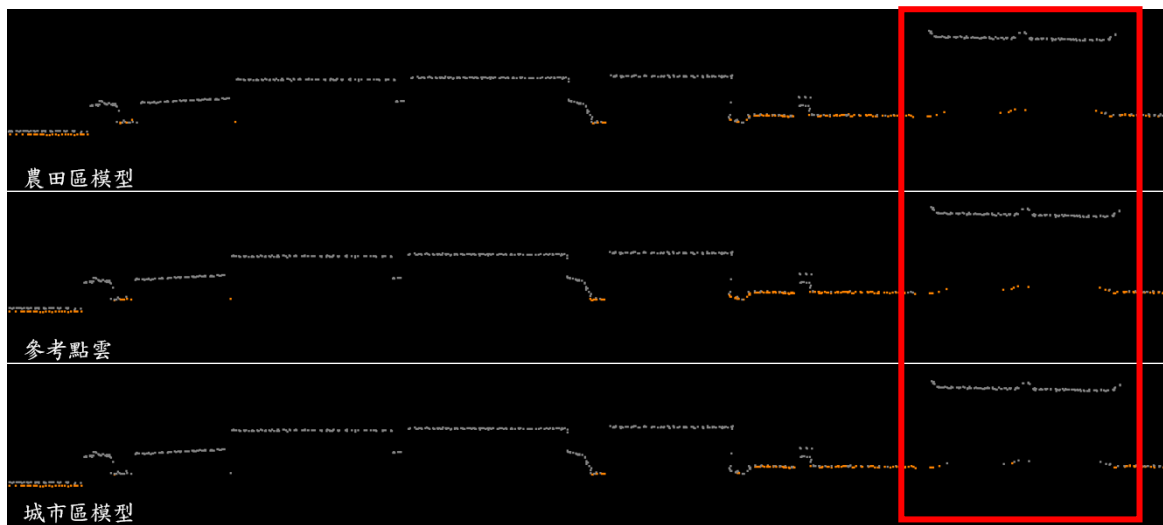
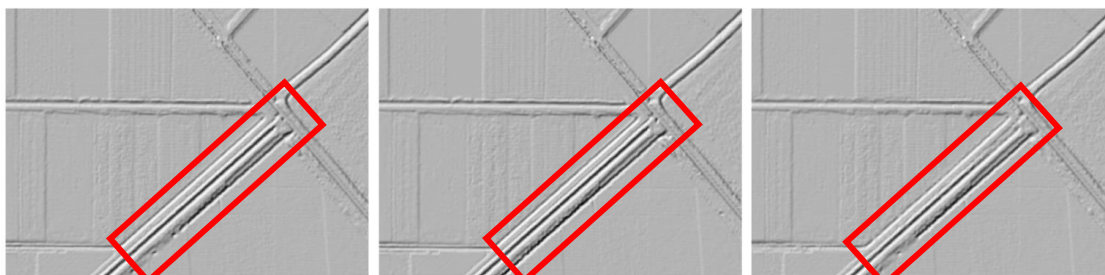


圖 4-39、95213077-四德厝之高速公路部分點雲剖面



農田區模型陰影圖                      參考 DEM 陰影圖                      城市區模型陰影圖

圖 4-40、94194039-樹林里之田間道路部分陰影圖

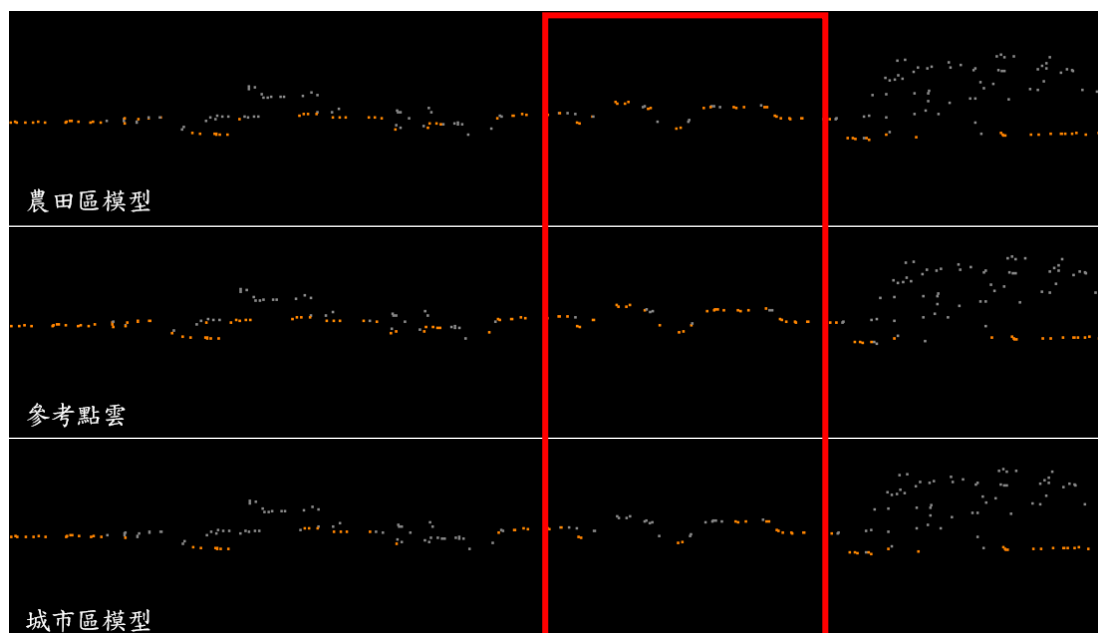


圖 4-41、94194039-樹林里之田間道路部分點雲剖面

圖 4-38、圖 4-39 顯示 95213077-四德厝之高速公路附近 DEM 陰影圖與點雲剖面圖。由陰影圖顯示與參考 DEM 相比，農田區模型之成果在紅框範圍處可獲較銳利之地形結構線。該部分對應圖 4-39 之紅框處，其成果亦顯示以農田區模型之點雲分類成果較為完整，和參考點雲較為接近。

圖 4-40、圖 4-40 顯示 94194039-樹林里之田間土丘所形成之道路 DEM 陰影圖與點雲剖面圖。由陰影圖顯示與參考 DEM 相比，農田區模型之成果在紅框範圍處可獲較銳利之道路邊界線。該部分對應圖 4-41 之紅框範圍，其成果亦顯示以農田區模型之點雲分類成果較為完整，和參考點雲較為接近，城市區模型之分類成果則有所遺漏。

綜合本節所述，城市區模型在農田區與城市區圖幅皆能展現適應性，在分類建築物點雲上可以展現明顯優勢。與此相比，農田區模型僅能對圖幅中零星分布之建築物展現部分適應能力，偶有部分建物輪廓會被保留。然而和城市區模型相比，農田區模型最大特色為其對凸起地形結構，如田間道路、高速公路等邊界細節保留能力，優於城市區模型。

實際使用上，城市區模型傾向過濾建築物，人工編修成本應主要花費於補足地面結構之細節；農田區模型則傾向部分過濾建築物，但保留較細緻之地形結構，人工編修成本應主要花費於移除建築物。

### (三) 測試資料評估

本研究除訓練及驗證圖幅外，亦向廠商諮詢後，另行申請較容易編修與較難編修之圖幅共 36 幅，依照圖幅特性與處理情況之不同，本研究分為一般圖幅、點雲雜訊及點雲穿透率等以下三種情況，進行測試資料處理成果討論。

#### 1. 一般圖幅：

此類圖幅處理成果與本研究之訓練、驗證資料之趨勢接近，以下選取城市區之 96224020-埔頂重劃區與森林區之 95193003-火燒寮進

行測試。

### (1) 96224020-埔頂重劃區

本圖幅屬城市區資料，其參考 DEM 和正射影像如圖 4-42 所示。

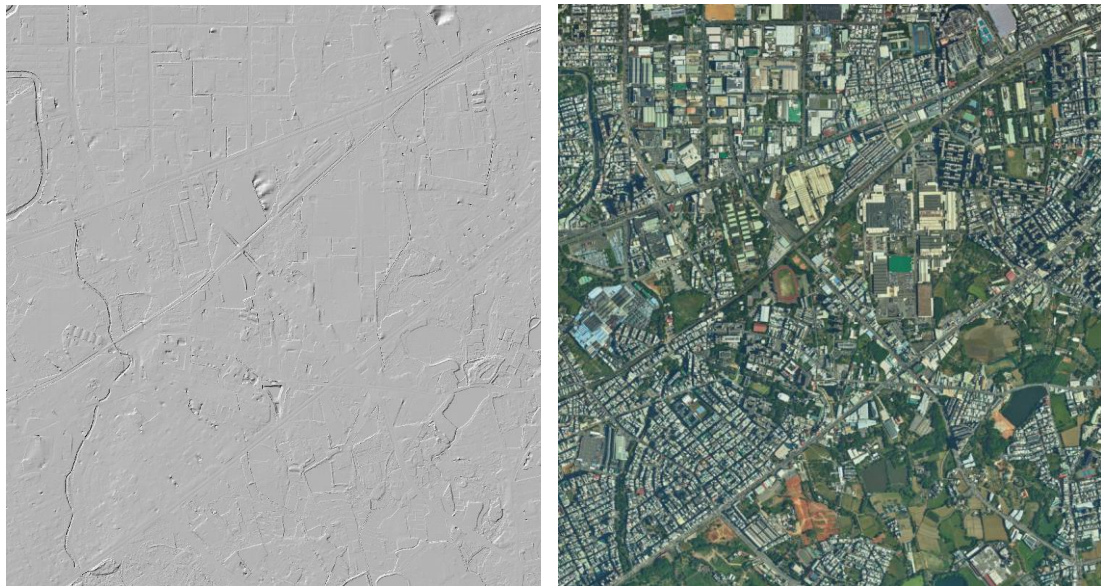


圖 4-42、96224020-埔頂重劃區之參考 DEM(左)與正射影像(右)

經本案之四個 AI 模型處理後，其影像分類成果如圖 4-43 所示，相關影像分類精度則如表 4-16 所示。自影像分類精度表可以看到，本圖幅之預測結果，以城市區模型之影像分類適應性較佳，在多項分類指標中皆獲得最佳之成果；全資料模型則在各項精度指標中皆為表現次佳者，其數值雖不及但接近值城市區模型之分類精度表現；森林區模型則適應性較差，在各項精度指標中表現皆為最差。



全資料模型



森林區模型



城市區模型



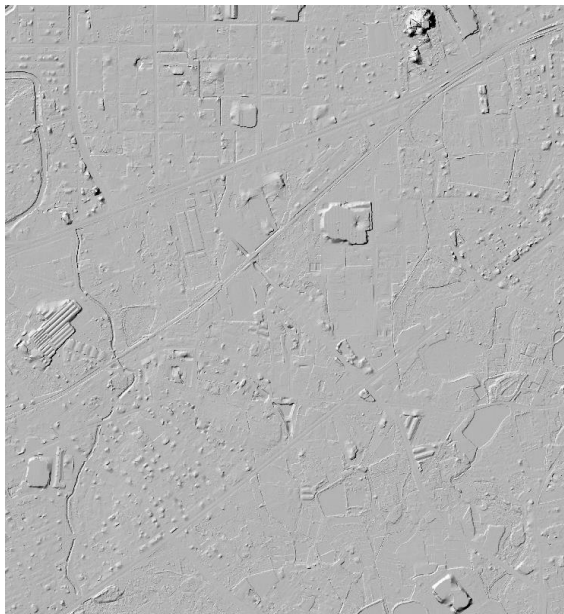
農田區模型

圖 4-43、96224020-埔頂重劃區 AI 影像分類成果

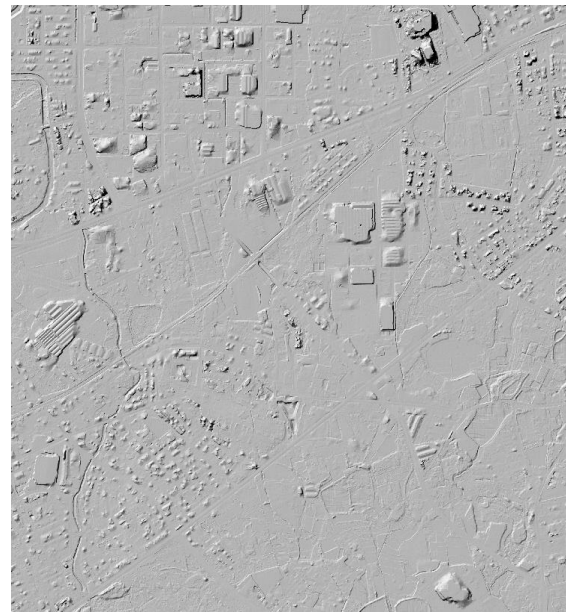
表 4-16、96224020-埔頂重劃區 AI 影像分類精度表

	Accuracy	Precision	Recall	F1
全資料模型	0.938	0.922	<b>0.965</b>	0.943
城市區模型	<b>0.945</b>	<b>0.935</b>	0.963	<b>0.949</b>
農田區模型	0.932	0.912	0.964	0.937
森林區模型	0.905	0.909	0.909	0.909

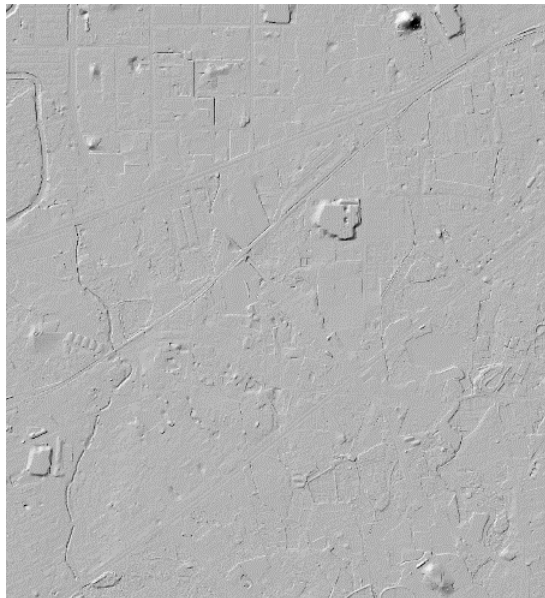
經本案之全資料模型、森林區模型、城市區模型、農田區模型等 AI 模型之影像分類成果進行點雲分類，其分類成果之 DEM 陰影圖和 DEM 高程差異圖如圖 4-44 和圖 4-45 所示。由 DEM 陰影圖可以看到，其成果以全資料模型和城市區模型之 DEM 品質較佳，地形結構和參考 DEM 較為接近；以森林區模型和農田區模型分類者，其 DEM 成果在建物密集區仍保有明顯的建物輪廓。而透過表 4-17 之 DEM 高程差值敘述性統計成果，亦可以看到以城市區模型分類成果建立之 DEM，其高程差之均方根誤差數值最小，而以全資料模型分類者次之，森林區模型分類成果則對此圖幅表現較差的適應性。



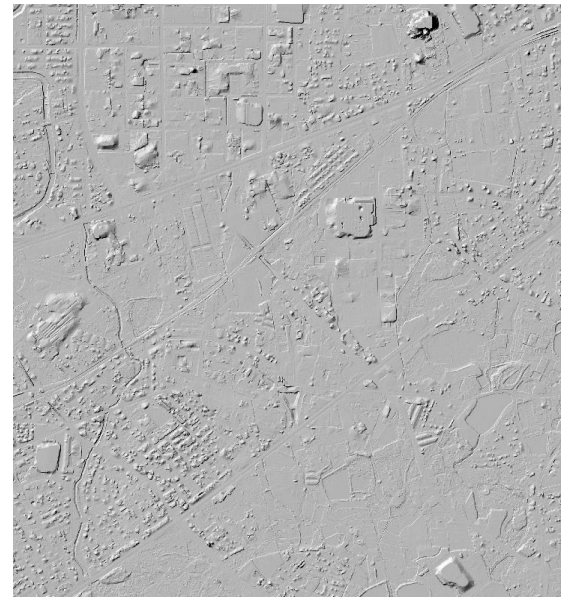
全資料模型



森林區模型



城市區模型



農田區模型

圖 4-44、96224020-埔頂重劃區之 DEM 陰影圖



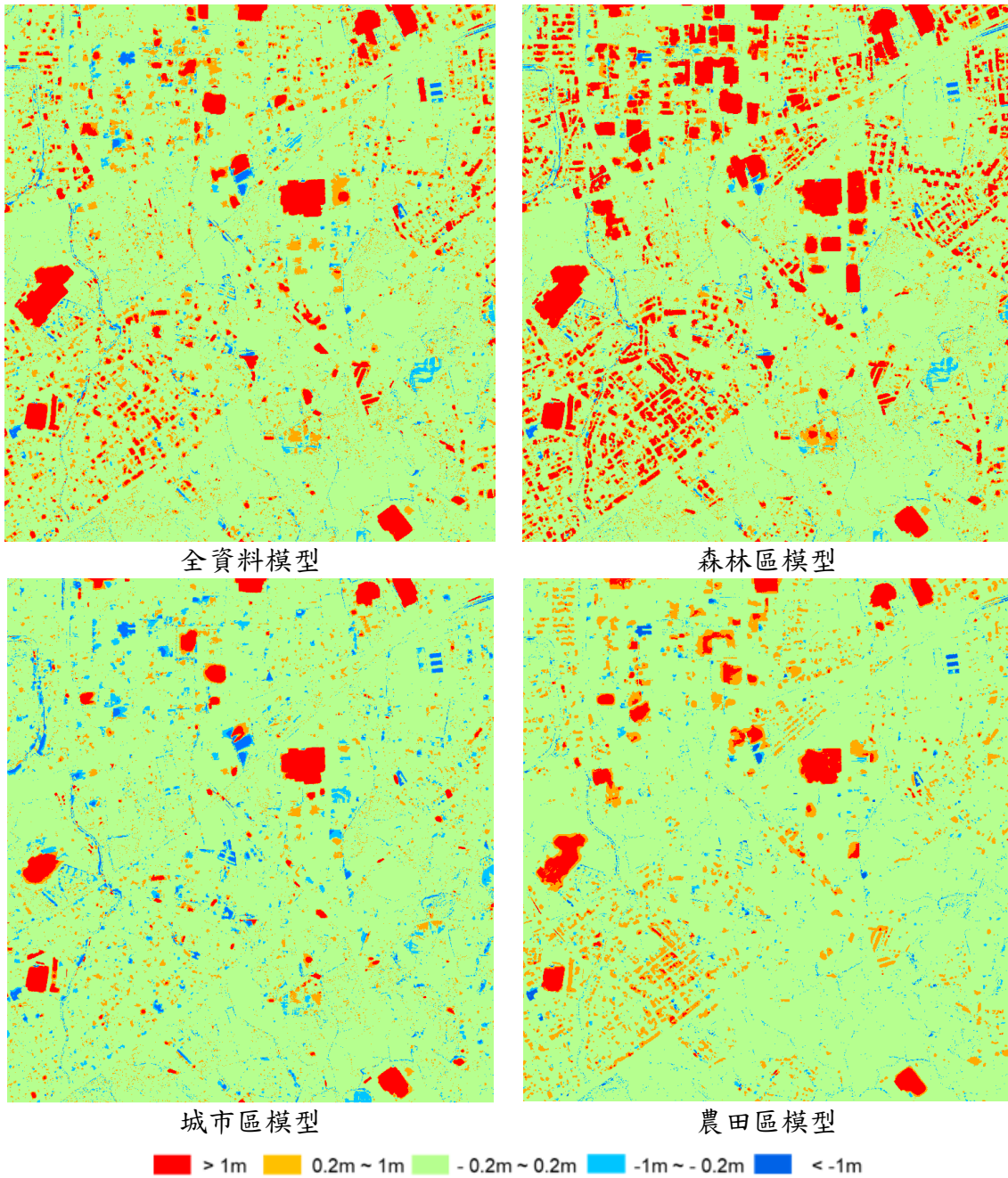


圖 4-45、96224020-埔頂重劃區之 DEM 高程差異圖

表 4-17、96224020-埔頂重劃區之 DEM 精度分析(單位：公尺)

	最大值	最小值	平均值	標準差	均方根誤差
全資料模型	63.365	-9.379	0.320	1.818	1.846
城市區模型	<b>51.065</b>	-9.434	<b>0.162</b>	<b>1.476</b>	<b>1.484</b>
農田區模型	51.635	-9.380	0.508	2.550	2.600
森林區模型	52.907	<b>-9.295</b>	0.607	2.760	2.826

圖 4-46 中透過柱狀圖展示圖 4-45 誤差分布狀況，可以看到各模型對大型建築物的分類能力受限，其輪廓仍於 DEM 中或多或少被保留，全資料模型和城市區模型誤差大致呈現以 0 為中心的鐘形分布，主要分布在  $\pm 0.5$  公尺之範圍內，四組 AI 成果中亦以此兩模型之成果，大誤差之比例較小；森林區模型和農田區模型之誤差分布上大誤差之比例則較高，如表 4-18 所示，其比例皆大於 15%，對圖幅範圍內的建築物無法展現分類能力。

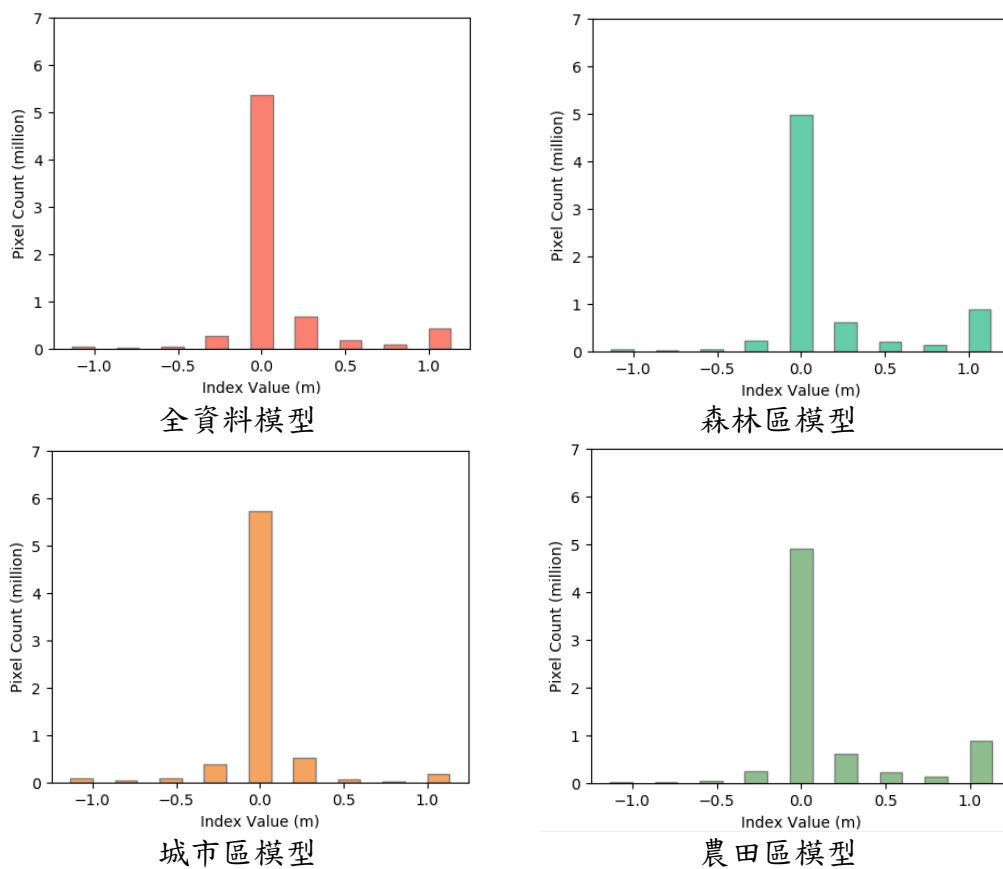


圖 4-46、96224020-埔頂重劃區之 DEM 差值分布圖

表 4-18、96224020-埔頂重劃區之 DEM 大誤差比例表

	誤差 > 1 m 平均高程差 (公尺)	誤差 > 1 m 像元比例	誤差 < -1 m 平均高程差 (公尺)	誤差 < -1 m 像元比例	誤差 1 m 內像 元高程差 RMSE (公尺)
全資料模型	5.036	5.7%	-1.967	0.6%	0.177
城市區模型	5.568	2.5%	-1.984	1.1%	0.151
農田區模型	3.952	12.1%	-1.925	0.4%	0.206
森林區模型	4.813	12%	-1.895	0.4%	0.198

## (2) 95193003-火燒寮

本圖幅屬森林區資料，其參考 DEM 與正射影像如圖 4-47 所示。

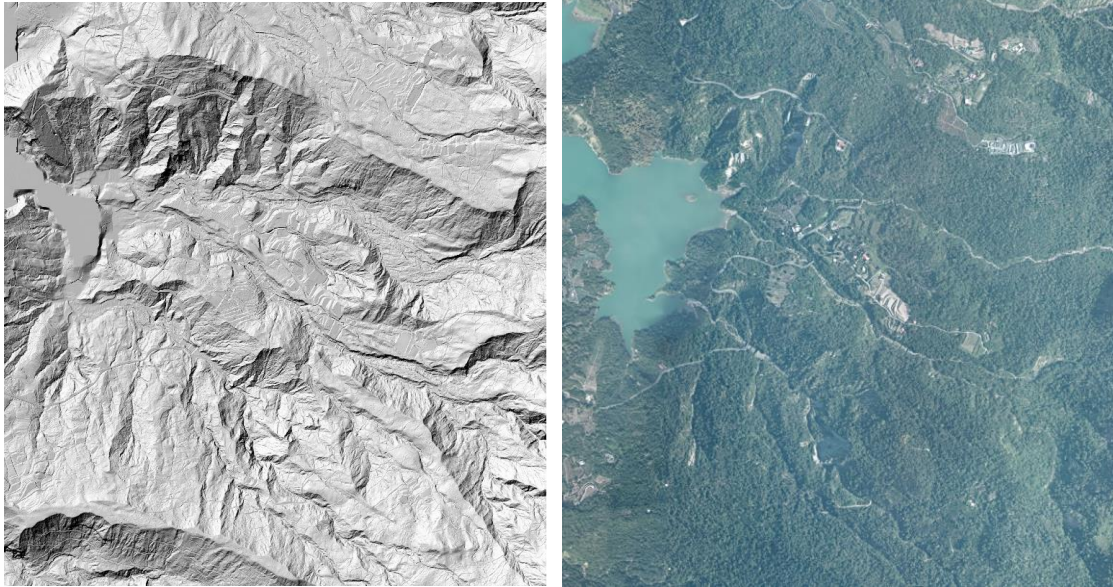
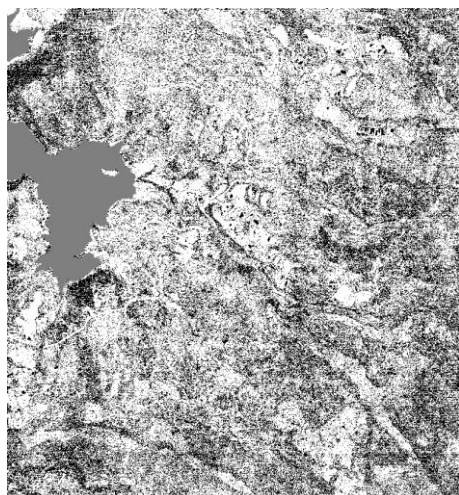
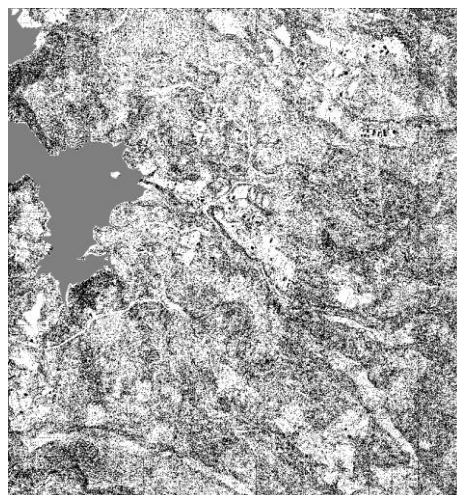


圖 4-47、95193003-火燒寮之參考 DEM(左)與正射影像(右)

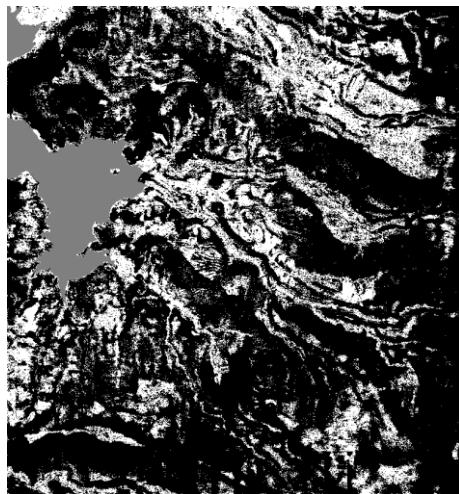
經本案之四個 AI 模型處理後，其影像分類成果如圖 4-48 所示，相關影像分類精度則如表 4-19 所示。自影像分類精度表可以看到，本圖幅之預測結果，以森林區、全資料模型之表現最為穩定，皆可獲得 0.85 左右的 F1-Score 精度表現；城市區、農田區模型之適應力明顯較差，城市區模型將大部分圖面分類為非地面點，而農田區模型則將大部分圖面分類為地面點，和參考資料明顯有別。



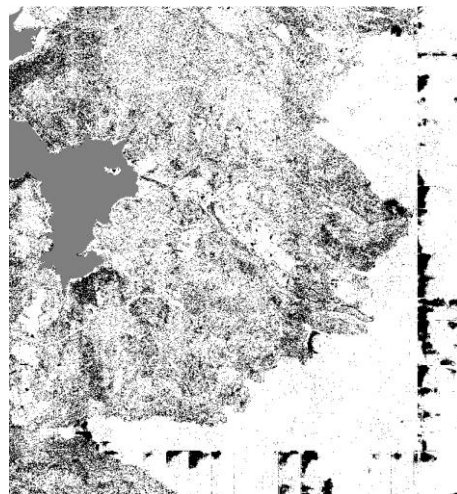
全資料模型



森林區模型



城市區模型



農田區模型

圖 4-48、95193003-火燒寮 AI 影像分類成果

表 4-19、95193003-火燒寮 AI 影像分類精度表

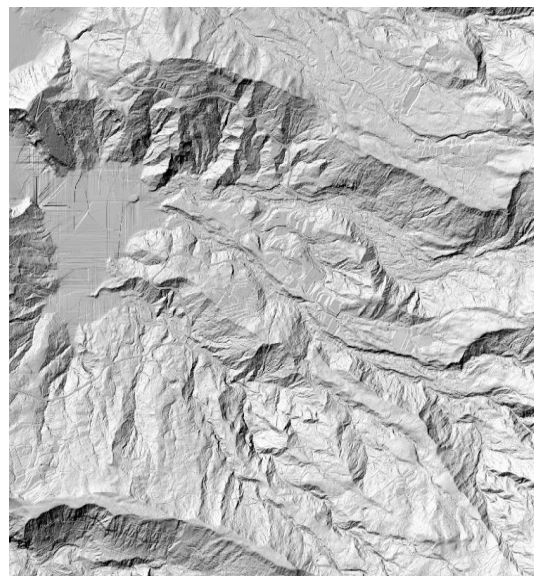
	Accuracy	Precision	Recall	F1
全資料模型	0.856	<b>0.890</b>	0.898	0.894
城市區模型	0.518	0.871	0.335	0.484
農田區模型	0.786	0.781	<b>0.949</b>	0.857
森林區模型	<b>0.868</b>	0.874	0.939	<b>0.905</b>

經本案之全資料模型、森林區模型、城市區模型、農田區模型等 AI 模型之影像分類成果進行點雲分類，分類成果之 DEM 陰影圖和 DEM 高程差異圖如圖 4-49 和圖 4-50 所示。由 DEM 陰影圖可以看到，DEM 成果以全資料模型和森林區模型之成果和參考 DEM 較為接近；農田區模型成果仍可見部分地形細節，

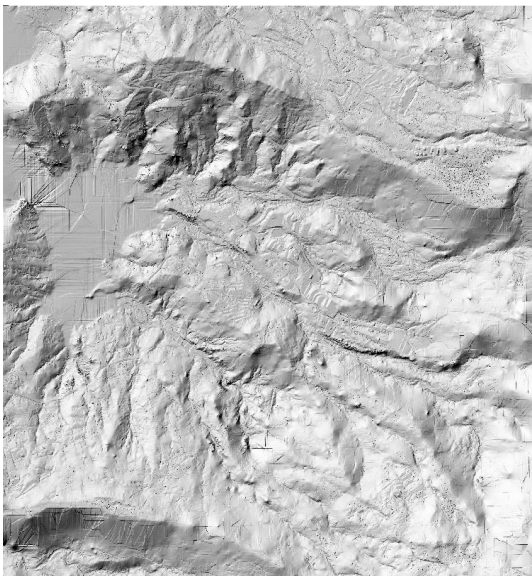
但對地表植被分類能力仍有改善空間；城市區模型則無法適應此地形之資料，多數地形細節皆為遺漏。而透過表 4-20 之 DEM 高程差值敘述性統計成果，亦可以看到以全資料模型分類成果建立之 DEM，其高程差之均方根誤差數值最小，而以森林區模型分類者次之，然兩者數值十分接近；城市區模型和農田區模型分類成果則對此圖幅表現較差的適應性，均方根誤差為公尺級。



全資料模型



森林區模型



城市區模型



農田區模型

圖 4-49、95193003-火燒寮之 DEM 陰影圖

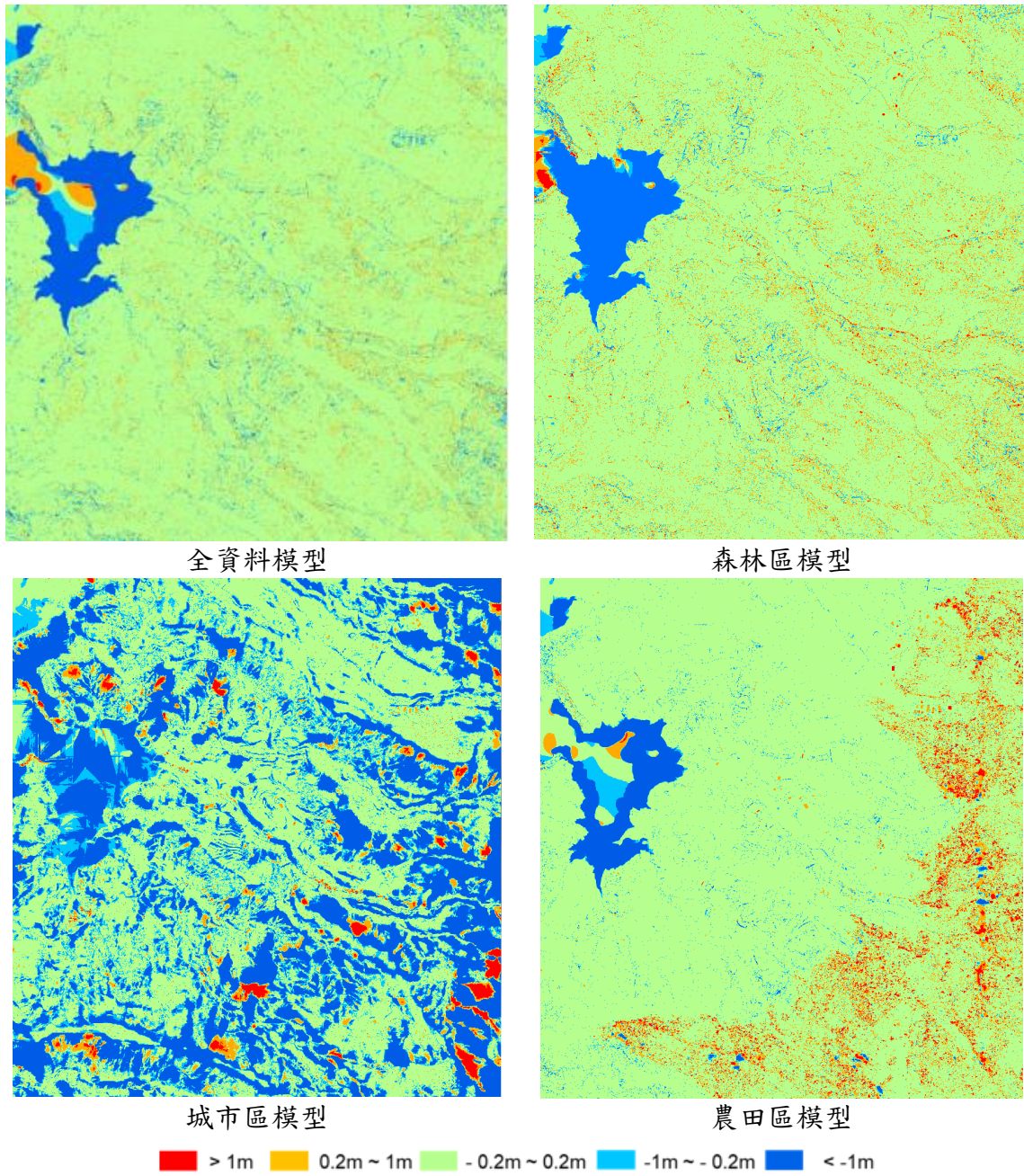


圖 4-50、95193003-火燒寮之 DEM 高程差異圖

表 4-20、95193003-火燒寮之 DEM 精度分析(單位：公尺)

	最大值	最小值	平均值	標準差	均方根誤差
全資料模型	<b>5.377</b>	<b>-8.648</b>	<b>0.015</b>	<b>0.195</b>	<b>0.195</b>
城市區模型	33.690	-98.226	-1.653	5.097	5.358
農田區模型	26.288	-10.152	0.653	1.548	1.680
森林區模型	5.775	-8.715	0.017	0.204	0.205

圖 4-51 中透過柱狀圖展示圖 4-50 之誤差分布狀況，可以看到全資料模型和森林區模型誤差大致呈現以 0 為中心的鐘形分布，主要分布在  $\pm 0.5$  公尺之範圍內，兩模型之成果亦屬接近，在各項數值表現上之差距皆屬公分級；城市區模型和農田區模型之誤差分布上大誤差之比例則較高，如圖 4-51 所示，城市區模型大於 30%，農田區模型大於 15%，顯示模型無法對此圖幅展現適應性。

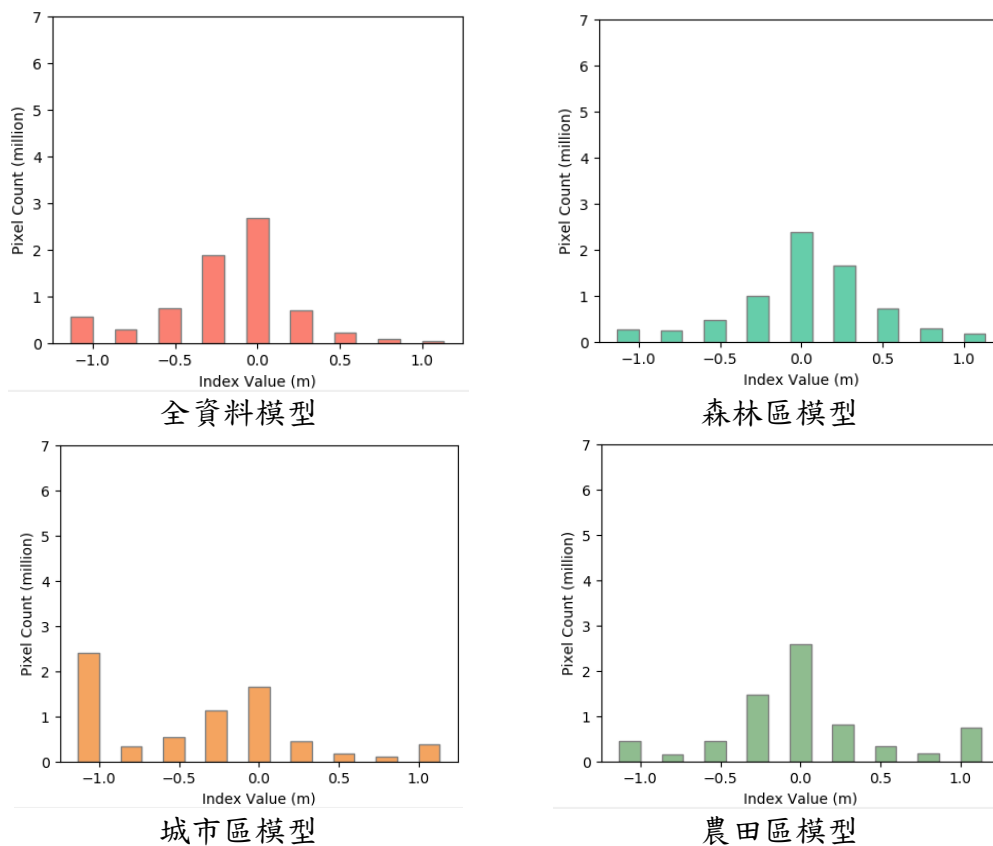


圖 4-51、95193003-火燒寮之 DEM 差值分布圖

表 4-21、95193003-火燒寮之 DEM 大誤差比例表

	誤差 > 1 m 平均高程差 (公尺)	誤差 > 1 m 像元比例	誤差 < -1 m 平均高程差 (公尺)	誤差 < -1 m 像元比例	誤差 1 m 內 像元高程差 RMSE (公尺)
全資料模型	1.421	0.6%	-2.904	7.3%	0.329
城市區模型	3.664	5.2%	-4.642	32.4%	0.387
農田區模型	3.113	9.9%	-3.122	5.9%	0.326
森林區模型	1.457	0.8%	-2.966	6.7%	0.325

## 2. 點雲雜訊：

此類圖幅之在點雲掃描過程中，受環境因素或儀器原理之影響，在點雲資料中，會看見明顯之雜訊，此類出現樣貌不一，可能在高程值明顯不合理處，如圖 4-52 和圖 4-53 所示之 96224057-大北坑圖幅、圖 4-54 所示之 96214023-佳仁山(四)圖幅；或鑲嵌於地形中，如圖 4-55 和圖 4-56 所示之 96203045-裡門山(四)圖幅。也因此測繪廠商在處理此類圖幅時，需額外花費大量時間對雜訊部分點雲進行過濾，屬點雲分類作業上較為困難，需額外花費人力成本。

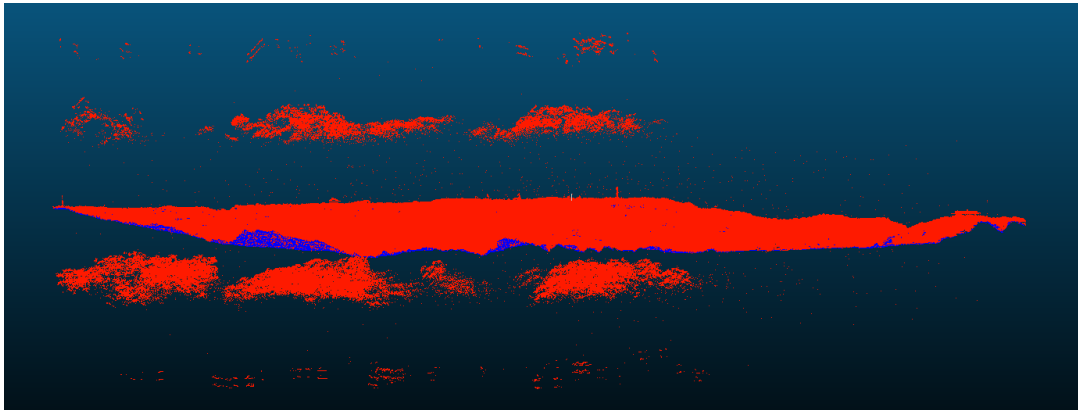


圖 4-52、高程不合理之雜訊點雲(全景)

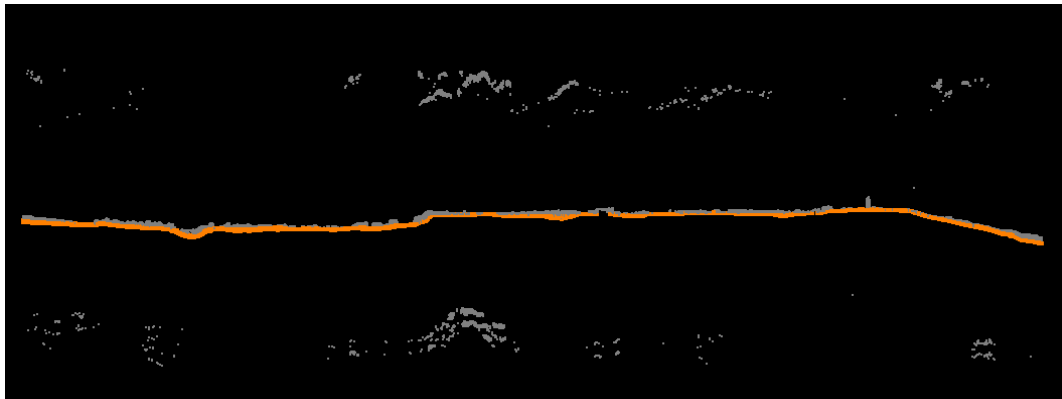


圖 4-53、高程不合理之雜訊點雲(剖面)



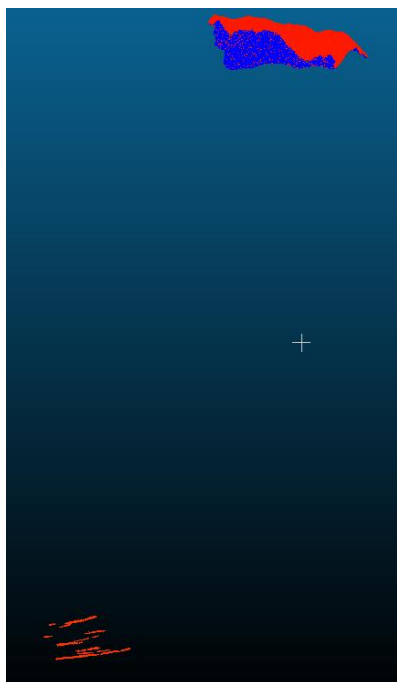


圖 4-54、高程不合理之雜訊點雲(剖面)

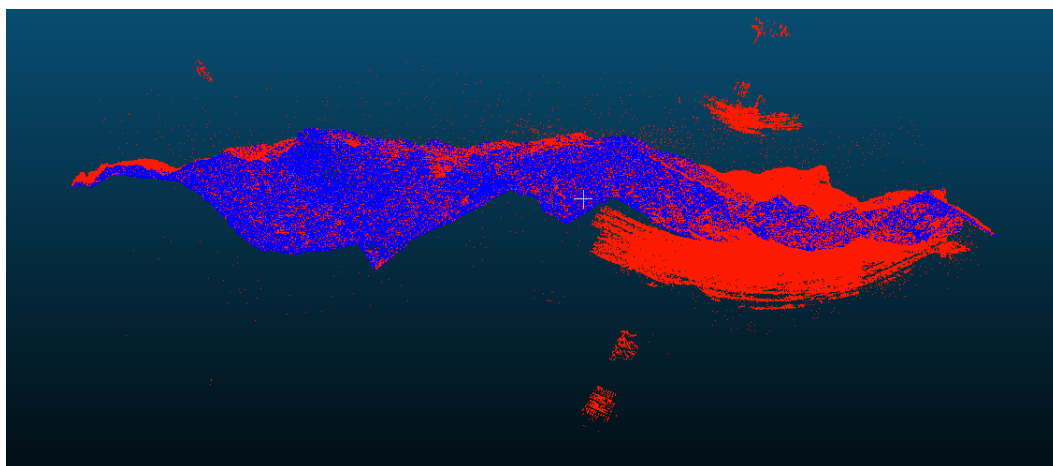


圖 4-55、鑲嵌於地形之雜訊(全景)

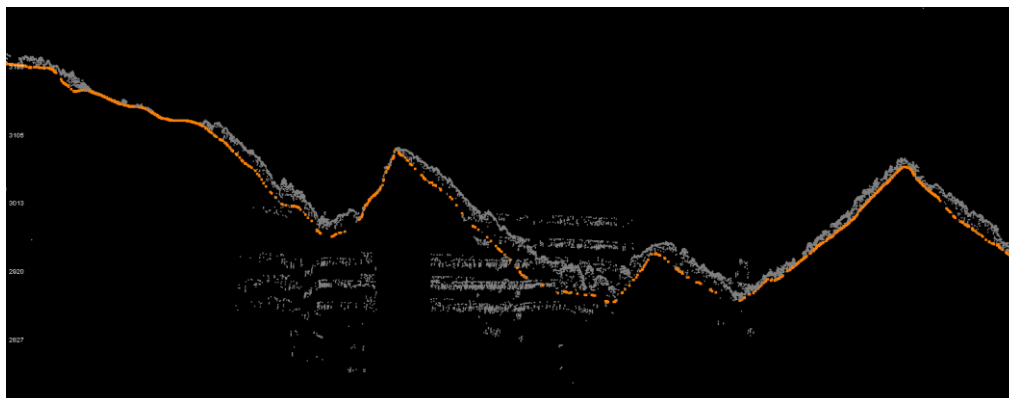


圖 4-56、鑲嵌於地形之雜訊(剖面)

而含有雜訊之圖幅，和訓練圖幅之點雲樣態有別，本案所研究流程設計、訓練資料標記與 AI 模型訓練上，未針對含明顯雜訊之圖幅進行考量，故當點雲分類成果含有明顯雜訊時，容易有將雜訊點雲誤判為地面點之情形，使分類成果受限。以下展示 96203045-裡門山(四)、96214023-佳仁山(四)兩圖幅以各 AI 模型處理之分類成果：

#### (1) 96203045-裡門山(四)

本圖幅屬森林區資料，其參考 DEM 與正射影像如圖 4-57 所示，本圖幅包含鑲嵌於地形中的雜訊點雲。

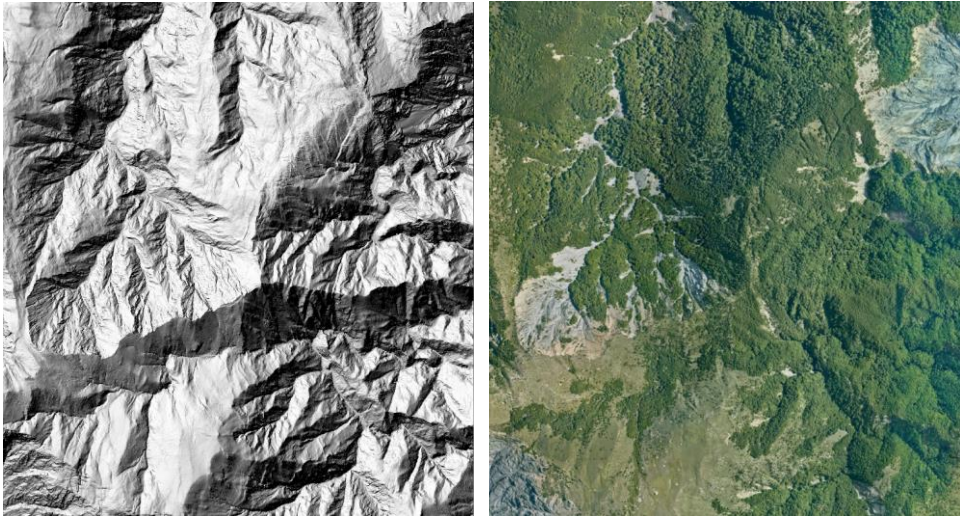
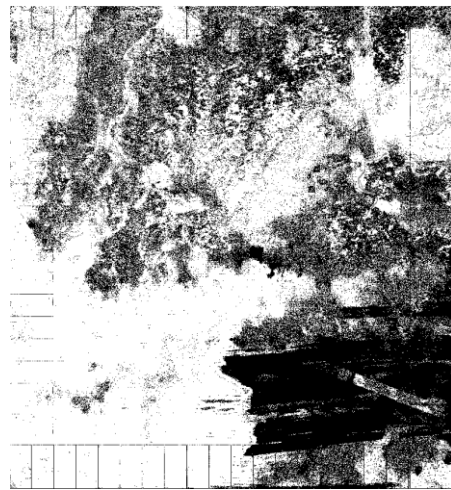


圖 4-57、96203045-裡門山(四)之參考 DEM(左)與正射影像(右)

經本案之四個 AI 模型處理後，其影像分類成果如圖 4-58 所示，相關影像分類精度則如表 4-22 所示。自影像分類精度表可以看到，本圖幅之預測結果，以森林區模型之數值表現較佳，可獲得 0.838 之 F1-Score 精度表現；城市區、農田區模型之適應力明顯較差，城市區模型將大部分圖面分類為非地面點，而農田區模型則將大部分圖面分類為地面點，和參考資料明顯有別；考量純幾何資訊的全資料模型，也受高程異常之點雲雜訊影響，而和森林區模型成果出現落差。



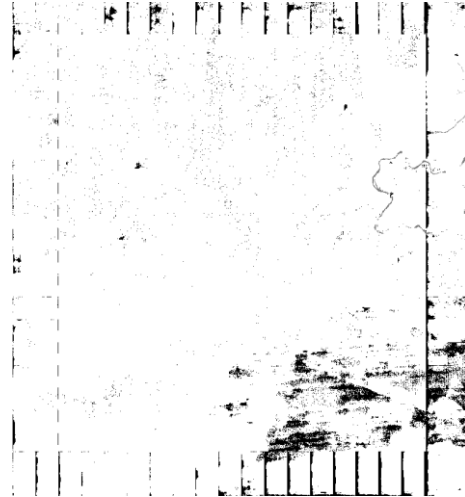
全資料模型



森林區模型



城市區模型



農田區模型

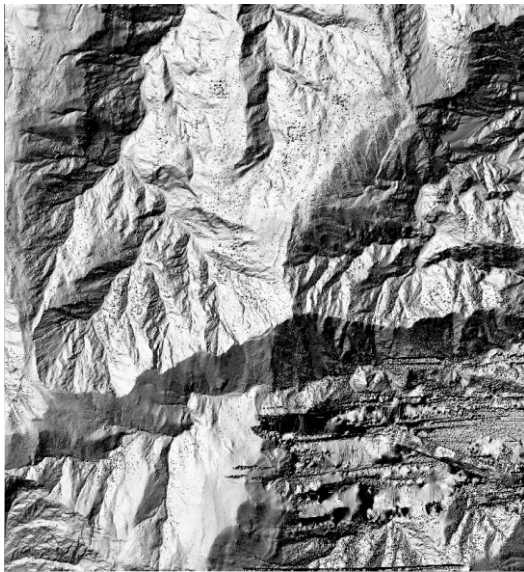
圖 4-58、96203045-裡門山(四)AI 影像分類成果

表 4-22、96203045-裡門山(四)AI 影像分類精度表

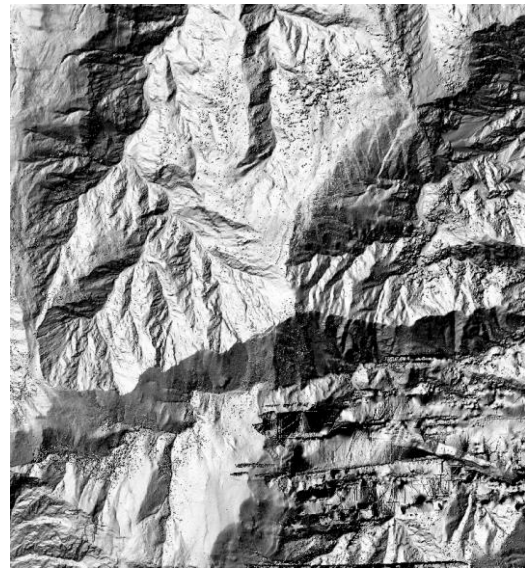
	Accuracy	Precision	Recall	F1
全資料模型	0.722	0.835	0.687	0.754
城市區模型	0.441	0.751	0.148	0.247
農田區模型	0.639	0.636	<b>0.978</b>	0.771
森林區模型	<b>0.799</b>	<b>0.838</b>	0.838	<b>0.838</b>

經本案之全資料模型、森林區模型、城市區模型、農田區模型等 AI 模型之影像分類成果分類點雲，分類成果之 DEM 陰影圖和 DEM 高程差異圖如圖 4-59 和圖 4-60 所示。由 DEM 陰影圖可以看到，DEM 成果以全資料模型和森林區模型之成果和參考 DEM 較為接近；農田區模型成果仍可見部分地形細節，但對

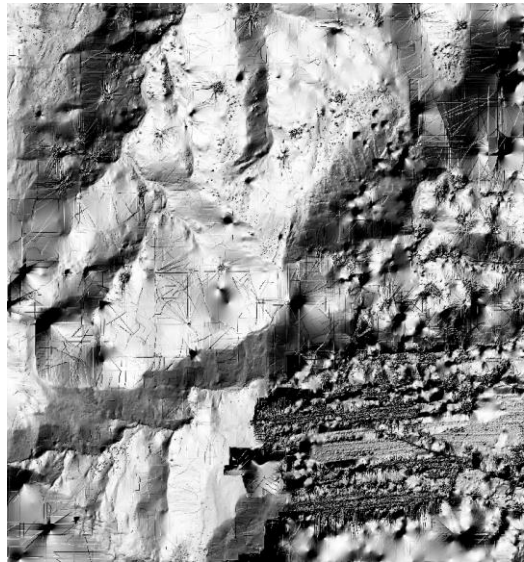
地表植被分類能力仍有改善空間；城市區模型則無法適應此地形之資料，多數地形細節皆為遺漏。且由於點雲反投影方式限制，圖幅右下角雜訊分布處，仍可以看到明顯的雜訊被加入 DEM 內插。而透過表 4-23 之 DEM 高程差值敘述性統計成果，亦可以看到雜訊對高程評估值造成的明顯影響，各項指標之參考價值皆明顯降低。



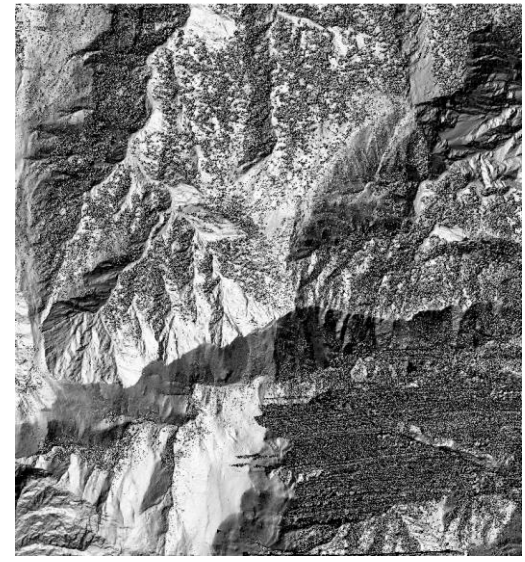
全資料模型



森林區模型



城市區模型



農田區模型

圖 4-59、96203045-裡門山(四)之 DEM 陰影圖

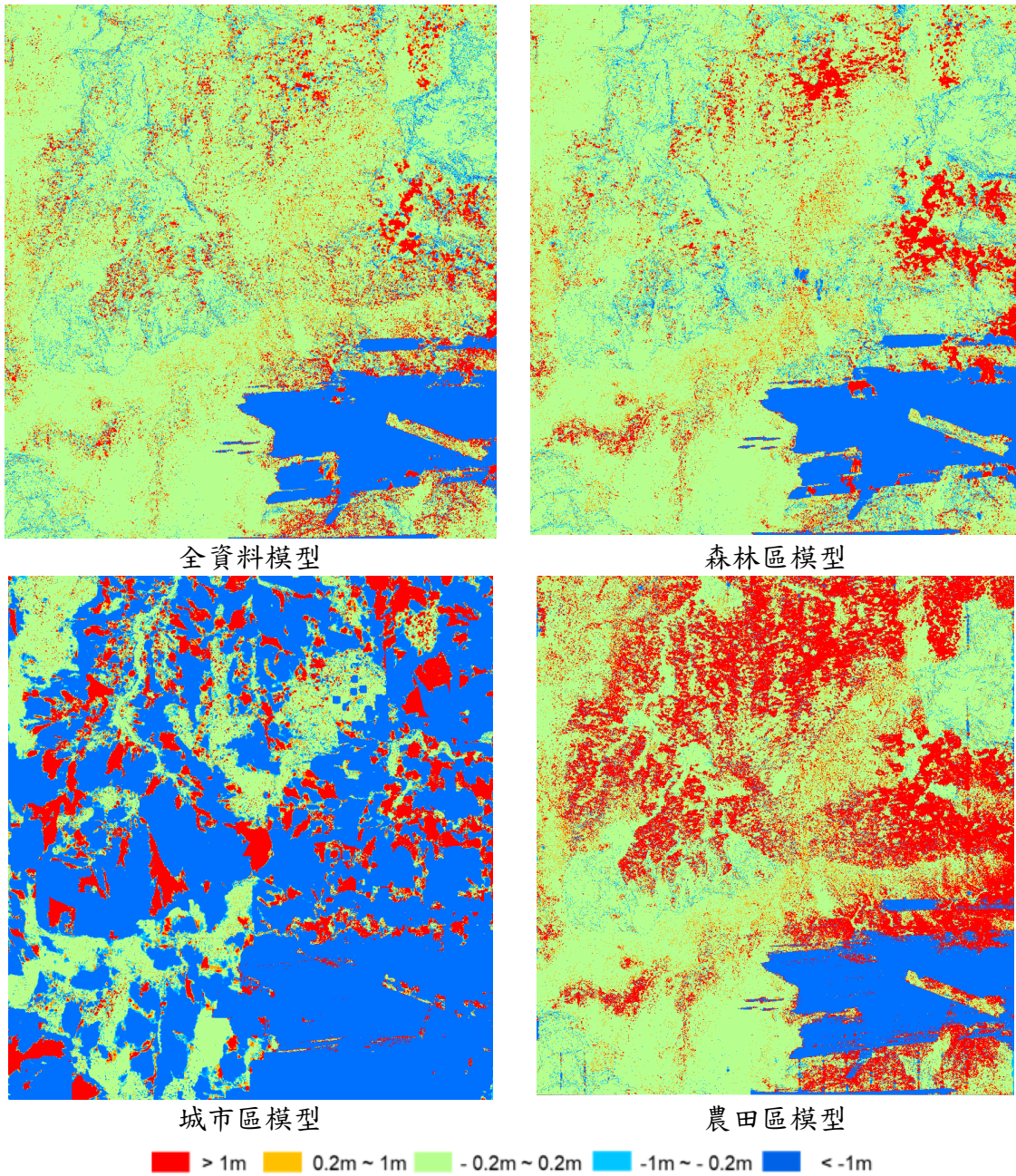


圖 4-60、96203045-裡門山(四)之 DEM 高程差異圖

表 4-23、96203045-裡門山(四)之 DEM 精度分析(單位：公尺)

	最大值	最小值	平均值	標準差	均方根誤差
全資料模型	130.008	-1146.804	-10.640	42.881	44.181
城市區模型	115.899	-1062.381	-36.295	81.058	88.813
農田區模型	112.687	-1161.464	-9.060	46.368	47.368
森林區模型	111.634	-1085.731	-10.211	42.414	43.626

圖 4-61 中透過柱狀圖展示圖 4-60 之誤差分布狀況，可以看到受到點雲雜訊影響，各個模型之處理成果皆有 20 % 以上之高程大於 1 公尺的大誤差，排除此類大誤差之像元後重新計算高程之均方根誤差，可以發現其數值明顯降低，表現接近於表 4-12 中森林區範例圖幅(95193004-三腳南山圖幅)之評估成果。

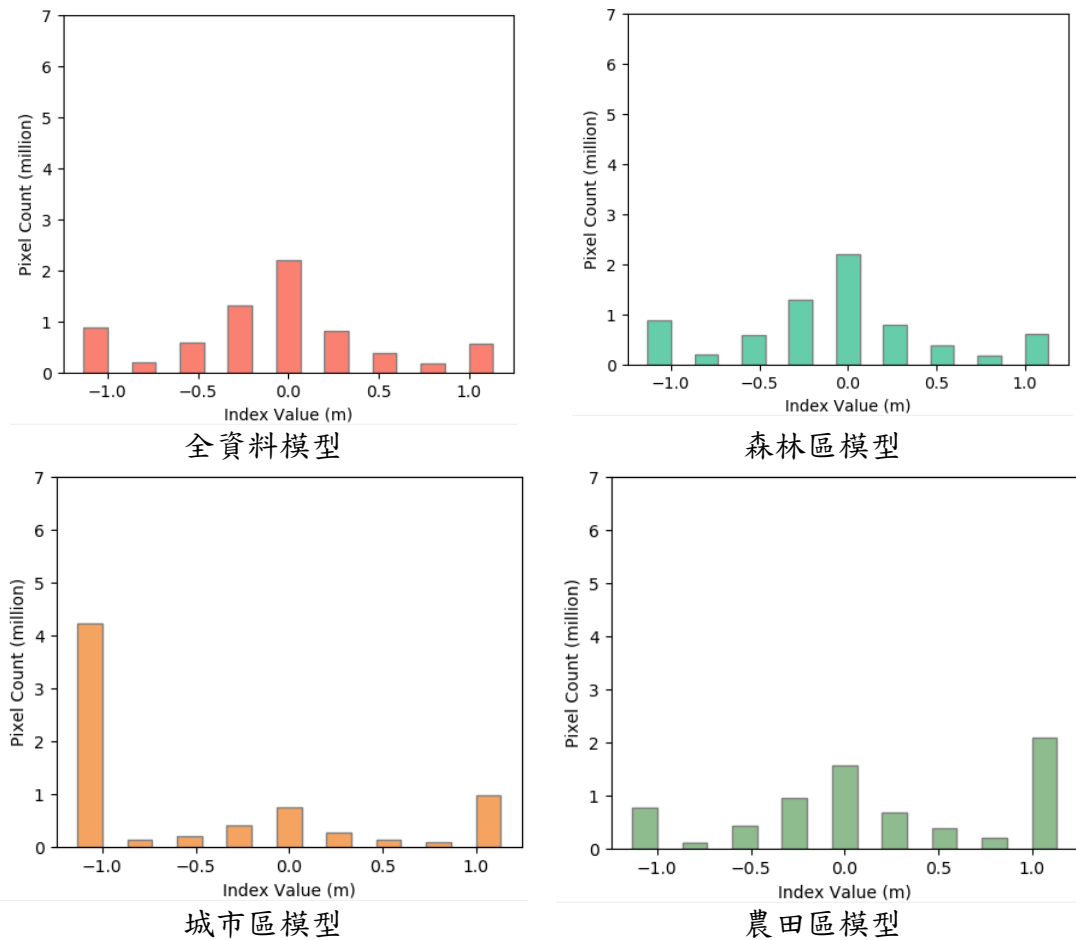


圖 4-61、96203045-裡門山(四)之 DEM 差值分布圖

表 4-24、96203045-裡門山(四)之 DEM 大誤差比例表

	誤差 > 1 m 平均高程差 (公尺)	誤差 > 1 m 像元比例	誤差 < -1 m 平均高程差 (公尺)	誤差 < -1 m 像元比例	誤差 1 m 內 像元高程差 RMSE (公尺)
全資料模型	3.659	7.5%	-90.643	12%	0.351
城市區模型	7.512	13.3%	-63.812	58.4%	0.397
農田區模型	8.913	28.7%	-110.913	10.5%	0.366
森林區模型	5.443	8.2%	-88.121	12%	0.353

## (2) 96214023-佳仁山(四)

本圖幅屬森林區資料，其參考 DEM 與正射影像如圖 4-62 所示，本圖幅包含不合理高程之條狀雜訊點雲。

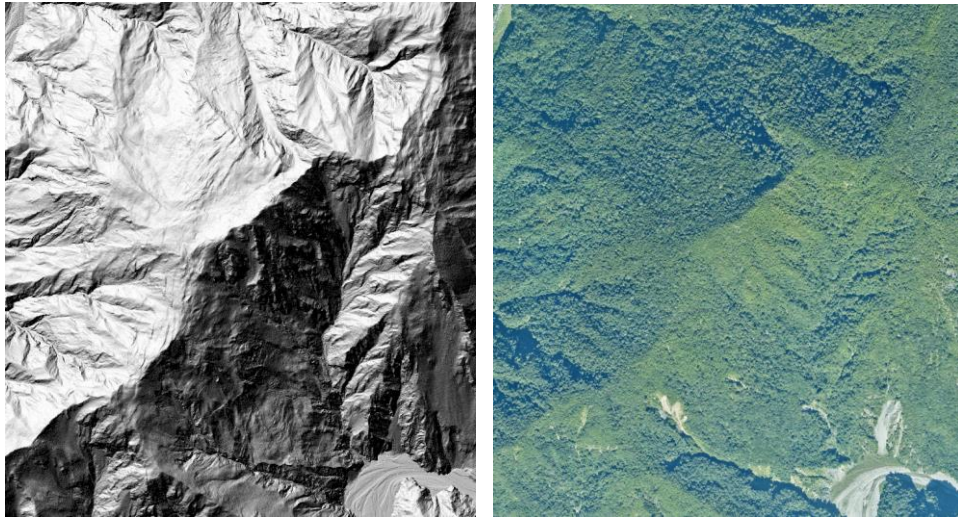


圖 4-62、96214023-佳仁山(四)之參考 DEM(左)與正射影像(右)

經本案之四個 AI 模型處理後，其影像分類成果如圖 4-63 所示，相關影像分類精度則如表 4-25 所示。自影像分類精度表可以看到，本圖幅之預測結果，在各模型成果上，皆可以看到明顯條狀之雜訊輪廓，顯示模型在該部分分類考量者為雜訊點雲而非地形點雲，以森林區模型之數值表現較佳，可獲得 0.831 之 F1-Score 精度表現；城市區、農田區模型之適應力明顯較差，城市區模型將大部分圖面分類為非地面點，而農田區模型則將大部分圖面分類為地面點，和參考資料明顯有別；考量純幾何資訊的全資料模型，也受高程異常之點雲雜訊影響，而和森林區模型成果出現落差。

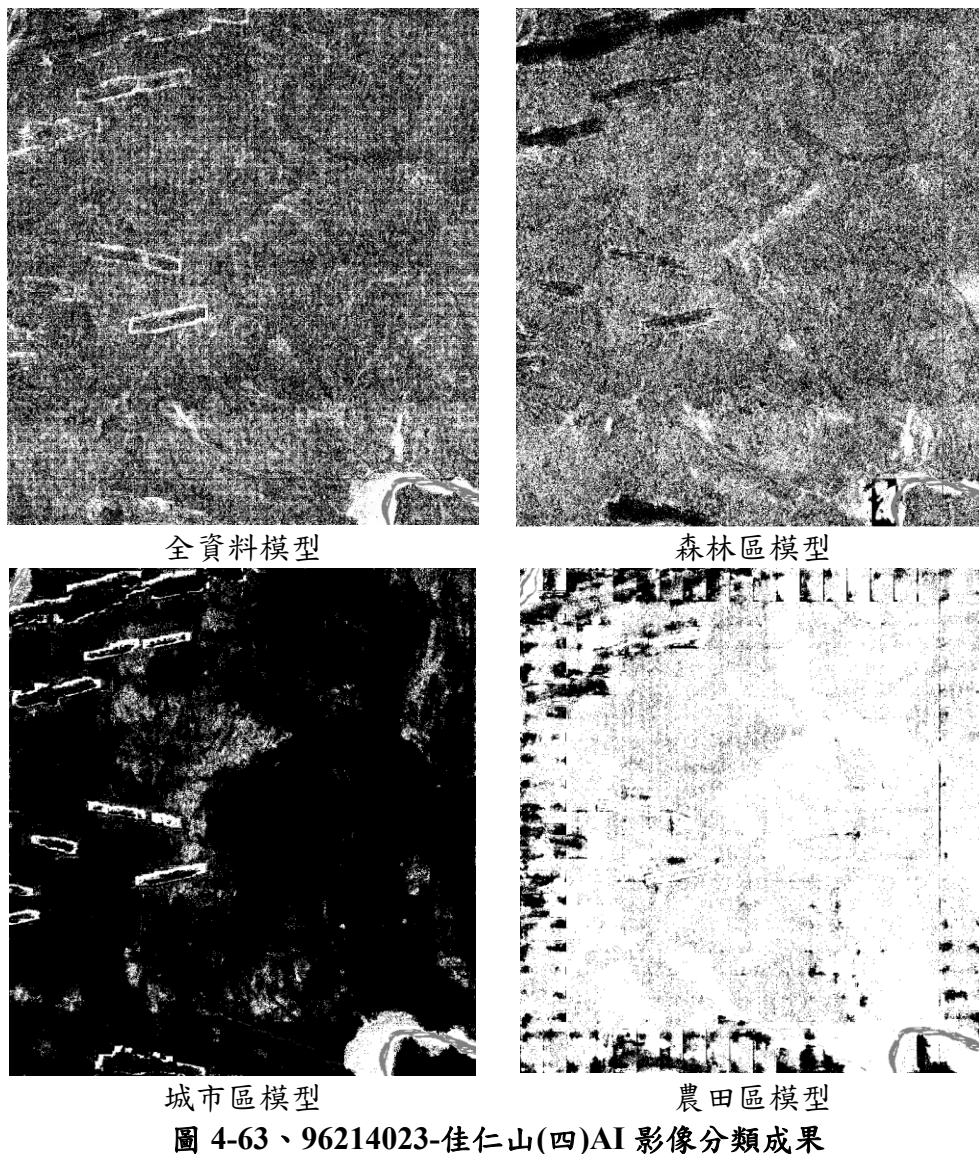


表 4-25、96214023-佳仁山(四)AI 影像分類精度表

	Accuracy	Precision	Recall	F1
全資料模型	0.781	0.789	0.714	0.750
城市區模型	0.569	0.710	0.104	0.181
農田區模型	0.505	0.480	<b>0.914</b>	0.629
森林區模型	<b>0.841</b>	<b>0.814</b>	0.848	<b>0.831</b>

經本案之全資料模型、森林區模型、城市區模型、農田區模型等 AI 模型之影像分類成果進行點雲分類，分類成果之 DEM 陰影圖和 DEM 高程差異圖如圖 4-64 和圖 4-65 所示。由 DEM 陰影圖可以看到，DEM 成果以全資料模型和森林區模型之成果



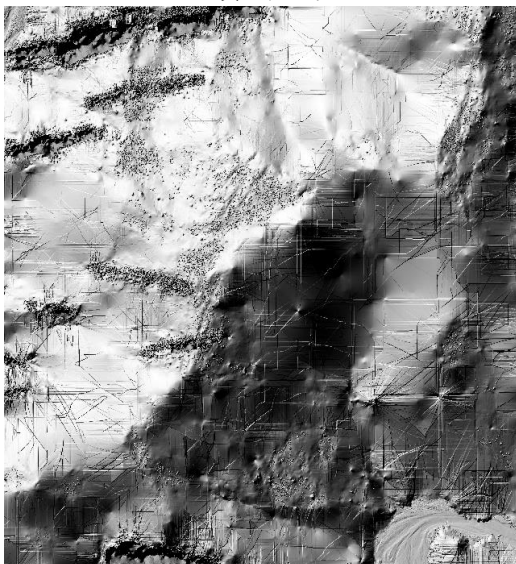
和參考 DEM 較為接近；農田區模型對地表植被分類能力仍有改善空間；城市區模型則無法適應此地形之資料，多數地形細節皆為遺漏。且由於點雲反投影方式限制，圖幅左上角條狀雜訊分布處，仍可以看到明顯的雜訊被加入 DEM 內插。而透過表 4-26 之 DEM 高程差值敘述性統計成果，亦可以看到雜訊對高程評估值造成的明顯影響，使各項指標之參考價值皆明顯降低。



全資料模型



森林區模型

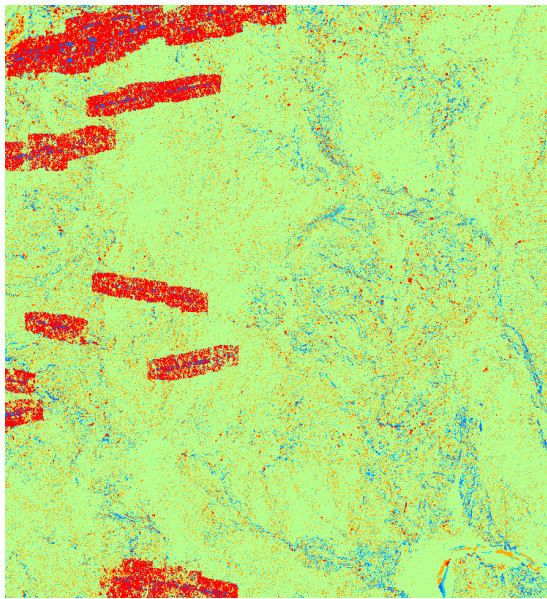


城市區模型

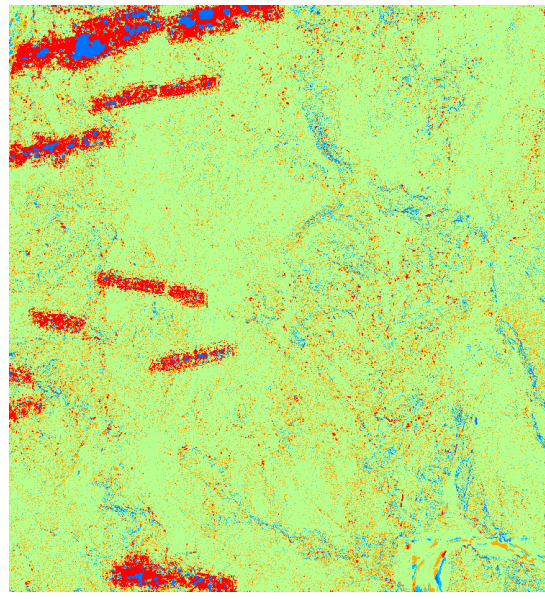


農田區模型

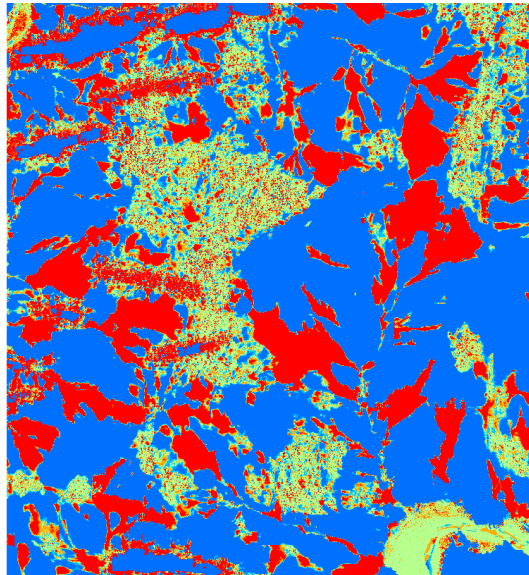
圖 4-64、96214023-佳仁山(四)之 DEM 陰影圖



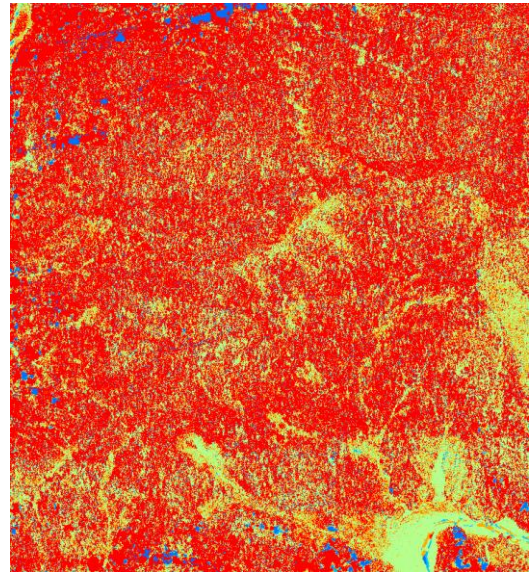
全資料模型



森林區模型



城市區模型



農田區模型

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

圖 4-65、96214023-佳仁山(四)之 DEM 高程差異圖

表 4-26、96214023-佳仁山(四)之 DEM 精度分析(單位：公尺)

	最大值	最小值	平均值	標準差	均方根誤差
全資料模型	1718.254	-11891.405	-2.954	132.074	132.107
城市區模型	3424.127	-15584.868	-160.250	1205.267	1215.873
農田區模型	2298.225	-11764.110	-1.339	168.396	168.401
森林區模型	1616.337	-12923.176	-7.738	198.550	198.700

圖 4-66 中透過柱狀圖展示圖 4-65 之誤差分布狀況，可以看到受到點雲雜訊影響，各個模型之處理成果皆有 10 % 以上之高程大於 1 公尺之大誤差，排除此類大誤差之像元後重新計算高程之均方根誤差，可以發現其數值明顯降低，表現接近於表中對山區範例圖幅之評估成果。

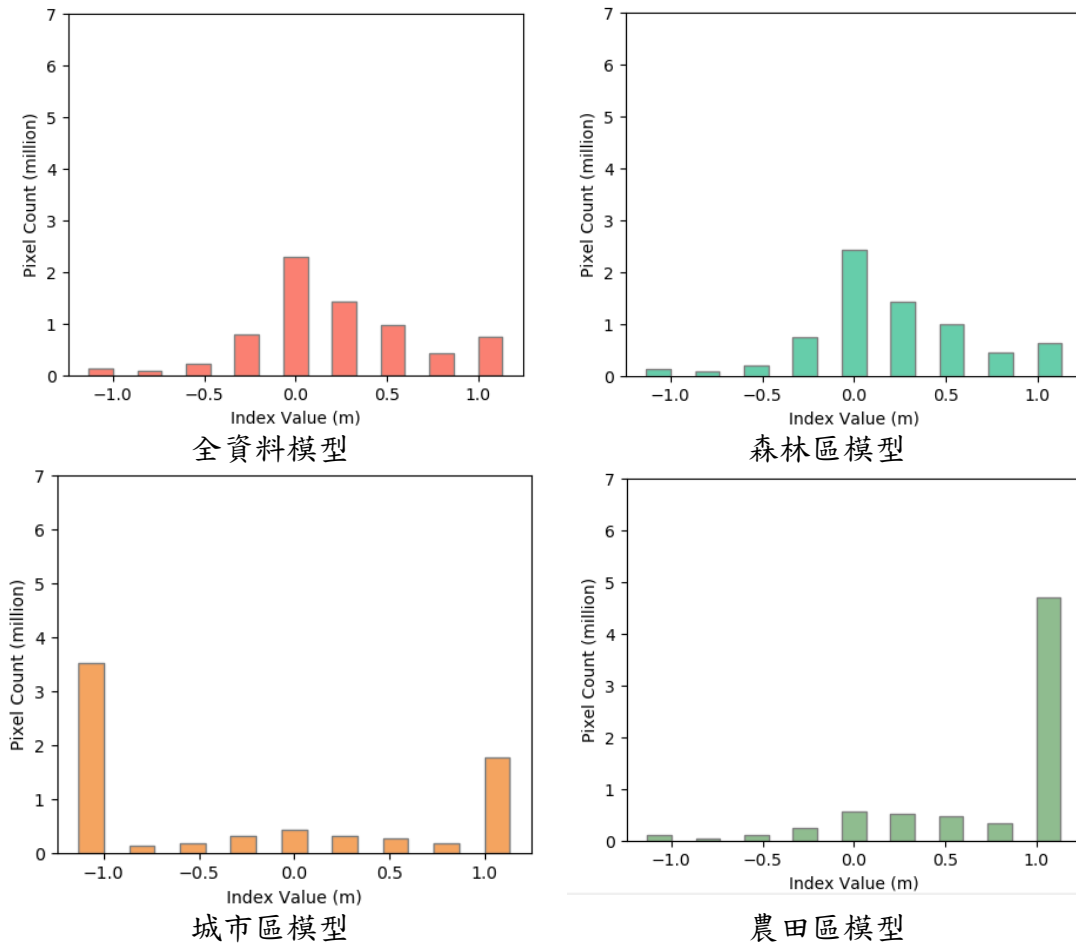


圖 4-66、96214023-佳仁山(四)之 DEM 差值分布圖

表 4-27、96214023-佳仁山(四)之 DEM 大誤差比例表

	誤差 > 1 m 平均高程差 (公尺)	誤差 > 1 m 像元比例	誤差 < -1 m 平均高程差 (公尺)	誤差 < -1 m 像元比例	誤差 1 m 內 像元高程差 RMSE (公尺)
全資料模型	10.043	9.6%	-248.781	1.6%	0.375
城市區模型	15.001	24.3%	-333.957	49.1%	0.472
農田區模型	8.429	64.9%	-499.903	1.4%	0.475
森林區模型	15.512	8.2%	-524.580	1.7%	0.373

### 3. 點雲穿透率：

此類圖幅之點雲穿透效果不佳，雷射掃描點穿透表層植物覆蓋之能力受限，使圖幅中之地面點連續趨勢不明顯，點雲樣貌明顯不同於訓練資料，使 AI 模型分類困難。

本項以 96214006 榛山(一)圖幅為例，本圖幅屬森林區圖幅，其參考 DEM 與正射影像如圖 4-67 所示。其點雲剖面則如圖 4-68 及圖 4-69 所示，可以看到本圖幅之地面點分布較為離散且稀疏。本圖幅孔洞圖參考如圖 4-70 所示，可見孔洞多且大小幾乎落於 15 公尺以上，顯示地面點明顯不足。

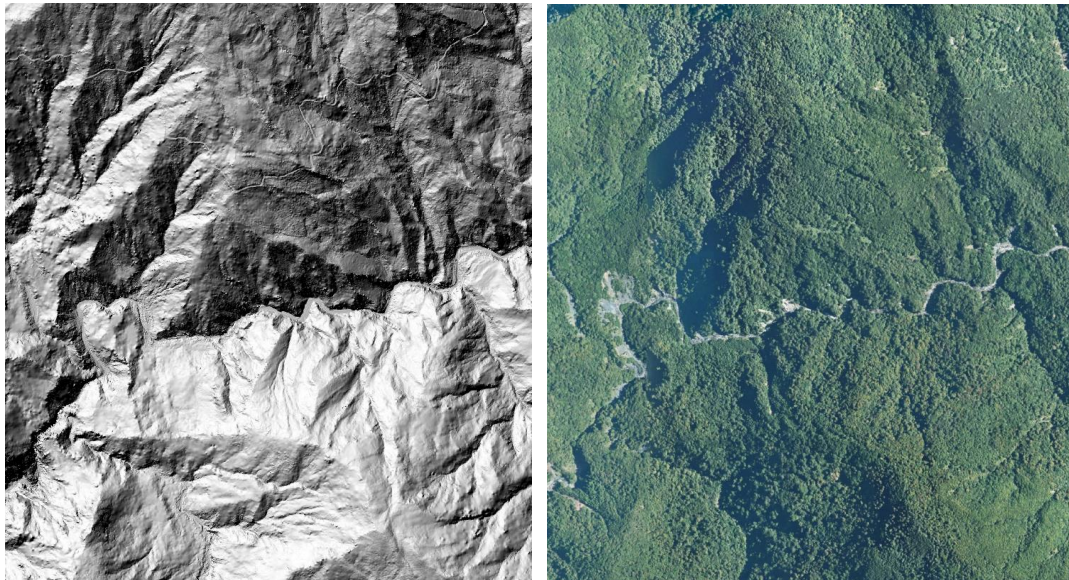


圖 4-67、96214006 榛山(一)之參考 DEM 與正射影像

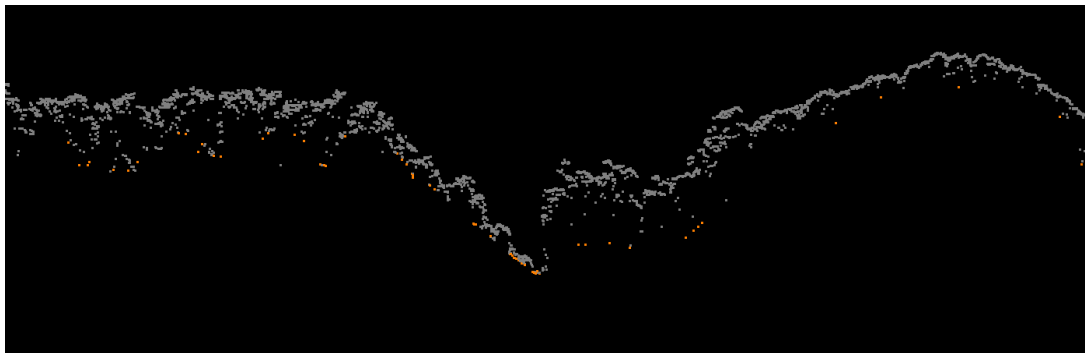


圖 4-68、96214006 榛山(一)之點雲剖面 I

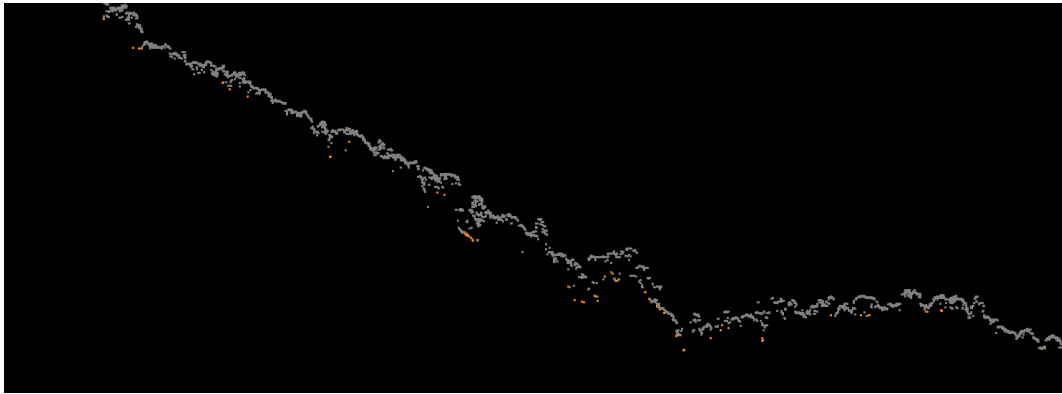


圖 4-69、96214006 榛山(一)之點雲剖面 II

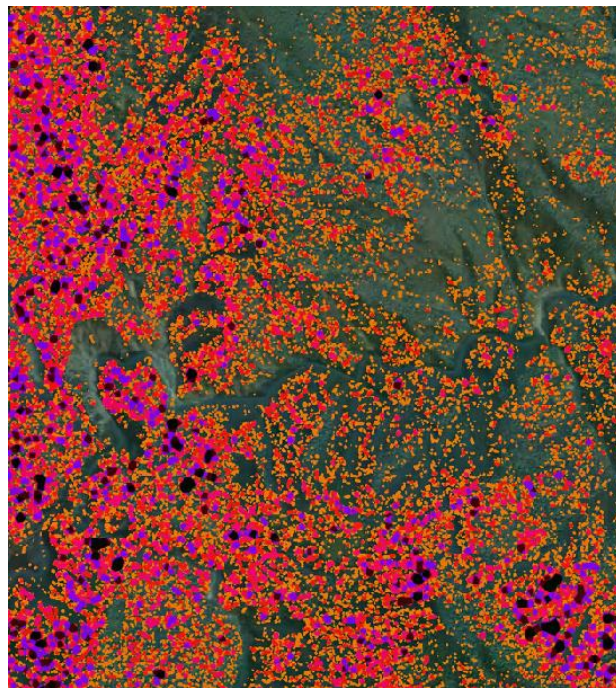


圖 4-70、96214006 榛山(一)之孔洞圖

經本案之四個 AI 模型處理後，其影像分類成果如圖 4-71 所示，相關影像分類精度則如表表 4-28 所示。自影像分類精度表可以看到，本圖幅之預測結果，在各模型成果上，全資料模型和森林區模型表現尚有改進空間，城市區和農田區模型則無法展現適應力，顯現本研究建立之 AI 模型，在低穿透率之圖幅上，僅能展現受限的分類效果。

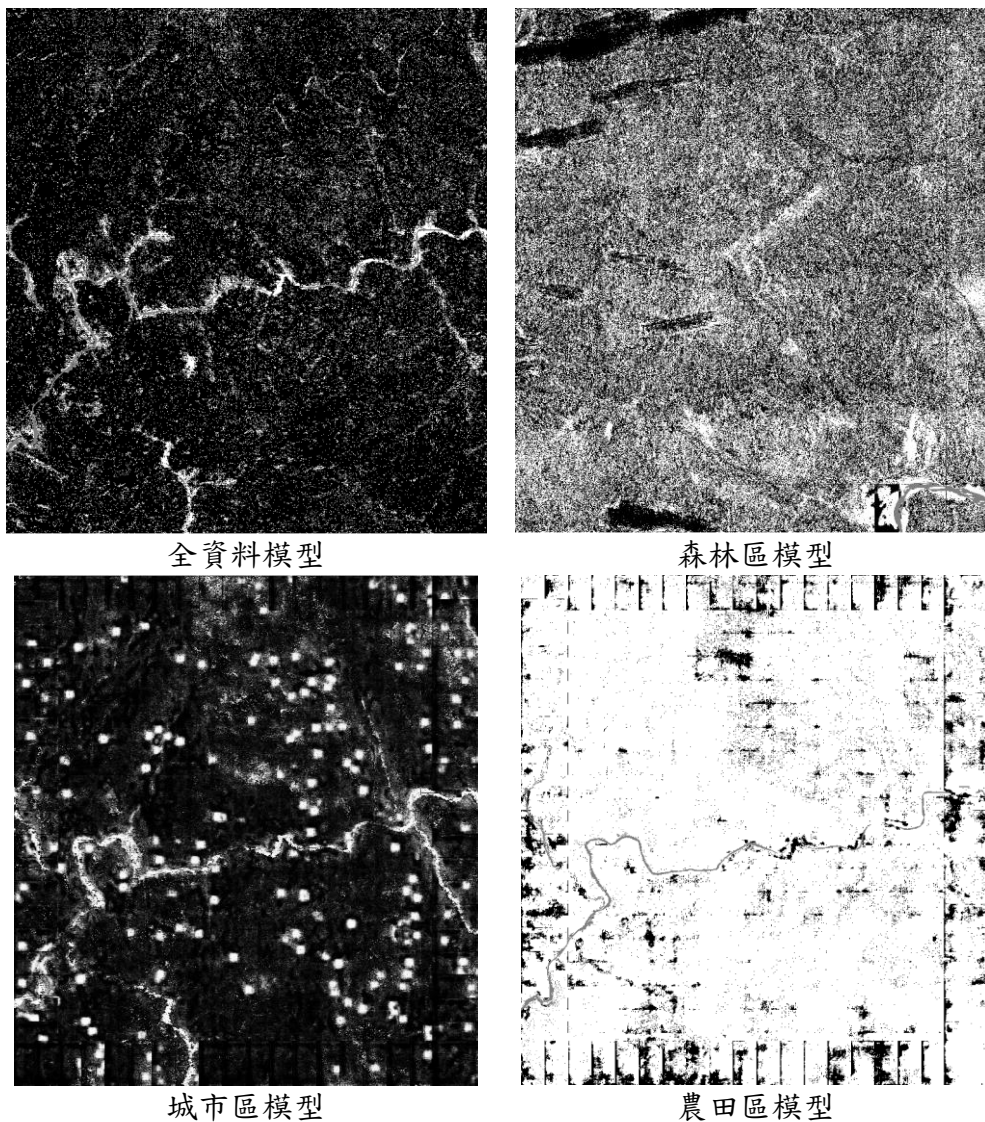


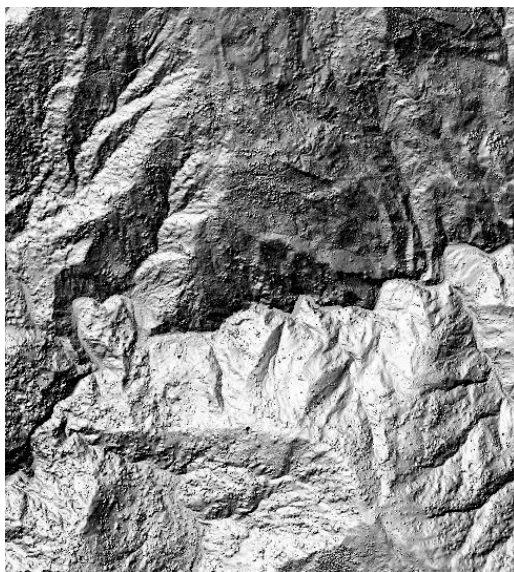
圖 4-71、96214006 榛山(一)AI 影像分類成果

表 4-28、96214006 榛山(一)AI 影像分類精度表

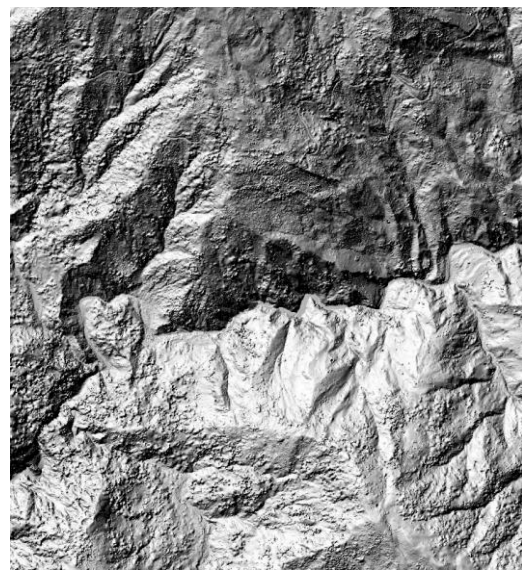
	Accuracy	Precision	Recall	F1
全資料模型	<b>0.928</b>	<b>0.652</b>	0.699	0.675
城市區模型	0.876	0.345	0.190	0.245
農田區模型	0.185	0.109	<b>0.930</b>	0.195
森林區模型	0.924	0.600	0.851	<b>0.704</b>

經本案之全資料模型、森林區模型、城市區模型、農田區模型等 AI 模型之影像分類成果進行點雲分類，其分類成果之 DEM 陰影圖和 DEM 高程差異圖如圖 4-72 和圖 4-73 所示。由 DEM 陰影圖可以看到，影像分類情況一般的全資料模型、森林區模型分類成果，其 DEM 尚

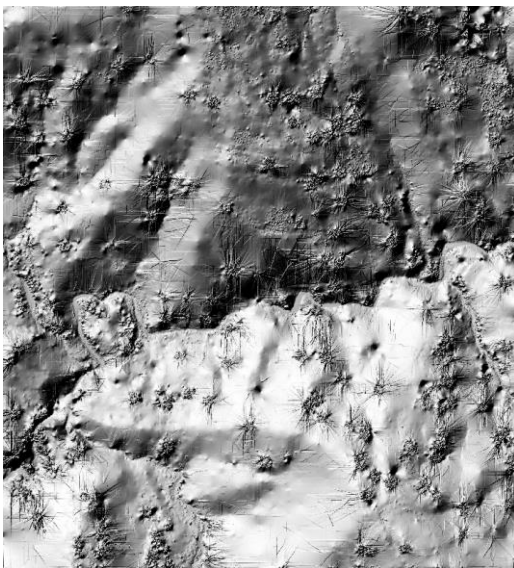
可看出概略地形，但其表面仍有許多結構；城市區模型和農田區模型之 DEM 成果則明顯不同於參考 DEM。成果顯現此低穿透率之點雲樣態不同於訓練圖幅，因此即使是在森林區圖幅上表現相對穩定之全資料模型和森林區模型，也容易在分類成果上發生誤判。圖 4-73 和表 4-29 中之 DEM 精度分析亦可看到，圖面上多為大於 1 公尺之明顯誤差，且由於分類成果受限，連帶使 DEM 精度之敘述性統計成果表現不盡理想。



全資料模型



森林區模型



城市區模型



農田區模型

圖 4-72、96214006 榛山(一)之 DEM 陰影圖

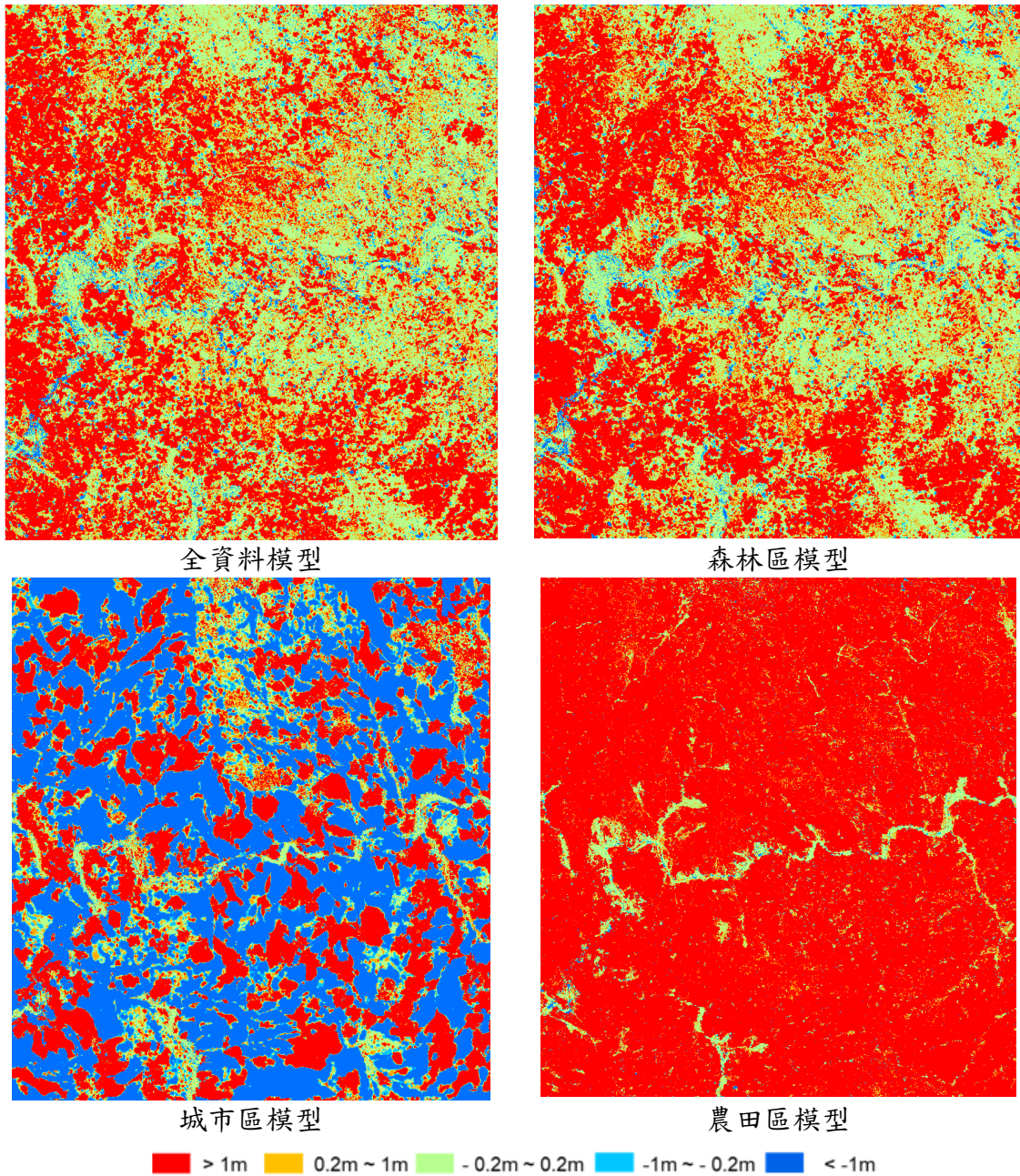


圖 4-73、96214006 榛山(一)之 DEM 高程差異圖

表 4-29、96214006 榛山(一)之 DEM 精度分析(單位：公尺)

	最大值	最小值	平均值	標準差	均方根誤差
全資料模型	101.886	-554.454	1.837	3.866	4.280
城市區模型	104.551	-249.374	-1.400	10.538	10.631
農田區模型	109.235	-527.280	13.959	9.122	16.676
森林區模型	85.109	-404.005	2.451	4.421	5.055



圖 4-74 中透過柱狀圖展示圖 4-73 之誤差分布狀況，自表 4-30 中可以看到整體分類成果，皆有 40 %至 90 %不等之高程大於 1 公尺之大誤差。

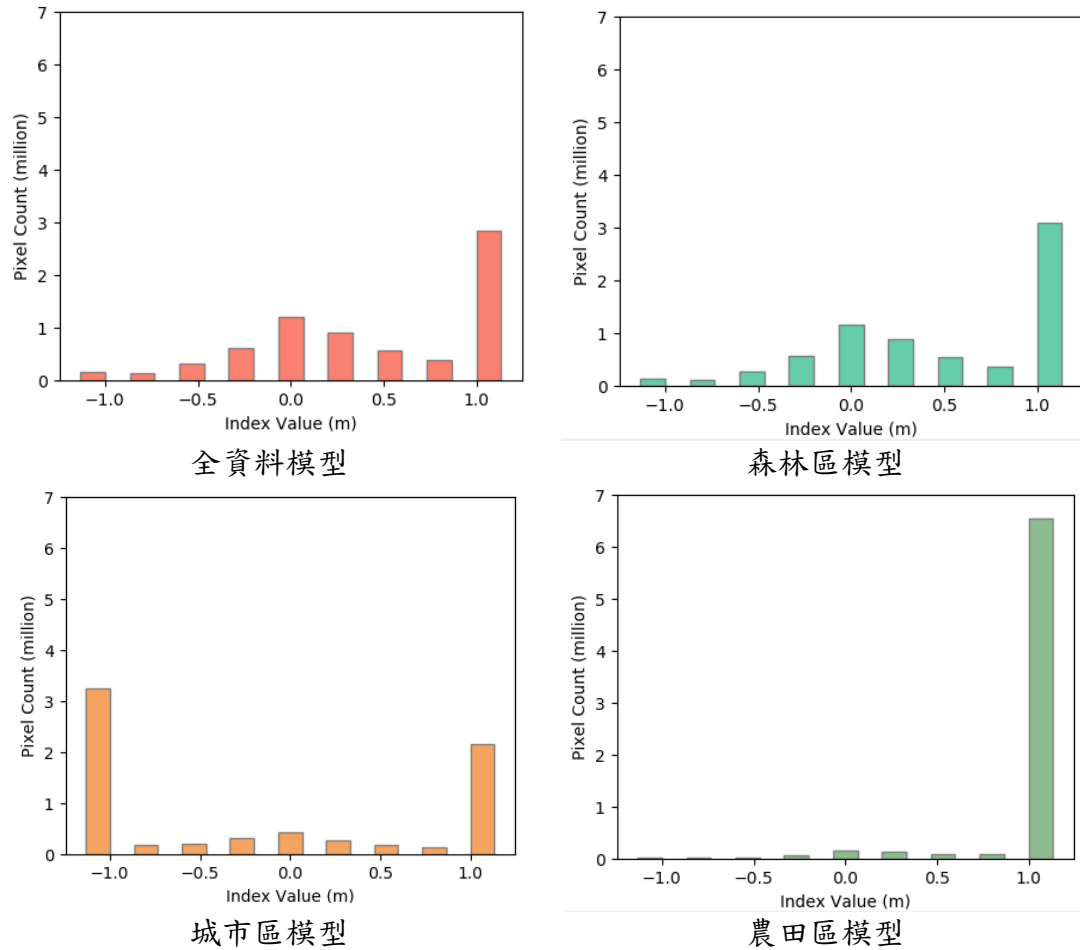


圖 4-74、96214006 榛山(一)之 DEM 差值分布圖

表 4-30、96214006 榛山(一)之 DEM 大誤差比例表

	誤差 > 1 m 平均高程差 (公尺)	誤差 > 1 m 像元比例	誤差 < -1 m 平均高程差 (公尺)	誤差 < -1 m 像元比例	誤差 1 m 內 像元高程差 RMSE (公尺)
全資料模型	4.787	38.7%	-3.999	2.1%	0.428
城市區模型	8.320	28.0%	-8.611	44.9%	0.485
農田區模型	15.251	91.5%	-3.384	0.2%	0.474
森林區模型	5.746	42.3%	-2.924	1.6%	0.425

自本節成果可以看到，本研究訓練之 AI 模型中，各模型在本研究挑選之訓練/驗證資料集中之測試成果皆屬穩定：城市區模型、農田區模型、森林區模型之成果，在其對應之資料集上，皆可以獲得一定程度之分類成果；全資料模型之成果在各類別圖幅之表現則不因圖幅種類而有所差異，均接近於分區模型之成果。

而在測試圖幅，意即測繪廠商提供之圖幅編號中，則發現本模型之成果容易受到點雲雜訊和點雲穿透率之影響，而使部分圖幅之局部或整體之分類成果表現不佳。其原因主要為測試圖幅之點雲樣態，和本研究所挑選之訓練圖幅樣態不同所致。

#### (四) 流程效率評估

整體而言，本案研究流程如圖 4-75 所示，於訓練前進行資料前處理，產出特徵影像及標記資料，最後訓練出 4 種 AI 分類器。使用者可直接將未分類之空載光達點雲資料進入 AI 模型程序，將點雲資料自動轉換為特徵影像後進行分類，並同時透過使用 4 種 AI 分類器來比較成果優劣，進行人工檢查與編修，最後以成果產製 DEM。

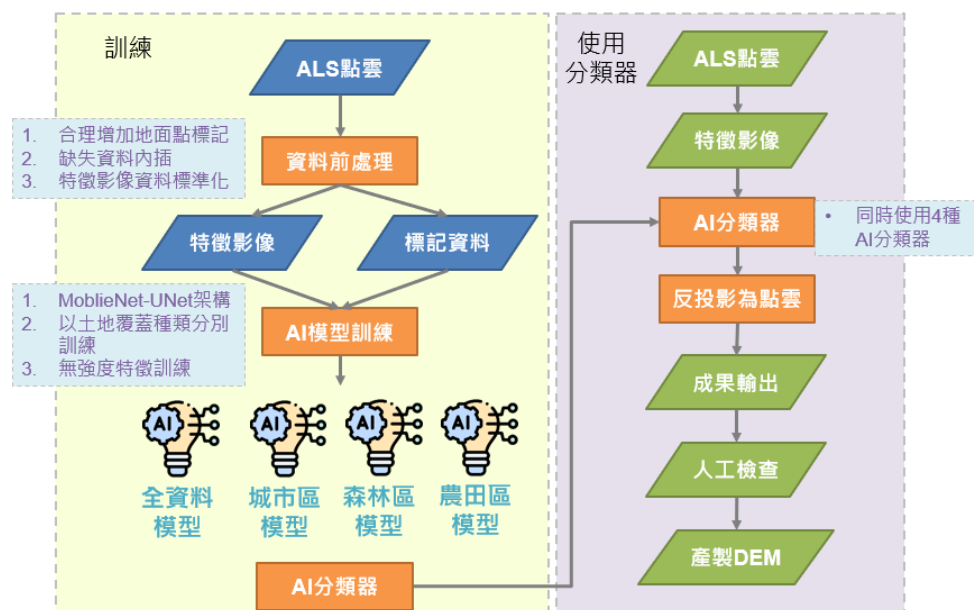


圖 4-75、本案研究流程圖

本研究所提出之 AI 點雲分類流程包含點雲讀取、點雲特徵投影、影像前處理、AI 影像分類、影像分類成果反投影點雲等環節，本節將透過混合區分類中的 12 幅圖幅，分別以本研究建立之 4 個 AI 模組進行點雲分類，並計算自點雲讀取至分類點雲輸出之過程的平均花費時長，進行流程效率評估。表 4-31 呈現各混合區圖幅之點雲儲存空間大小，平均為 843.25 MB。

表 4-31、測試區圖幅點雲儲存空間大小

圖幅編號	點雲大小	圖幅編號	點雲大小
94181061	646 MB	94202089	742 MB
94182076	726 MB	95174021	610 MB
94191038	906 MB	95203053	902 MB
94191048	911 MB	95204037	925 MB
94192070	959 MB	95212098	843 MB
94202080	794 MB	95213085	1155 MB

由表 4-32 可以看到，全資料模型平均一幅圖幅花費約兩分鐘完成點雲分類，分區模型則花費約一分鐘，此差異主要來自全資料模型之局部高程差計算。局部高程差為罩窗式運算，其花費之運算資源多於點雲強度值資訊之萃取，故處理時間較長。常見之商用軟體(如 TerraSolid)，因受到軟體限制而須將五千分之一圖幅框再切分為點雲子集，分別處理後再將各子集合併。本研究建立之點雲分類模型，處理上可以五千分之一圖幅框之大小為單位直接進行點雲分類，故具有時間與流程效率上之優勢。

表 4-32、各 AI 模組平均處理時長

AI 模組	平均處理時長
全資料模型	128 秒
城市區模型	67 秒
農田區模型	68 秒
森林區模型	69 秒

## 第五章、座談會辦理情形

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(以下簡稱廠商)參與交換意見，本案於研究期間，分別召開三次座談會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有限公司(以下簡稱中興測量)、詮華國土測繪有限公司(以下簡稱詮華國土)及自強工程顧問有限公司(以下簡稱自強工程)接洽。於座談會前，先行詢問各單位對於處理經驗上較為困難及較為簡單之圖幅，作為本研究之測試資料，並以分類成果產製 DEM，以評估本研究提出之 AI 模型效能。座談會議程如表 5-1 所列，本團隊以簡報方式說明本案提出之 AI 設計概念、架構，並將 DEM 成果提供廠商進行質性評估。以下為本團隊於議題討論之重點：

1. 測試成果分享與意見交流；
2. 廠商於 AI 地面點分類後針對產製流程效益之評估；
3. 了解廠商對地面點之編修模式；
4. 了解測製廠商 DEM 編修方式與人力及時間成本節省情形。

表 5-1、座談會議程

項次	議程內容	時間
1	本案成果分享	30 分鐘
2	意見交流	90 分鐘

三次座談會辦理情形如下，會議紀錄可參閱附錄 F：

### 1. 第 1 次座談會(中興測量)

於 9 月 19 日(星期一)下午 2 時假中興測量有限公司向上分公司舉辦。中興測量認為山區(森林區)資料使用森林區模型、城區(城市區)資料使用全資料模型較符合需求，可大幅降低人工編修之時間成本對於整體作業有極大助益。另外也提到若能將排水溝立面、田埂等地物特徵保留對於相關測製廠商之作業效益

可大幅提升。



圖 5-1、第 1 次座談會與會情形

## 2. 第 2 次座談會(詮華國土)

於 10 月 24 日(星期一)上午 10 時假詮華國土測繪有限公司舉辦。詮華國土認為本團隊提出之 AI 分類成果未優於現有之自動化分類工具，並建議進行 AI 點雲過濾時需先將雜點濾除後方能得到較佳成果。另外也認為先藉由先驗精度之調整，使 AI 地面點分類成果盡量選擇高程較低之地面點，在人工建物區應會有顯著成效。



圖 5-2、第 2 次座談會與會情形

### 3. 第 3 次座談會(自強工程)

於 10 月 24 日(星期一)下午 2 時假自強工程顧問有限公司舉辦。自強工程認為本團隊提出之 AI 模型及該公司使用之商業軟體比較，兩者對於後續人工編修時間成本差異不大。因儀器特性導致點雲資料成果有許多雜訊，更期待 AI 模型可新增雜訊點雲之濾除，提升整體作業流程之成效。另外，自強工程認為可針對如田埂、山稜線、道路邊界等地物，加強 AI 訓練，對於後續編修作業有極大助益。



圖 5-3、第 3 次座談會與會情形

3 次座談會議題討論彙整如表 5-2 所列，並提出對於未來發展之思考。本團隊洽部分廠商評估，認為本案目前開發之 AI 模組應可節省約 25% 之人工編修時間。然而實際節省比例仍待更多資料與實際人工編修經驗投入，以進行完整評估。

表 5-2、座談會討論議題

項次	議題內容	回覆情形
1	詮華國土、自強工程使用 RIEGL 儀器，因儀器特性容易導致點雲資料出現雲、雜訊等資訊。	本案目前以「地面點」、「非地面點」二類進行 AI 開發，考量 RIEGL 儀器特性，後續 AI 模型發展需修改為「地面點」、「非地面點」、「雜訊」三類。
2	三家廠商都提及希望可以針對如排水溝立面、田埂、斷崖等地物加強 AI 模型，提升	排水溝立面、田埂、斷崖等點雲剖面圖如圖 5-4、圖 5-5、圖 5-6 所示，在現今水利 DEM 之品質要求下，需額外要求此類排水結構之

	AI 模型價值。	DEM 品質，以完整進行水利相關情境應用之模擬。然既有商用軟體之演算法無法精確分類此類垂直結構，廠商需額外投入人力成本進行編修。本案參考文獻使用二維正射投影方式設計 AI，但針對上述地物可增加專用 AI 或以水平方向投影方式設計 AI 架構。
3	三家廠商對於點雲編修之作法不盡相同。	如中興測量可接受自動化分類成果，具有較高數量之誤授地面點，再接續以人工方式刪除誤授地面點；自強工程期望自動化分類成果具有較少之誤授地面點，再接續以人工方式補足地面點。



圖 5-4、排水溝立面之點雲剖面圖

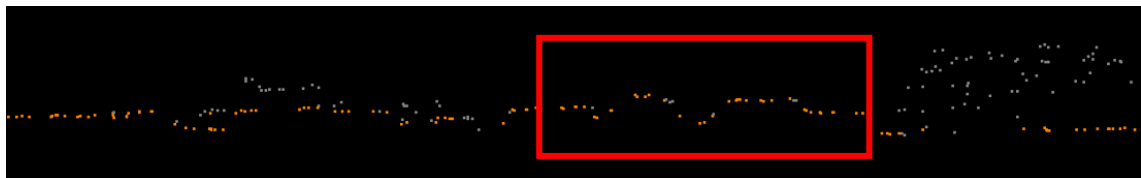


圖 5-5、田埂之點雲剖面圖

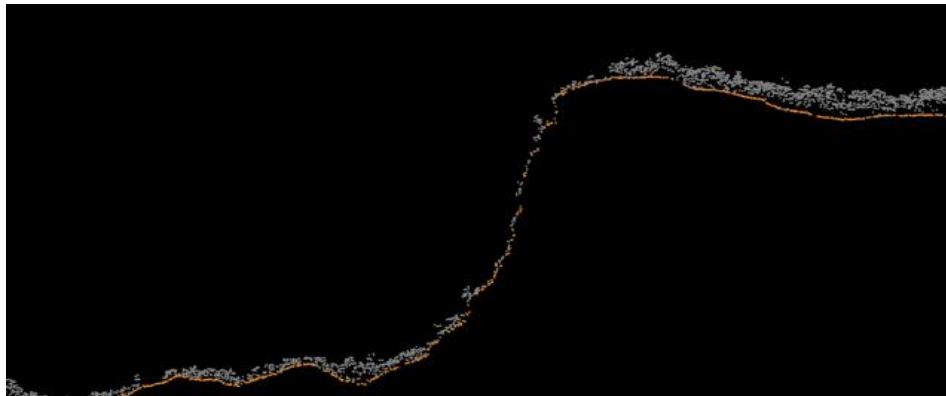


圖 5-6、斷崖之點雲剖面圖

## 第陸章、研究結論

### 一、研究成果總結

本研究針對空載光達點雲資料之地面點分類作業進行 AI 自動分類之訓練，成果可於空載光達建立數值高程模型作業中針對資料處理之自動分類進一步優化，輔助人工作業並可加快作業流程。對於今年度之研究成果，可歸結如下：

1. 透過蒐集文獻整理並歸納目前 AI 用於地面點分類之作法，並參考 Solián 等人(2020)之文獻作法，設計點雲分類與相關 AI 訓練流程。
2. 資料處理上發現地面點資訊不連續，導致 AI 特徵學習難以達成效益。為了提升分類精度，本研究以地面點標記加密、水體範圍點資料移除及資料標準化方式，將點雲及特徵資料進行前處理工作，精進 AI 之學習成效。
3. 本研究使用 MobileNet-UNet 網路訓練地面點分類器，將點雲進行特徵萃取，正射投影為二維特徵影像進行 AI 訓練。點雲特徵組合共有兩種：(1)高程值、強度值及局部高程差(20 m)資訊，配合分類之資料，訓練城市區、農田區、森林區 AI 模型；(2) 高程值、局部高程差(40 m)及局部高程差(20 m)資訊，此類訓練資料不分群，聯合前述三區資料，訓練一個全資料模型。
4. 四組 AI 模型成果之影像分類精度表現穩定，以 F1-Score 進行評估，全資料模型、城市區模型、農田區模型均可達 0.9 以上之 F1-Score 表現，森林區模型 F1 表現則約為 0.85。影像分類成果顯示，對於採用強度值之特徵影像組合訓練之分區 AI 模型，其對於其對應分區之圖幅影像分類適應能力良好，然對非對應圖幅則較難展現適應性；對於採用純幾何特徵之全資料模型，其在各分區之圖幅，影像分類精度皆屬穩定，數值表現接近於分區模型。
5. 影像分類成果反投影至點雲進行點雲分類，並依照分類成果內插建立 DEM。成果顯示，分區模型分類對應分區之圖幅時，能獲得較接近於參考 DEM 之精度表現；全資料模型則多能獲得接近於分區模型成果之精度表現。DEM 精度表現之數值則決



定於誤授至地面點之點雲高程，如將一高樓建築之點雲誤授，則平均誤差將明顯提高。若再模擬人工介入編修，將誤差 1 公尺外的明顯誤差予以排除，則可看到農田區、城市區之圖幅均方根誤差約為 10~20 公分，森林區圖幅之均方根誤差約為 30~40 公分。

6. 本研究建構之空載光達點雲分類模組，可以五千分之一圖幅框為單位進行點雲分類；一般商用軟體則會受軟體限制，須將點雲裁切後再合併，程序較為繁瑣。
7. 本研究建構之特徵組合建立之特徵影像，藉全資料模型進行 AI 分類者，在 800 MB 資料平均費時約 2 分鐘；而以 Solián 等人(2020)之特徵影像組合，藉分區模型進行 AI 分類者，在 800 MB 資料平均費時約 1 分鐘。
8. 透過本團隊與 3 個具空載光達點雲測製 DEM 作業經驗之廠商分別舉辦座談會，了解部分廠商使用 RIEGL 儀器導致點雲資料出現雜訊，並期望針對特定地物加強 AI 模型，亦了解廠商對於點雲之編修作法不同。

## 二、未來發展建議

依據本年度之研究成果，本研究於此提出以下未來發展建議：

1. 本案各分區之 AI 模型對於對應範圍之資料適應性良好，然而分區為整圖幅之典型地表覆蓋，於實際應用上，圖幅內多半為多種分區類別混合之環境，因此建議整合多個模型之成果各取所長，進而更提升影像分類與 DEM 精度，即所謂「集成式學習(Ensemble Learning)」之模式，結合產生一個更為強大之 AI 模型。
2. 本研究之點雲分類策略，為基於經整飭之圖幅光達點雲圖幅所設計，在雜訊較多之圖幅上會使 AI 模型表現受限。又經廠商座談會交流後得知，光達儀器之雜訊過濾，在點雲編修過程亦佔一定時間比例。建議未來可以開發過濾光達點雲雜訊之 AI 模型，加速點雲分類作業。
3. 本研究之 AI 模型輸出成果實為值域範圍[0, 1]之信心值，經門

閾值設定後才輸出為二分類成果。然目前各家廠商習慣之編修作業模式，對分類成果之誤授、漏授之接受程度亦不盡相同，因此本研究建議可以建立一套人工編輯協作流程，將 AI 分類之信心門檻加入點雲資料，作為額外資訊輔助人工編修。

4. 經廠商座談會經驗得知，地面點分類成果編修上，常花費時間於大型排水溝立面、田埂、山稜線等地面結構上，然此類垂直地物特徵，難以為本研究採用之正射投影方式還原，建議未來研究方向可以側向投影方式進行，模仿人工編修時參考點雲剖面之編修過程，進行 AI 地面點分類與訓練。

## 參考文獻

1. Boulch, A., Guerry, J., Le Saux, B., & Audebert, N. (2018). SnapNet: 3D point cloud semantic labeling with 2D deep segmentation networks. *Computers & Graphics*, 71, 189-198.
2. Dai, A., Ritchie, D., Bokeloh, M., Reed, S., Sturm, J., & Nießner, M. (2018). Scancomplete: Large-scale scene completion and semantic segmentation for 3D scans. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 4578-4587).
3. Hu, X., & Yuan, Y. (2016). Deep-learning-based classification for DTM extraction from ALS point cloud. *Remote sensing*, 8(9), 730.
4. Huang, R., Xu, Y., & Stilla, U. (2021). GraNet: Global relation-aware attentional network for semantic segmentation of ALS point clouds. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 177, 1-20.
5. 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).
6. 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.
7. 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).
8. 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.
9. Tatarchenko, M., Park, J., Koltun, V., & Zhou, Q. Y. (2018). Tangent convolutions for dense prediction in 3D. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern*

*Recognition* (pp. 3887-3896).

10. Tchapmi, L., Choy, C., Armeni, I., Gwak, J., & Savarese, S. (2017, October). Segcloud: Semantic segmentation of 3D point clouds. In *2017 international conference on 3D vision (3DV)* (pp. 537-547). IEEE.
11. 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.
12. 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。
13. 內政部國土測繪中心(2021)。「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。
14. 李崇誠、王驥魁、洪子敏、吳坤真(2016)。評估台灣常綠闊葉森林之衛星影像植生指標與空載光達穿透率之相關性。 *航測及遙測學刊*，20(4)，251-262。
15. 謝有忠、費立沅(2020)。空載光達技術應用於環境地質與崩塌判釋。 *土木水利*，47(1)，54-61。

## 附錄A、評選會議審查意見辦理情形



內政部國土測繪中心「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」採購評選委員會 第 1 次會議		
壹、會議時間：	111 年 3 月 11 日(星期五)	下午 2 時 30 分
貳、會議地點：	內政部國土測繪中心 4 樓第一會議室	
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. 本案模型放在國網，資料是否也是放在國網，還是要使用資料時才到國土測繪中心取資料?	感謝委員意見，因點雲資料涉及機敏性，資料會向國土測繪中心申請後，儲存之硬碟直接帶去國網，其間並無網路上傳輸之操作。
	2. 有關分類的訓練，訓練資料如何設計，例如 patch 多大?如何切割?	感謝委員意見，目前訓練資料之設計參考文獻提及之方法進行操作，如 Solián 等人(2020)依照神經網路架構設計，裁切為 128 像素之大小，並以 1 公尺網格之點雲取得其高程值、強度值等特徵值投影為特徵向量，進行分類訓練。對於我國資料適用之參數由多次訓練之經驗再接續調整，調整為符合我國資料之情形。
	3. 有關產製 DEM 效益之評估，包含項目為何?除了準確度外，運算時間、中間過程(經過多少手續才能完成 DEM 產製)是否納入?	感謝委員建議，DEM 效益評估除了 RMSE 精確度評估外，另外也會考量時間成本、產製程序等因素進行評估。
二、邱委員式鴻	1. 文獻回顧建議再蒐集最新年份(至 2021 年)，再評估使用之 AI 方法。	感謝委員建議，本團隊將納入考量。
	2. P.13，計畫書中預採用 PointNet++、CNN、S-SegNet，若文獻回顧之後仍使用上述三種方法，各方法建議詳列模型架構之圖示(如圖 4-3)，以利後續更深入之分析。	感謝委員意見，已補充相關圖示及文字說明。
	3. P.14，提到 20 幅 1/5000 圖幅空載光達資料，如何確認資料是平原、都會、丘陵或山區?	感謝委員意見，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)」提及，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。都會區則參考內政部營建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。
	4. P.24，圖 4-8 中只有 LPI 會預計	感謝委員意見，在選定 20 幅訓練資料時，

	算作為訓練資料特徵，其他地形因子如坡度等是否會考慮?	會以地形之坡度、LPI 及孔洞圖做為參考，選擇地面點較多之區域來做訓練。文中以 LPI 當成訓練資料之門檻值為誤植，本案使用之 LPI 僅作為選擇資料之參考，並已修正相關文字。
	5. P.18，提到以 RMSE 執行分類後模型精度是否合適?模型指的是 DEM 還是 AI 模型?	感謝委員意見，本案提及之 RMSE 為 DEM 模型之精度評估。由機關取得之圖幅(人工編修)做為真值，再由 AI 自動分類出之地面點所產製之 DEM，與真值做 RMSE 之準確度評估。而 AI 模型所分類之地面點精度則以 K 值之統計指標做為參考，已補充相關文字說明。
	6. 結合 AI 自動化地面點分類器於現有 DEM 產製流程，目前構想為何?是否會將分類後結果再結合現有商用軟體執行誤授或漏授之人工編輯?目前 AI 自動分類成果是否會與現有商用軟體 DEM 自動產製之結果分析比較?	感謝委員意見，本案透過文獻蒐集，找出 AI 模型以期許加快 DEM 產製之效率，並減低人工編修之作業，因此本團隊經由一連串地面點分類之測試，並分析其分類成果情形。若成果表現較佳，可透過與測製單位討論後，融合目前之產製作業程序。本團隊將會與現有軟體之操作進行比較與分析納入考量。
	7. P.36，文字修正「2000 人/次」應改為「2000 元/次」。	感謝委員意見，已修正相關文字。
三、 陳委員 繼藩	1. 建議本案與人工編修分類成果應有較完整之比較，如在精度、人工/自動之比例及速度。	感謝委員建議，本團隊將納入考量。
	2. AI 訓練資料之自動化應有較具體之步驟及分析。	感謝委員建議，本團隊於未來報告書之撰寫將納入考量。
	3. 本案雖規劃使用國網設備操作機敏資料，但對方(國網)的資安問題也應慎重考量。	感謝委員建議，本團隊將納入考量。
	4. 與廠商之交流請具體說明做法，是公開的座談會還是雙方之間的意見交流。	感謝委員意見，本團隊規劃僅以雙方之意見作交流與討論，暫不適合對外公佈。
四、 曾委員 耀賢	1. P.19，…將邀集具空載光達點雲測製經驗之單位至少 1 名參與討論及交換意見…，請問被邀請的單位角色為何?邀請單位是否已有腹案?	感謝委員意見，本團隊規劃邀集一家參與過 LiDAR 技術更新 DEM 資料相關專案之單位進行討論。
	2. P.36，研究費，主持人列 9 個月符合本案期程，但研究員及研究助理均只列 4-5 個月，其原因為何?	感謝委員意見，本案有安排人員之分工，起初由資料處理組進行資料前處理，而後續將由程式開發組、品質管制組分別進行模型測試及資料品質管控之工作，因此人員編排期程不會全滿達 9 個月。

	<p>3. P.36, 文字建議修正, 如「座談會出席費」改為「舉辦座談會費用」、「出席會議人次」改為「座談會次數」、「人/次(元)」改為「元/次」、「出席費 2000 人/次」改為「出席費 2000 元/人次」及「車馬費 2000 人/次」改為「車馬費 2000 元/人次」。</p>	<p>感謝委員意見, 已修正相關文字。</p>
<p>五、 蔡委員季欣</p>	<p>1. 本案目的是找尋方法或是兼具研發工具?若是方法論,則未來成果繳交會有書面報告,內容回提出方法,若是研發工具,則會有程式設計或搭配軟體的部分,團隊在這方面之思考為何?交付成果包含軟硬體嗎?</p>	<p>感謝委員意見, 本案透過文獻蒐集之方式, 研究合適之方法加快 DEM 產製之效率。本案以方法論為主, 若期末成果能達到預期, 本團隊可一併提供相關軟體工具。</p>
	<p>2. 選擇國網之目的為何?若國網配置無法符合機敏資料之作業規定,則將由團隊另行購置硬體設備以本地端模式處理,未來完成後如何應用(於甲乙方)?</p>	<p>感謝委員意見, 國網提供高規格及大容量之硬體設備, 適合大量訓練 AI 模型。訓練資料時在國網找到合適之參數後, 此 AI 未來可供使用者於本地端進行操作。</p>
	<p>3. 本案完成後預計如何導入本中心的以光達技術產製數值地形模型資料之建置案?</p>	<p>感謝委員意見, 本案目標期望將整體 DEM 產製流程加快, 並減少人工介入之作業。若納入建置案流程為可行, 本團隊將與測製相關單位進行意見討論。</p>
<p>六、 游委員豐銘</p>	<p>1. 預定採用 CNN、S-SegNet、PointNet++ 3 種評估模型, 是否對本案所有測試資料均以 3 種模型進行訓練?將以何種指標認定各類地形適用的評估模型?</p>	<p>感謝委員意見, 期初採三種模型會測試所有地形之光達資料, 將評估選定表現較佳之 AI 模型作為本案之結果, 並分析各模型分類之地面點精度。</p>
	<p>2. 測試資料目前會使用中南部地區的資料, 預期本案成果對於北部、東部地形之可(適)用性為何?</p>	<p>感謝委員意見, 由於 LiDAR 技術更新 DEM 資料之相關專案尚執行中, 為了取得新的資料, 目前安排選擇我國中南部區域, 若多樣性足夠的話, 理論上在北部、東部區域之情形會得到不錯之結果。若未來北部、東部區域完成產製後, 也可將該區納入訓練。</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「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」		
期中報告審查會議		
壹、會議時間：	111 年 7 月 18 日(星期一)	上午 10 時
貳、會議地點：	內政部國土測繪中心 4 樓第一會議室	
參、評選委員意見：		
	審查意見	執行單位處理情形回覆
一、劉委員正倫	1. P23, 表 3-2 可以考量呈現出 2 幅圖的穿透率圖與孔洞圖作為比較。	感謝委員意見, 已將平原與丘陵之穿透率圖與孔洞圖補充於期中修正報告書表 3-2 中。
	2. P28, 「…，其示意圖如圖 3-11 所示，圖中橘點表示地面點；灰點表示非地面點。圖中顯示平坦地區之垂直剖面，以點雲資料之高程顯示其分布情形。該地區無明顯高程變化，然而對於鄰近之點雲資料，其高程雖然相近，卻有不同之點雲標記。…」，如何從圖 3-11 可以看出所敘述的內容？	感謝委員意見, 已補充圖說於期中修正報告書圖 3-10。圖中為一平坦均質地地區之局部光達點雲, 自圖中可見該地區之相鄰之光達點雲高程接近, 為了 DEM 精度之考量, 因此點雲有明顯之橘色點(地面點)和灰色點(非地面點)交錯排列之情形, 點雲高程資料接近但標記之類別不相同。
	3. P29, 圖 3-10 似乎未看到「最低高程點-特徵影像標記」？	感謝委員意見, 用於特徵影像標記之光達點即為期中修正報告書圖 3-11 中黑框標記之光達點, 已補充相關文字說明。
	4. P32, 準確度(Accuracy)、精度(Precision)、召回率(Recall)、F1 分數(F1)等 4 個指標值如何評估好壞?(是否值越大, 表示預測成果越好?)	感謝委員意見, 準確度為正確分類之樣本數於整體資料中之佔比; 精度為分類為正之樣本中之正樣本比例; 召回率為所有正樣本中正確分類為正樣本之比例; F1 分數則為精度和召回率之調和平均值。各項精度指標越高, 表示模型分類越準確。但本案之目標為 DEM 產製, 部分錯誤分類容易造成 DEM 產製上之高程誤差, 因此仍須和參考 DEM 綜合比較, 以獲得合適之分析成果。
	5. P33, 「本研究考量光達點垂直觀測之先驗精度, 選擇兩倍觀測精度做為門檻值, 並有以下兩種條件, …」, 請問第 2 個條件-「分類成果為非地面點: 像元對應空間範圍內所有光達點皆分類為非地面點」的意義為何? 兩種條件之適用時機?	感謝委員意見, 本研究透過 AI 分類器, 對點雲特徵組成之影像進行分類, 並將影像分類成果反投影至光達點雲。針對不同分類成果(是/不是地面點), 分別應用不同之反投影策略(期中修正報告書圖 3-23、圖 3-24)。其中分類成果為非地面點之應用條件, 即代表該像元對應空間範圍中無地面點分布, 因此將為處該像元空間

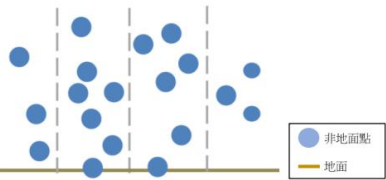
		範圍內之所有光達點雲標記為非地面點。
	6. P36, 「透過點雲資料反覆之訓練達到品質需求後產生 AI 分類器, 正式上架後可在 點雲分類之部分以自動化方式輸出點雲分類, …」, 本案最終成果是否就是完成 AI 分類器? 是否對都會、平原、丘陵、山地區域都會有各自適用的 AI 分類器?	感謝委員意見, 依照本案目前規劃, 最終會產出分別適應不同地形之 AI 分類器。
	7. 如何解讀與比較【表 4-2、94181061-鴨母寮影像初始分類成果混淆矩陣】與【表 4-9、94181061-鴨母寮經前處理後影像分類成果混淆矩陣】成果的好壞? (九芎林圖幅也是一樣)	感謝委員意見, 已於修正之報告書中新增修正之影像分類精度指標, 參考表 4-9 及表 4-10, 於精度指標計算時排除水線範圍內之資料, 可供直接比較。其成果顯示正確率、精準度和 F1 分數皆有明顯提升, 顯示點雲之加密前處理確實對影像分類精度有正面之助益。
	8. 如何解讀與比較【表 4-4、94181061-鴨母寮點雲分類成果混淆矩陣】與【表 4-11、94181061-鴨母寮經前處理後點雲分類成果混淆矩陣】成果的好壞?	感謝委員意見, 本案例中點雲分類品質好壞, 決定於建立之 DEM 和參考 DEM 之接近程度, 倘若被誤分為地面點之非地面點其相對地面點之高程差大, 則容易對 DEM 成品產生明顯影響。基於上述理由, 四個精度指標中, 應以 Precision 最為重要, 其表示分類之地面點中確實為地面點之比例, 然而仍需透過 Recall 指標予以參酌, 同時考量標記為地面點之資料中, 被正確偵測之比例。
	9. P41, 「若將誤差較大之資料剔除, 僅保留誤差 1 公尺範圍內之資料進行誤差統計, 顯示其均方根誤差自 2.31 公尺縮小為 0.22 公尺。」, 請問這樣做的意義何在?	感謝委員意見, 本研究透過和參考 DEM 之高程「較差」進行描述性統計分析, 然誤差指標易受極端數值影響, 本案例中許多較大之誤差來自建築物等高程較高的人工構造物, 將其納入誤差統計易使精度指標描述效果失真, 因此排除極端值。此亦顯示本成果中, 大部分範圍之 DEM 高程值皆十分接近參考 DEM。
二、楊委員明德	1. 使用國家網路中心環境設備, 會將模式搬至國網並且也儲存資料嗎? 預估使用所需費用多少?	感謝委員意見, 由於國網提供設備可加快本案之測試, 因此後續模型與資料會於國網服務下執行, 目前尚在測試執行中, 粗估所需費用為 10 萬上下。

	<p>2. 特徵影像僅有高程、強度、局部高程差，增加特徵是否會增加分類能力？</p>	<p>感謝委員意見，增加特徵種類有提升分類精度之潛力，然現階段成果而言，模型訓練精度仍有向上提升之潛力，應待成果突破至一定程度時再做評估。</p>
	<p>3. 輸出結果有三類：地面點、非地面點、缺失資料，然後續輸出成果僅有地面點及非地面點，缺失資料是如何處理，是併掉或拿掉了？</p>	<p>感謝委員意見，缺失資料代表該空間範圍無光達點雲分布，因此直接將標記影像上的缺失資料範圍，投影至輸出資料上即可。</p>
	<p>4. P20，以 2 倍標準差區間判斷納入更多的地面點，標準差範圍如何界定？另外，找到納入更多的地面點，是否須再做 iteration？</p>	<p>感謝委員意見，2 倍標準差區間參考前人研究之設定 (Hu &amp; Yuan (2016), Rizaldy et al.(2018), Solián et al.(2020))。此概念已考量儀器觀測之先驗精度，因此不適合再基於此成果迭代納入更多點資料。</p>
	<p>5. 後續成果也請評估效能表現。</p>	<p>感謝委員意見，本案於期末前會與測製廠商做意見交換，在效能評估上也會詢問測製廠商之意見回饋。本案於期末報告提供此項之評估。</p>
	<p>6. 在同一 pixel 中，坡地變化是否會影響高程差變化，是否將粗估坡地考慮在地面點篩選？</p>	<p>感謝委員意見，本研究之影像空間解析度為 1 公尺，考量臺灣資料點密度平均為 4 點/平方公尺，且仍會在垂直分布於樹木等高程有明顯落差處，因此本研究認為不致造成太大影響。</p>
	<p>7. Loss function 的設計原則為何？</p>	<p>感謝委員意見，Loss function 係用來評估模型之預測值與真實值之殘差程度，通常殘差愈小，表示模型之預測值愈接近真實情形。本研究使用既有之 Binary Cross Entropy，用於二元分類(地面點、非地面點)。</p>
<p>三、陳委員繼藩</p>	<p>1. 報告所蒐集的文獻應加註期刊出處，也要注意引用掠奪性期刊的爭議問題。</p>	<p>感謝委員意見，本案已修改參考文獻於期中修正報告第貳章。</p>
	<p>2. 測試範例的鴨母寮及九芎林未經前處理及經前處理點雲分類成果之 F1 值，顯示未經前處理較佳，請說明此成果對 DEM 產製的影響。</p>	<p>感謝委員意見，已在修正版報告書中新增修正之影像分類精度指標，並統計於表 4-17。於精度指標計算時排除水線範圍內之資料，可供直接比較。其成果顯示經加密前處理後的光達點雲著時能提升影像分類精度，在將影像分類成果反投影至光達點雲之成果中，亦可以看到其和參考 DEM 高程差之 RMSE 獲明顯降低。</p>

四、 韓委員仁毓	1. 本案技術發展值得肯定，建議訂定 Bench mark，強化論述本案目標、進程及特色。(國外文獻建議可以補充)	感謝委員意見與肯定，在本案第一個里程碑是讓測製廠商覺得 AI 工具好用，期待廠商可以使用 AI 工具將 DEM 產製程序成本降低、減少時間耗費，詳細情形將會多與廠商做意見交換。已補充國外之文獻。
	2. 本案為光達點雲分類，但現今技術多走向多資料融合，請團隊思考其他資料如何善用，以提高其實用效能。目前只分類地面點及非地面點有無機會分出其他類別，如植生區、建築區等。	感謝委員意見，本案目前針對地面點分類做 AI 訓練，若使用點雲資料分類植被、建物等能提升點雲之價值，不過目前點雲分類之 label 中尚未提供相關資訊，本案也無法增加 labeling 之工作項。
	3. P49，誤差統計補充說明檢核點數量、分布，並分析是否有規則特性？	感謝委員意見，DEM 統計之部分是以預測成果產製之 DEM 與既有之參考 DEM 相減得到各像元內高程「較差」之資訊來做統計，參考 DEM 係已經由檢核滿足測製精度之資料。產生之較差資訊則用來評估是否由資料面再進入處理程序，目前仍看到大型建物之屋頂仍有預測錯誤之情形，將會考慮由此觀點評估資料面之精進，提升 AI 分類之正確性。
	4. AI 分類器未來應用方式？如何落實於中心或廠商之業務？所需軟硬體、人力、維護經費？及 AI 模型如何持續精進？	感謝委員意見，AI 未來可應用於廠商測製之作業程序，期待使用後能減少產製 DEM 作業之時間與人力成本，若有成效之彰顯可透過推廣之方式增加 AI 之曝光度。本案尚於測試皆對，相關維護經費之評估於期末報告呈現。後續 AI 模型之精進若有新的資料或模式，亦可重新學習或由資料面處理著手，精進 AI 之效能。
	5. 特徵植使用 R、G、B 會不會受到不同光影條件變化而影響？(雖 RGB 已標準化，但光線仍會影響)	感謝委員意見，本研究透過萃取光達點雲之特徵資料，放入影像 RGB 波段組成「假色影像」，並非直接使用 RGB 波段之光學影像。
	6. 請清楚定義分類精度指標，團隊是否建議一個比較適合的指標？	感謝委員意見，本案之目標為 DEM 產製，DEM 品質之評估以其和參考 DEM 的接近程度為依據，考量部分微小影像分類誤差，在反投影至原始點雲後，即有可能產生對產製之 DEM 產生明顯高程誤差，因此單一分類精度指標難以對本案成果之品

		質進行評估。本團隊建議透過產製 DEM 和參考 DEM 之高程差進行綜合性之成果評估，以質化分析為主、量化分析為輔方式探討產製 DEM 之品質。
五、 游委員 豐銘	1. P28，以點雲垂直剖面檢視檢視原始點雲資料，請詳述團隊認為部分被標記為非地面點之點雲資料應有被標記為地面點之潛力之理由為何？	感謝委員意見，本研究考量之原因如下： (1)參考 DEM 在建立時，僅以產生符合精度要求之 DEM 為目標，並不會將全部的地面點進行完整標記。 (2)地表覆蓋有連續性，相鄰之光達點雲應有接近的分類，而非不同分類交錯出現。
	2. P36，本案規劃與 3 個具 DEM 測製單位座談，請問規劃座談是否已設定議題方向？內容為何？應納入修正版期中報告。	感謝委員意見，已補充相關文字。
	3. P52，本案後續將採用國網的運算資源？請說明預期效果為何？本案 AI 分類器實用化後是否必須使用高速運算資源？	感謝委員意見，國網提供資料中心等級之顯示卡，其效能優於個人電腦配備之顯示卡，預期可以提供更快的訓練速度，並同時處理更大量的影像資料。未來 AI 分類器實用化後，在模型訓練時，仍須借助國網中心之運算資源進行訓練。而在資料預測階段(非訓練，如廠商使用時)，硬體規格僅須能夠讀入 AI 模型和一幅影像資料即可。
六、 曾委員 耀賢	1. P35-P36，式 3-4~式 3-7 為混淆矩陣內數值計算的各個指標，其中 Accuracy 為準確度、Precision 為精度，與測量領域以 accuracy 代表精度不太一樣，請問這兩個名詞是否普遍使用？	感謝委員意見，在深度學習或遙感探測等相關分類應用中，Accuracy、Precision 為常用之精度評估指標，分別用以評估整體資料中正確被分類為正樣本的比例，和分類成果為正樣本的資料中確實為正樣本的資料的比例。
	2. P38，「……且驗證資料經度走勢偏離訓練成果……」，【經度】應修正為【精度】。	感謝委員意見，已修正相關文字。
七、 邱委員 式鴻 (未	1. 因為此次是期中報告審查，因此，於第一章應該讓審查者明確了解整個計畫執行進度甘特圖以審查期中報告是否完成該完成之工作項目，雖然第二頁最後一段已經簡略說明，但建議將第五章部	感謝委員意見，已調整相關文字與編排。

<p>出席，提供書面意見)</p>	<p>分內容移至第二頁，讓審查者更明確知道了解期中報告已經完成哪些工作項目、那些工作項目是超進度，並將於報告中那些章節中加以詳細說明；另，第五章建議改成結語(期中已經達成之工作目標)與後續工作以及希望中心配合事項。</p>	
	<p>2. P52，為了提升分類結果之準確度，後續研究將從資料面進行著手，評估提升分類品質方式之可行性。資料面處理是進行何種處理?請舉實例說明。是計算地形如坡度等指標嗎?</p>	<p>感謝委員意見，目前預計對缺失資料之填充數值進行探討，現行之資料處理策略上，是將缺失資料以-0.1 進行資料數值之填充，然而此一數值和周圍數值差異甚大，使影像產生了明顯梯度變化，影響卷積過程之深度特徵學習。目前暫希望透過波段內之平均值做為填充數值。</p>
	<p>3. P25，特徵影像中，將點雲資料投影至空間解析度為 1m×1m 之影像網格中。對於所有投影至同一網格中之點資料，萃取最低高程點之高程值、強度值和局部高程差等三種特徵，外加點雲標記資訊(如圖 3-7 所示)。其中局部高程差資訊則是以某網格為中心，劃設一 21m×21m 之矩形罩窗，並將該網格之高程值，和罩窗內之最低高程值相減而得。為何取 1m×1m 之影像網格? 局部高程差資訊為何劃設是 21m×21m 矩形罩窗? 是考量點密度或地形或其他因素?建議說明清楚。此外，標籤資料中是如何製作?以既有 1*1m 網格之 DEM 和 DSM 製作嗎?文中建議說明清楚。</p>	<p>感謝委員意見，網格空間解析度和罩窗範圍選擇均參考選取參考前人做法(網格：Solian et al (2020), Rizaldy (2018), Hu &amp; Yuan (2016)、罩窗範圍：Solian et al (2020), Rizaldy (2018))，其數值則是透過資料點密度設定。資料標記則自 LAS 點雲資料格式中的 classification 獲取得之分類標記。已於相關段落補充文字說明。</p>
	<p>4. P29，建議將圖 3-11 變成圖 3-10、圖 3-10 改成圖 3-11，兩圖互調位置，並將第 28 頁第二段文字圖 3-11 改成圖 3-10，第三段文字中圖 3-10 改成圖 3-11 以利閱讀。</p>	<p>感謝委員意見，已修正相關文字與編排。</p>
	<p>5. P28~P29，係針對平坦區資料，那丘陵、山地區資料是否會遭遇相同問題?如何解決?若均利用 DEM 資料協助判斷，此 DEM 網格大小和來源建議交代清楚。</p>	<p>感謝委員意見，本研究透過平坦地區之資料舉例，實際各種地形區之資料皆有相同問題，亦皆透過 DEM 進行判斷。DEM 使用內政部公布之參考 DEM 進行處理，空間解析度為 1 公尺，已補充相關文字敘述。</p>
	<p>6. P30，僅有 27 幅 2800*2500 像元之影</p>	<p>感謝委員意見，已補充相關文字。</p>

<p>像之訓練資料，建議加上“後續可供切割成如 256*256 影像大小之訓練資料和驗證資料”，以免閱讀時誤解訓練資料即為 2800*2500 像元之影像。</p>	<p>2800*2500 像元統一修改為「訓練資料」、256*256 像元則統一修改為「訓練影像」。</p>
<p>7. P31，建議增加圖式方式概略說明網路架構，並解釋 Encoder 和 Decoder 之意義。</p>	<p>感謝委員意見，感謝委員建議，已於修訂報告中補充。</p>
<p>8. P34，如下圖 3-16 中，為何在地面上的點仍是非地面點？此圖要表達的意思為何？</p> <p>2. 分類成果為非地面點：像元對應空間範圍內所有光達點皆分類為非地面點，如圖 3-16 所示。</p>  <p>圖 3-16、分類成果為非地面點之情形示意圖</p>	<p>感謝委員意見，此圖描述影像分類成果反投影至原始光達點雲的過程。此圖說明影像分類成果為非地面點之情形，表示該像元對應之空間範圍皆為非地面點，因此即使地面上有光達點雲，亦依照影像分類成果，將其分類為非地面點。</p>
<p>9. 特徵影像，分別以 R、G、B 三波段表示圖 3-7 之最低高程、強度值、局部高程差？若是，建議於頁 26 及第四章成果展示中說明清楚。</p>	<p>感謝委員意見，本研究別將高程值、強度值和局部高程差等三種特徵置入特徵影像的 R、G、B 三個波段，組成之假色影像。</p>
<p>10. 由表 4-1、4-2 說明訓練資料是 27 幅，但於第 33 頁中又說明訓練影像大小為 256x256 像元，所以究竟訓練資料影像大小是 27 幅 2800x2500 像元之影像之訓練資料或切割成 256x256 像元大小？若有切割，請列出實際切割完之影像數量，以免閱讀時誤解訓練資料即為 2800x2500 像元之影像。</p>	<p>感謝委員意見，本研究在每個訓練週期之前，會在 2800x2500 的訓練資料上的隨機位置，裁切 256x256 像元大小之訓練影像，每次訓練皆裁切數量為批次數量(Batch Size)之訓練影像，此方法有助於更完整利用訓練資料，也因此總訓練資料數為批次數量x訓練次數，總訓練影像數並非定值。已在報告書中補充說明。</p>
<p>11. P38，「……且驗證資料經度走勢偏離訓練成果……」，精度非經度。</p>	<p>感謝委員意見，已修正相關文字。</p>
<p>12. 表 4-2~表 4-4，應該是將分類單位用“M”像元表示，但計算時卻用單一像元為單位計算，因此數值計算會有所差異，建議列出實際像元素。</p>	<p>感謝委員意見，此處之 M 指百萬 (million)之意，已修改表格內文字之說明。</p>
<p>13. P41 頁，第二段第一行 F1 score 應為 0.701。</p>	<p>感謝委員意見，已修改相關文字。</p>
<p>14. 目前 AI 僅針對平原區測試發展，將來是針對都會區、山區、丘陵區是每一區個別發展一個演算法或所發展的演算法會是用於所有區域？</p>	<p>感謝委員意見，期中時僅測試平原區，本案未來會針對各地形做不同之訓練，但 AI 之模型會使用相同架構。</p>



	<p>15. 表 3-5 中列出 28 層網路架構模式中，層數與形狀大小是否會影響測試成果？</p>	<p>感謝委員意見，會影響測試成果。層數與形狀影響資料抽象化程度與模型大小，相對於都市區，山區之地面點較離散，適合較少層數的模型。模型大小(可訓練參數數量)則與資料多樣性與複雜度有關，目前模型尚處於輕微過度擬合情況，不會增加模型大小，當使用大量資料訓練模型時則需微調模型大小(層數與形狀)。</p>
<p>八、國土測繪中心</p>	<p>1. P28，「如式 3-2 所示，本研究考量空載光達資料之垂直觀測先驗精度 <math>\sigma</math>，……」，其中在本案目前測試中 <math>\sigma</math> 之值為何？是否會對不同地形採用不同之值？</p>	<p>感謝提供意見，本案參考 DEM 測製工作提供之 <math>\sigma</math> 值，並不會因不同地形而改變。</p>
	<p>2. P31，表 3-5 中出現 Conv、DWConv、Bn 及 Relu 等文字，請補列其文字意義，如 Bn：Batch Normalization，批正規化。</p>	<p>感謝提供意見，以下名詞補充解釋： Conv：Convolution，卷積之意，為對影像進行之移動罩窗運算，用於萃取影像特徵。 DWConv：Depthwise Convolution，為對影像逐個波段進行之卷積運算。 Bn：Batch Normalization，批正規化，即對 AI 訓練之 Batch 進行之標準化處理，可以使訓練穩定，加速模型收斂。 Relu：Linear rectification function，為現今流行之激勵函數，可以在 AI 模型倒傳遞(Back Propagation)的過程避免梯度(Gradient)消失或爆炸的情形。</p>
	<p>3. P33，4. 模型訓練第 2 段，「本研究採用隨機裁切訓練資料之方式，……」，提到隨機取特徵影像上之隨機位置取 256x256 範圍的局部影像，其實際操作步驟方法為何請補充描述。</p>	<p>感謝提供意見，已於修訂之期中報告補充。本研究將所有 2800x2500 大小之訓練影像資料讀入電腦記憶體，並於每次訓練期隨機抽取一幅訓練資料，並於其上方隨機位置生成一 256x256 像元大小之矩形框，並將範圍內資料輸出為訓練影像，重複此一流程數次直至生成之訓練影像數滿足設定之批次數量(Batch Size)。</p>
	<p>4. P39-P48，包含多個混淆矩陣成果，其中表 4-2 與表 4-9、表 4-3 與表 4-10、表 4-4 與表 4-11、表 4-6 與表 4-13 等，互為資料未經前處理及經前處理結果，建</p>	<p>感謝提供意見，已補充統整表於期中修正報告書表 4-17 及表 4-18。</p>



	議設計一彙整表，以利閱讀比較。	
	5. 附錄 C、工作會議紀錄，請將第 3 次工作會議補充列入。	感謝提供意見，已補充相關資料。

## 附錄C、研究報告審查意見辦理情形

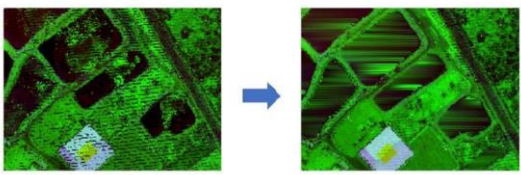


內政部國土測繪中心「111 年度研發空載光達點雲資料 AI 自動地面點分類器委託研究採購案」 研究報告審查會議		
壹、會議時間：	111 年 12 月 9 日(星期五)	下午 2 時
貳、會議地點：	內政部國土測繪中心 4 樓第一會議室(實體與遠距視訊會議並行)	
參、評選委員意見：		
	審查意見	執行單位處理情形回覆
一、劉委員正倫	1. 第貳章圖 2-3、圖 2-6、圖 2-7、圖 2-11、圖 2-14、圖 2-19 多為文獻精度分析結果，應該是用「表」來呈現，而不是以「圖」來呈現，建議修正。	感謝委員意見，已修正相關文字。
	2. P69「…，可以看到本案各個 AI 模型中，模型中城市區、農田區、森林區 AI 模型對各自對應之影像分類資料展現較佳適應，…」，惟從表 4-5 看起來農田區好像還是以城市區模型成果較佳?第肆章有關精度分析的成果表、圖，均請註明單位。	感謝委員意見，表 4-5 所列城市區和農田區之 F1-Score 分別為 0.941 和 0.939，數值表現接近，兩模型均能展現影像分類適應性。考量各圖幅之評估成果容易受個別圖幅內容差異之影響，故本研究於圖 4-33 以多圖幅成果進行成果綜合評估，成果亦顯示在影像分類適應性上，分區資料對各自對應模型展現較佳適應性。另外，有關精度分析之圖表均已註明單位。
	3. P95「圖 4-46 中透過柱狀圖展示圖 4-45 誤差分布狀況，可以看到各模型對大型建築物的分類能力受限，其輪廓仍於 DEM 中或多或少被保留，全資料模型和森林區模型誤差大致呈現以 0 為中心的鐘形分布，主要分布在±0.5 公尺之範圍內，四組 AI 成果中亦以此兩模型之成果，大誤差之比例較小；城市區模型和農田區模型之誤差分布上大誤差之比例則較高，如表 4-18 所示，其比例皆大於 15%，對圖幅範圍內的建築物無法展現分類能力。」，(1)所述森林區模型是否有誤?(是否應為城市區模型?) (2)從表 4-18 如何看出大誤差之比例較高?且看出其比例皆大於 15%。(P100、P107、P118 有一樣的問題)	感謝委員意見，(1) 為城市區模型，已修正相關文字；(2) 大誤差包含誤差大於 1 公尺與小於-1 公尺的部分，大誤差之比例為大於 1 公尺誤差之比例與小於-1 公尺誤差之比例兩者相加之成果，已於 P.72 補充相關文字。
	4. P107「圖 4-61 中透過柱狀圖展示圖 4-60 之誤差分布狀況，可以看到受到點雲雜訊影響，各個模型之處理成果皆有 20% 以上之高程大於 1 公尺的大誤差，	感謝委員意見，山區為誤植，應為森林區，本文所指 96203045-裡門山(四)圖幅之 DEM 差值表現統計與表 4-12 所提及之 95193004-三腳南山圖幅相

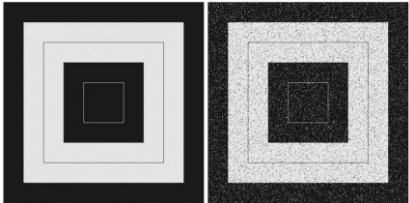
	<p>排除此類大誤差之像元後重新計算高程之均方根誤差，可以發現其數值明顯降低，表現接近於表中對山區範例圖幅之評估成果。」，(1)表現接近於表中…，是那一個表？(2)表現接近於表中對山區範例圖幅…，是那一個山區範例圖幅？</p>	近。
	<p>5. P120「本研究建立之點雲分類模型具有時間上之優勢，且處理上亦可以五千分之一圖幅框之大小為單位進行點雲分類，效率不如常見之商用軟體(如 TerraSolid)，因受到軟體限制而須將五千分之一圖幅框再切分為點雲子集，分別處理後再將各子集合併。」，此段文字是否有問題，請檢視修正。</p>	感謝委員意見，已修正相關文字。
	<p>6. 因本案研究之點雲分類策略，為基於經整飭之圖幅光達點雲圖幅所設計，在雜訊較多之圖幅上會使 AI 模型表現受限。針對未來發展所提出的 4 個建議，請問可行性？及所需時程？</p>	感謝委員意見與關注，透過廠商座談會得知地面點分類成果需要投入更多時間對於田埂、大型排水溝立面等結構上，因此考慮未來可研究側向投影方式訓練 AI 分類器，並加入信心值設定，提供彈性調整門檻輔助人工編修。理論上可行，然而處理之資料可能會更多，也需要跟測繪廠商進行溝通，因此時程可能會增加。
	<p>7. 文字修正：  a. P6 有 2 處機關名稱為「測繪中心」，請修正為「國土測繪中心」。  b. P36 首行「…分類之任務。步驟如圖 3-5 所示，…」修正為「…分類之任務，步驟如圖 3-5 所示。…」，倒數第 3 行圖 3-6 文字亦同，文中有多處相似之敘述(P38、P41、P44、P55 等)，請全面檢視一併修正。  c. P100 第 5 行，如圖 4-20 所示，……，是否為「圖 4-20」請查明確定。  d. P101，96203045-裡門山(四)請修正為 96203045-裡門山(四)圖幅，佳仁山(四)請修正為佳仁山(四)圖幅，文中相關圖表標題亦一併修正。  e. 文中許多表格欄位請補充註記期單位。</p>	感謝委員意見，已修正相關文字。
二、楊委	<p>1. 模型分為城市區、農田區、森林區及全資料模型，最後一個模型可考慮為「全</p>	感謝委員建議，本案將納入參考。

<p>員明德</p>	<p>區」或「通用」模型。另訓練模型之資料或有混合之情況，導致成果未如預期，對於模型訓練資料之分類應有建議標準。</p>	
	<p>2. 目前以 1 公尺×1 公尺網格點雲為高程單位，請說明不同解析度之網格是否影響分類結果？如有些區域的網格資料僅有 2 公尺×2 公尺或 5 公尺×5 公尺之山區，分類精度是否會下降？</p>	<p>感謝委員意見，本研究之影像分類成果反投影方式係將各影像網格內對應空間範圍之點雲中，針對最低高程點之兩倍觀測精度範圍內之點雲進行分類，因此影像網格之空間解析度將決定點雲分類成果之細緻程度。影像網格之空間解析度為本研究團隊所設定，因此並沒有 2m×2m 或 5m×5m 網格解析度之狀況。</p>
	<p>3. 請於結論定義目前的 AI 模型在光達點雲作業之功能與角色。</p>	<p>感謝委員意見，已補充相關文字。</p>
	<p>4. 雖然 3D 點雲分類模型之訓練較耗時，但有較高精度，未來應可嘗試此類之 AI 分類模型。</p>	<p>感謝委員意見，3D 點雲分類之硬體需求較高，且對輸入資料之相對幾何敏感。目前對於光達資料分類之文獻多半為光達點雲之物件辨識，對於空載光達逐地面點分類之研究甚少，模型架構或模型訓練方法尚待更多研究投入，待未來有足夠之相關資源、研究成果，可再投入資源進行研究。</p>
	<p>5. 有關雜訊處理之方式應再做探討，若將之分成一類，則須將各種雜訊包括在內，以利訓練資料蒐集。</p>	<p>感謝委員建議，本研究若能延續發展，可釐清雜訊資料樣態後將擬定適合之資料蒐集策略。</p>
<p>三、邱委員式鴻</p>	<p>1. 將計畫報告書摘要和英文摘要移至文圖表目錄之前。</p>	<p>感謝委員意見，已修正相關文字與編排。</p>
	<p>2. 文中 DEM、DTM 名稱請檢視全文之後，統一名稱為 DEM。</p>	<p>感謝委員意見，已修正相關文字。</p>
	<p>3. P21 第四篇文獻，方法之描述對應 P22 圖 2-13、2-14 分類顏色所代表之意義補充說明，同樣對應圖 2-12 流程圖，輸入 R、G、B 是代表何種特徵？另 P21 中描述似乎較簡略，建議再加強說明清楚。</p>	<p>感謝委員意見，已修正及補充相關文字，其中圖 2-10 各顏色表示 ISPRS 標準資料集中不同地物分類，應包含電力線、低植被、不透水表面、汽車、柵欄/樹籬、屋頂、立面、灌木、樹等類別，惟文獻中未明確指出各顏色所代表之分類。</p>

<p>4. 本案之目標(一)蒐集 AI 應用於光達點雲相關文獻(至少 5 篇,其中至少 2 篇國外論文),評估並採用合適於本案之 AI 自動地面點分類器。文中僅說明由於投影為二維特徵影像訓練難度較低,且能降低時間與資源消耗成本,因此本案先參考 Solián 等人(2020)之文獻測試資料。所以本計畫所設計之 AI 分類器為何? P27 中建議補充說明。</p>	<p>感謝委員意見,已補充相關文字。</p>
<p>5. 外部測試資料,評估研究建立之 AI 模型效能。第二次申請之圖幅如表 3-2 所列,是否亦分為都市區、平原、丘陵與山區(文章後以)是個別訓練或同時訓練?</p>	<p>感謝委員意見,第二次申請之圖幅,為本團隊請益測繪廠商,請其依據實務經驗回饋處理上投入之人工編修成本較多與較少之圖幅範圍,作為獨立於訓練資料外之測試資料,但不參與模型訓練,以客觀評估模型表現。廠商提供之圖幅則多位於山區範圍。</p>
<p>6. 第三章資料蒐集分為為都市區、平原、丘陵與山區,但後續 P45 發展之 AI 僅分成城市區、農田區、森林區,且森林區包含丘陵與山區,為何不分開發展針對平原及丘陵之 AI 分類?原因為何?適度說明。</p>	<p>感謝委員意見,已補充相關文字。本團隊考量 Solián 等人(2020)採用之特徵組合中包含點雲強度值資訊,其主要受「地表」覆蓋所影響,而非都市、平原、丘陵、山區之地形資訊,故本研究依據地表覆蓋不同,分別建立城市、農田、森林區之 AI 模組。</p>
<p>7. P36 資料前處理小節中,「最後並針對同值域之特徵進行標準化,讓訓練得以穩定而收斂。」,是值域或不同值域?</p>	<p>感謝委員意見,已修正相關文字為「不同值域」。</p>
<p>8. P37 此本研究為避免強度資訊干擾,將 Solián 等人(2020)使用之特徵組合進行調整,將其中之強度值特徵資訊,抽換為網格向外延伸 20 公尺之局部高程差資訊(局部高程差 40m)。強度特徵加入測試時是否標準化再加入?</p>	<p>感謝委員意見,在資料前處理步驟前須經標準化後才能加入特徵影像。</p>
<p>9. P44 中,圖 3-14、影像缺失資料由固定值填充(下圖左)轉為雙線性內插(下圖右)成果圖,使用雙線性內插用最鄰近法取代是否更能減少缺失之問題?但此缺失資料若為水體資料,此方式是合適?</p>	<p>感謝委員意見,本研究透過水體資料向量圖層進行水體資料之覆蓋,同時將其標記為缺失資料,在模型訓練 Loss 計算時予以排除,因此水體資料之內插並不會對成果造成影響。</p>

	 <p>圖 3-14、影像缺失資料由固定值填充(左)轉為雙線性內插(右)成果圖</p>	
	<p>10. 表 4-7、4-9、4-11 等後續表格顯示 DEM 精度分析表，請補上單位。</p>	<p>感謝委員意見，已補充相關文字。</p>
	<p>11. 所開發之農田區 AI 模型分類精度是否會受季節性作物成長之影響？</p>	<p>感謝委員意見，經本研究成果顯示，分類精度受圖幅內之地表覆蓋因素影響較為顯著，然而缺乏各季節之測試資料，難以進行季節性變因之評估。</p>
	<p>12. 目前所發展的四種 AI，以及與三家公司訪談使用情形結論是需去除雜點，所以未來是發展同時去除雜點之分類法或先用某種演算法去除雜點？雜訊若可以以簡單方式濾除是否需要開發 AI 方式去雜訊？</p>	<p>感謝委員意見，本研究期望以開發基於點雲剖面之側向投影 AI 模組，預計於分類地面點之過程同時進行雜訊點雲分類。根據廠商經驗回饋，目前部分鑲嵌於地形之點雲並無有效過濾手段，仍須仰賴大量人工投入濾除。</p>
<p>四、韓委員毓</p>	<p>1. 本年採用 2D 影像的方法進行訓練，理由是比較簡單及運算快速，雖採用簡單的方法但同時也使用國網的資源，未來若使用 3D 較複雜的方法，國網運算資源是否足夠使用，請成大團隊補充說明。</p>	<p>感謝委員意見，國網提供之運算方案中，有提供多台主機、顯示卡並聯使用之服務。本研究目前僅使用單一主機與單一顯示卡之硬體配置。於國網服務上，未來仍保有硬體擴充之可能性，然實際需求仍待未來研究策略擬定後方能明確評估。</p>
	<p>2. P52 談到地面點分類，使用了 2 倍的標準差，其來源為何？其依據為何？</p>	<p>感謝委員意見，此為本研究為統一研究中精度範圍所採之參數(如 P.38 合理增加地面點標記亦使用 2 倍觀測精度)，在本研究提供之成果中，此參數屬於使用者自定義變數，可依實際需求調整，並不限定於兩倍標準差。</p>
	<p>3. 本研究是希望藉由 AI 自動分類加快作業，目前研究中使用了城市區、農田區等幾種模型，針對不同土地使用分區使用，是否有可機會建立 global 或 mixed 的模型，減少使用上要事先判斷資料屬何種地形而採用何種模式。</p>	<p>感謝委員意見，在既有成果中，本研究建議可使用全資料模型進行直接處理。在分區模型之使用上，本研究認為在未來發展方向中提到之集成式學習模型開發，可以提升分區模型之使用效益，減少人工資料判斷之成本。</p>
	<p>4. P118 中有幾張誤差統計圖，圖中有</p>	<p>感謝委員意見，此類誤差是由於點雲</p>



	<p>一些很大的極端誤差，在報告中的統計過程已先被排除，在實務上是否真的會存在這些誤差，假如這些誤差會存在，統計時將其排除是否合宜？</p>	<p>分類錯誤，使 DEM 在內插時納入了非地面點所致，實務上此類誤差無法避免，需再投入人力編修點雲分類成果。本研究透過排除人力可簡單移除之明顯誤差，模擬人工編修後之點雲樣貌，並以此檢驗模型分類成果，同時提供誤差數值與像元比例，供後續評估需再投入編修人力之參考。</p>
	<p>5. 不同公司使用不同設備，反射強度值不一樣，是否可以進行均等化，並且是否可能反過來分析不同廠牌光達 sensor 特性，找出不同廠牌之間的系統差異，未來不同廠牌間可互相進行調整轉換。</p>	<p>感謝委員意見，可納入未來研究之考量。而本研究認為部分儀器所產出資料包含雜訊，未來可先考慮雜訊之分類輔助人工編修模式。</p>
<p>五、 陳委員 繼藩</p>	<p>1. 請將 P17 文獻(二)及 P23 文獻(五)加入 P.127 參考文獻內。</p>	<p>感謝委員意見，已補充相關文字。</p>
	<p>2. P30 透過上述考量之觀點，具體說明 P28 LPI 及 P29 孔洞圖的篩選原則。</p>	<p>感謝委員意見，已補充相關文字。</p>
	<p>3. P37 第一組特徵影像用於城市區、農田區及森林區模型之訓練，而第二組特徵影像用於全資料模型之訓練。請說明模型訓練之 input 使用不同的特徵資料，最後模型精度之比較是否會失去意義。</p>	<p>感謝委員意見，AI 之輸入資料組合將直接影響分類成果，因此不同之資料組合可以視為不同應用情境之最適資料組合評估，能獲得較佳分類精度者即為最適之資料組合。</p>
	<p>4. 建議補充資料說明本計畫在人工編修部分是否達到計畫預設的「減少人力成本支出」的目標。</p>	<p>感謝委員意見，本團隊洽部分廠商之意見回饋，認為本研究之成果可節省約 25% 之人工編修成本，為相關數字評估仍有待實際編修人力投入後，方得進行完整評估。已補充相關文字。</p>
<p>六、 曾委員 耀賢</p>	<p>1. P25 「投影程單張或多張」應修正為「投影成單張或多張」。</p>	<p>感謝委員意見，已修正相關文字。</p>
	<p>2. P42 「其影像椒鹽雜訊現象…」，椒鹽雜訊一詞是普遍使用的詞或文字誤繕？</p>	<p>感謝委員意見，椒鹽雜訊(Salt-and-Pepper)為影像處理領域之用詞，用以描述雜訊於均值環境離散分布之狀況，如同胡椒與鹽巴般灑落。示意圖如下右圖。已補充相關文字於 P.38。</p> <div data-bbox="927 1771 1337 1973" data-label="Image">  </div>

	3. P54 式 3-4~式 3-7 四個分類精度指標中，F1 分數在後文中作為影像分類精度評估之指標(P83)，建議就其代表之物理意義或統計學意義，再詳予說明。	感謝委員意見，已補充相關文字，可參考本報告書 P.52。
	4. P75 表 4-8 表中第 1、3、5 欄之標記文字，是否「高程」均應改為「高程差」？(表 4-10、表 4-12 同)	感謝委員意見，已修正相關文字。
	5. P83 小結論「其中全資料模型對於各分區的資料皆表現了穩定之適應能力，其皆能獲得接近於或超過分區模型處理對應分區資料時之 DEM 精度」，但對應於 P73 表 4-7，卻未符合所述，上開結論是否妥適？	感謝委員意見，如圖 4-23 所示，此圖幅中，全資料模型將部分樓高較高之建築物誤授為地面點，相關誤差分布亦可於圖 4-24 中所見，顯現圖幅內局部分類成果對精度評估指標之影響。整體而言，全資料模型與城市區模型之誤差分布仍落於±50 公分之範圍內，故本研究認為此結論尚屬合理。
	6. P115 最後一行，城市區模型和森林區模型之 DEM 成果則明顯不同於參考 DEM。此句中「森林區模型」是否應改為「農田區模型」？	感謝委員意見，已修正相關文字。
	7. P120 「與常用之商用軟體相比，本研究建立之點雲分類模型具有時間上之優勢，且處理上亦可以五分之一圖幅框之大小為單位進行點雲分類，效率不如常見之商用軟體（如 Terra Solid），……」，是否表達本案建立之軟體優於商用軟體(前段)？若是，則後段文字宜稍作調整，以免誤解。(*)P126 類似	感謝委員意見，已修正相關文字。
	8. P126 集成式學習一詞為第一次出現，建議於前面章節處就納入並適當表達其實際意義。	感謝委員意見，已補充相關文字。
七、 蔡委員 季欣	1. P7，對於本案緣起之敘述，動機應可將 P8 中段文字調整至較前內容，說明本案辦理之原因。	感謝委員意見，已修正相關文字。
	2. 有關各廠商的訪談意見，建議可摘錄重點納入結論中。	感謝委員意見，已補充相關文字。
	3. 本案對於 AI 模式，相較於廠商所使用之商業軟體的優勢部分，建議團隊補充說明。	感謝委員意見，已補充相關文字。
八、 游委員 豐	1. P11，表 1-1 工作期程表下方說明 1 及 2 似非說明該表，應調整。	感謝委員意見，已修正相關文字。
	2. P12，敘述內容仍以未來式表示，如	感謝委員意見，已修正及補充相關文

銘	「將依……」，建議全面檢視調整。表 1-2 備註為招標文件規定，應刪除；並請說明成果發表相關規劃。	字。
	3. P14，進度管制表應為全案完工甘特圖，應修正。	感謝委員意見，已修正相關圖文。
	4. P15，專有名詞請統一，如深度卷積神經網路應為 Deep CNN 或 CNN? 部分內容名詞不一致，請釐清。	感謝委員意見，已修正相關文字。
	5. P27，有關點雲資料輸入之 3 種作法，並選定採投影為二維特徵影像，建議補充選定原因論述。另表 2-2 中，投影為三維體素為題參考文獻，請說明如何比較?是否應將 P26 提及之 SEGCloud 及 ScanComplete 等文獻納入本報告?	感謝委員意見，由於投影為二維特徵影像訓練難度較低，相關文獻較豐富，模型訓練方向明確，同時硬體需求成本較低，能降低時間與資源消耗成本，因此本案先參考 Solián 等人 (2020) 之文獻採用之方法，採用投影式之方法，將點雲特徵投影至影像，並基於此特徵影像開發 AI 模組進行 AI 點雲分類。已於補充相關文字。
	表 4-6，森林區 AI 模型分類精度結果中 Recall 標示有誤? 最大值應為農田區模型的「0.953」? 請釐清。另綜合分析歸納各 AI 模型對各自對應之影像分類資料展現較佳適應性，似不符農田區精度指標表(表 4-5)顯示結果較適應城市區模型?	感謝委員意見，已修正相關文字。表 4-5 成果中，城市區和農田區之 F1-Score 分別為 0.941 和 0.939，數值表現接近，兩模型均能展現影像分類適應性，考量各圖幅之評估成果容易受個別圖幅內容差異之影響，故本研究再於圖 4-33 以多圖幅成果進行成果綜合評估，成果亦顯示在影像分類適應性上，分區資料對各自對應模型展現較佳適應性。
	7. 3 種 AI 模型分類精度指標 Recall 均以農田區模型最高，是否可論述其代表意義或原因?	感謝委員意見，Recall 指標在本研究表示所有地面像元中實際被分類為地面像元之比例，通常需搭配 Precision 指標合併檢視，或直接檢視 F1-Score。農田區模型傾向將成果判釋為地面像元，是故當一張影像大部分像元都被判釋為地面像元時，Recall 數值即會較高。
九、國土測繪中心	1. P32，「……本團隊亦與在我國有豐富空載光達 DEM 經驗之……」，建議文字修正為……DEM 製作經驗……；另第 3 行提及「較為困難與較為簡單之圖幅範圍」，請補充說明「較為困難與較為簡單」具體所指意義。(是否是指需要進行人工檢查編修的作業時間的多寡)	感謝提供意見，已修正相關文字。

<p>2. P37, 第 2 段文字中提到「局部高差」, 依照文獻所述, 局部高程差 20m 係由網格中心向外延伸 10 公尺, 請補充敘明後續以「局部高差(20m)」表示, 「局部高差(40m)」亦同, 以利閱讀。</p>	<p>感謝提供意見, 已修正相關文字。</p>
<p>3. P50, Loss Function (式 3-3) 中之 <math>y_i</math>: 地面點資訊, 請補充說明所指資訊 (標記值?), 建議是否有更明確的名稱。文中述及將原始標記資料之非地面點、缺失資料、地面點 3 種類別分別除以 2, 以 0、0.5、1 標記值輸入模型, 以此反推未除以 2 之前, 原始值為 0、1、2, 在報告書中是否有提到或是有特別意義, 建議直接修改為將「非地面點、缺失資料、地面點 3 種類別分別以 0、0.5、1 之值輸入模型」。</p>	<p>感謝提供意見, 已修正及補充相關文字。地面點原始標記為配合標記影像之 PNG 儲存格式, 故以整數設計; 輸入模型之數值範圍則為配合二元交叉熵損失函數之值域[0, 1], 故於輸入模型時將其除以二。</p>
<p>4. 與廠商之座談會提及雜訊及垂直立面特徵問題, 報告書中已有展示含雜訊之點雲圖, 建議在適當位置補充垂直立面特徵(如梯田、斷崖、大排水溝立面等)及田埂之點雲圖, 並就廠商的問題簡單描述, 加強對該種資料型態之認知。</p>	<p>感謝提供意見, 已補充相關文字及圖片。</p>
<p>5. P120, 「與常見之商用軟體相比, 本研究建立之點雲分類模型具有時間上之優勢, …… , 效率不如常見之商用軟體(如 Terra Solid)……」, 文字內容前後似有抵觸, 請查明修正。</p>	<p>感謝提供意見, 已修正相關文字。</p>
<p>6. P125, 第 3 點文字中「特徵萃取」請修正為萃取。</p>	<p>感謝提供意見, 已修正相關文字。</p>
<p>7. P126, 第 6 點第 3 行文字「處理時長上」語意不明, 請修正; 第二點之第 3 點文字「經閾值設定後才為二分類為分類成果」, 請修正語意及錯字, 最後一行「做為額外資訊輔助人工編修」修正為「作為」。</p>	<p>感謝提供意見, 已修正相關文字。本研究之 AI 模型輸出成果實為值域範圍[0, 1]之信心值, 經門檻值設定後才輸出為二分類成果。</p>



## 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111年4月29日

發文字號：測應字第1111565181號

速別：普通件

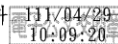
密等及解密條件或保密期限：

附件：如主旨(附件一 301000100G111156518100-1.pdf)

主旨：檢送「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」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：本中心基本測量及企劃科(含附件)、應用圖資測製科



裝

訂

線



「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」第 1 次工作會議紀錄

一、時間：111 年 4 月 27 日（星期三）上午 10 時

二、地點：本中心第 2 會議室（視訊會議）

三、主持人：王科長敏雄

紀錄：湯凱佩

四、出席人員：詳如簽到簿。



報告事項：略。

六、會議結論：

(一)本(111)年 4 月份預定進度 9.13%，實際執行進度 9.13%，進度符合預期。

(二)本案 AI 分類器結合現行 DEM 產製流程之規劃設計，規劃由成大團隊自本年 8 月起，邀請近年參與光達技術更新 DTM 案之 3 家測製廠商—自強工程顧問有限公司、中興測量有限公司及詮華國土測繪有限公司，各舉辦 1 次座談會交流意見，請成大團隊負責連繫，本中心派員與會。

(三)針對點雲 AI 分類器對平地、都會區、丘陵區及山區 4 種地形進行測試，考量其結果之優劣可能與訓練資料多樣性(是否充分涵蓋各種地形點雲分布變化)有關，請成大團隊於進行 AI 訓練時，將各種地形測試情形納為各類地形 AI 訓練資料量(圖幅)調配之參考依據。

(四)未來全臺會持續更新數值地形模型成果，新的點雲資料未來將持續提供進行 AI 分類器訓練，用以獲取更完善且適合國內使用之 AI 分類器，新加入之 AI 訓練資料可否累計更新原 AI 訓練結果，抑或必須每次重頭開始訓練，請成大團隊評估並於下次工作會議中報告。

(五)本案 AI 分類器之研發結果，考量後續將提供 DTM 測製工作之委辦廠商使用，請成大團隊在流程規劃及相關工具軟體開發時，將適合一般軟




硬體作業環境（如非工作站等級電腦）納入考量。

七、散會：上午 11 時。





「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」(案號：NLSC-111-33)第1次工作會議簽到簿

時 間：111年4月27日(星期三)上午10時0分	
地 點：本中心5樓第2會議室	
主持人：王科長敏雄 <span style="float: right;">紀 錄：湯凱佩</span>	
出席人員	簽 到 處
國立成功大學	王驥魁、林昭宏、許育維、勞宏斌、 林緯程、邱庭澍(以線上視訊方式與會)
內政部國土測繪中心	 <p style="text-align: center;">             王敏雄              林文亮              湯凱佩              許展祥              邱庭澍         </p> <p style="text-align: right; margin-right: 50px;">             下午3時              結束         </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111年6月7日

發文字號：測應字第1111565212號

速別：普通件

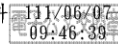
密等及解密條件或保密期限：

附件：如主旨(附件一 301000100G111156521200-1.pdf)

主旨：檢送「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」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：本中心基本測量及企劃科(含附件)、應用圖資測製科



裝

訂

線



## 「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」第 2 次工作會議紀錄

一、時間：111 年 5 月 31 日（星期二）下午 14 時

二、地點：本中心第 2 會議室（視訊會議）

三、主持人：王科長敏雄

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（111）年 5 月份預定進度 20.03%，實際執行進度 20.03%，進度符合。

（二）本案經成大團隊盤點常見的 AI 網路模型採用之作法主要有 3 種，分別為基於投影為 2D 特徵影像方式、投影為 3D voxel 方式及直接基於點雲之方式，並統整 5 篇國外文獻回顧所使用之方法計有深度 CNN、Multi-Scale CNN、簡化 SegNet、DenseNet201+FCN 及 ResNet18 等。請成大團對就本案 AI 分類器成大團隊選用 MobileNet-SegNet 網路模型之具體理由，連同後續實際以我國點雲資料進行測試成果，一併補充納入期中報告說明。

（三）本月份 AI 訓練測試成大團隊提及面臨 2 個資料處理問題，包括問題 1 提出訓練資料之地面點資訊不足，及將接近地面點之非地面點歸類為地面點，以減少影像雜訊之精進改善方案；問題 2 提出使用水線圖移除水體範圍內點雲之改善方案，請團隊依所提改善方案持續測試，並將實際測試結果連同其分類改善情形及量化數據納入期中報告。

（四）請成大團隊於 6 月份研究規劃本案 AI 地面點分類器結合現行 DEM 產製流程之初步構想；並就本案 AI 的分類成果與人工編修（分類）成果

產製之 DEM 進行比較分析，同時就 AI 點雲（地面點或非地面點）分類結果進行評估（含評估所採用 Cohen's kappa 值，或是精確度、召回率及 F1 值等指標），相關測試分析結果亦請一併納入期中報告中說明。

七、散會：下午 15 時 30 分。



「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」(案號：NLSC-111-33)第2次工作會議簽到簿

時 間：111年5月31日(星期二)下午2時	
地 點：本中心5樓第2會議室	
主持人：王科長敏雄 <span style="float: right;">紀 錄：湯凱佩</span>	
出席人員	簽 到 處
國立成功大學	王驥魁、林昭宏、許育維、勞宏斌、 林緯程、邱庭澍(以線上視訊方式與會)
內政部國土測繪中心	<div style="display: flex; justify-content: space-around;"> <div style="text-align: center;"> <p>王敏雄</p> <p>林文亮</p> <p>張錦輝</p> <p>蔡展鋒</p> </div> <div style="text-align: center;"> <p>湯凱佩</p> <p>邱庭澍</p> <p>林文亮</p> </div> </div>

### 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111年6月30日

發文字號：測應字第1111565229號

速別：普通件

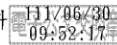
密等及解密條件或保密期限：

附件：如主旨(附件一 301000100G111156522900-1.pdf)

主旨：檢送「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」第3次工作會議紀錄1份，請依會議結論辦理，請查照。

正本：國立成功大學

副本：本中心基本測量及企劃科(含附件)、應用圖資測製科



裝

訂

線



「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」第 3 次工作會議紀錄

一、時間：111 年 6 月 24 日（星期五）下午 2 時

二、地點：本中心第 2 會議室（視訊會議）

三、主持人：曾副主任耀賢

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：

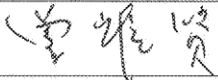
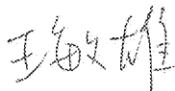
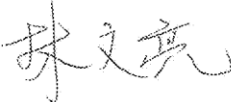


（一）本（111）年 5 月份預定進度 35.26%，實際執行進度 35.26%，進度符合預期。

（二）本案期中報告交付期限為本年 6 月 30 日，期中報告應包含內容除依照契約書規定（本案需求規格書）外，前次工作會議結論中部份議題請成大團隊納入期中報告補充說明者，包括本案選用 MobileNet-SegNet 網路模型之具體理由、AI 訓練測試遭遇 2 個資料處理問題採用之改善方案執行情形以及 AI 點雲分類結果評估（含精確度、召回率及 F1 值等指標，或 Cohen's kappa 值），也請納入期中報告，並請於期限內完成繳交。

（三）本案 7 月份規劃辦理之事項，包括持續以台灣地區不同地形之資料進行前處理作業及 AI 訓練測試，及持續將 AI 之測試成果產製 DEM 並評估其精度，請成大團隊依規劃事項及期程落實執行。

七、散會：下午 3 時 20 分。

「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」(案號：NLSC-111-33)第3次工作會議簽到簿

時 間：111年6月24日(星期五)下午2時	
地 點：本中心5樓第2會議室	
主持人：曾副主任耀賢  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、勞宏斌、 林緯程、邱庭澍(以線上視訊方式與會)
內政部國土測繪中心	   





## 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#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111年9月8日

發文字號：測應字第1111565263號

速別：普通件

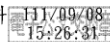
密等及解密條件或保密期限：

附件：如主旨(附件一 301000100G111156526300-1.pdf)

主旨：檢送「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」第4次工作會議紀錄1份，請依會議結論辦理，請查照。

正本：國立成功大學

副本：本中心基本測量及企劃科、應用圖資測製科



301000100G111156526300.D1

第1頁，共4頁

國立成功大學



1119921417 111/9/8

## 「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」第 4 次工作會議紀錄

- 一、時間：111 年 8 月 31 日（星期三）上午 10 時
- 二、地點：國立成功大學測量及空間資訊學系
- 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：
  - (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 111 年 8 月份預定進度 61.54%，實際進度 61.54%，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 AI 訓練目前已借助國家高速網路與計算中心（以下簡稱國網中心），資料存放於公務雲中，透過封閉之網路傳輸，於公有雲中進行運算，在機敏資料使用保護機制下，請成大團隊進一步檢視目前使用國網中心資源進行 AI 訓練流程是否有精進優化之可行方案，如有提高效率之作法或有改善之空間，可提供本中心據與國網中心進行協商。
  - (三)成大團隊透過光達 DEM 案測製廠商點雲編修實作經驗，蒐集點雲分類處理上較容易與較困難之圖幅計 37 幅，本中心已列冊向內政部提出申請獲准，待資料取得後會提供成大團隊進行測試使用。成大團隊在評估使用 AI 自動分類帶來之效益時，也請注意資料應保持與廠商作業使用資料的一致性。
  - (四)本案 9 月份規劃辦理之事項，包括持續以臺灣地區不同地形之資料進



行 AI 訓練測試，同時精進資料面之處理以提升精度，及持續將 AI 之測試成果產製 DEM 並評估其精度，並與 DEM 測製廠商舉辦第 1 次座談會等，請成大團隊依規劃事項及期程落實執行，其中有關與廠商座談之時間地點請提前規劃並通知本中心，俾利本中心派員參與。

七、散會：上午 12 時 10 分。







## 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#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111年10月7日

發文字號：測應字第1111565276號

速別：普通件

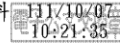
密等及解密條件或保密期限：

附件：如主旨(附件一 301000100G111156527600-1.pdf)

主旨：檢送「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」第5次工作會議紀錄1份，請依會議結論辦理，請查照。

正本：國立成功大學

副本：本中心基本測量及企劃科(含附件)、應用圖資測製科



裝

訂

線



「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」第 5 次工作會議紀錄

一、時間：111 年 9 月 30 日（星期五）下午 2 時

二、地點：本中心第 3 會議室（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 111 年 9 月份預定進度 73.79%，實際進度 73.79%，進度符合預期。

（二）本案目前分別測試全區、城區、鄉區及山區 4 種 AI 分類器模組，惟對於某一類圖幅資料該選用何種 AI 分類器，或該如何運用這 4 種 AI 分類器獲得較佳的成果，請成大團隊從實務操作便利性及效率，及確保較佳之成果精度，探討可行的作法。

（三）本次工作執行情形報告中，成大團隊目前僅使用 3 張圖幅分屬城區、鄉區及山區地形，分別各以全區、城區、鄉區及山區 4 種 AI 訓練模型進行分類測試，並進行分類成果之分析比較，其代表性略顯不足，請成大團隊後續增加測試的圖幅數量，再彙整並分析分類成果。

（四）本案 10 月份規劃辦理之事項，包括持續進行 AI 之訓練測試，並持續以精進資料面之處理方式提升測試精度，據以評估 AI 之測試成果產製 DEM 之精度。另有關辦理與 DEM 測製廠商之座談會等，請成大團隊依規劃事項及期程落實執行。

七、散會：下午 3 時 10 分。

「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」(案號：NLSC-111-33)第5次工作會議簽到簿

時 間：111年9月30日(星期五)下午2時	
地 點：本中心4樓第3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	王驥魁、林昭宏、許育維、勞宏斌、 林緯程、邱庭澍(以線上視訊方式與會)
內政部國土測繪中心	蔡季欣 王敏雄 湯凱佩 林文亮



## 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#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111年11月3日

發文字號：測應字第1111565291號

速別：普通件

密等及解密條件或保密期限：

附件：如主旨(請至附件下載區 <https://DOC3DL.moi.gov.tw/DL/DL1/DL1100.aspx> 以發文字號及發文日期下載，有效下載期限1個月。) 識別碼：I6TVDEU7。

主旨：檢送「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」第6次工作會議紀錄1份，請依會議結論辦理，請查照。

正本：國立成功大學

副本：本中心基本測量及企劃科(含附件)、應用圖資測製科



301000100G111156529100.DI

第1頁，共1頁

國立成功大學



1119926487 111/11/3



## 「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」第 6 次工作會議紀錄

- 一、時間：111 年 10 月 28 日（星期五）下午 2 時
- 二、地點：本中心第 2 會議室（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 111 年 10 月份預定進度 86.46%，實際進度 86.46%，進度符合預期。
  - （二）本案成大團隊與 3 家光達案測製廠商座談會所獲結果，包括 AI 模型如何應用於實際 DEM 產製流程與相關問題及效益分析，請納入本案研究報告。
  - （三）有關光達案測製廠商於座談會所提出之問題及建議，如雜訊處理或針對排水溝立面、田埂、道路邊界、建物等地物加強 AI 模組訓練及提升 AI 模組價值等，請研議可能解決方法，提供未來研究方向規劃參考，相關內容亦請納入本案研究報告。
  - （四）本案 11 月份規劃辦理事項，包括持續進行 AI 之測試成果產製 DEM 並進行最後精度評估、彙整 3 次座談會所獲資訊並完成 DEM 產製流程之方式與效益評估及完成本案研究報告等，請成大團隊依規劃事項及期程落實執行。
  - （五）本案研究報告初稿應於本年 11 月 30 日前繳交，11 月份工作會議提前 1 星期召開。
- 七、散會：下午 3 時 0 分。

「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」(案號：NLSC-111-33) 第 6 次工作會議簽到簿

時 間：111 年 10 月 28 日 (星期五) 下午 2 時	
地 點：本中心 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	王驥魁、林昭宏、許育維、勞宏斌、 林緯程、邱庭澍(以線上視訊方式與會)
內政部國土測繪中心	<p style="text-align: center;">蔡季欣</p> <p style="text-align: center;">王敏雄</p> <p style="text-align: center;">湯凱佩 林文亮</p> <p style="text-align: center;">邱庭澍</p>



## 七、第七次工作會議紀錄

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111年11月24日

發文字號：測應字第1111565314號

速別：普通件

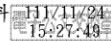
密等及解密條件或保密期限：

附件：如主旨(附件一 301000100G111156531400-1.pdf)

主旨：檢送「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」第7次工作會議紀錄1份，請依會議結論辦理，請查照。

正本：國立成功大學

副本：本中心基本測量及企劃科(含附件)、應用圖資測製科



裝

訂

線



301000100G111156531400.DI

第1頁，共3頁

國立成功大學



1119928438 111/11/24

「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」第 7 次工作會議紀錄

一、時間：111 年 11 月 21 日（星期一）下午 2 時

二、地點：本中心第 2 會議室（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 111 年 11 月份預定進度 98.16%，實際進度 98.16%，進度符合預期。另本案研究報告初稿，請成大團隊確實掌握期程，應於 111 年 11 月 30 日前繳交至本中心。

（二）本案研究成果對未來工作展望提出 2 個可提升 AI 模組價值的方向，一為點雲雜訊處理，另一為加強對垂直立面（如排水溝立面、斷崖等）、田埂等分類能力，成大團隊已構思相關解決方法並進行初步測試，倘有相關評估或初步成果，建議納入本案研究報告提供未來規劃參考。

（三）本案團隊研究設計點雲分類方法，除了對分類成果產製 DEM 進行精度評估外，在作業流程中亦利用自行開發軟體工具進行資料處理、運算等，其執行效能之分析評估請納入本案研究報告。

（四）依本案契約書及內政部委託研究計畫作業規定，全案應於驗收合格次日起 4 個月內至少投稿 1 篇研討會或學術期刊論文獲出版單位審查接受，於 6 個月內辦理完成報告發表。請成大團隊掌握期程並預為準備相關資料投稿及發表事宜。

七、散會：下午 3 時 0 分。

「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」(案號：NLSC-111-33)第7次工作會議簽到簿

時 間：111年11月21日(星期一)下午2時	
地 點：本中心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、許育維、勞宏斌、林緯程 (以線上視訊方式與會)
內政部國土測繪中心	蔡季欣 王敏雄 湯凱佩

## 附錄E、資料申請清冊



「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」申請使用  
105-109年度空載光達技術辦理數值地形模型更新工作之點雲及DEM成果資料清冊

序號	圖號	名稱	地形
1	94181004	許厝湖	丘陵
2	94181012	歸仁	都會
3	94181053	九闔	平原
4	94181055	山河壽	丘陵
5	94181056	外安	丘陵
6	94181061	鴨母寮	平原
7	94181065	新興	丘陵
8	94181075	尖山	丘陵
9	94182003	楠梓	都會
10	94182007	坑內	丘陵
11	94182012	右昌	都會
12	94182017	和山村	丘陵
13	94182030	屏東市北部	都會
14	94182039	清溪里	都會
15	94182057	翁公園	都會
16	94182060	廣安	平原
17	94182064	高雄機場	都會
18	94182065	孔宅	都會
19	94182067	過溪	都會
20	94182076	大坪頂	丘陵
21	94182096	林園	都會
22	95183084	泗林農場	平原
23	94184009	台南市東部	都會
24	94184010	後甲	都會
25	94184018	鹽埕	都會
26	94184019	大林	都會
27	94184039	園子內	都會
28	94184060	路竹西部	平原
29	94184080	維新	平原
30	94184090	彌陀	都會
31	94191008	嘉義市	都會
32	94191015	塗溝	平原
33	94191018	嘉義市南部	都會

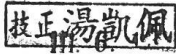
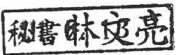

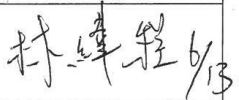
序號	圖號	名稱	地形
34	94191031	新莊	平原
35	94191036	南靖	平原
36	94191038	坑仔背	丘陵
37	94191039	石路仔	丘陵
38	94191041	龜佛山	平原
39	94191048	竹子門	丘陵
40	94191049	內崎內	丘陵
41	94191054	藥店口	平原
42	94191065	烏樹林	平原
43	94191073	新營	都會
44	94191099	大洋	丘陵
45	94192002	菁埔	平原
46	94192010	曾文三橋	山地
47	94192012	南廊	平原
48	94192013	二鎮	都會
49	94192032	六分寮	平原
50	94192035	六雙	丘陵
51	94192045	尖山	丘陵
52	94192068	九層林	丘陵
53	94192069	芒子芒埤	丘陵
54	94192070	北寮	丘陵
55	94192079	山尾寮	丘陵
56	94192085	三十六崙	丘陵
57	94192089	南化	丘陵
58	94193030	麻豆	都會
59	94193037	佳里	都會
60	94193056	義合村	平原
61	94193088	海尾寮	都會
62	94194020	朴子	都會
63	94194038	考試潭	平原
64	94194039	樹林里	平原
65	94194090	歡雅	平原
66	94201050	埔尾	平原

序號	圖號	名稱	地形
67	94202004	王厝寮	平原
68	94202005	新莊子	平原
69	94202006	開墾地	平原
70	94202018	虎尾	都會
71	94202029	斗南	都會
72	94202034	埤腳	平原
73	94202035	興新	平原
74	94202080	葉子寮	丘陵
75	94202089	松子腳	丘陵
76	94202090	內埔子水庫	丘陵
77	94212098	西勢湖	平原
78	95174002	打鐵村	平原
79	95174021	林邊	都會
80	95183001	洛陽	平原
81	95183014	錦隆村	平原
82	95183019	霧台(三)	山地
83	95183038	瑪家(二)	山地
84	95183039	好茶(三)	山地
85	95183040	好茶(二)	山地
86	95183051	西勢村	平原
87	95183053	內埔	都會
88	95183072	潮州	都會
89	95184008	扇平(一)	山地
90	95184028	萬山(一)	山地
91	95184089	佳碇(四)	山地
92	95191003	自忠	山地
93	95191023	霞山(四)	山地
94	95191062	田溪山(一)	山地
95	95193004	三腳南山	山地
96	95193023	二層坪	山地
97	95193027	藤包山(四)	山地
98	95193035	五里埔	山地
99	95193036	小林	山地
100	95193051	糖子恩山	山地
101	95193098	新發(二)	山地
102	95194056	石壁腳	山地
103	95194066	石炭頂	山地
104	95201045	車坪崙	山地

序號	圖號	名稱	地形
105	95201061	集集	丘陵
106	95202034	風櫃斗	山地
107	95202057	望鄉工作站(三)	山地
108	95203004	九芎林	平原
109	95203012	斗六	都會
110	95203025	興園	丘陵
111	95203043	古坑	丘陵
112	95203053	大湖口	丘陵
113	95203057	外湖(三)	山地
114	95203067	草嶺(四)	山地
115	95203091	盧厝挖	丘陵
116	95203096	四大王山	山地
117	95204001	大崙	平原
118	95204008	草屯	都會
119	95204025	出水	丘陵
120	95204037	南投西部	丘陵
121	95204054	田中	都會
122	95204062	成功	平原
123	95204066	松柏坑	丘陵
124	95204067	新厝	丘陵
125	95212001	坑頭	山地
126	95212043	暗影山	山地
127	95212053	金字凍	山地
128	95212054	頭櫃	山地
129	95212092	肉豆寮	山地
130	95212098	史港	丘陵
131	95213016	四塊厝	都會
132	95213018	潭子	都會
133	95213071	頂荊桐腳	都會
134	95213077	四德厝	平原
135	95213085	舊社	丘陵
136	95213091	金興	平原
137	96203012	郡大溪巒大溪交口(二)	山地
138	96204061	卓社(四)	山地
139	96213053	濁水山	山地
140	96213072	獨立尖山	山地



內政部國土測繪中心測繪影像及向量圖資交付清單（機敏）

編號	項 目	單位	數量	格 式	備 註
1	DEMLAS	幅	140	las	清單如附件
2	DEM(1m×1m)	幅	140	tif	清單如附件
	以下空白				
交付日期：111年6月13日					
交 付 單 位	應用圖資測製科	交 付 人 員		核	稿 科 長
					
點 收 單 位	國立成功大學	點 收 人 員			

「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」申請使用105-110年度空載光達技術辦理數值地形模型更新工作之點雲及DEM成果資料清冊

序號	圖號	名稱
1	97233011	三板橋
2	97233001	後店
3	97224092	波露山(二)
4	97224082	波露山(一)
5	96222003	榮華(四)
6	96221099	福山
7	96221098	塔開山
8	96204035	尖臺山(三)
9	96204034	曲冰(二)
10	96224063	新埔
11	96224057	大北坑
12	96224056	清水
13	96222027	尖山
14	96214007	三榮山(四)
15	96214006	榛山(一)
16	96213087	廬山溫泉(四)
17	96213045	裡門山(四)
18	95222041	水尾
19	95201065	車埕
20	96224010	中壢工業區
21	96224020	埔頂重劃區
22	95193002	風吹嶺
23	95193003	火燒寮
24	96211021	烟聲瀑布(四)
25	96214023	佳仁山(四)
26	96214031	東流水山(三)
27	96222052	秀巒(二)
28	96222061	新光(四)

序號	圖號	名稱
29	96223064	清泉(一)
30	96222062	新光(一)
31	96211022	烟聲瀑布(一)
32	96211011	大霸尖山(三)
33	96211031	烟聲瀑布(三)
34	96223054	茅圃
35	96223065	石鹿(四)
36	96223063	清泉(四)

內政部國土測繪中心測繪影像及向量圖資交付清單（機敏）

編號	項 目	單位	數量	格 式	備 註
1	DEMLAS	幅	36	las	清單如附件
2	DEM(1m×1m)	幅	36	tif	清單如附件
	以下空白				
交付日期：111 年 9 月 19 日					
交 付 單 位	應用圖資測製科	交 付 人 員	核	稿	科 長
					
點 收 單 位	國立成功大學	點 收 人 員		許育誠 111.9.19	

## 附錄F、座談會會議記錄



## 一、第一次座談會會議紀錄

內政部國土測繪中心  
「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」  
第 1 次座談會會議紀錄

- 一、 會議時間：111 年 9 月 19 日(星期一) 下午 2 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)成大團隊提出 4 種 AI 模型(全資料模型、城區資料模型、鄉區資料模型及山區資料模型)，其中於山區圖幅中興測量有限公司(以下簡稱中興測量)認為使用山區資料模型比較符合需求；而在城區圖幅則會挑選使用全資料模型之結果。
  - (二)中興測量認為使用 AI 模型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。若 AI 模型可以找到更多地物特徵，對相關測製廠商之作業效益可大幅提升。
- 七、 散會：下午 4 時

## 「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」第1次座談會簽到簿

時間：111年9月19日(星期一) 下午2時	
地點：中興測量有限公司向上分公司	
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、林緯程、勞宏斌、許育維、邱庭澍
中興測量有限公司	林志交、陳昱霖、高玉惠、鄧嘉欣
內政部國土測繪中心	王敏雄、湯凱佩
會議情形：	
	

## 二、第二次座談會會議紀錄

內政部國土測繪中心  
「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」  
第 2 次座談會會議紀錄

- 一、 會議時間：111 年 10 月 24 日(星期一) 上午 10 時
- 二、 會議地點：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)成大團隊提出之 AI 分類成果，未優於詮華國土測繪有限公司(以下簡稱詮華國土)現有之自動化分類工具。
  - (二)詮華國土建議如採用 AI 分類器進行點雲過濾時，需先將雜點進行濾除後使用方能得到較佳成果。
  - (三)可藉由先驗精度( $\sigma$  值)調整，使 AI 地面點分類成果盡量選擇高程較低之地面點。此作法在人工建物區應會有顯著成效。
- 七、 散會：中午 12 時

「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」第 2 次座談會簽到簿

時間：111 年 10 月 24 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 <span style="float: right;">紀錄：許育維</span>	
出席人員	簽到處
國立成功大學	<p>王驥魁 林昭宏 林連桂 許育維</p>
詮華國土測繪有限公司	<p>王昭鋒 鄭弘毅 曹允豪 吳恩強</p>
內政部國土測繪中心	<p>王敏雄 馮凱佩</p>


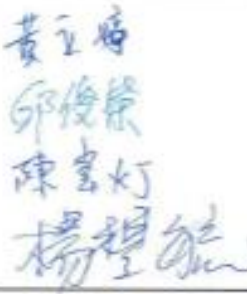


### 三、第三次座談會會議紀錄

內政部國土測繪中心  
「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」  
第 3 次座談會會議紀錄

- 一、 會議時間：111 年 10 月 24 日(星期一) 下午 2 時
- 二、 會議地點：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)自強工程顧問有限公司(以下簡稱自強工程)使用成大團隊提出之 AI 模組與該公司使用之商業軟體比較，認為兩者對於後續人工編修檢查之時間成本差異不大。由於儀器之特性導致點雲資料成果有許多雜訊，更期待 AI 模組可以新增雜訊點雲之濾除，提升模組對於整體作業流程之成效。
  - (二)自強工程認為可以針對部分地物(如：田埂、山稜線、懸崖、道路邊界等)加強 AI 訓練，對於後續編修作業有極大助益。
- 七、 散會：下午 4 時

「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」第3次座談會簽到簿

時間：111年10月24日(星期一) 下午2時	
地點：自強工程顧問有限公司	
主持人：王教授順魁 <span style="float: right;">紀錄：許育維</span>	
出席人員	簽到處
國立成功大學	
自強工程顧問有限公司	
內政部國土測繪中心	



## 附錄G、保密協議書



## 保密協議書

本保密協議書(以下簡稱「本協議書」)係於中華民國111年6月13日生效(即「生效日」),由財團法人國家實驗研究院國家高速網路與計算中心(以下簡稱「甲方」)與設址於臺南市東區大學路1號之國立成功大學(以下簡稱「乙方」)所訂定。

緣甲乙雙方為進行「內政部國土測繪中心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」研究計畫/目的(以下簡稱「本目的」),而有揭露機密資訊之必要,甲乙雙方同意遵守下列條款:

### 一、定義

- (一) 依本協議書目的而揭露資訊之一方(以下簡稱「揭露方」);收受資訊之一方(以下簡稱「收受方」)。
- (二) 本協議書所稱之「機密資訊」包含所有由揭露方所擁有或掌控之相關技術、製造、市場銷售和財務運作等一切商業上、技術上或生產上尚未公開之資訊,包括但不限於:揭露方專有的製程、軟體、設計、草稿、照片、規格書、商業機密、技術知識(KNOW-HOW)、發明(不論是否具有可專利性)、配方、電路圖、演算法、數據、研究主題、方法和結果等,並且:
  1. 該資訊無論係以書面、電子郵件、提供樣品及產品、或展示等方式揭露,在揭露時已標示為「機密」、「密」、「Confidential」、「Proprietary」或類似性質之用語。
  2. 若無標示者或以口頭揭露等方式揭露,則須在揭露時聲明其為機密,並在揭露後15天內,將該資訊摘錄,並加上前述機密之標示並交於收受方確認。

### 二、機密資訊之使用及注意義務

收受方自接收機密資訊之日起一年內/本協議書屆滿後一年(保密期間):

- (一) 僅能為本協議之目的而使用機密資訊,不得將機密資訊使用於其他目的。收受方未經揭露方事前書面同意,不得將機密資訊洩露予任何第三人知悉。
- (二) 僅得揭露機密資訊予「有必要知悉」(need to know basis)且負有至少與本協議相同保密義務之員工。
- (三) 應採取適當及必要之措施以保護機密資訊,並應以保護其同性質機密資訊之同樣程度(但其標準不低於營業秘密法所要求的合理保密措施)保護該等機密資訊。

### 三、保密義務之例外

- (一) 收受方依本協議書之保密義務不包括以下資訊:
  1. 依揭露前之書面記錄,可證明收受方從揭露方取得前,已經以合法方式知悉且不負保密義務之資訊;
  2. 非因收受方違反本協議書之行為而已為公眾所知悉之資訊;
  3. 收受方從第三人合法取得之資訊,且該第三人並無保密義務;
  4. 依收受方建立與開發資料時之書面紀錄可證明,係由收受方自行建立與開發,並未使用揭露方機密資訊;
  5. 收受方經揭露方事前書面同意而公開揭露之資訊。
- (二) 收受方得遵循法院或政府主管機關之裁判或命令揭露機密資訊予政府機關或法院,惟收受方應:
  1. 於法令許可之範圍內,儘可能於事前通知揭露方,否則應於揭露後立即通知;
  2. 與揭露方充分合作,尋求任何可能之事實上及法律上救濟途徑;
  3. 僅得於遵循該裁判或命令之必要範圍內,揭露機密資訊。

四、聲明及保證

任一方聲明並保證其有權簽署並履行本協議書。除雙方另有其他合約約定者外，揭露方對於揭露之機密資訊係以其「現時存在之狀態」(AS IS)提供，且其不擔保(包括任何明示或默示之擔保)其揭露之資訊無瑕疵，或是有任何通常效用、品質、或符合任何特定之用途，所有資訊(包括機密資訊)使用之風險應由收受方自行承擔。

五、無授權或合作關係

- (一) 除依本協議書所定之收受方使用機密資訊權限外，收受方不因收受機密資訊而取得揭露方其他任何明示或默示之讓與或授權(包括任何智慧財產權之授權)。
- (二) 任一方不因本協議書之簽訂，而有任何義務應與他方或任何第三人簽訂任何契約，或進行任何交易購買他方之產品或服務，或應利用機密資訊銷售任何產品；除本協議書所規範之權利義務外，雙方亦不因本協議書之簽訂，成為他方之代理人或形成任何其他之法律關係。

六、有效期間

本協議書之有效期間為自生效日起一年；於本協議書有效期間內任一方均得以書面通知他方立即終止本協議書，惟收受方於原保密期間之保密義務不因此提前終止。

七、機密資訊之返還

經揭露予收受方之機密資訊，仍屬於揭露方之財產，如收受方接獲揭露方之書面通知要求歸還機密資訊時，或本協議書有效期間屆滿或有終止、解除等事由，收受方應即停止使用，並歸還所有機密資訊(包括其影本或任何之重製物件)予揭露方。若機密資訊以電子方式儲存，應立即銷毀該機密資訊。若揭露方要求，收受方應提供予揭露方其宣誓書或其他有類似效力且經其授權代表簽署確認之文件，以證明該機密資訊已完全依本條規定處理。

八、其他約定

- (一) 本協議書之規定構成雙方對其保密義務之完整合意，並取代雙方之前就保密義務之一切協議。往後有關本協議書條款之增減或修改，必須以書面為之，且應經雙方當事人簽署後生效。
- (二) 本協議書之解釋、效力及其他未盡事宜，皆以中華民國法律為準據法。如因本協議書產生之紛爭時，雙方同意以臺灣新竹地方法院為第一審管轄法院，審理進行中，除有爭議部份外，雙方對於本協議書其他部份仍應切實遵守並履行。
- (三) 本保密協議書壹式二份，由雙方各執乙份為憑。

立協議書人

甲 方：財團法人國家實驗研究院  
國家高速網路與計算中心

代表人：張朝亮 主任



乙 方：國立成功大學

代表人：蘇慧貞

校長 蘇慧貞

統一編號：69115908

地 址：300092新竹市科學園區研發六路7號

地 址：701401臺南市東區大學路1號

中華民國一十一年六月十三日



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