



內政部國土測繪中心

2024測繪科技成果發表會

空載光達點雲雜訊過濾與地面點篩選 使用點雲剖面與深度學習

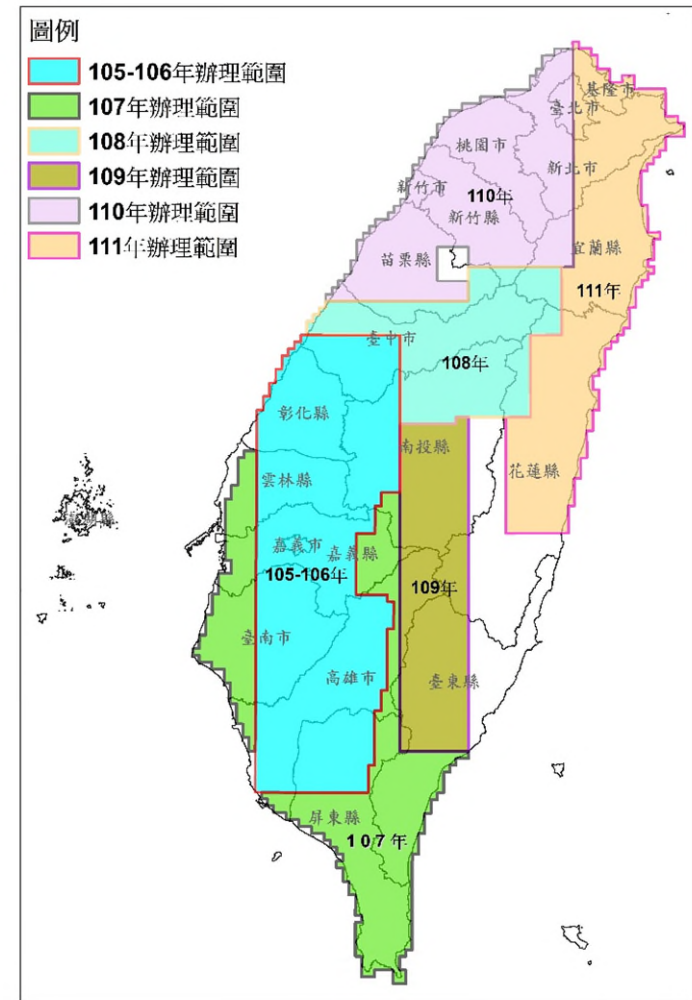
林昭宏 教授

國立成功大學 測量及空間資訊學系



背景

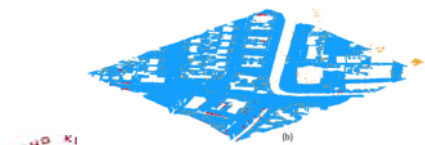
- 數值高程模型(DEM)為我國重要之基本底圖，使用空載光達技術測製已日臻成熟，目前仍持續更新。
- 使用**人工智慧(AI)**技術方式自動分類地面點已有許多文獻證明可行性，但仍有部分地形特徵及雜訊需耗費大量人力及時間成本。
- 本研究針對**雜訊點雲過濾**、及**地形特徵**(如大型排水溝立面、田埂、山稜線等) 建立AI自動化地面點分類機制。



評估模型

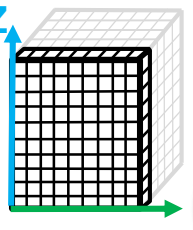
● 常見AI作法之優缺點：

	投影為2D影像	投影為3D voxel	基於點之方式
優點	簡化圖徵數目，可加快運作效率	可保留點雲之三維資訊	可保留點雲最細緻之幾何特徵
特性	對投影視角敏感，投影過程會損失三維幾何資訊	體素大小影響訓練結果，小則需要極高運算資源，而大則無法表示點雲細部特徵	局部特徵萃取程序較耗時
參考文獻	Hu et al.(2016)、 Qin et al.(2018)、 Zhao et al.(2018)、 Zhao et al.(2020)	Maturana et al. (2015)	Qi et al. (2017a)、 Qi et al. (2017b)、 Nurunnabi et al.(2021)
訓練難易	易	中	難

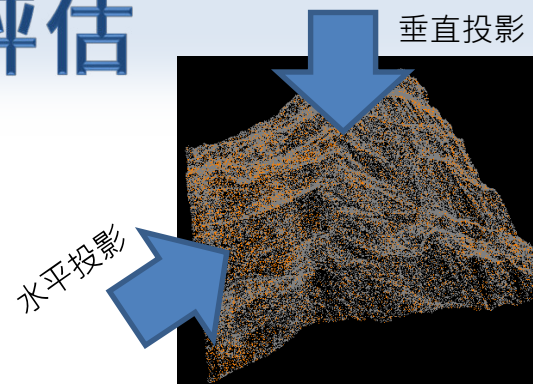


● 111年研究案以俯視垂直投影為2D影像 z

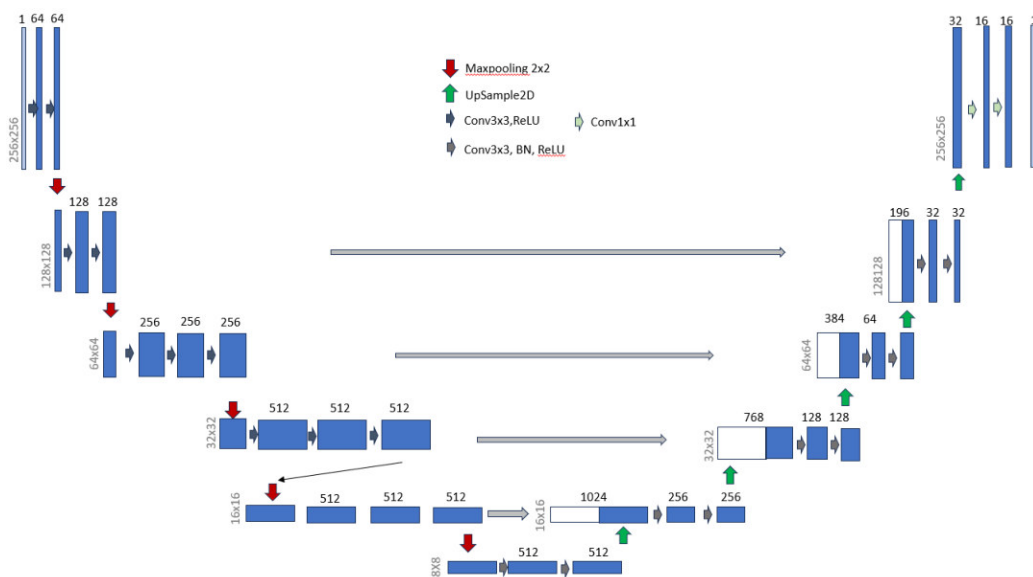
● 本研究以水平投影產生數個點雲剖面影像



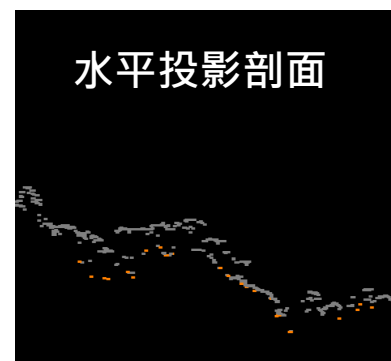
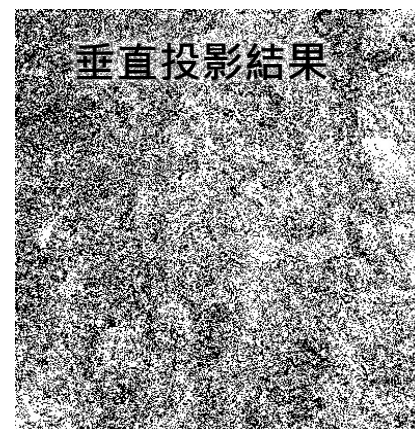
- 使用**水平投影**方式產生剖面影像
 - 使用2D投影影像
 - 能辨識地形特徵，也較易辨識雜訊
- 本研究採用**VGG16-UNet**作為網路架構



- 投影方向示意圖



- VGG16-UNet架構



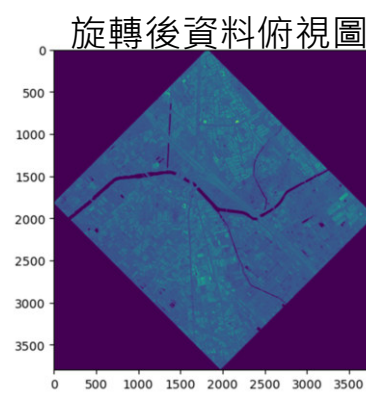
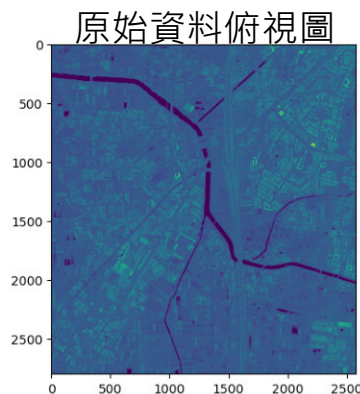
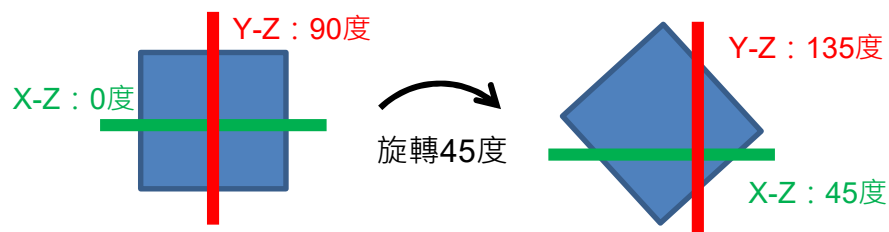
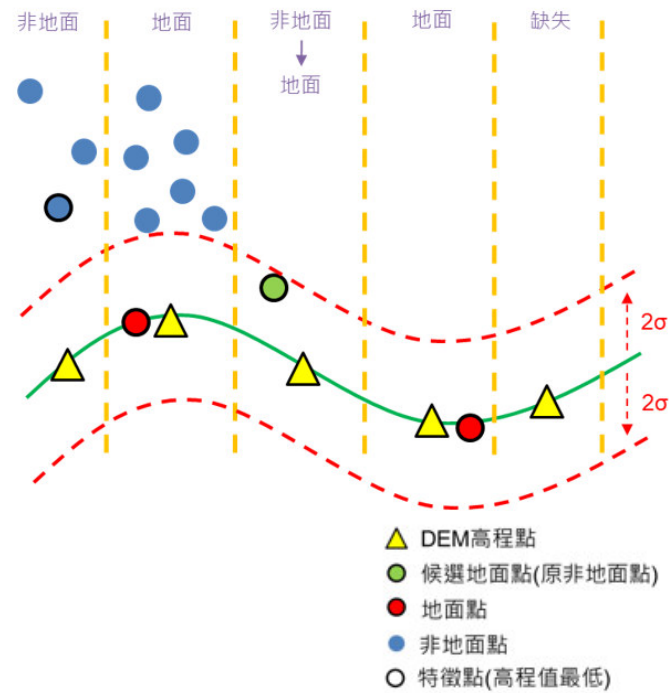
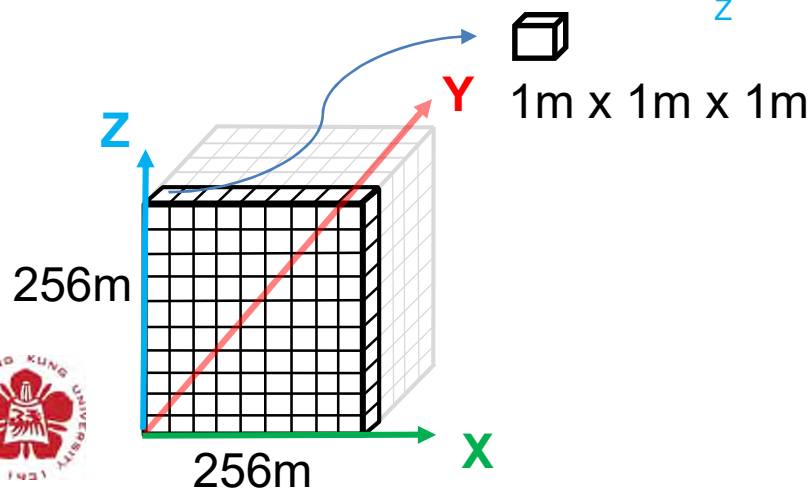
資料前處理

● 合理增加地面點標記

- 參考DEM之2倍觀測精度(σ)範圍增加地面點標記數量

● 產生剖面影像

- 點雲先建立1公尺voxel，裁切256x256x1公尺剖面特徵影像
- 0、45、90、135度影像
- 特徵僅高程資料



AI影像分類成果反投影機制

● AI影像分類成果反投影機制

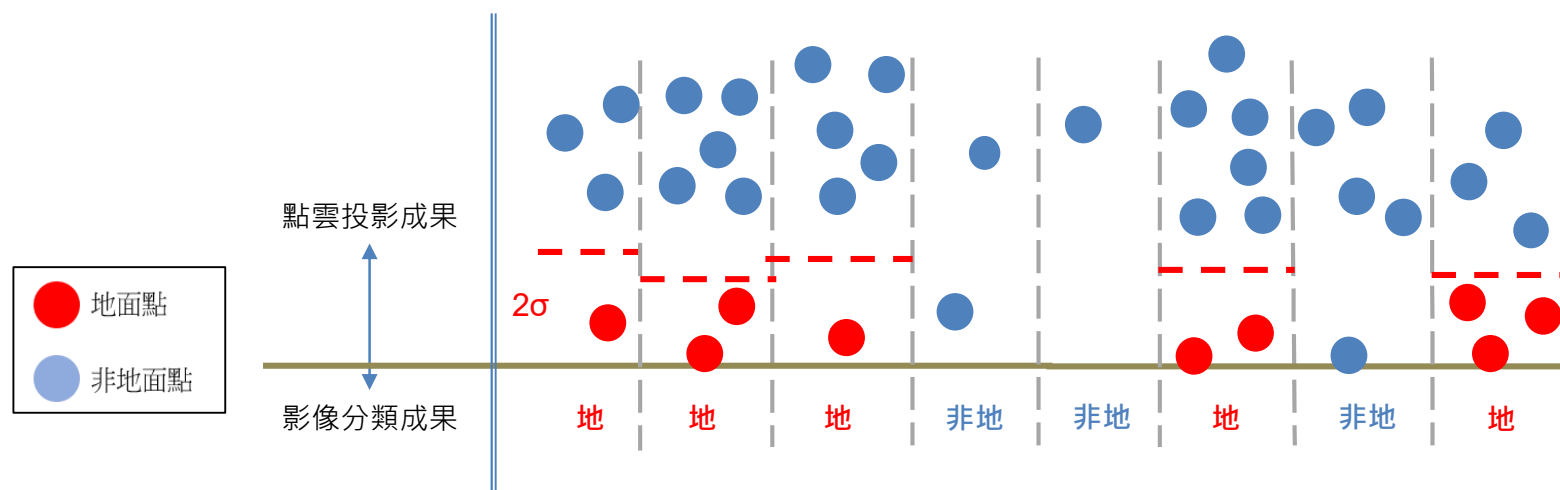
- AI影像分類成果，決定該像元是否為地面像元

1. 分類成果為地面像元

標註範圍內最低高程光達點和兩倍
觀測精度範圍內之光達點為地面點

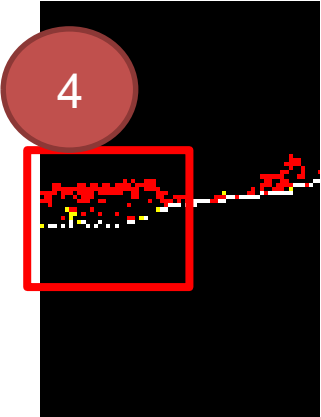
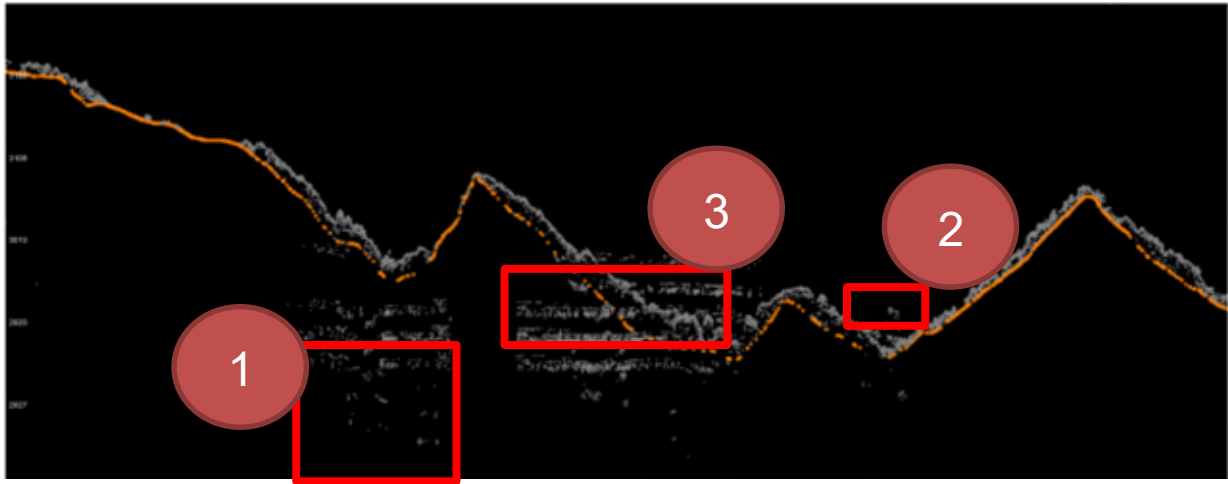
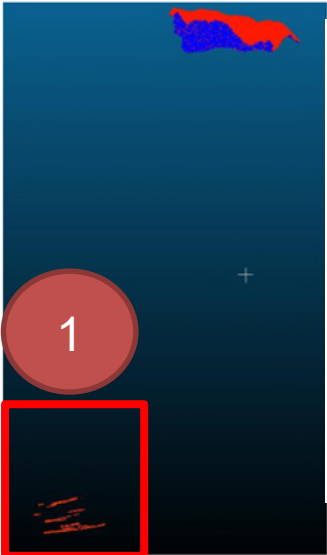
2. 分類成果為非地面像元

標註範圍內所有光達點為非地面點



雜訊種類

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



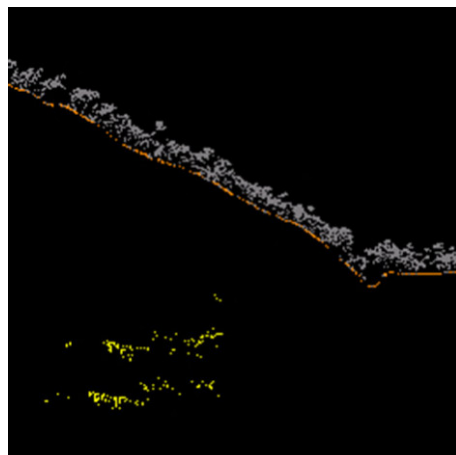
黃：雜訊

橘、藍、白：地面點；灰、紅：非地面點

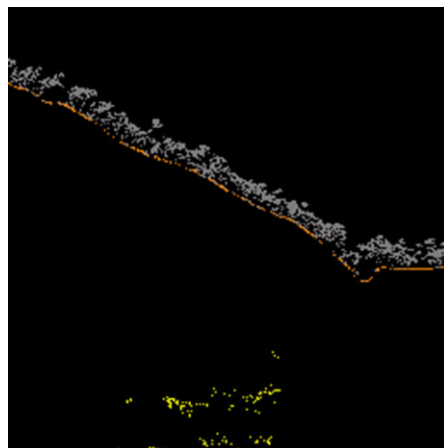
應用資料擴增於雜訊點雲剖面影像

● 訓練樣本

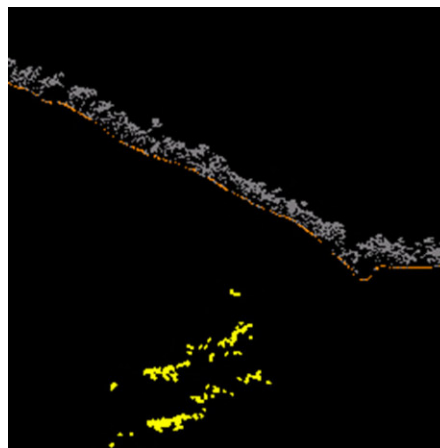
原始雜訊



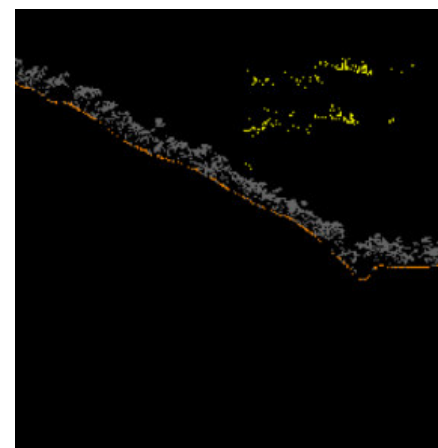
位移



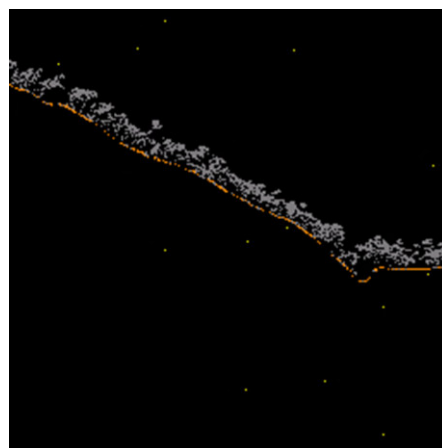
旋轉



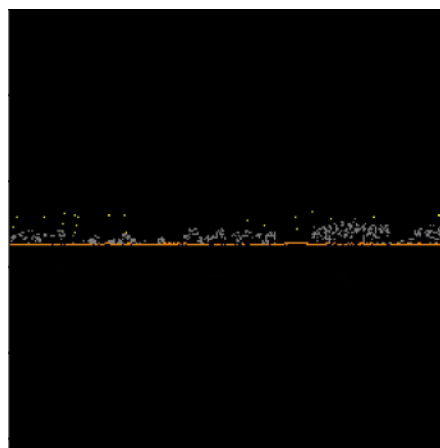
翻轉



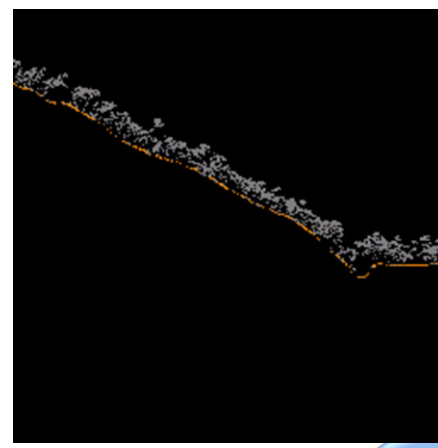
橘：地面點
灰：非地面點
黃：雜訊



隨機雜點

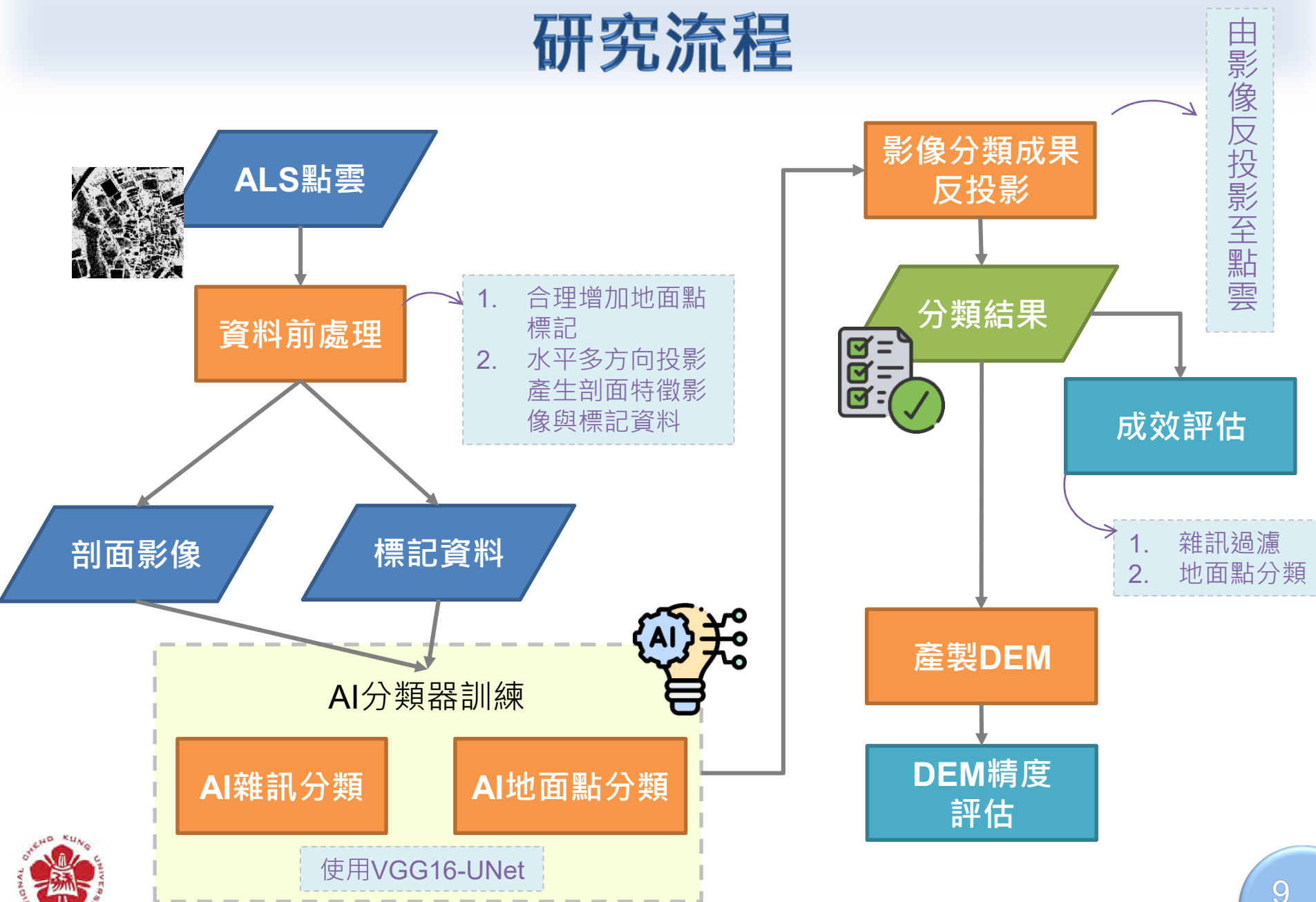


地表附近隨機雜點



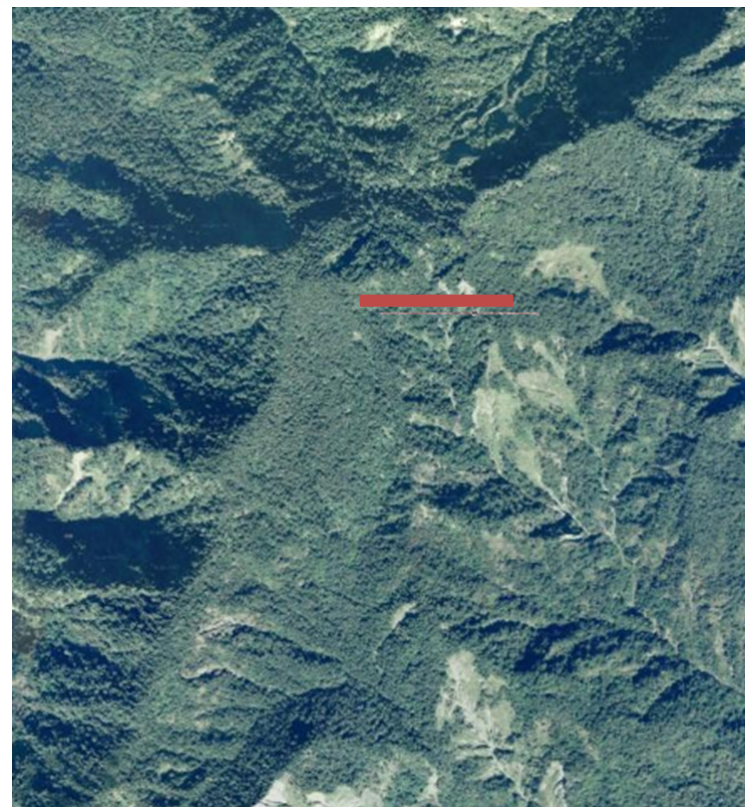
無雜訊

研究流程

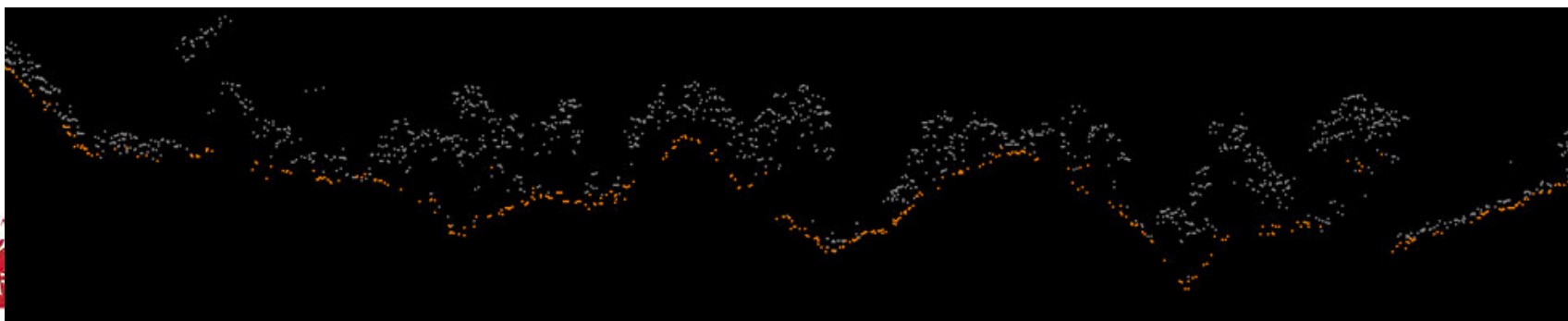


前置作業 – 模型測試 -1

- 使用丘陵及山區點雲圖幅訓練「森林模型」
- 初步測試分類成果
 - 可辨識一般山稜線大部份地面點
- 評估提出之水平投影方法及AI模型具有地形之地面點分類能力



橘：地面點
灰：非地面點

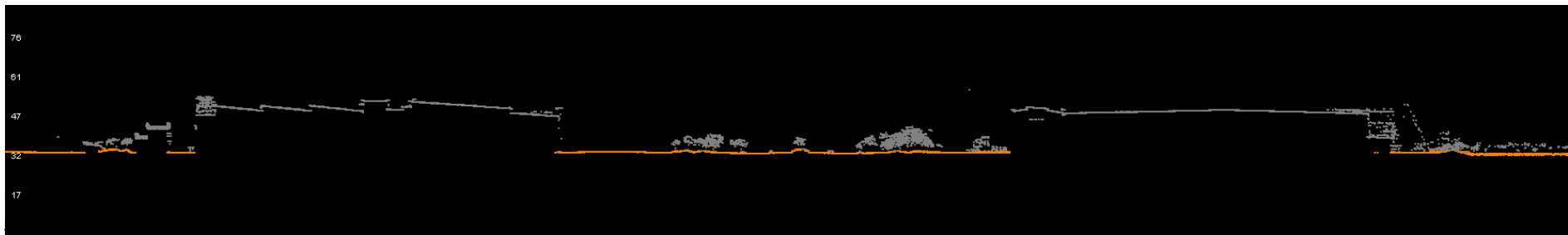


前置作業 – 模型測試 -2

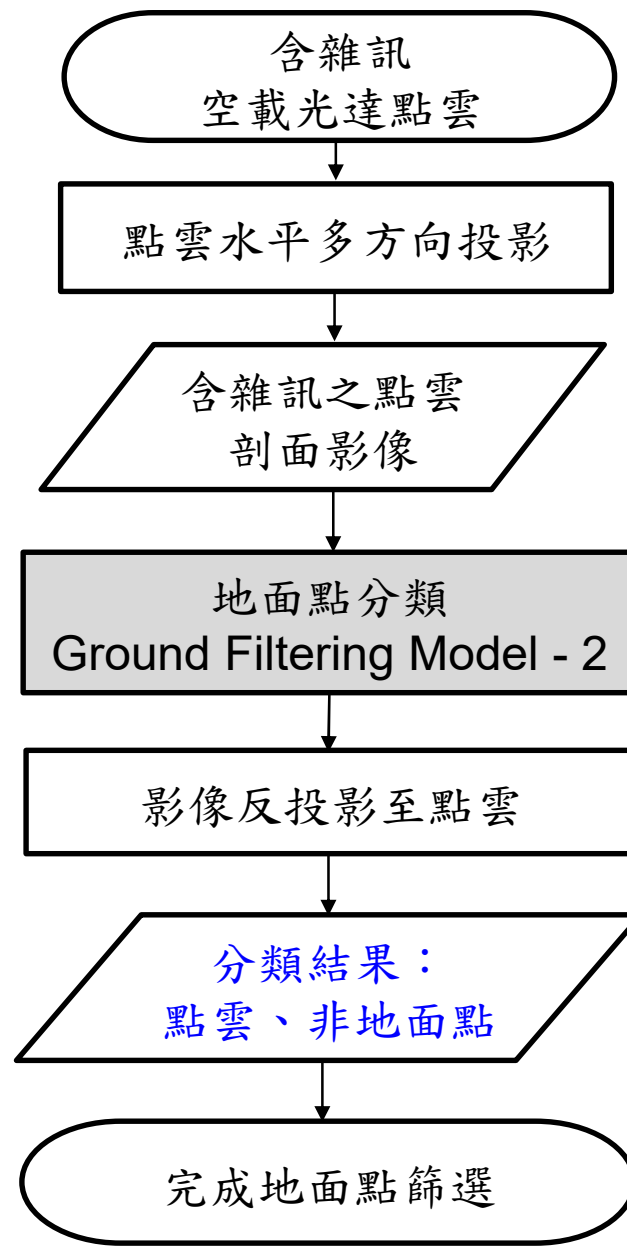
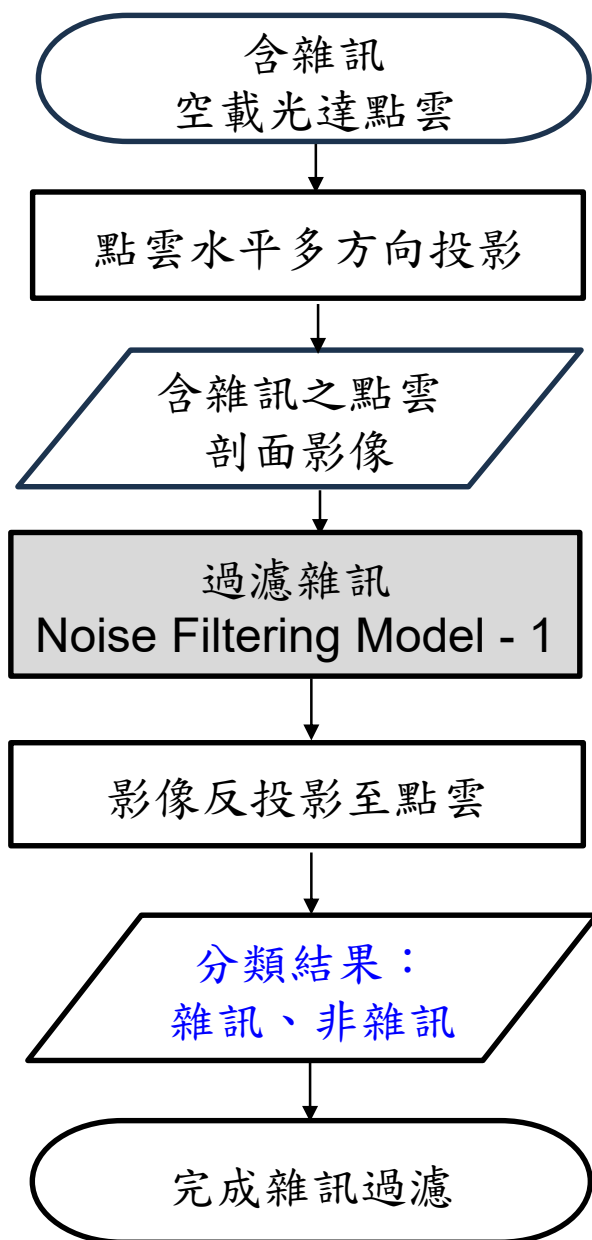
- 使用城市及農田點雲圖幅訓練「平原模型」
- 初步測試分類成果
 - 可辨識大部分之地面點
- 實務上不易區分為平原或森林，因此本研究將發展一個適用所有地形之抗雜訊AI地面點分類模型



橘：地面點
灰：非地面點



空載光達點雲AI雜訊過濾及地面點篩選



AI雜訊過濾 - 訓練

● 目的

- 於含雜訊的點雲，進行雜訊過濾，分類「雜訊」及「非雜訊」

● 資料前處理

- 含雜訊點雲進行水平投影，抽取出影像中之雜訊進行資料擴增，及模擬隨機雜訊點

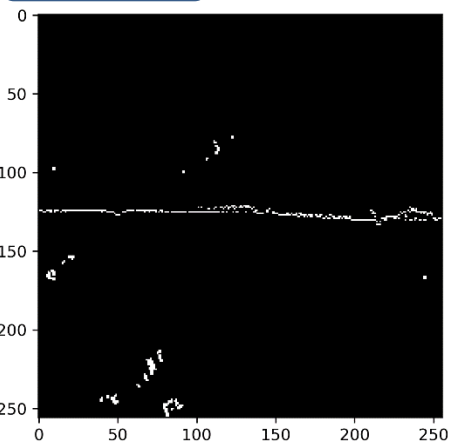
● 訓練資料

- 訓練資料選取15點雲圖幅產製水平投影之地形剖面影像
- 隨機挑選約24萬張剖面影像，再融合剖面影像與雜訊，成為新的訓練樣本，其中雜訊自5幅含雜訊點雲中獲取雜訊剖面影像約2.7萬張，並進行資料擴增或隨機雜訊，以獲得更多雜訊樣貌
- 訓練及驗證資料比例為8:2
 - 訓練 19.2萬張剖面影像
 - 驗證 4.8萬張剖面影像

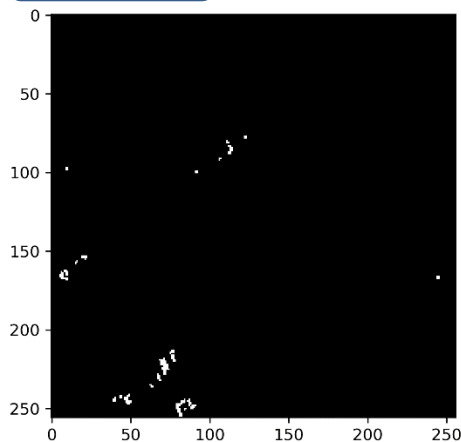


AI雜訊過濾訓練資料 - 剖面影像與標記資料

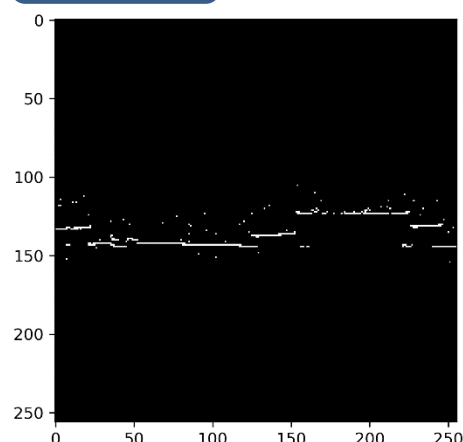
剖面



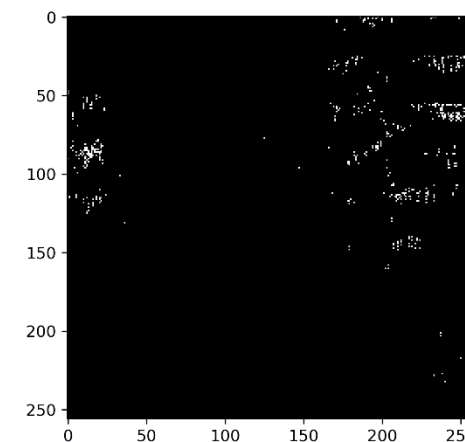
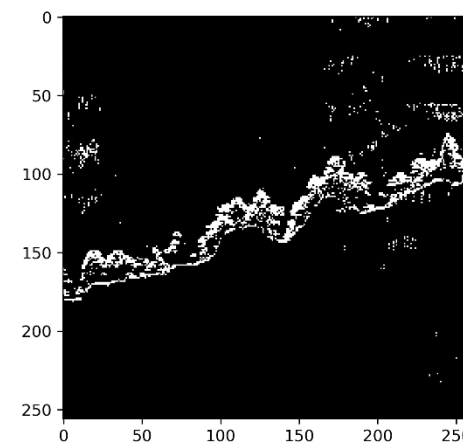
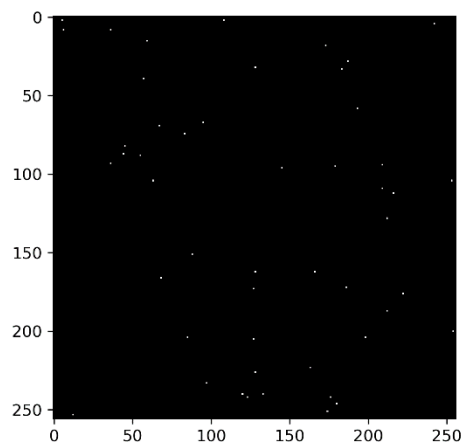
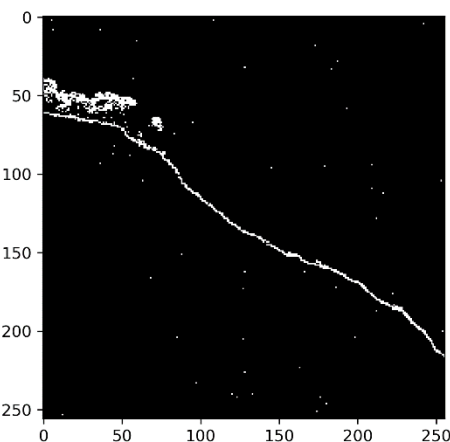
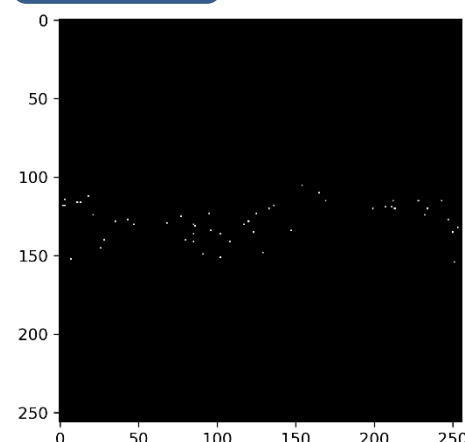
標記



剖面



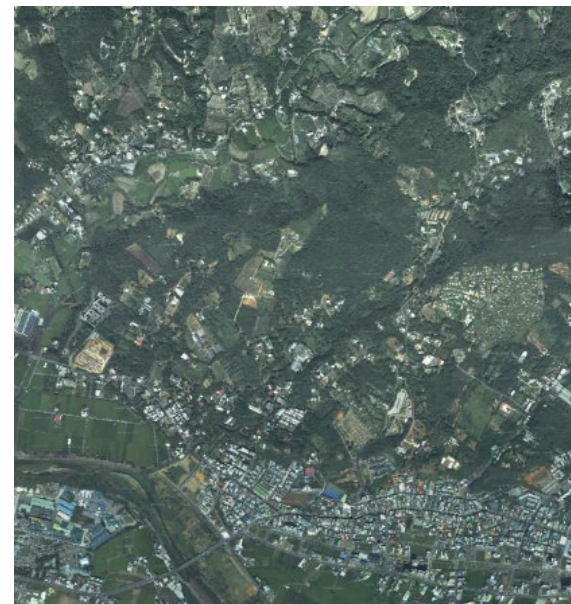
標記



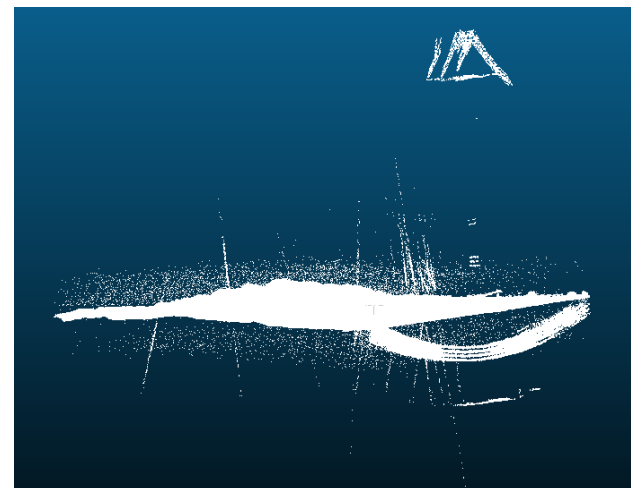
AI點雲過濾雜訊預測成果

● 測試圖幅: 96224063-新埔 @新竹

(單位:百萬點)		標記資料	
		雜訊	非雜訊
預測結果	雜訊	0.2205 (TP)	0.0130 (FP)
	非雜訊	0.0144 (FN)	49.4095 (TN)



準確度	精度	召回率	F1-score
0.9994	0.9444	0.9387	0.9416



測試圖幅:

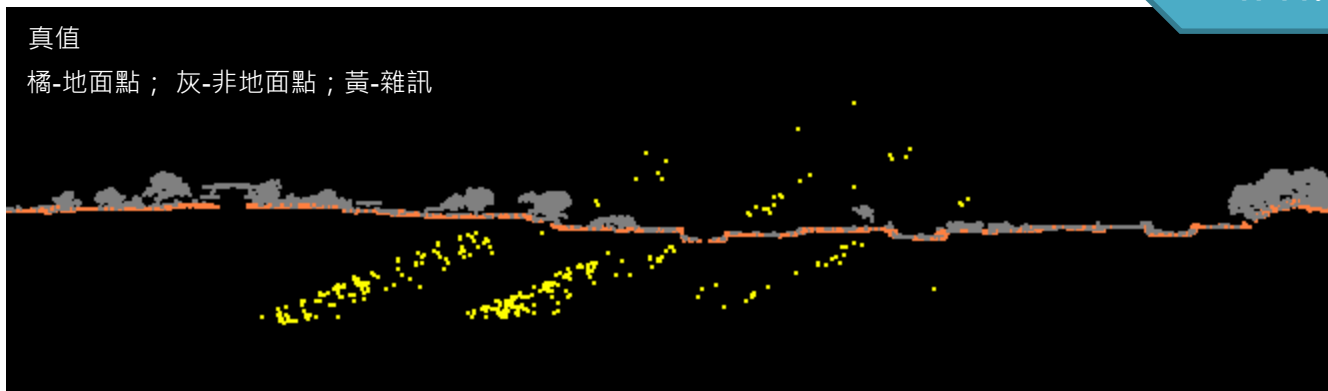
96224063

新埔 -1

- 嵌入地表雜訊
大部分可正確辨識
- 輔助編修人員
容易找出成群
雜訊位置
- 仍有靠近地表
之零星雜訊點
漏判為非雜訊

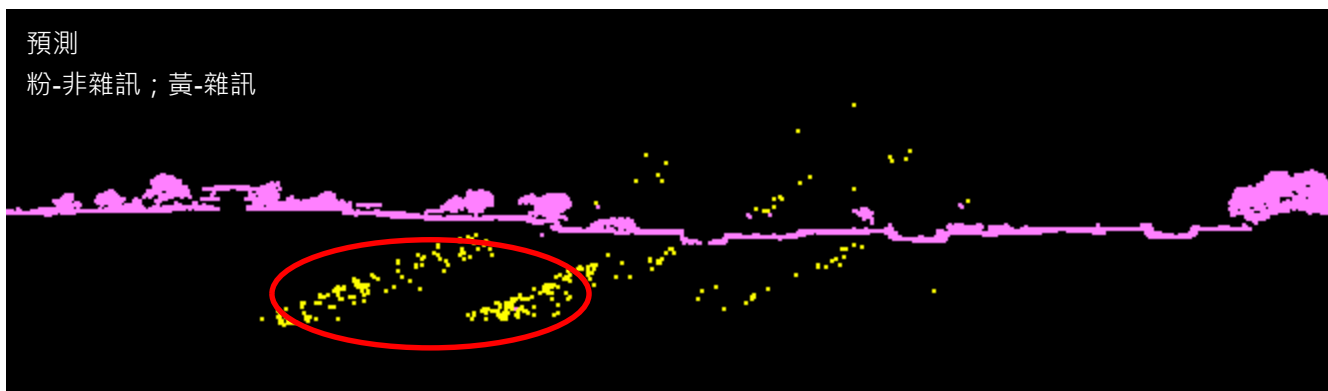
真值

橘-地面點；灰-非地面點；黃-雜訊



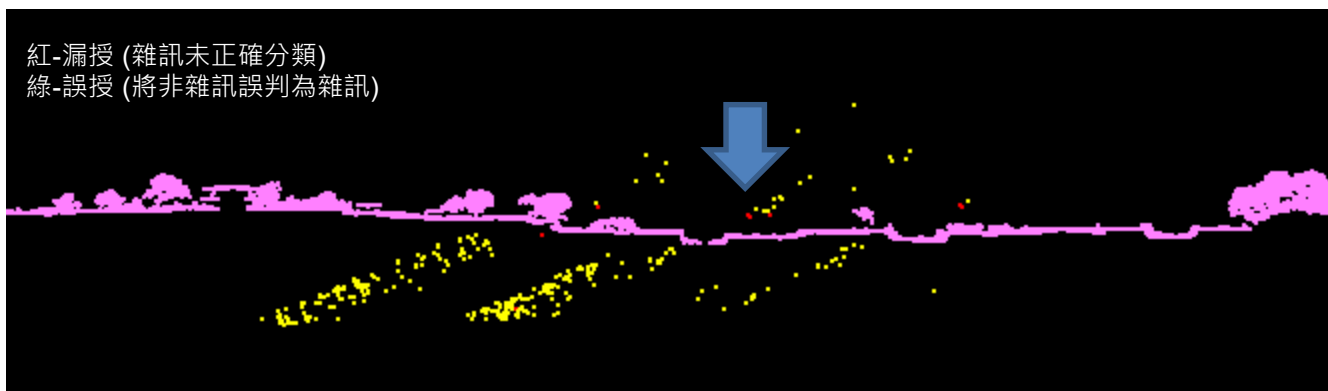
預測

粉-非雜訊；黃-雜訊



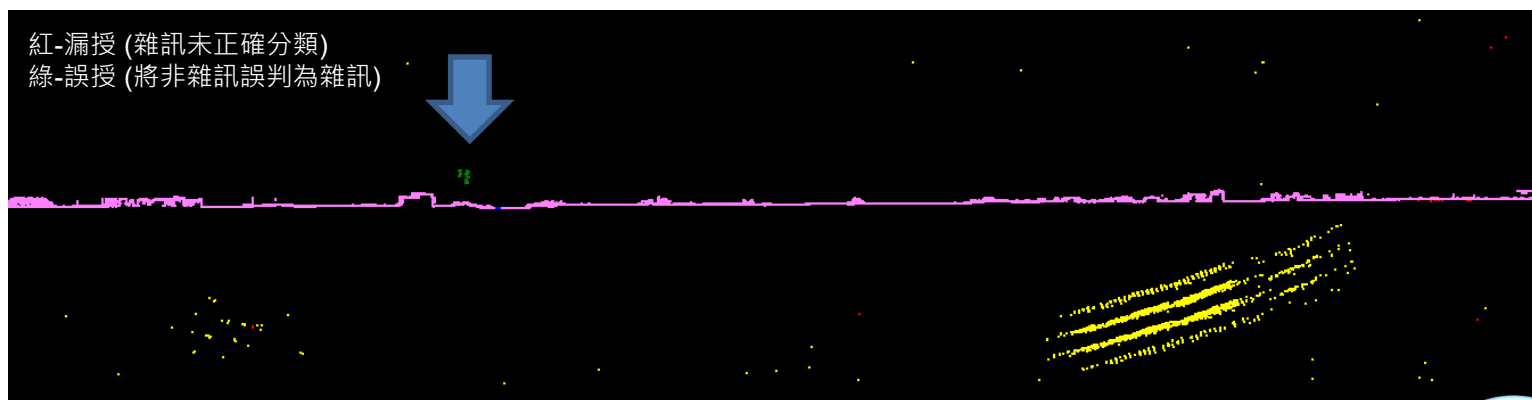
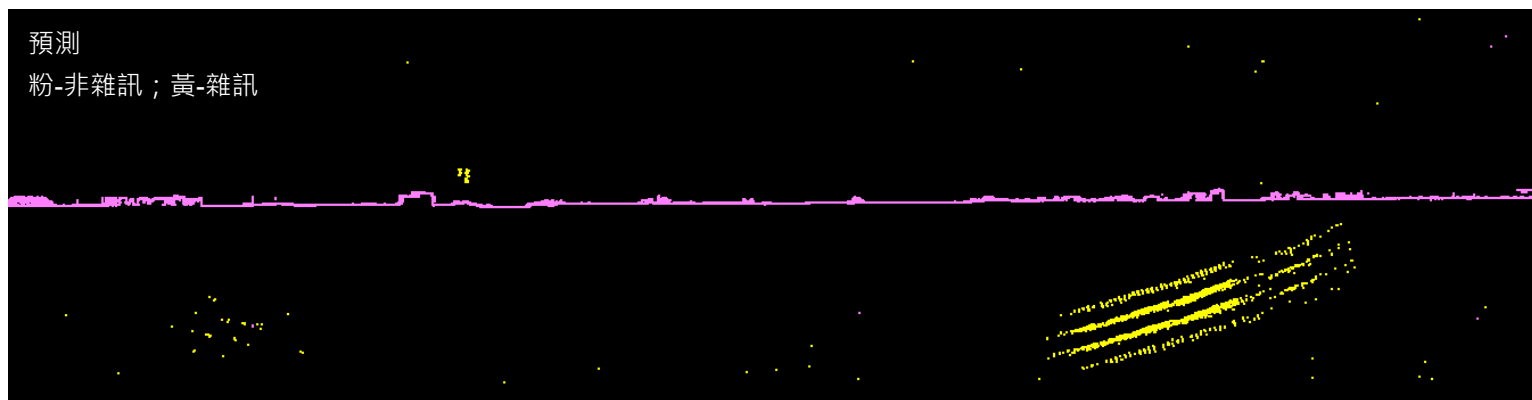
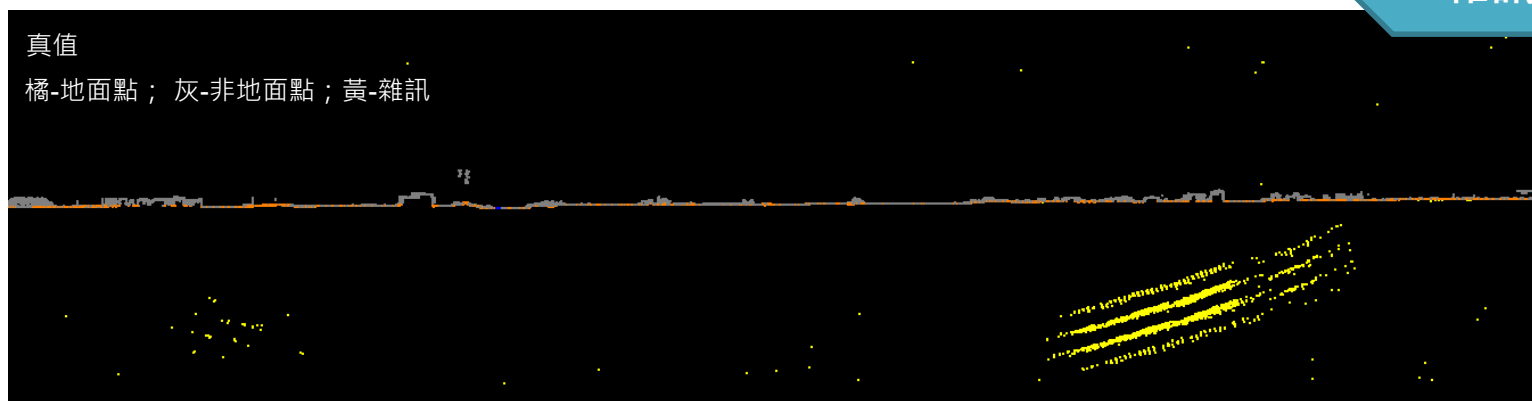
紅-漏授 (雜訊未正確分類)

綠-誤授 (將非雜訊誤判為雜訊)



測試圖幅: 96224063 新埔 -2

- 大範圍之成群雜訊，大部分可正確辨識
- 電桿可能點雲不完整，誤判為雜訊



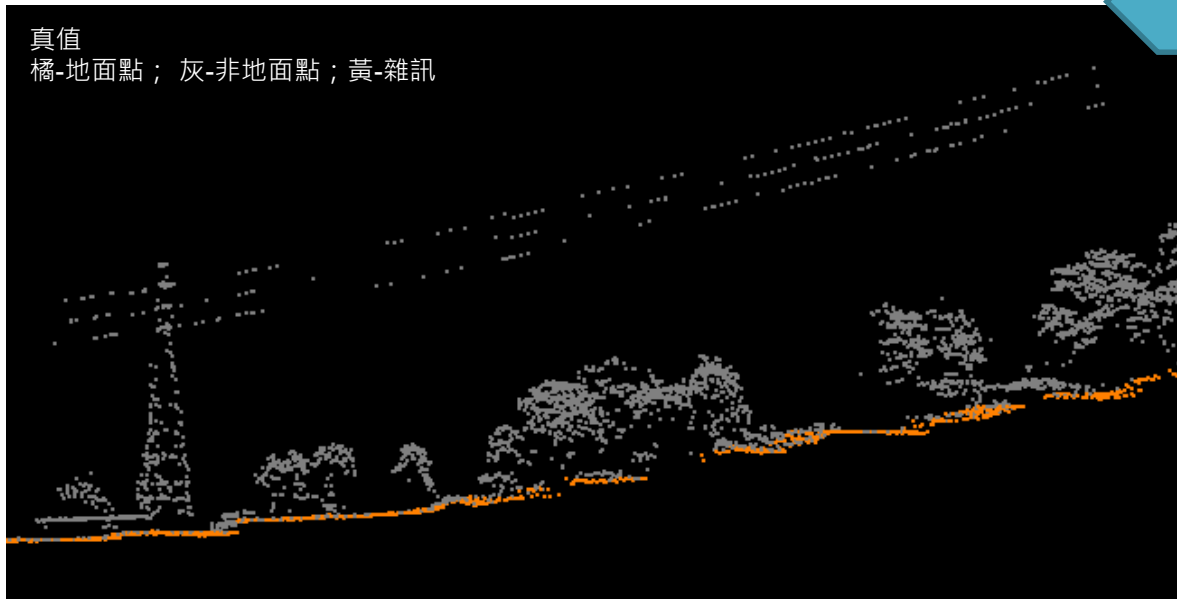
測試圖幅:

96224063

新埔 -3

高壓電線被誤
判為雜訊

真值
橘-地面點； 灰-非地面點； 黃-雜訊



預測
粉-非雜訊； 黃-雜訊

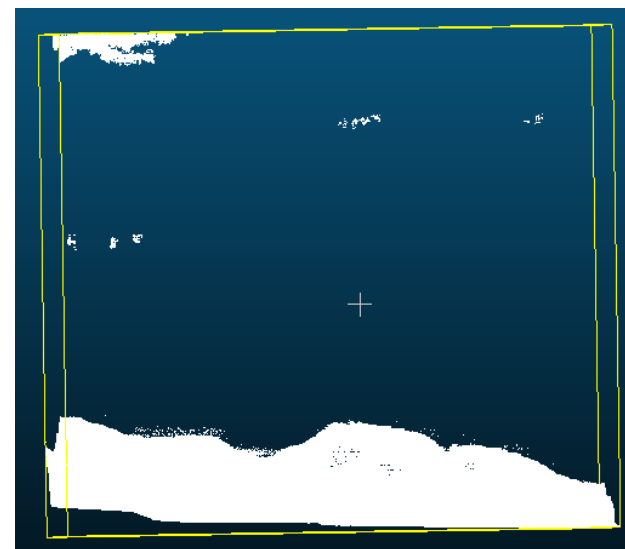


AI點雲過濾雜訊預測成果

● 測試圖幅: 97223033-玉蘭(三) @宜蘭大同

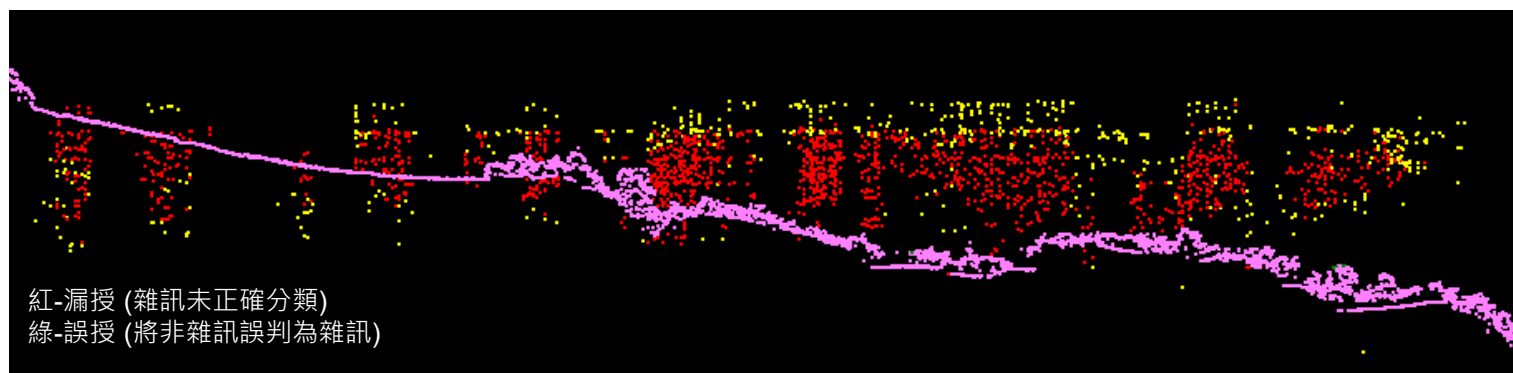
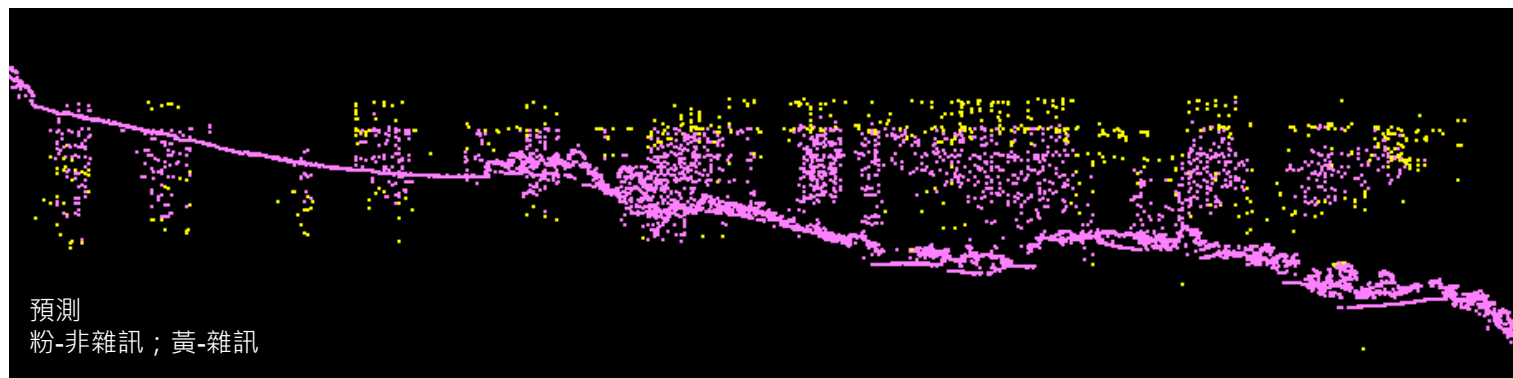
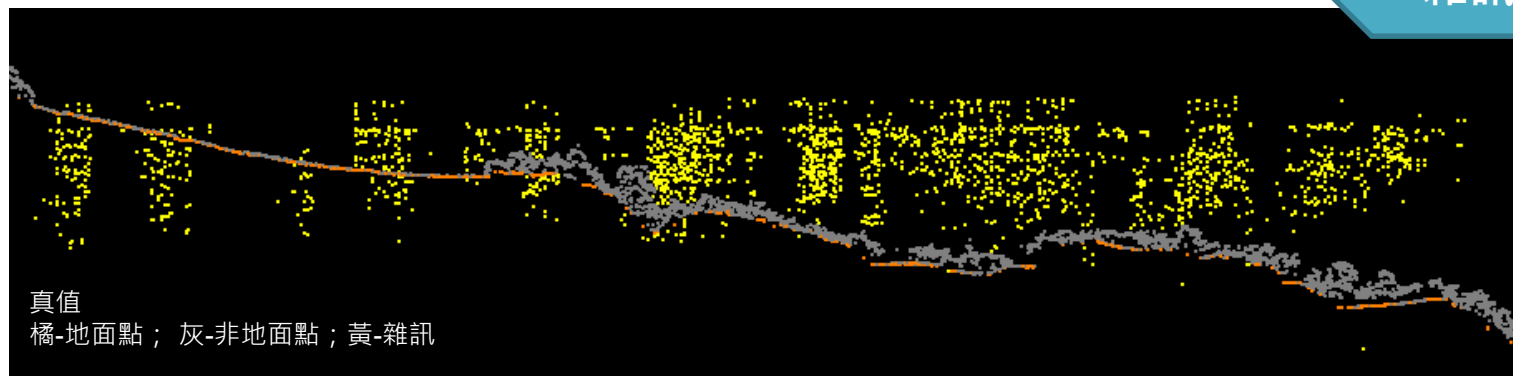
(單位:百萬點)		標記資料	
		雜訊	非雜訊
預測結果	雜訊	0.3408 (TP)	0.0749 (FP)
	非雜訊	0.7652 (FN)	103.5574 (TN)

準確度	精度	召回率	F1-score
0.9920	0.8198	0.3081	0.4479



測試圖幅： 97223033 玉蘭(三)

- 成群雜訊密度較其他圖幅高
- 雜訊樣態未包括訓練樣本中**以致辨識成果較不佳



AI雜訊過濾綜合分析

- 地表之浮點雜訊，或嵌入地表之成群雜訊，本研究使用水平投影與AI點雲雜訊過濾方法，辨識雜訊已有**初步成效**。
- 成群雜訊之辨識成果**較不穩定**，主要原因可能為提供AI訓練資料之雜訊形態尚不夠多元。
 - 或有其他AI網路架構更能擷取雜訊特徵
- 雜訊形態因**設備特性及資料收集現場環境而不同**，需再進一步瞭解，以能有更多雜訊形態進行後續AI模型訓練。

AI地面點分類 - 訓練

● 目的

- 適用所有地形，能夠含雜訊之點雲中直接進行地面點篩選之AI模型，稱之**抗雜訊地面點分類AI模型**，分類「地面點」及「非地面點」。

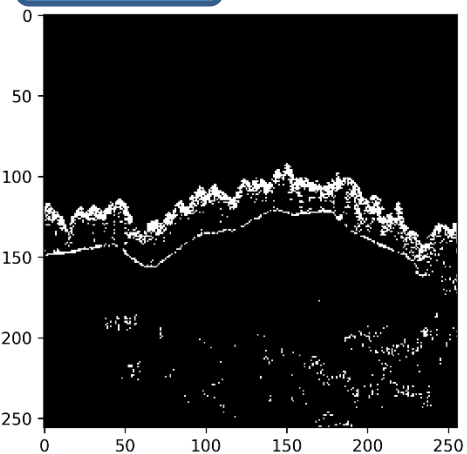
● 訓練資料

- 訓練資料選取29幅點雲圖幅產製水平投影之地形剖面影像。
- 隨機挑選約50.8萬張剖面影像，再融合剖面影像與雜訊，成為新的訓練樣本
- 訓練及驗證資料比例為8:2
 - 訓練 40.6萬張剖面影像
 - 驗證 10.2萬張剖面影像

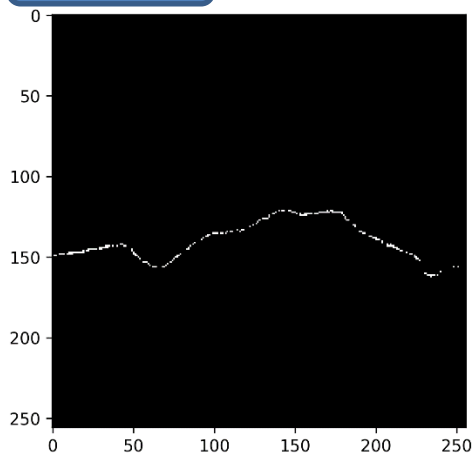


AI地面點分類訓練資料 - 剖面影像與標記資料

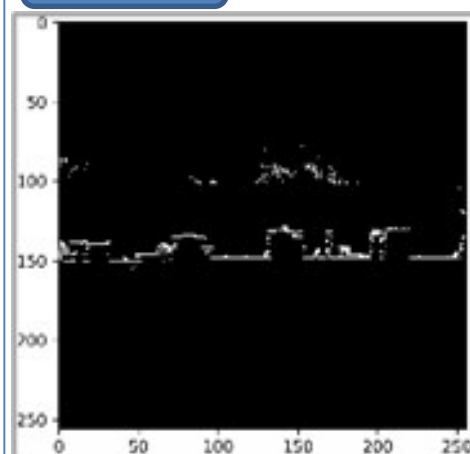
剖面



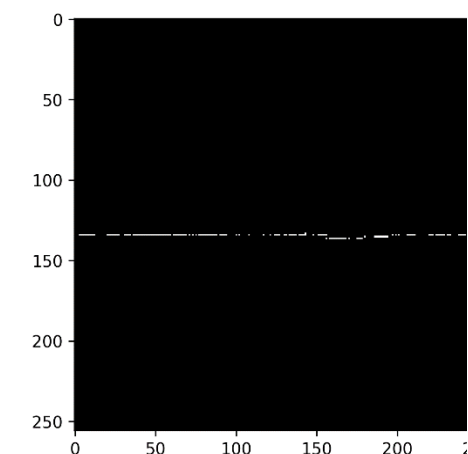
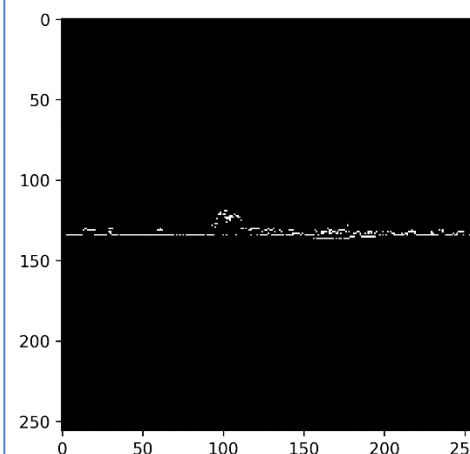
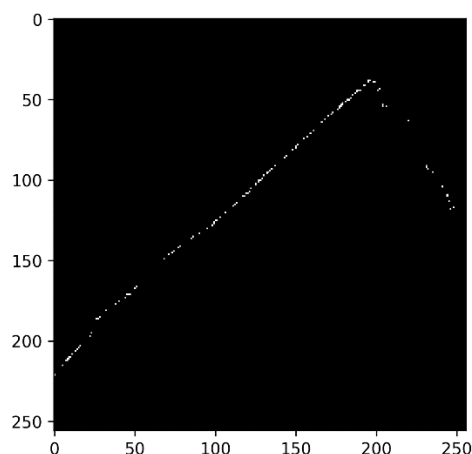
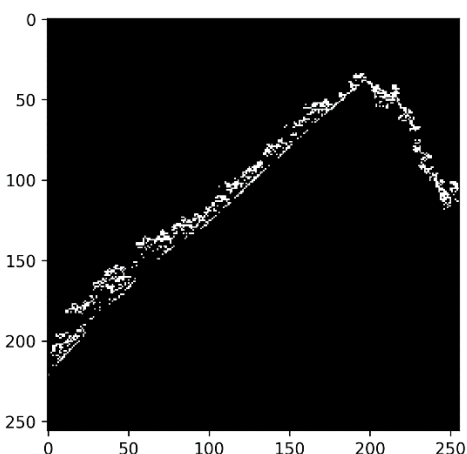
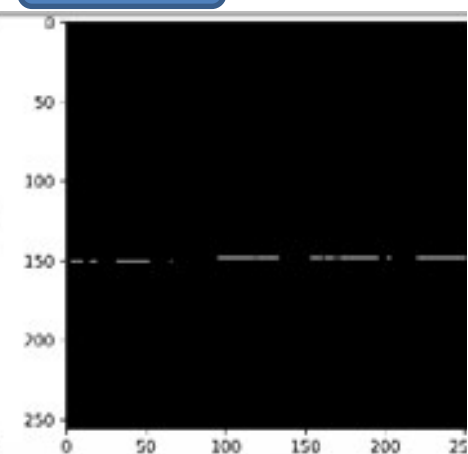
標記



剖面



標記



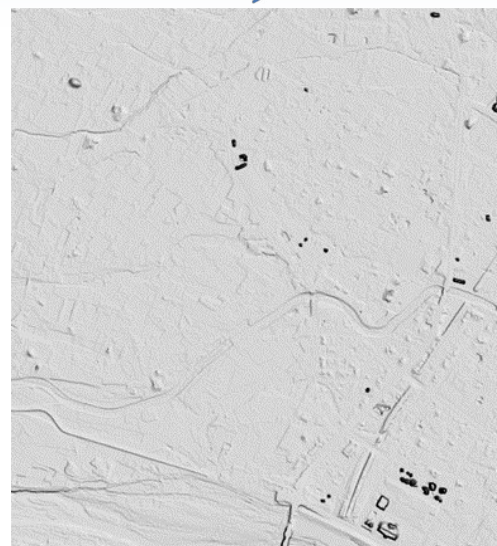
AI點雲地面點分類預測成果--產製DEM (含雜訊點雲)

● 95221070-新社 @新竹竹北

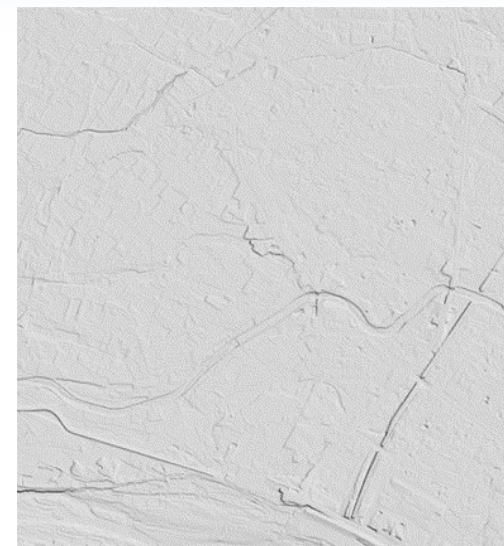
單位：公尺

DEM誤差統計

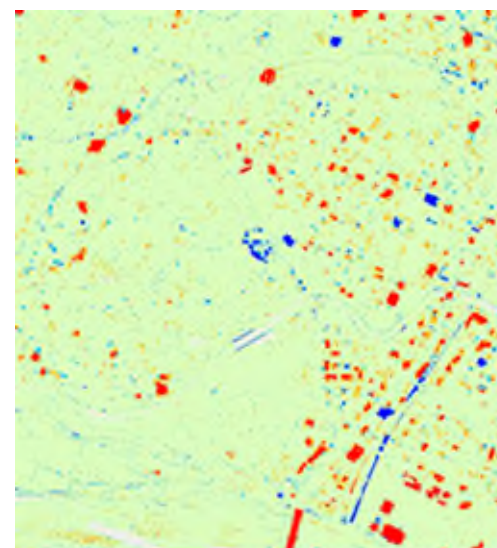
	全部資料	誤差-1~1m
最小值	-9.9	-1
最大值	99.0	1
平均	0.15	0.011
標準差	2.144	0.126
RMSE	2.149	0.126



預測DEM陰影圖



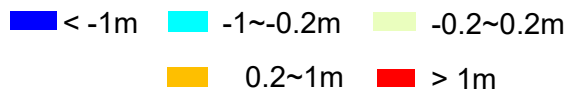
參考DEM陰影圖



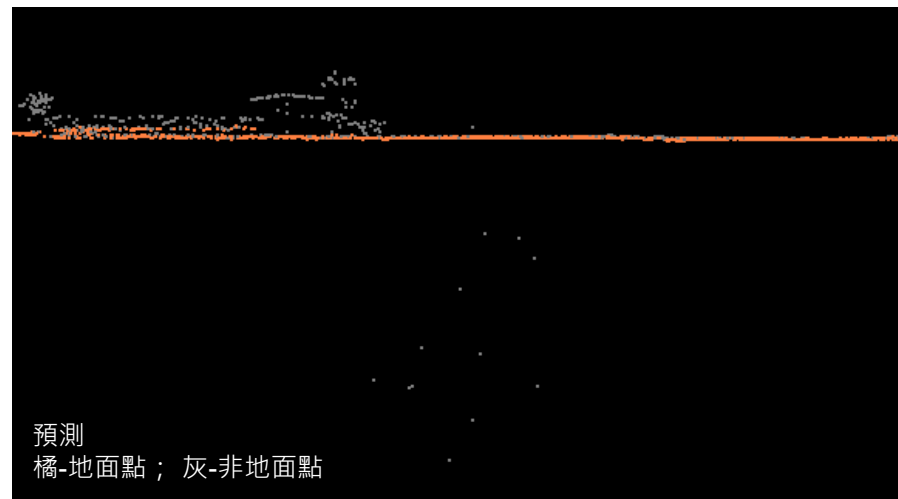
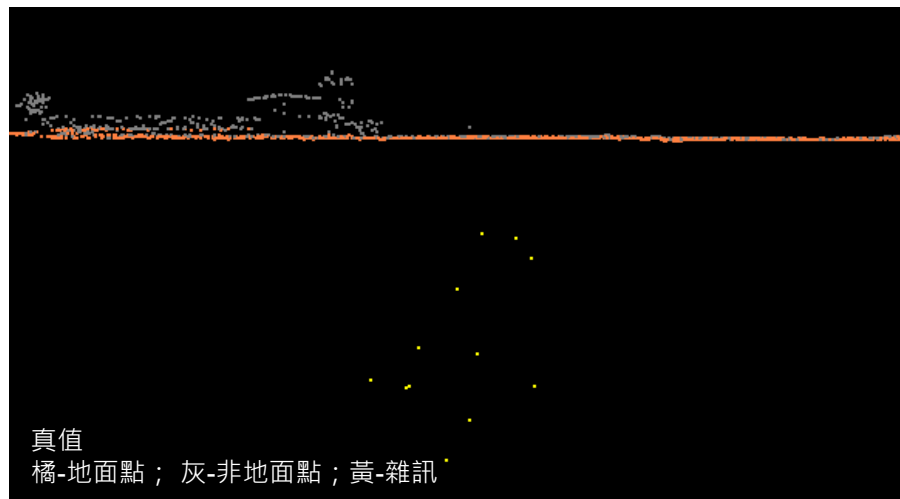
高程差值圖



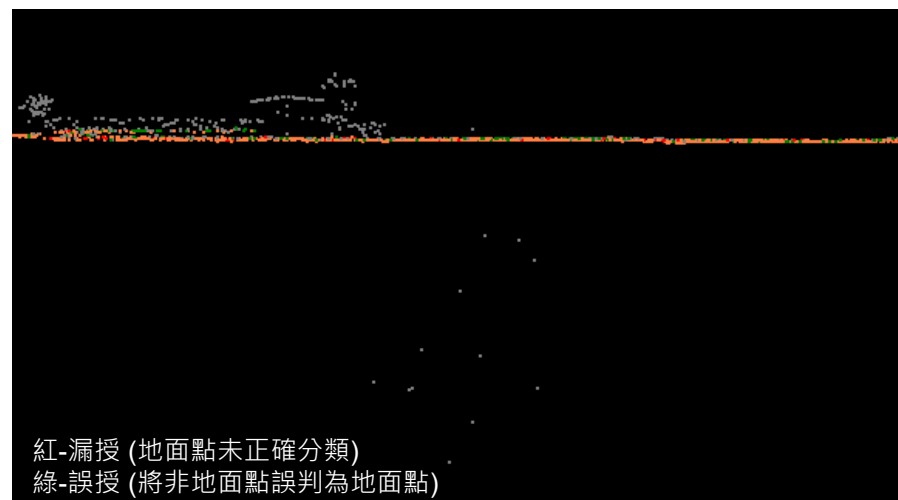
正射影像



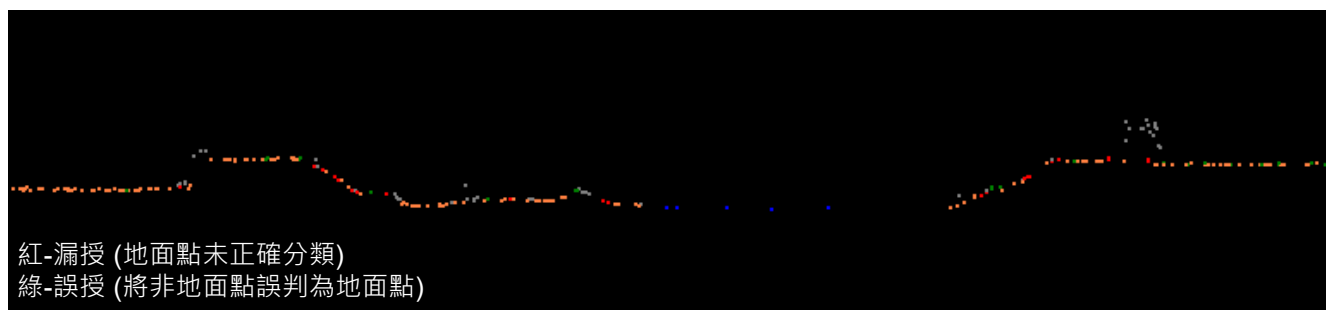
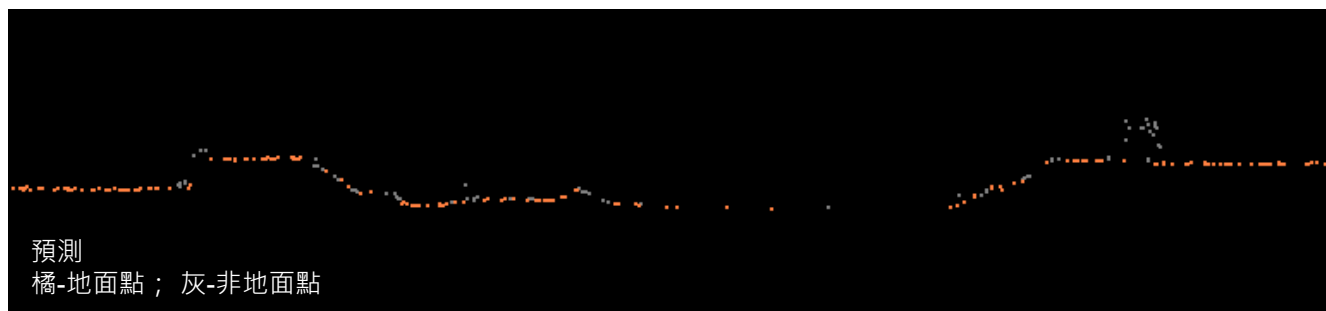
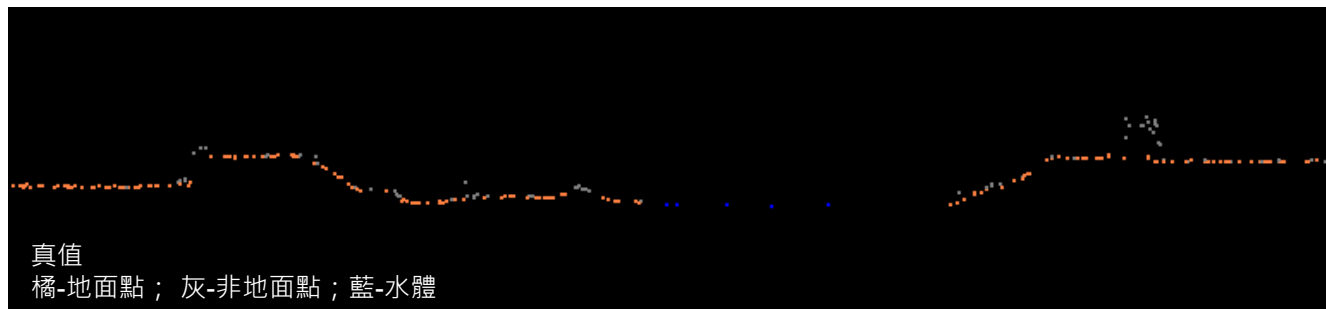
測試圖幅: 95221070-新社 -1



含雜訊之點雲區域，大部分可正確分類地面點

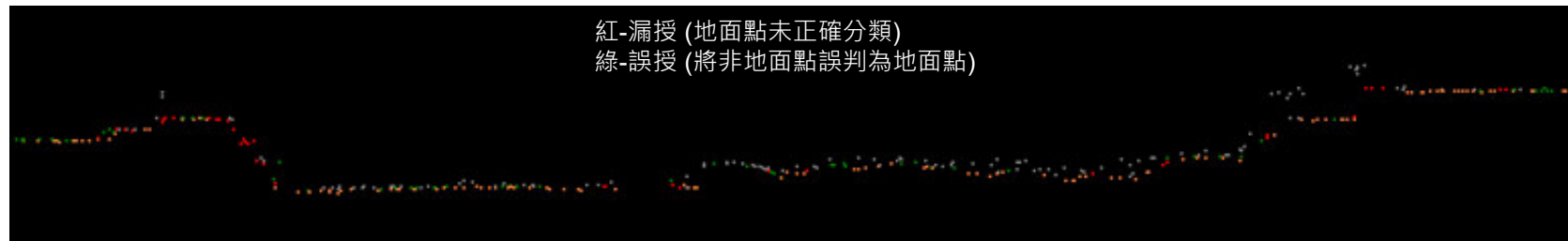
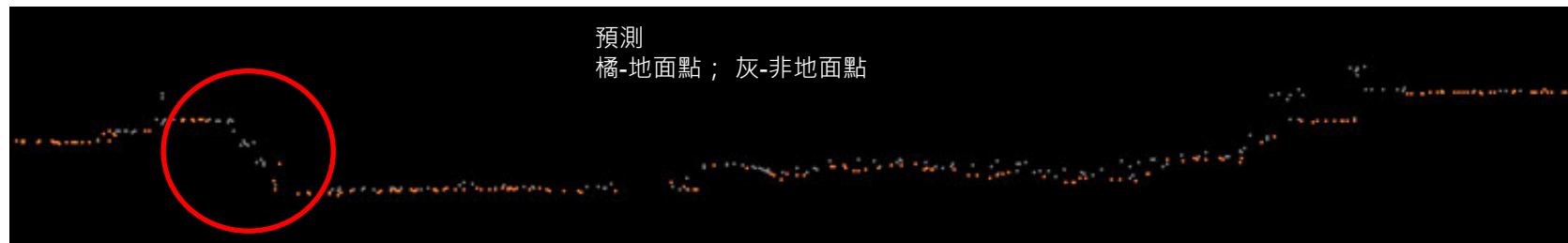


測試圖幅: 95221070 新社 -2



大型排水溝立面，
可辨識部分地面點。
但仍有漏授情形

- 大型排水溝立面有較多漏授
 - 可能尚未學習到排水溝立面特徵
 - 較垂直區域可能會只有少量地面點，會有漏授情形



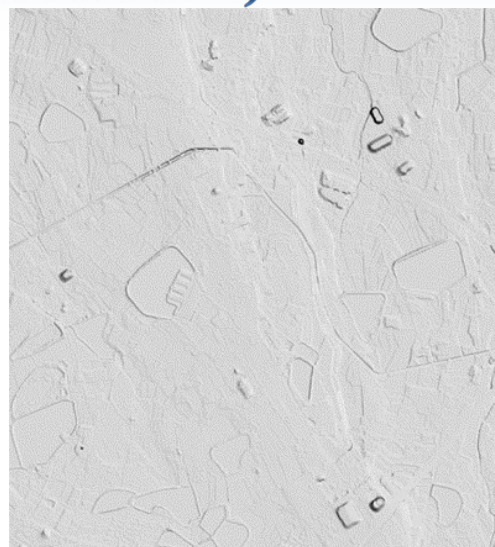
AI點雲地面點分類預測成果--產製DEM (含雜訊點雲)

● 96224007-大崙 @桃園中壢

單位：公尺

DEM誤差統計

	全部資料	誤差-1~1m
最小值	-4.8	-1
最大值	36.8	1
平均	0.10	0.01
標準差	0.911	0.120
RMSE	0.916	0.121



預測DEM陰影圖



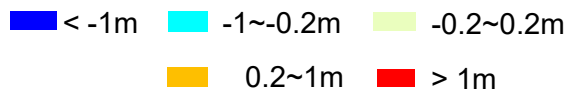
參考DEM陰影圖



高程差值圖

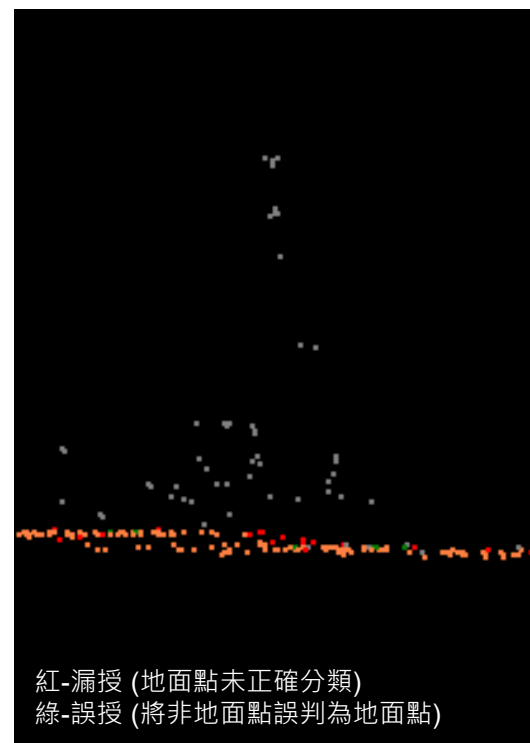
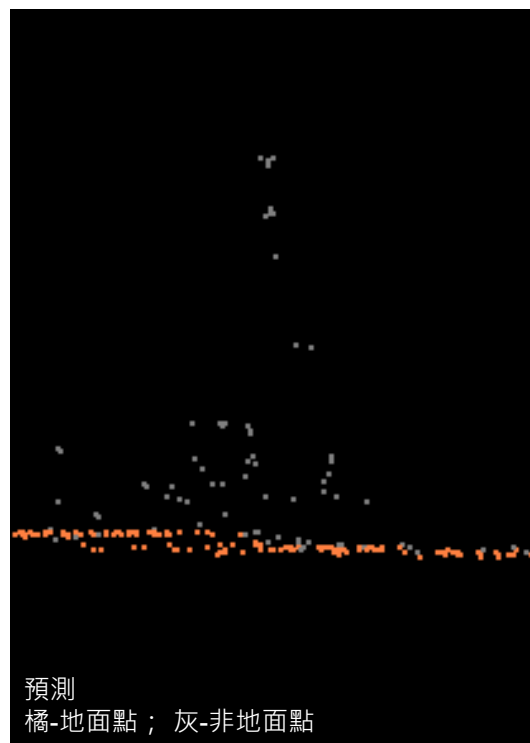
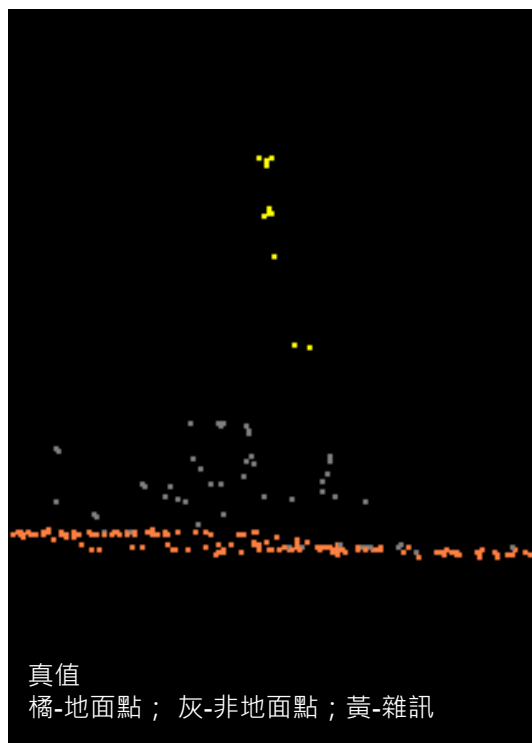


正射影像



測試圖幅: 96224007-大崙 -1

在含雜訊之點雲區域，大部分可正確分類地面點

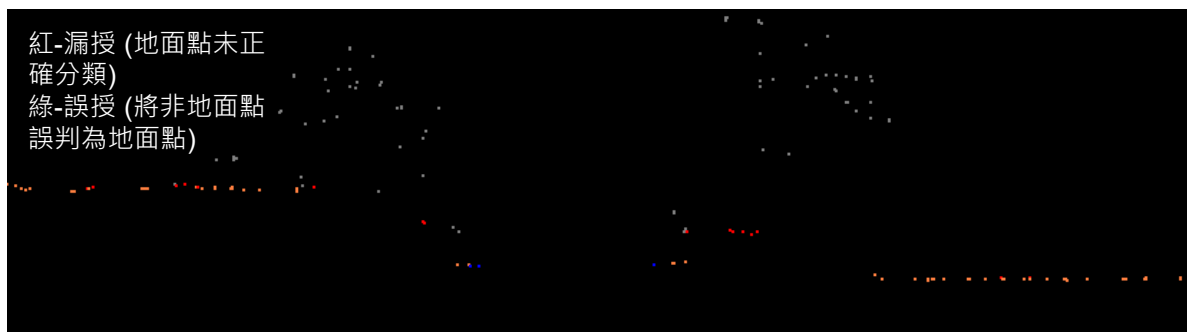


測試圖幅:

96224007

大崙 -2

排水溝兩側有植被，
因此排水溝立面處
點雲較少，較不易
分類地面點



AI地面點分類綜合分析

- 水平投影及AI模型**具有抗雜訊**之地面點分類能力，地面點分類結果仍有提升空間。
- 山稜
 - 在一般山稜線、山谷、及地勢變化多之區域，可辨識地形之地面點
 - 在陡峭之崩壁，模型辨識率有提升空間，初步判斷陡峭山壁地形之**訓練樣本較少**，且結構類似建物，也可能為導致漏判地面點之情況較多原因之一
- 大型排水溝立面
 - 大型排水溝立面若有傾斜面時點雲較多，地面點可正確辨識
 - 模型主要辨識情況不佳部分包括**地面點較少**使排水溝立面不易呈現之區域，即**立面幾乎呈垂直**之大型排水溝

111年度(LPG-UNET)與 112年度(NPALNET) 預測成果比較 (含雜訊點雲)

● 測試圖幅: 95211027-新興(四)

@苗栗泰安

● 不計算圖幅邊界256pixels

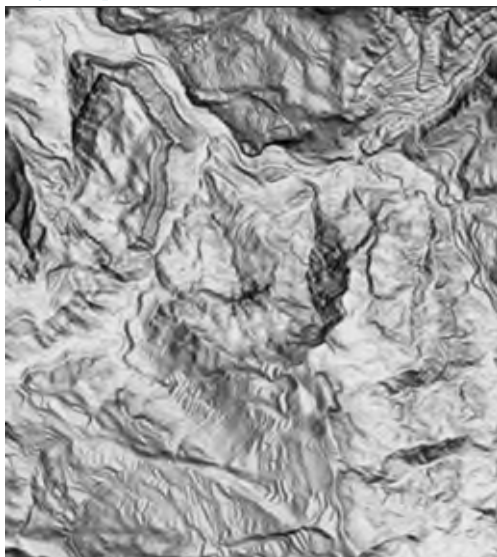
單位：公尺

DEM誤差統計

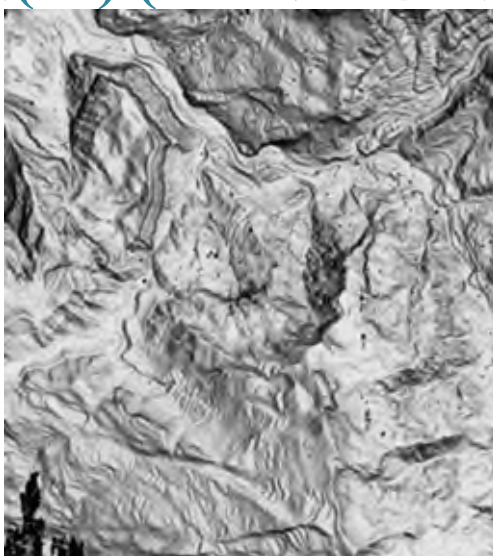
	LPG-Unet	NPALnet
最小值	-656.5	-211.3
最大值	77.3	658.0
平均	-0.49	0.11
標準差	11.525	2.353
RMSE	11.535	2.356

	LPG-Unet	NPALnet
誤差 -0.2~0.2m 像元比例	81.55%	80.78%
誤差 -1~1m 像元比例	95.04%	95.13%
誤差 -1~1m 平均值	0.03	0.04
誤差 -1~1m 標準差	0.191	0.198
誤差 -1~1m RMSE	0.194	0.202

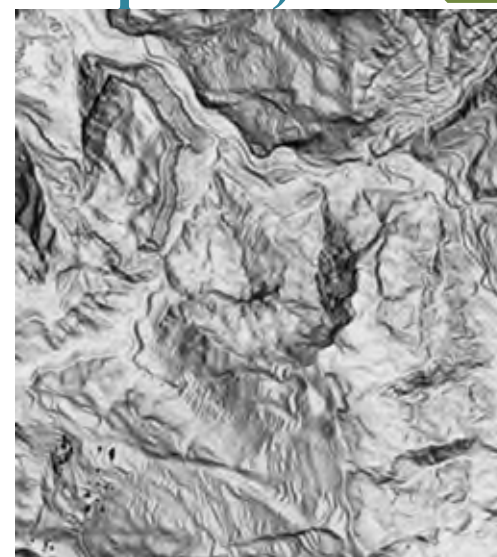
測試圖幅: 95211027-新興(四) (不計算圖幅邊界256pixels)



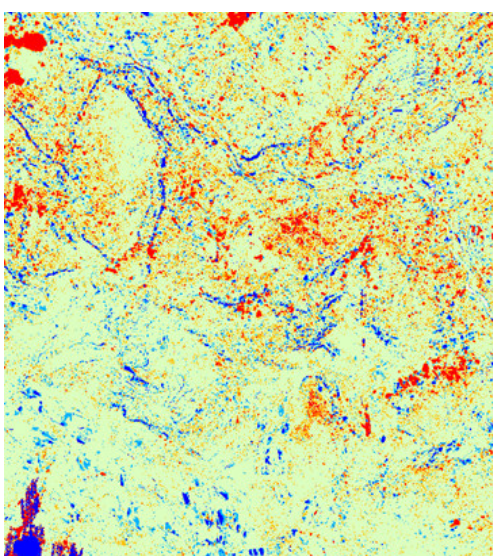
參考DEM陰影圖



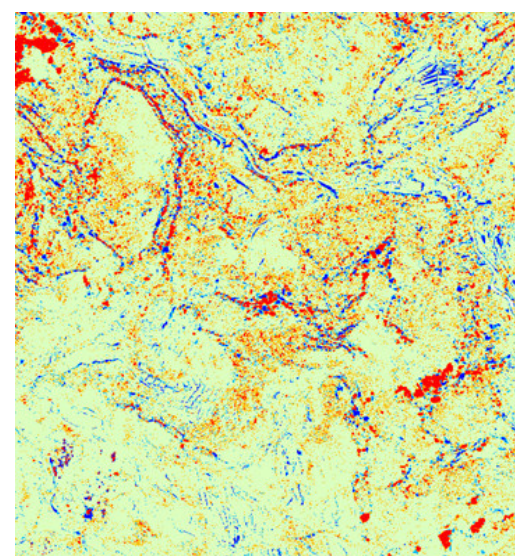
LPG-Unet預測DEM陰影圖



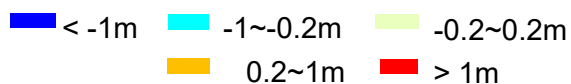
NPALnet預測DEM陰影圖



LPG-Unet高程差值圖

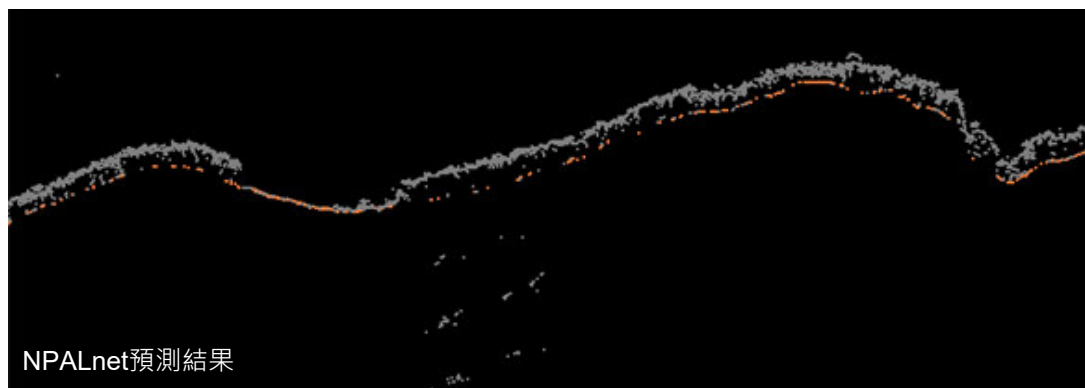
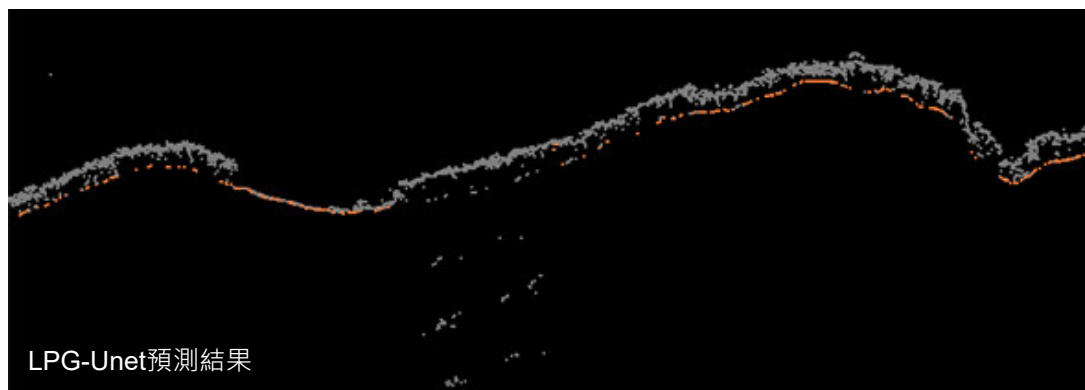
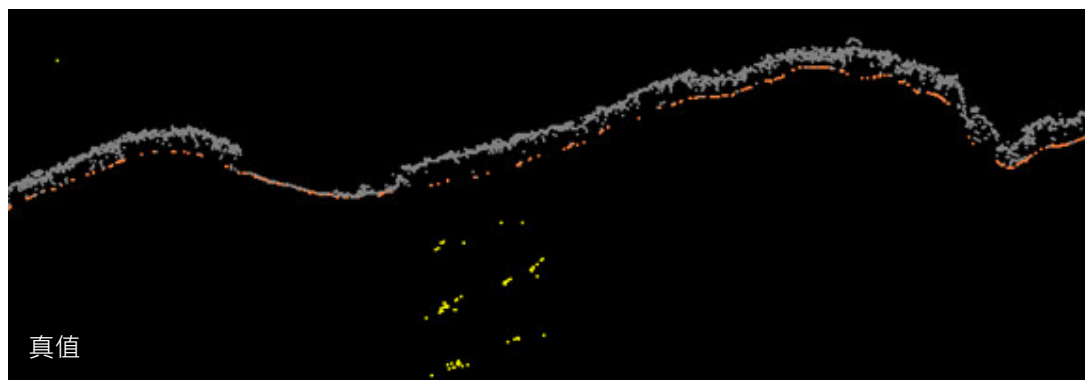


NPALnet高程差值圖



測試圖幅: 95211027-新興(四)

在點雲有雜訊區域，
LPG-Unet模型未將雜
訊誤判為地面點，但有
較多區域的地面點未正
確分類；**NPALnet模型**
在有雜訊的區域仍可辨
識大部份地面點



橘：地面點；灰：非地面點；黃：雜訊

111年度(LPG-UNET)與 112年度(NPALNET) 預測成果比較

	LPG-Unet	NPALnet
雜訊過濾	無法過濾雜訊	可過濾雜訊
地面點分類	受雜訊影響地面點分類	較不受雜訊影響地面點分類
	受點雲 穿透率 影響地面點分類	
	一般 山稜線 或山區地形可分類大部分地面點，LPG-Unet的點雲地面點分類成果及DEM成果較佳	
	大型排水溝立面 的地面點分類結果差異不大，有部分區域仍可辨識，當立面較垂直時，分類成果均不佳	
	田埂 不易辨識，分類能力受限	
軟硬體需求	可使用 CPU	剖面影像數量較多，建議使用 GPU
預測運行時間	- 較快速 - 投影、預測及反投影總計約需5~8分鐘	- 所需時間較久 - 現階段1個AI模型運行4個方向之投影、預測及反投影合計，視圖幅點雲量而不同，約需1~3小時

研究結論

● 雜訊過濾成果

- 本研究利用水平投影及AI點雲雜訊過濾方式，雜訊辨識有初步成效，但有部分誤判資訊，需進一步優化。
- 雜訊形態因設備特性或資料現地環境因素而不同，需進一步了解，**增加雜訊訓練資料多樣性**。

● 地物特徵地面點分類成果

- 本研究利用水平投影方式及抗雜訊AI地面點分類，可初步辨識部分山稜線、大型排水溝等地形特徵，但仍有部分地形無法辨識進一步影響DEM精度。
- **山稜線：穿透率低區域誤判較高、陡峭山壁辨識不佳**，需精進相關地形影像之訓練。
- **田埂**：投影方法為1m解析度，田埂形狀不易呈現。
- **大型排水溝立面**：地面點密度充足下，可成功辨識。



簡報完畢 敬請指教

