
結合多時序 Sentinel-1 雷達影像與人工
智慧演算於集水區尺度土砂生產量分析

成果報告書

執行單位：長榮大學

執行期間：110 年 01 月 27 日至 110 年 12 月 31 日

計畫主持人：曾志民 教授

協同主持人：陳怡睿 教授、王國隆 副教授

行政院農業委員會水土保持局 編印

中華民國 110 年 12 月

（本報告書內容及建議純屬執行單位意見，僅供本局施政參考）

結合多時序 Sentinel-1 雷達影像與人工智慧演算 於集水區尺度土砂生產量分析

摘要

目前有關集水區之崩塌土砂生產量估算，僅於少數交通可及之工程設施重點地區進行多期地形測量以估算土砂生產量，其餘廣域地區仍以坡度與崩塌厚度經驗關係式，或崩塌面積與崩塌厚度之經驗關係式等方式概估整個崩塌地之平均崩塌厚度，再乘上影像判釋獲得之崩塌面積，最後得到崩塌生產土方體積。上述方法估算之土砂生產量體往往有數倍甚至十數倍之偏差，因此目前既有集水區土砂運移評估分析工作，在上游端之土砂生產量體分析即具有高度不確定，也連帶影響後續擬定相關治理對策之妥適性。

近年航遙測技術發展快速，例如 LiDAR、航空照片與無人載具 UAV 產製數值地形日益成熟，結合這些多期多元尺度數值地形比對分析即可有效定量分析集水區尺度之崩塌地土砂生產量、殘留量，與河道土砂沖淤及運移量體資訊。但受限於作業空間範圍及時間頻率仍有討論精進空間，例如透過農林航測所之航空照片雖可廣域產製高精度數值地表模型，但航拍頻率在平地大約可達每年一次，但山區因地形與天候限制僅能達 2~3 年一次，部分區域甚至時距更長；無人載具 UAV 航拍雖可克服時間頻率問題，但對於大面積航拍作業同樣受限於天候問題而影響作業效率，作業成本同樣為一個重要考量。衛星雷達影像係採用主動式的微波遙感探測，觀測不受天候影響，可全天時作業，但在山勢起伏較大的山區，受到地形遮蔽而無法成像，導致部分解算資料的缺失。因此，本計畫應用多時序雷達影像產製數值地形獲得之坡面土砂生產量，進一步考量影像參數及地文參數等影響因子，結合人工智慧演算方法建立坡面崩塌土砂生產精進評估模式，以精進坡面土砂生產量之合理性。

本計畫藉由多時序雷達影像產製數值地形、數值地形品質檢核、人工智慧演算坡面土砂生產量等分析成果，歸納相關結論如下：

- 1 雷達影像數值地形誤差精度檢核成果顯示，誤差來源主要是受到衛星飛

行角度之遮蔽影響，地形高程誤差分布與地表高程、坡度與坡向有明顯之相關性，高程越高及坡度越陡峭處誤差越大；坡向特性，則以北向、西向及西北向為影像主要遮蔽方向，高程誤差較大。

2 在雷達影像參數與整體平均誤差分析方面，空間基線與誤差分布之關係，約略呈反比關係；同調性參數與誤差分布之關係，約略呈正比關係；高度未定值 (Height of Ambiguity) 與誤差分布之關係，約略呈正比關係。

3 以 Sentinel-1 雷達影像產製坡面崩塌土砂量為初始變數，透過模式修正預測合理坡面崩塌土砂量，分析成果顯示，最佳之網路預測誤差在 1.67%至 1.46% 之間，大部分誤差落在約在-7.74%至 4.81%之間，顯示基因演算類神經網路具有修正 Sentinel-1 雷達影像數值地形獲致崩塌土砂生產量之能力。

本計畫研究成果指出，受雷達影像先天之限制，未來若能配合連續性高精度光達、航照數值地形與雷達資料進行分析，則可建立廣域、高時間頻率之坡面崩塌土砂量分析系統，逐步率定高程、坡度、坡向等誤差區間並界定適用範圍，對於山區集水區坡面土砂變遷評估及擬定治理對策等有直接助益。其次建議後續研究以較長空間基線之雷達影像，作為產製數值地形影像來源，用以探討適宜台灣山區崩塌土砂量分析之雷達影像空間基線長度。再者，受限於分析事件之高精度地形產製時間與雷達影像資料取得品質，未來若有系統性與時間性地產製高精度地形，並與雷達影像產製地形匹配分析，則可增加蒐集不同集水區坡面崩塌土砂量事件樣本，有助於考量不同集水區地文特性，並建立崩塌土砂樣本資料庫，則可建立更完善之崩塌土砂量分析精進模式。

關鍵詞：Sentinel-1、多時序雷達影像、人工智慧演算

目次

摘要	I
目次	III
表次	V
圖次	VII
第一章 前言	1-1
第一節 研究背景及目的	1-1
第二節 工作執行架構	1-3
第三節 研究範圍	1-4
第二章 研究材料與方法	2-1
第一節 雷達影像應用研究回顧	2-1
第二節 雷達影像產製數值地形之方法原理	2-9
第三節 基本資料蒐集分析	2-16
第四節 人工智慧基因演算最佳化類神經網路模式	2-28
第三章 研究成果與討論	3-1
第一節 Sentinel-1 雷達影像產製數值地形	3-1
第二節 數值地形品質評估檢核	3-13
第三節 人工智慧演算之坡面崩塌生產量評估	3-19
第四章 結論與建議	4-1
參考文獻	參-1
附錄	附-1
附錄一、審查意見暨回覆辦理情形	附-1
附錄二、期初審查意見暨回覆辦理情形	附-5
附錄三、期中審查意見暨回覆辦理情形	附-9
附錄四、期末聯合審查意見暨回覆辦理情形	附-13

表次

表 1-3.1 崩坪坑集水區 2010～2017 年之土砂變異量體變化統計	1-9
表 2-3.1 研究區域崩坪坑集水區近年之遙測影像及數值地形資料列表	2-20
表 3-1.1 研究區域崩坪坑集水區軌道測試之 Sentinel-1 雷達影像參數列表	3-2
表 3-1.2 崩坪坑集水區數值地形產製之 Sentinel-1 雷達影像參數列表	3-5
表 3-2.1 雷達影像產製地形來源與誤差分析表	3-22
表 3-3.1 輸入因子相關性檢定表	3-24
表 3-3.2 崩坪坑集水區地質編碼表	3-24
表 3-3.3 基因演算類神經網路參數設定表	3-27
表 3-3.4 最佳網路架構與驗證結果表	3-29
表 3-3.5 基因演算類神經網路架構與驗證結果比較表	3-36

圖次

圖 1-2.1 研究流程圖	1-3
圖 1-3.1 崩坪坑集水區地理位置圖	1-4
圖 1-3.2 崩坪坑集水區兩萬五千分之一地形圖	1-5
圖 1-3.3 崩坪坑集水區高程分布圖	1-6
圖 1-3.4 崩坪坑集水區之地質概況	1-6
圖 1-3.5 崩坪坑集水區歷年之崩塌空間分布變化	1-7
圖 1-3.6 崩坪坑集水區歷年崩塌面積變化統計	1-7
圖 1-3.7 崩坪坑集水區 2010~2014 年之土砂沖淤分布	1-8
圖 1-3.8 崩坪坑集水區 2014~2017 年之土砂沖淤分布	1-8
圖 1-3.9 崩坪坑集水區崩坪坑一號橋之現地觀測設備	1-9
圖 1-3.10 崩坪坑集水區崩坪坑一號橋近年颱風期間觀測實例	1-10
圖 2-1.1 以物件為基礎的地形變動映射圖 (a 災前河道；b 2018 年崩塌堆積區及堰塞湖；c 2019 年崩塌堆積區及堰塞湖；d 2019/9/24 參考圖).....	2-2
圖 2-1.2 Sentinel-1 像對產製不同時期事件後 DEM 圖 (a 升軌像對 2018/7/11 ~ 17；b 升軌像對 2018/8/5 ~ 11；c 降軌像對 2019/7/4 ~ 10；d ArcticDEM).....	2-2
圖 2-1.3 Sentinel-1 DEMs 比對 ArcticDEM 高程差異圖 (a 升軌像對 2018/7/11 ~ 17 高程差異；b 升軌像對 2018/8/5 ~ 11 高程差異；c 降軌像對 2019/7/4 ~ 10 高程差異).....	2-2
圖 2-1.4 希臘馬其頓 Aminteo 煤礦場崩塌後影像圖.....	2-3
圖 2-1.5 希臘馬其頓 Aminteo 煤礦場崩塌後雷達影像干涉圖.....	2-4
圖 2-1.6 Moira 崩塌研究區域 (a 研究區位置圖；b 崩塌正射影像；c 崩塌前 Google 影像；d 崩塌後 Google 影像).....	2-5
圖 2-1.7 研究區崩塌干涉圖 (a 升軌像對 2017/1/16 ~ 28 干涉圖；b 降軌像對 2017/1/16 ~ 28 干涉圖；c 降軌像對 2017/1/11 ~ 23 干涉圖；d 降軌像對 2017/1/17 ~ 29 干涉圖).....	2-5
圖 2-1.8 研究區崩塌干涉測量 DSM 圖 (a 崩塌前；b 崩塌後)	2-6
圖 2-1.9 研究區位置圖 (a Sentinel-1 條帶(紅框)及選擇範圍(黃框)；b 放大選擇範圍(黃框)；c 研究區域)	2-6

圖 2-1.10 研究區主要崩塌類型 (a 崩塌類型表;b Ripalimosani 崩塌;c Trivento 城市地區崩塌).....	2-7
圖 2-1.11 研究區雷達影像干涉圖 (a 2015/1/24 ~ 2015/2/5 像對干涉圖;b 偵測潛在變形現象位置;c 分析事件期間降雨資料).....	2-8
圖 2-2.1 TerraSAR-X/TanDEM-X 衛星系統成像原理	2-9
圖 2-2.2 Sentinel-1 雷達影像產製數值地表模型作業流程	2-12
圖 2-2.3 S-1 TOPS Coregistration with ESD 產製作業	2-13
圖 2-2.4 Interferogram 產製作業	2-13
圖 2-2.5 Goldstein Phase Filtering 產製作業	2-14
圖 2-2.6 Deburst 產製作業	2-14
圖 2-2.7 Phase Unwrapping via SNAPHU 產製作業	2-15
圖 2-2.8 Phase To Elevation 產製作業	2-15
圖 2-3.1 Sentinel-1 衛星觀測模式	2-16
圖 2-3.2 Sentinel-1 產品種類與等級區分	2-17
圖 2-3.3 歐洲 Sentinel-1 衛星飛越台灣之軌道方向	2-18
圖 2-3.4 崩坪坑 2010 與 2016 年內政部 LiDAR 數值地表模型	2-19
圖 2-3.5 崩坪坑 2014 年 DMC 航照產製數值地表模型	2-21
圖 2-3.6 崩坪坑 2014 年 DMC 航照產製正射影像	2-21
圖 2-3.7 崩坪坑 2015 年 DMC 航照產製數值地表模型	2-22
圖 2-3.8 崩坪坑 2015 年 DMC 航照產製正射影像	2-22
圖 2-3.9 崩坪坑 2017 年 UAV 航拍產製數值地表模型	2-23
圖 2-3.10 崩坪坑 2017 年 UAV 航拍產製正射影像	2-23
圖 2-3.11 崩坪坑 2018 年 01 月 DMC 航照產製數值地表模型	2-24
圖 2-3.12 崩坪坑 2018 年 DMC 航照產製正射影像	2-24
圖 2-3.13 崩坪坑 2018 年 UAV 航拍產製數值地表模型	2-25
圖 2-3.14 崩坪坑 2018 年 UAV 航拍產製正射影像	2-25
圖 2-3.15 崩坪坑 2020 年 DMC 航照產製數值地表模型	2-26
圖 2-3.16 崩坪坑 2020 年 DMC 航照產製正射影像	2-26
圖 2-3.17 崩坪坑 2021 年 UAV 航拍產製數值地表模型	2-27
圖 2-3.18 崩坪坑 2021 年 UAV 航拍產製正射影像	2-27

圖 2-4.1 基因演算流程.....	2-29
圖 2-4.2 生物神經元模型.....	2-31
圖 2-4.3 人工神經元模型.....	2-31
圖 2-4.4 tansig 函數	2-32
圖 2-4.5 倒傳遞類神經網路架構.....	2-33
圖 2-4.6 本計畫採用之 GANN 運算流程.....	2-34
圖 3-1.1 Copernicus Open Access Hub Sentinel-1 衛星影像資料蒐尋介面	3-2
圖 3-1.2 崩坪坑集水區應用 Sentinel-1 雷達影像之 Pair1 數值地形成果.....	3-3
圖 3-1.3 崩坪坑集水區應用 Sentinel-1 雷達影像之 Pair2 數值地形成果.....	3-3
圖 3-1.4 崩坪坑集水區應用 Sentinel-1 雷達影像之 Pair3 數值地形成果.....	3-4
圖 3-1.5 崩坪坑集水區應用 Sentinel-1 雷達影像之 Pair4 數值地形成果.....	3-4
圖 3-1.6 崩坪坑集水區應用 Sentinel-1 雷達影像之 R1 數值地形成果	3-6
圖 3-1.7 崩坪坑集水區應用 Sentinel-1 雷達影像之 R2 數值地形成果	3-7
圖 3-1.8 崩坪坑集水區應用 Sentinel-1 雷達影像之 R3 數值地形成果	3-7
圖 3-1.9 崩坪坑集水區應用 Sentinel-1 雷達影像之 R4 數值地形成果	3-8
圖 3-1.10 崩坪坑集水區應用 Sentinel-1 雷達影像之 R5 數值地形成果	3-9
圖 3-1.11 崩坪坑集水區應用 Sentinel-1 雷達影像之 R6 數值地形成果	3-9
圖 3-1.12 崩坪坑集水區應用 Sentinel-1 雷達影像之 R7 數值地形成果	3-11
圖 3-1.13 崩坪坑集水區應用 Sentinel-1 雷達影像之 R8 數值地形成果	3-11
圖 3-1.14 崩坪坑集水區應用 Sentinel-1 雷達影像之 R9 數值地形成果	3-12
圖 3-1.15 崩坪坑集水區應用 Sentinel-1 雷達影像之 R10 數值地形成果	3-12
圖 3-2.1 Sentinel-1 雷達影像之 Pair2 高程區間統計分布圖	3-16
圖 3-2.2 Sentinel-1 雷達影像之 Pair3 高程區間統計分布圖	3-16
圖 3-2.3 Sentinel-1 雷達影像之 Pair2 坡度區間統計分布圖	3-17
圖 3-2.4 Sentinel-1 雷達影像之 Pair3 坡度區間統計分布圖	3-17
圖 3-2.5 Sentinel-1 雷達影像之 Pair2 坡向統計分布圖	3-18
圖 3-2.6 Sentinel-1 雷達影像之 Pair3 坡向誤差統計分布圖	3-18
圖 3-2.7 Sentinel-1 雷達影像數值地形 RMSE 採樣區圖	3-19
圖 3-2.8 崩坪坑集水區應用 Sentinel-1 雷達影像之 R3 數值成果誤差比對分析	3-19

圖 3-2.9 崩坪坑集水區應用 Sentinel-1 雷達影像之 R4 數值成果誤差比對分析	3-20
圖 3-2.10 空間基線(Bperp)與整體平均絕對誤差關係圖	3-20
圖 3-2.11 同調性(Modeled Coherence)與整體平均絕對誤差關係圖	3-21
圖 3-2.12 高度未定值(Height Ambg)與整體平均絕對誤差關係圖	3-21
圖 3-3.1 人工智慧基因演算輸入資料產製流程	3-23
圖 3-3.2 崩坪坑集水區資料萃取 5m 網格分布圖	3-25
圖 3-3.3 崩坪坑集水區地質分布圖	3-25
圖 3-3.4 Tansig Function 示意圖	3-26
圖 3-3.5 基因演算類神經網路訓練過程示意圖	3-27
圖 3-3.6 基因演算類神經網路 R1 訓練-驗證-測試成果線性迴歸圖	3-29
圖 3-3.7 基因演算類神經網路 R1 訓練-驗證-測試成果誤差組體圖	3-30
圖 3-3.8 基因演算類神經網路 R1 學習次數上限 5,000 次成果線性迴歸圖 ...	3-31
圖 3-3.9 基因演算類神經網路 R1 學習次數上限 5,000 次誤差組體圖	3-31
圖 3-3.10 基因演算類神經網路 R2 訓練-驗證-測試成果線性迴歸圖	3-33
圖 3-3.11 基因演算類神經網路 R2 訓練-驗證-測試誤差組體圖	3-33
圖 3-3.12 基因演算類神經網路 R3 訓練-驗證-測試成果線性迴歸圖	3-34
圖 3-3.13 基因演算類神經網路 R3 訓練-驗證-測試誤差組體圖	3-35
圖 3-3.14 基因演算類神經網路 R1 預測誤差組體圖	3-36
圖 3-3.15 基因演算類神經網路 R2 預測誤差組體圖	3-37
圖 3-3.16 基因演算類神經網路 R3 預測誤差組體圖	3-37

第一章 前言

第一節 研究背景及目的

目前有關集水區之崩塌土砂生產量估算，僅於少數交通可及之工程設施重點地區進行多期地形測量以估算土砂生產量，其餘廣域地區仍以坡度與崩塌厚度經驗關係式，或崩塌面積與崩塌厚度之經驗關係式等方式概估整個崩塌地之平均崩塌厚度，再乘上影像判釋獲得之崩塌面積，最後得到崩塌生產土方體積。上述方法估算之土砂生產量體往往有數倍甚至十數倍之偏差，因此目前既有集水區土砂運移評估分析工作，在上游端之土砂生產量體分析即具有高度不確定，也連帶影響後續擬定相關治理對策之妥適性。

近年航遙測技術發展快速，多元尺度數值地形例如 LiDAR、航空照片與無人載具 UAV 產製數值地形日益成熟，結合這些多期多元尺度數值地形比對分析即可有效定量分析集水區尺度之崩塌地土砂生產量、殘留量，與河道土砂沖淤及運移量體資訊。目前此種作業方式已應用於水保局多件委辦計畫，例如 104 年「高屏溪及林邊溪集水區土砂收支管理模式建置」、105 年「濁水溪集水區土砂收支管理模式建置」、105 年「太麻里溪及金崙溪集水區土砂控制測量與監測計畫」、106 年「淡水河集水區土砂收支管理模式建置」、107 年「曾文溪集水區土砂收支管理模式建置」及 108 年「大甲溪集水區土砂收支管理模式建置」。

上述作業方式雖已獲致良好成效，惟作業空間範圍及時間頻率仍有討論精進空間，例如透過農林航測所之航空照片雖可廣域產製高精度數值地表模型，但航拍頻率在平地大約可達每年一次，但山區因地形與天候限制僅能達 2~3 年一次，部分區域甚至時距更長；無人載具 UAV 航拍雖可克服時間頻率問題，但對於大面積航拍作業同樣受限於天候問題而影響作業效率，作業成本同樣為一個重要考量。

因此，除了航空照片及無人載具航拍作為產製數值地形來源外，應可思考不同飛航載具來源產製數值地形，進而應用於土砂變異分析之可行性，例如衛

星雷達影像。衛星雷達影像之成像原理，為雷達側視系統所發射之電磁波脈衝 (electromagnetic pulses) 至地面後，藉由反射回波訊號的先後順序與強，記錄目標物至感測器的斜距 (slant range)，進而獲取衛星雷達影像資料。衛星雷達係採用主動式的微波遙感探測，可以不依賴於陽光照射，穿透雲霧、雨雪，可全天時作業。

哨兵一號 (Sentinel-1) 雷達衛星影像為一值得參考利用之免費遙測資源。Sentinel-1 為歐洲太空總署哥白尼計畫 (Copernicus Programme)，又稱全球環境與安全監測計畫 (Global Monitoring for Environment and Security, GMES) 發射之地球觀測衛星，再訪週期為 6 ~ 12 天，可提供廣域、高時間頻率且免費之雷達影像資源，進而應用產製多時序數值地形作為追蹤集水區坡面崩塌土砂變遷之基礎資料。雷達入射方向的觀測角度與雷達回波的強弱有關，在地形起伏劇烈處，容易受地形起伏影響，產生觀測幾何變形，甚至造成地形遮蔽效應，與真實地表狀況有所出入。若僅選定單一入射角之衛星雷達影像，在山勢起伏較大的山區，勢必受到地形遮蔽而無法成像，導致部分解算資料的缺失，同時數值地形品質也明顯受到衛星間基線長度之影響。因此，應用多時序雷達影像產製數值地形獲得之坡面土砂生產量，亟有必要結合相關影響因素，進一步精進坡面土砂生產量之合理性。

綜合上述，本計畫研究目的可歸納如下：

1. 利用 LiDAR 光達產製、航照產製及 UAV 無人機產製之高精度數值地形，作為雷達衛星影像產製數值地形之品質評估檢核依據。
2. 應用多時序 Sentinel-1 雷達衛星影像產製地形比對獲得之坡面崩塌土砂生產量，進一步考量影像參數及地文參數等影響因子，結合人工智慧演算方法建立坡面崩塌土砂生產精進評估模式。
3. 結合 LiDAR 光達數值地形、航照數值地形及 UAV 無人機數值地形等多時序高精度地形，作為坡面崩塌土砂生產精進評估模式建立及檢核驗證依據。

第二節 工作執行架構

本計畫之研究流程如圖 1-2.1 所示，主要工作項目及採用之研究方法說明如下：

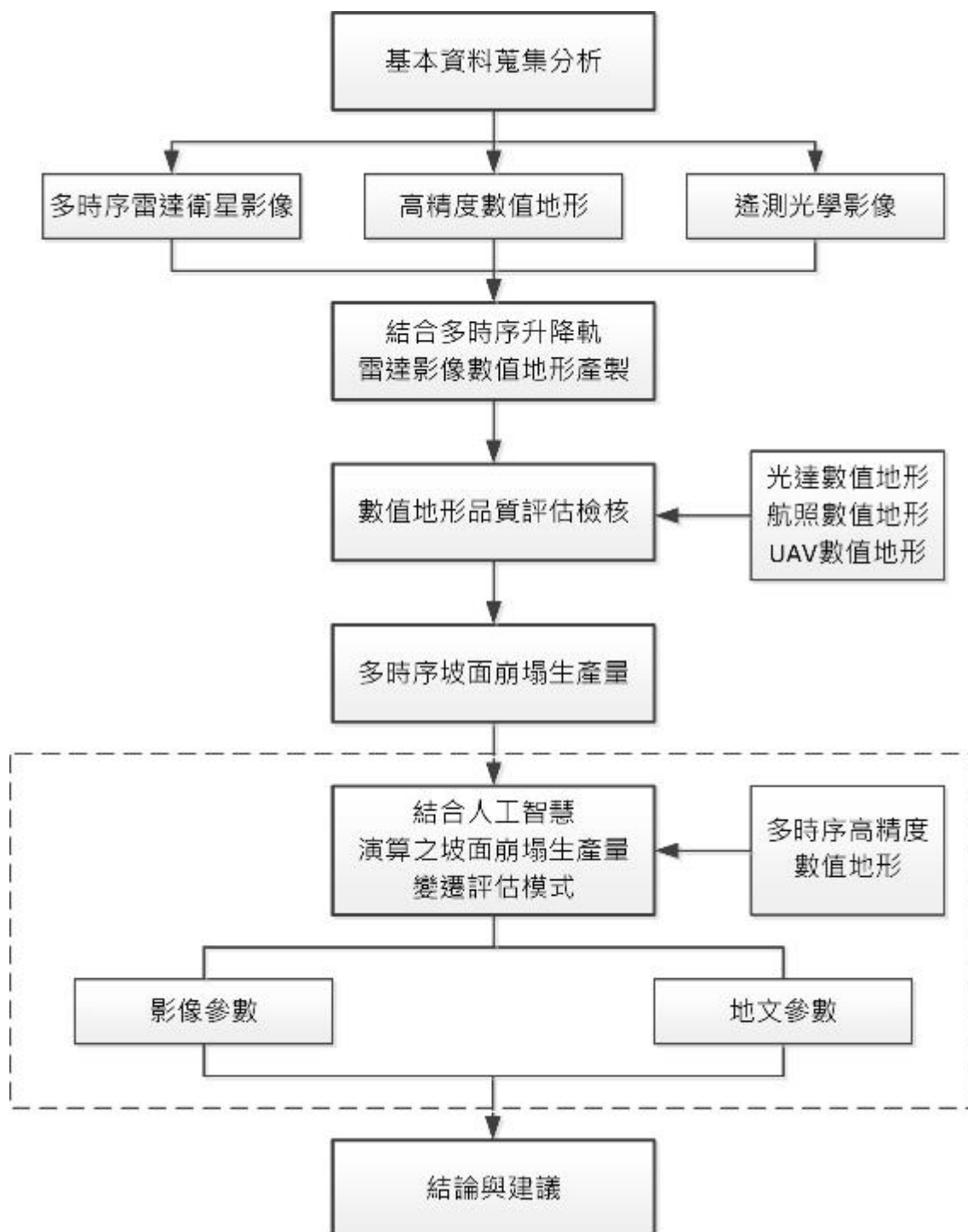


圖 1-2.1 研究流程圖

第三節 研究範圍

本計畫選取旗山溪支流油礦溪上游之崩坪坑集水區為研究區域(圖 1-3.1)，崩坪坑集水區為潛在大規模崩塌區亦為高市 DF020 土石流潛勢溪流集水區。崩坪坑集水區自 2008 年卡玫基颱風及 2009 年莫拉克颱風後迄今，坡面地表變位、崩塌、土石流及河道土砂運移等土砂現象仍然持續活躍，且崩坪坑集水區航遙測資料及雨量水文監測資料建置完整，符合本計畫之研究需求。

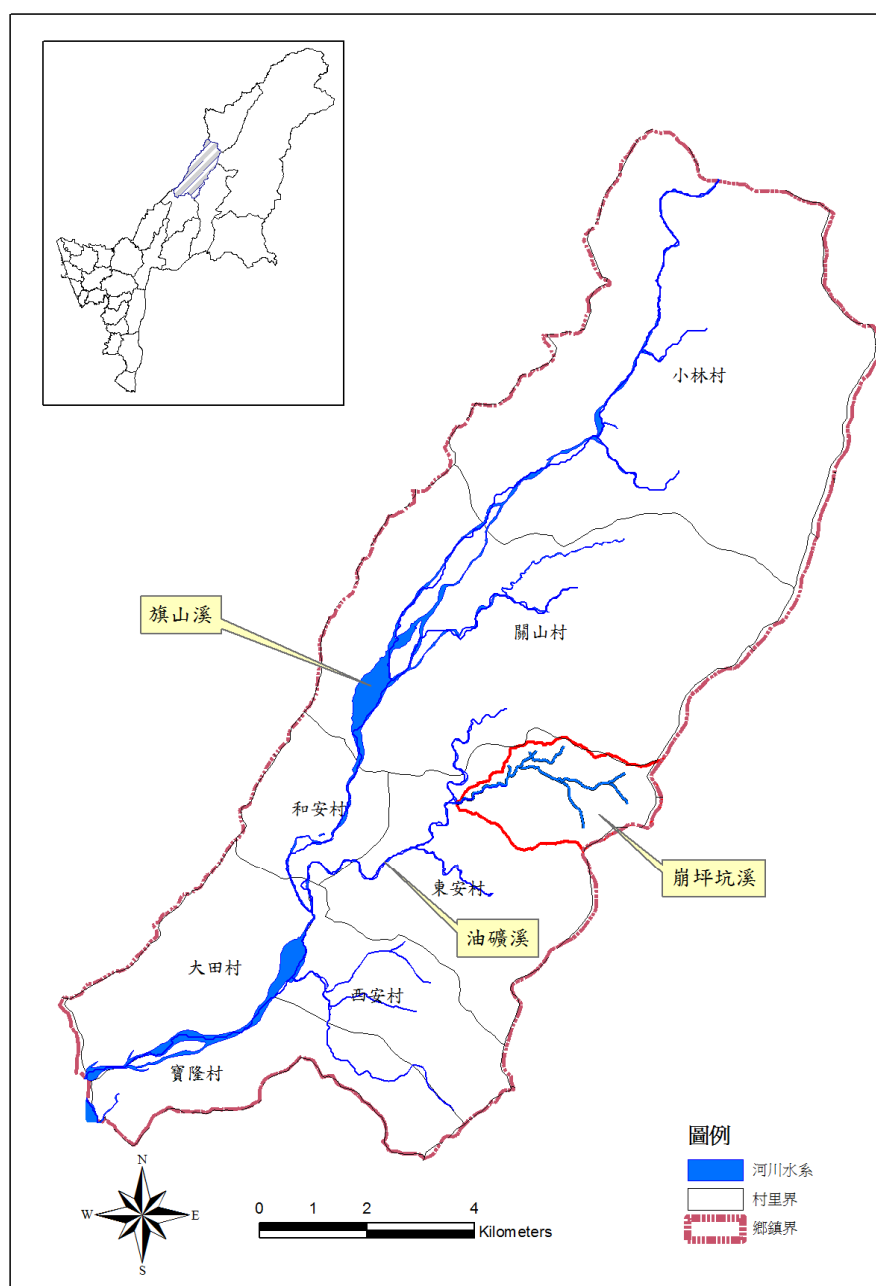


圖 1-3.1 崩坪坑集水區地理位置圖

崩坪坑集水區面積約 522 公頃，主流河道長度約 3,500 公尺，崩坪坑集水區之地形圖及高程分布如圖 1-3.2 及圖 1-3.3 所示，集水區內水系多呈東向西之流向，2 條主要支流於集水區中游處匯流成崩坪坑溪主流，並於下游之南邑慈恩 11 號橋處匯入油礦溪。本集水區最高處位於集水區東方之內英山，標高為海拔 1,151 公尺，集水區高程分佈在 313 公尺至 1,151 公尺間，其中又以 400 至 1,000 公尺為主，平均高程為 686 公尺。地質概況如圖 1-3.4 所示，集水區內主要分為現代沖積層、階地堆積層、長枝坑層、隘寮腳層、糖恩山砂岩及鹽水坑頁岩等。長枝坑層及隘寮腳層組成，主由砂岩、粉砂岩及頁岩組成；鹽水坑頁岩則是由塊狀頁岩組成；旗山溪附近屬於階地堆積層及現代沖積層，階地堆積層皆有高位及低位河階之分佈，主要岩性由泥、砂和礫石組成之河成堆積；現代沖積層主要岩性由礫土、砂土及黏土組合而成。

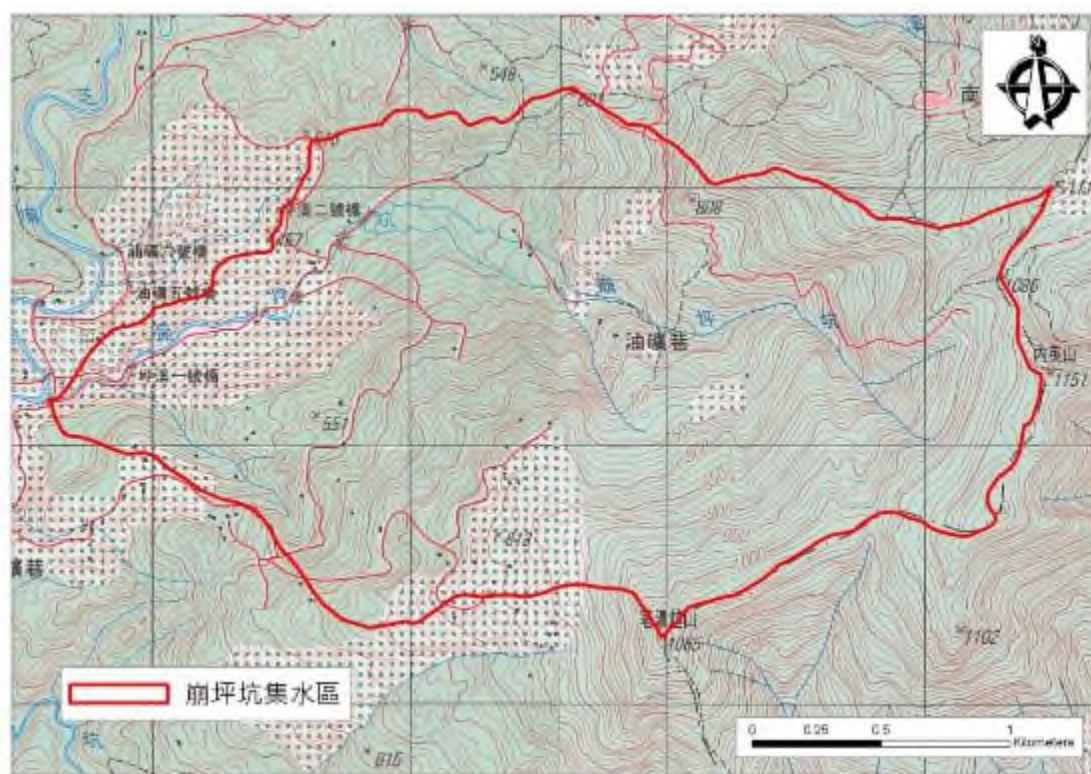
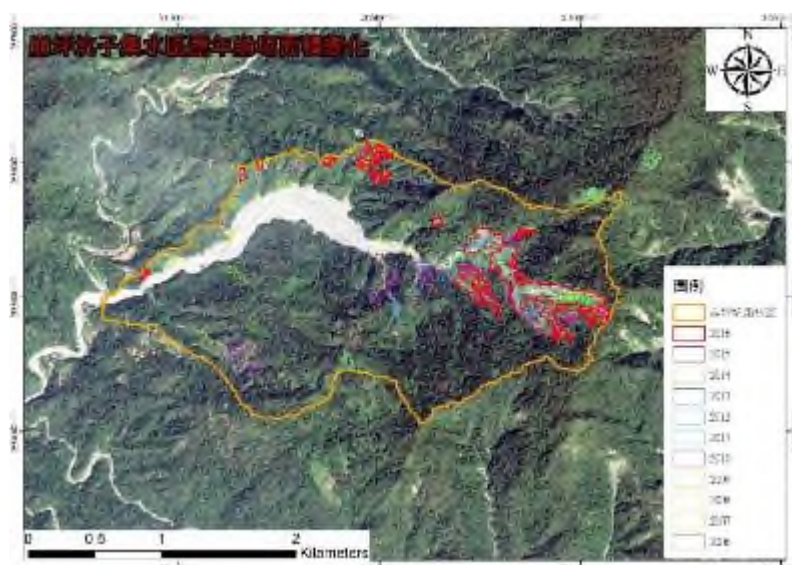


圖 1-3.2 崩坪坑集水區兩萬五千分之一地形圖

崩坪坑集水區近年(2006 ~ 2016)之崩塌地分布及面積統計彙整如圖 1-3.5 及圖 1-3.6，崩塌地主要集中於崩坪坑溪主流上游源頭，莫拉克颱風後集水區崩塌地面積將近 40 公頃，而後植生逐年恢復，崩塌地面積逐年下降至 2013 年僅約 5 公頃，在 2013 年康芮(KONG-REY)颱風後，崩塌地面積再次逐漸升高至 2016 年約近 30 公頃。在集水區土砂變異方面，圖 1-3.7 及圖 1-3.8 分別呈現莫拉克颱風後 2010 ~ 2014 年及 2014 ~ 2017 年崩坪坑集水區之土砂沖淤空間分布，圖中顯示莫拉克颱風後崩坪坑溪上游崩塌地仍有明顯崩塌發育，下接主河道河床則出現大量土砂堆積，總計 2010 ~ 2017 年崩坪坑集水區崩塌土砂生產量高達 388.17 萬立方公尺(表 1-3.1)。



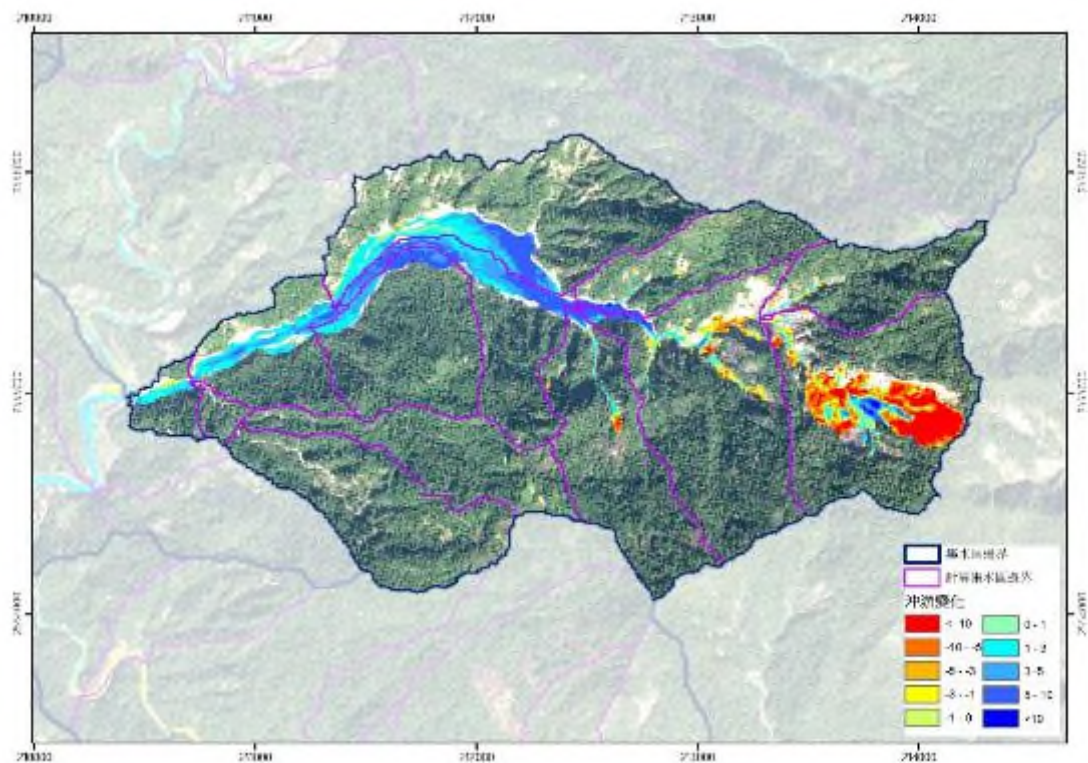
資料來源：「甲仙集水區(和南巷大規模崩塌地區)土砂收支模式及觀測站評估」，水土保持局台南分局，2017。

圖 1-3.5 崩坪坑集水區歷年之崩塌空間分布變化



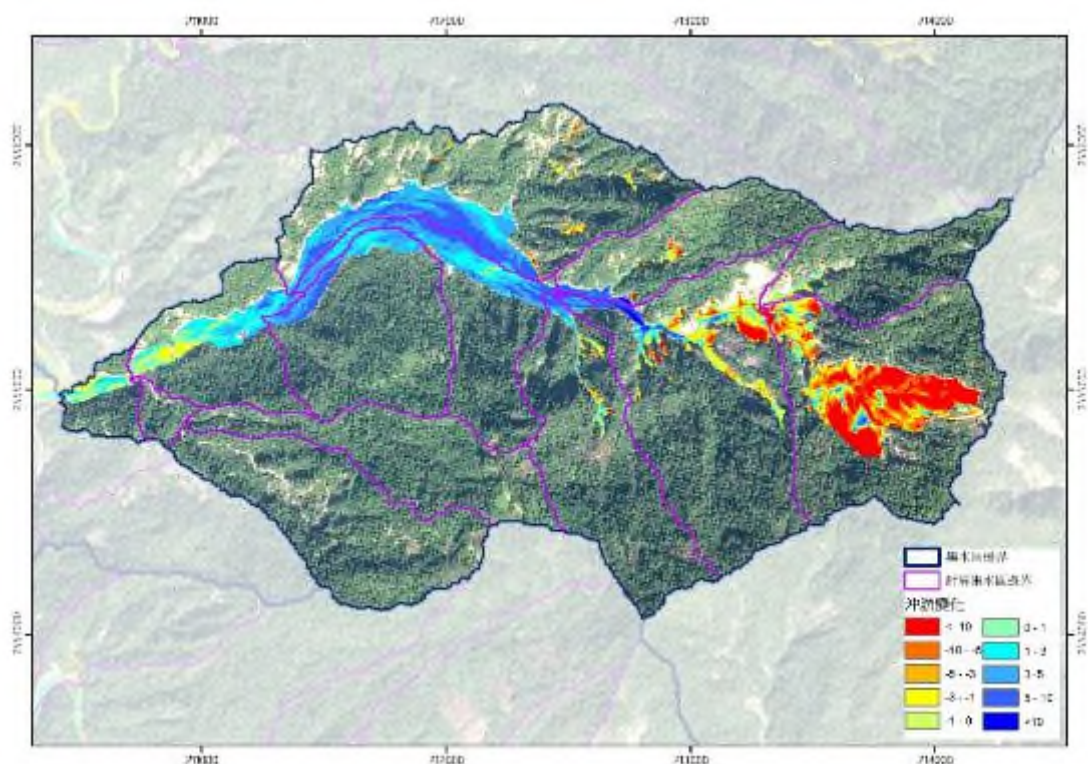
資料來源：「甲仙集水區(和南巷大規模崩塌地區)土砂收支模式及觀測站評估」，水土保持局台南分局，2017。

圖 1-3.6 崩坪坑集水區歷年崩塌面積變化統計



資料來源：「甲仙集水區(和南巷大規模崩塌地區)土砂收支模式及觀測站評估」，水土保持局台南分局，2017。

圖 1-3.7 崩坪坑集水區 2010～2014 年之土砂沖淤分布



資料來源：「甲仙集水區(和南巷大規模崩塌地區)土砂收支模式及觀測站評估」，水土保持局台南分局，2017。

圖 1-3.8 崩坪坑集水區 2014～2017 年之土砂沖淤分布

表 1-3.1 崩坪坑集水區 2010～2017 年之土砂變異量體變化統計

土砂量體單位：萬立方公尺

集水區	2010～2014 年		2014～2017 年	
	侵蝕量	堆積量	侵蝕量	堆積量
崩坪坑集水區	152.79	146.54	235.38	159.22

崩坪坑集水區除了在莫拉克颱風後仍持續有活躍土砂活動現象具備作為研究區域條件外，成功大學地科系及成大防災研究中心在莫拉克颱風後，自 2013 年 11 月起在崩坪坑一號橋建置完整之雨量及水文(水位、流速流量)觀測迄今，觀測設備及近年觀測實例整理如圖 1-3.9 及圖 1-3.10，相關雨量及水文觀測紀錄可提供作為本計畫探討建立土砂生產量與降雨水文量相關性之參考依據。



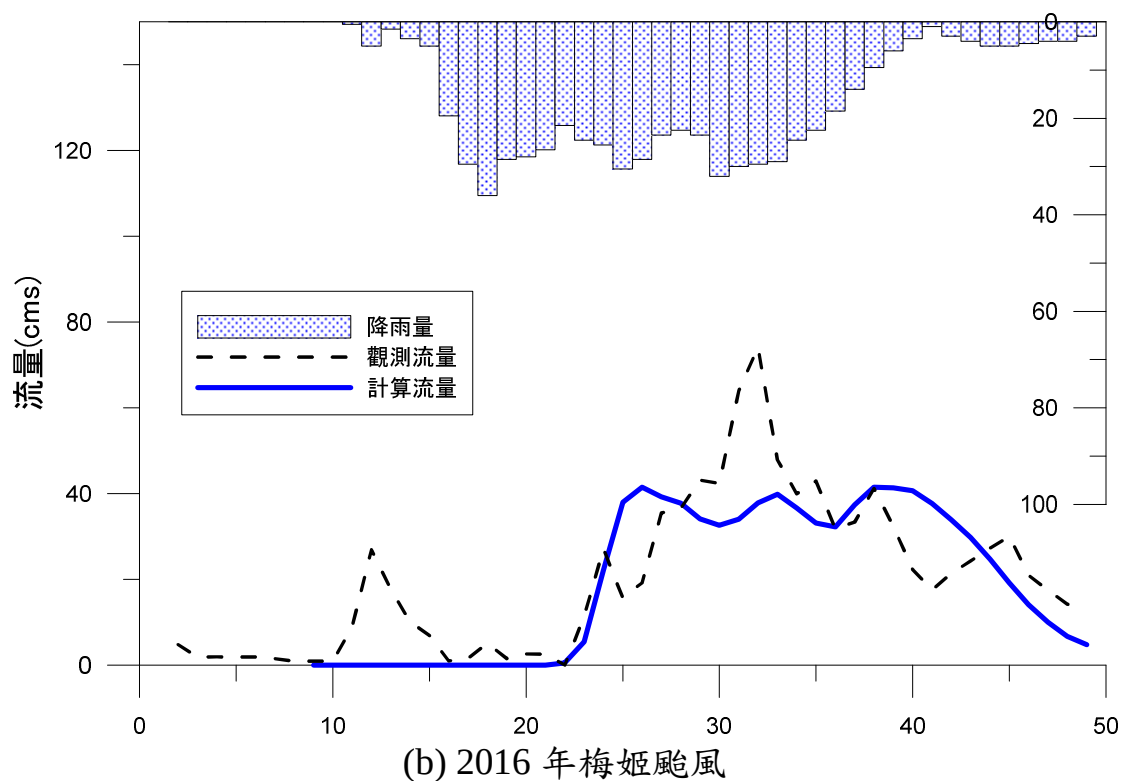
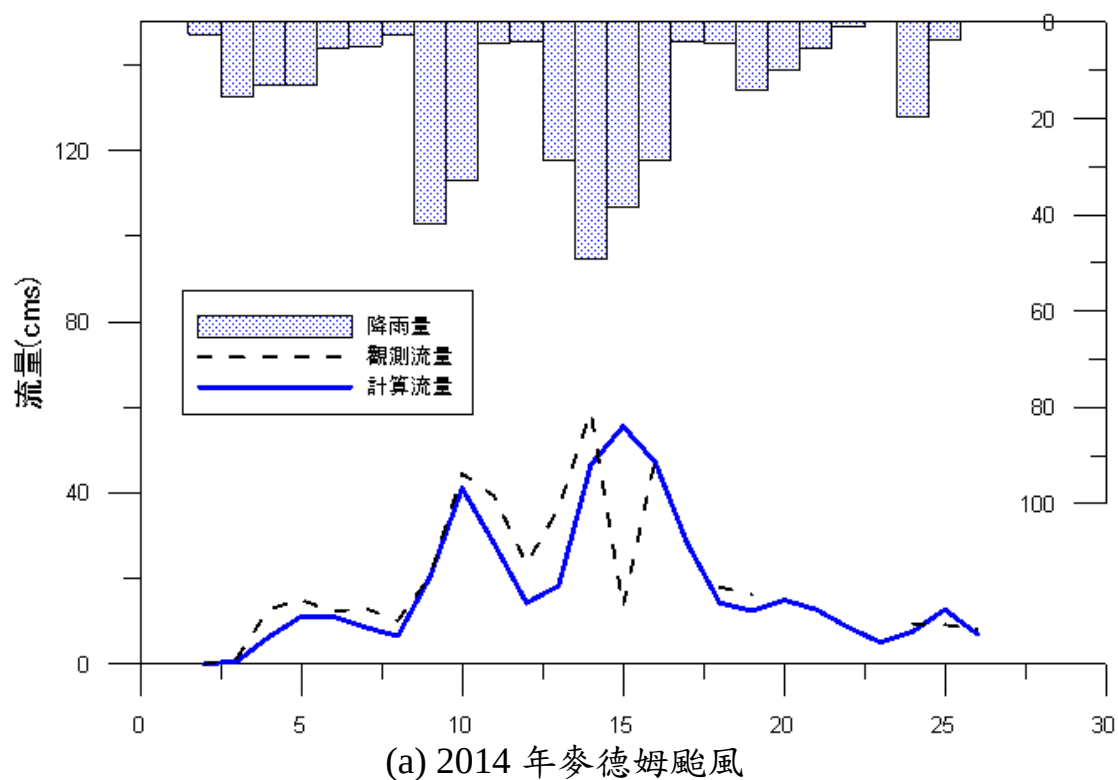
(a) 雨量觀測



(b) 水位及流速流量觀測

資料來源：成功大學地科系、成大防災研究中心

圖 1-3.9 崩坪坑集水區崩坪坑一號橋之現地觀測設備



資料來源：成功大學地科系、成大防災研究中心

圖 1-3.10 崩坪坑集水區崩坪坑一號橋近年颱風期間觀測實例

第二章 研究材料與方法

第一節 雷達影像應用研究回顧

Dabiri et. al. (2020) 等人使用 Sentinel-1 及 Sentinel-2 資料建置事件後數值高程模型 (Post-event Digital Elevation Models) 以進行評估崩塌量體，其以 2018/7/07 發生於冰島的 Hítardalur landslide 崩塌事件為例，藉由光學 (雲覆率小於 30%) 及合成孔徑雷達資料並考慮升軌、降軌、軌道及崩塌體積量等參數進行後處理製作。使用 InSAR 製作 DEM 的品質主要取決於垂直基線 (Perpendicular baseline)，當垂直基線太短會造成地形效應 (Topographic effects) 不夠突顯，當垂直基線太長會造成同調相 (Coherent phase) 有去相關 (Decorrelation) 出現。Dabiri et. al. (2020) 等人研究以垂直基線 130 到 160 公尺做為選取 Sentinel 資料建議區間值，分別選取兩幅升軌資料垂直基線 134 及 142 公尺、高程未定值 (Height Ambiguity) 115 及 110 公尺，一幅降軌資料垂直基線 159 公尺、高程未定值為 98 公尺，此三幅像對資料其時間基線皆為 6 天，使用開源工具 SNAP 及 GETASSE30 之海洋及地形資料產製 DEM，並以 ArcticDEM (空間解析度 2 米) 驗證所產製 DEM 品質及誤差，包含：最大值、最小值、平均值、標準差、RMSE、自相關、Moran's I 指標等檢測。

該研究以 Sentinel-1 像對資料分別判釋地形變動圖 (如堰塞湖、河道、崩塌、崩塌堆積區等特徵)、產製各時期事件後 DEM、各時期比對高程差異圖等，其結果如下圖 2-1.1~2-1.3 所示。以三時期產製 DEM 品質而言，其最小值皆出現低估現象，而升軌像對 2018/7/11 ~ 17 產製 DEM 有最小的 RMSE 值，但由於其 Moran's I 值為 0.92，可能存在較多離群值。在此三者所評估崩塌體積分別為 109、7 及 12 百萬立方米，升軌像對 2018/7/11 ~ 17 比對結果差異最大，而升軌像對 2018/8/5 ~ 11 及降軌像對 2019/7/4 ~ 10 比對結果差異較符合。

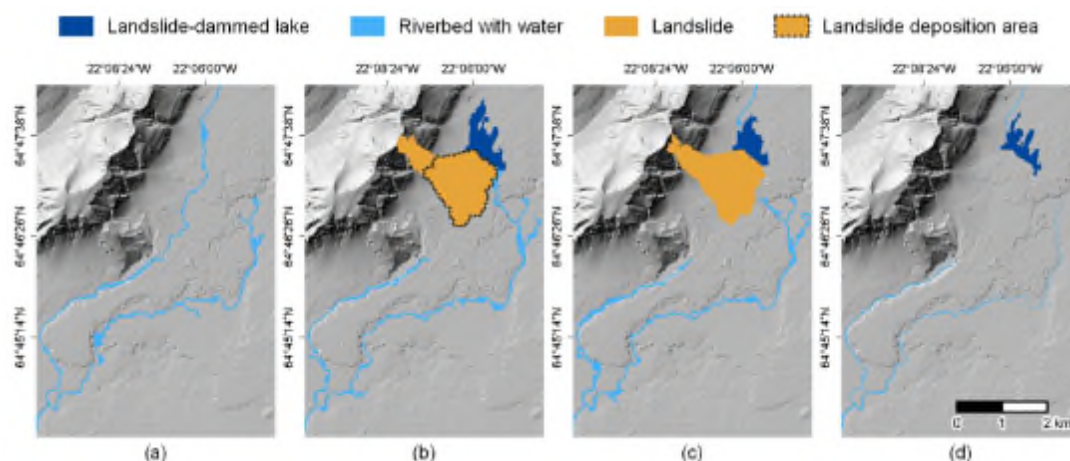


圖 2-1.1 以物件為基礎的地形變動映射圖 (a 災前河道；b 2018 年崩塌堆積區及堰塞湖；c 2019 年崩塌堆積區及堰塞湖；d 2019/9/24 參考圖)

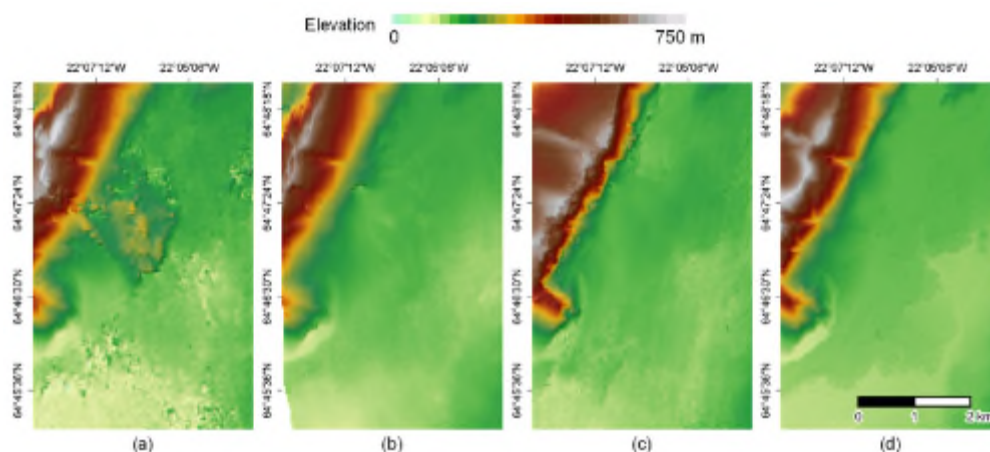


圖 2-1.2 Sentinel-1 像對產製不同時期事件後 DEM 圖 (a 升軌像對 2018/7/11 ~ 17；b 升軌像對 2018/8/5 ~ 11；c 降軌像對 2019/7/4 ~ 10；d ArcticDEM)

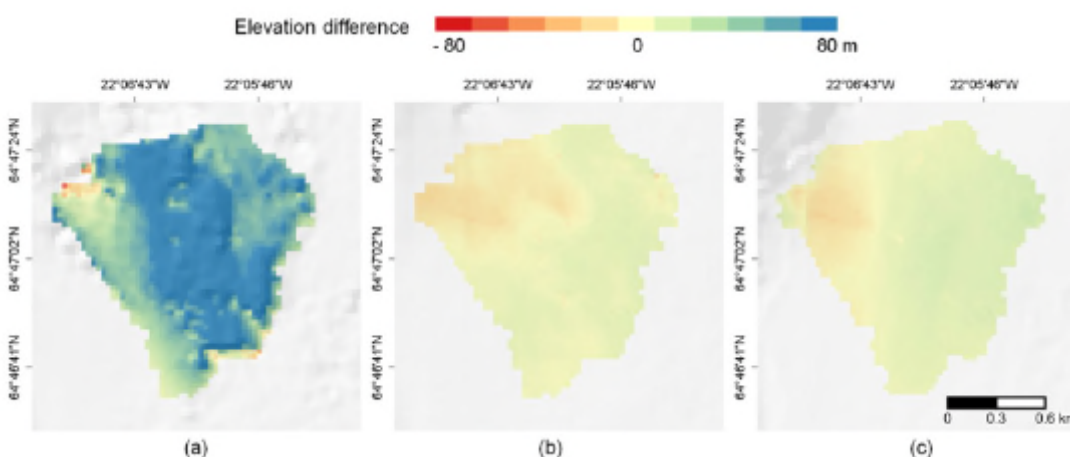


圖 2-1.3 Sentinel-1 DEMs 比對 ArcticDEM 高程差異圖 (a 升軌像對 2018/7/11 ~ 17 高程差異；b 升軌像對 2018/8/5 ~ 11 高程差異；c 降軌像對 2019/7/4 ~ 10 高程差異)

Kyriou and Nikolakopoulos (2019)則是使用 15 幅 Sentinel-1、4 幅 Sentinel-2 和 5 幅 Landsat-8 影像資料，以希臘 Aminteo 褐煤礦場進行崩塌地圖製作。崩塌事件發生於 2017/6/10，其崩塌冠部約 3 公里且總崩塌體約 25 百萬噸 (圖 2-1.4)。此研究使用主成份分析 (Principal Component Analysis, PCA)、獨立成份分析 (Independent Component Analysis, ICA)、自變偵測程序 (Automatic Change Detection Procedure) 等方式分析多光譜資料來製作崩塌地圖。以多期 Landsat-8 及 Sentinel-2 影像資料判別崩塌範圍，則是以 Sentinel-2 成果較好，另在 Sentinel-1 雷達資料計算之最大視距方向變形位移 (Line of sight displacement) 約 4.5 公尺，最高垂直方向變形位移約 1.73 公分 (圖 2-1.5)。雖然雷達影像判釋之地表地形變化量不如預期，但是在裂隙判釋成果與現場調查結果符合。

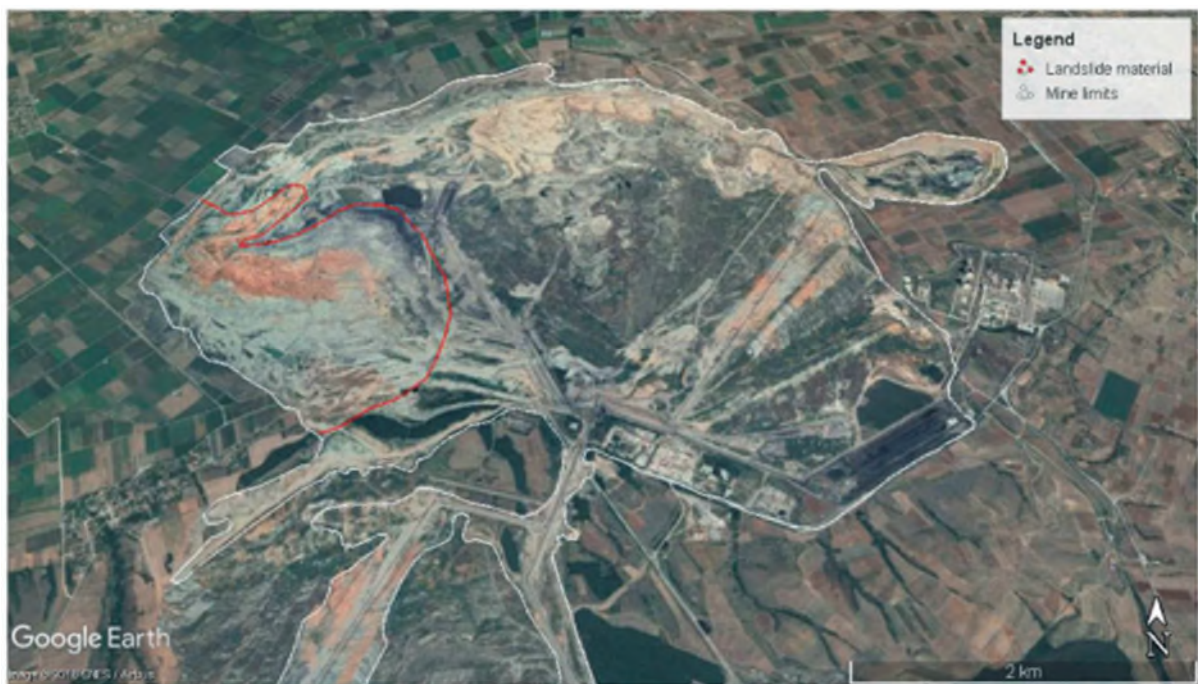


圖 2-1.4 希臘馬其頓 Aminteo 煤礦場崩塌後影像圖

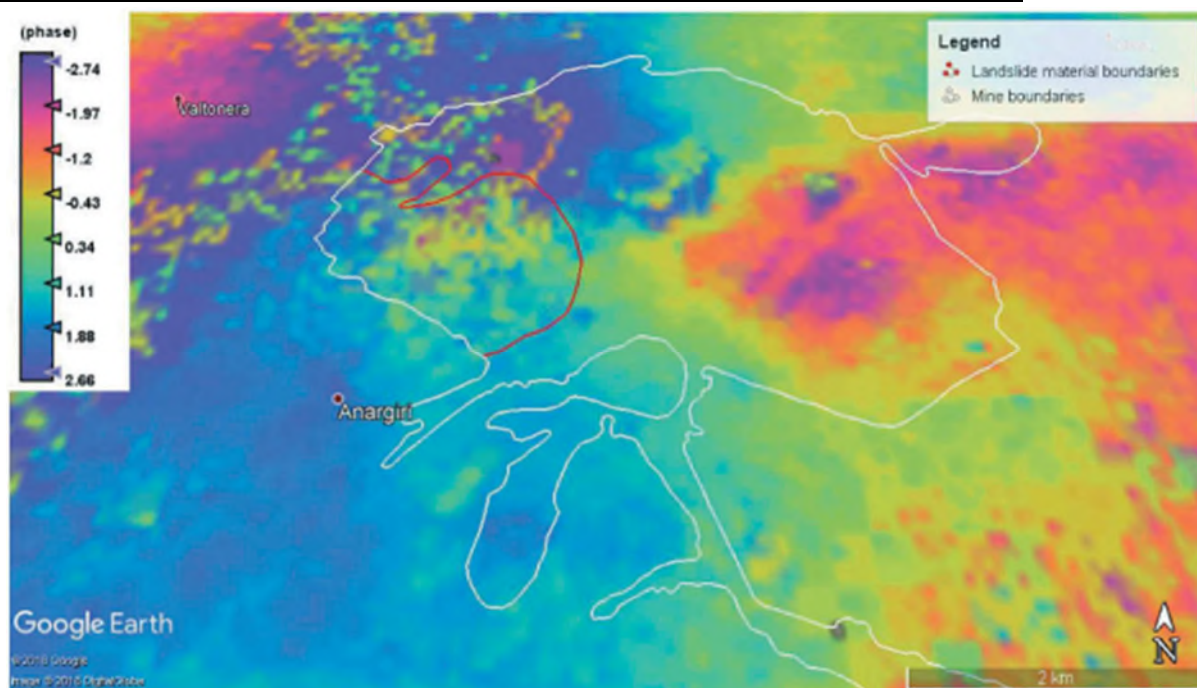


圖 2-1.5 希臘馬其頓 Aminteo 煤礦場崩塌後雷達影像干涉圖

Kyriou and Nikolakopoulos (2018) 利用 Sentinel-1 雷達影像判釋距希臘 Patras 城市南方 20 公里之 Moira 發生之崩塌事件，藉由現場調查之 GNSS (Global Navigation Satellite System) 及 UAV 資料進行比對，該崩塌發生於 2016/1/20，其規模約 300 公尺長及頭部寬度約 330 公尺，並造成土砂掩埋道路 170 公尺 (圖 2-1.6)。在其研究中指出，以干涉測量製作 DEM 的最佳垂直基線範圍在 150 至 300 公尺與 96 至 170 公尺間。

Kyriou and Nikolakopoulos (2018) 藉由 4 幅 Sentinel-1 像對資料產製崩塌後之干涉圖，如圖 2-1.7 所示。而後分別利用 15 幅 Sentinel-1 崩塌前與崩塌後影像資料分別進行干涉測量以產製 DSM，如圖 2-1.8 所示，其崩塌前後之高程差約在 5 至 30 公尺。依現調 GPS 量測資料和希臘國家地籍測繪機構(National Greek Cadastre and Mapping Agency)之 DSM 資料進行比對，其崩塌體高程差在負 14 公尺到 8 公尺間，與此相比，Sentinel-1 DSM 之崩塌前與後高程皆有高估情形出現。因此，雖然 Sentinel-1 DSM 可以清楚分辨地形高差位移 (relief displacement) 改變，但其產製 DSM 準確性可能不如預期。

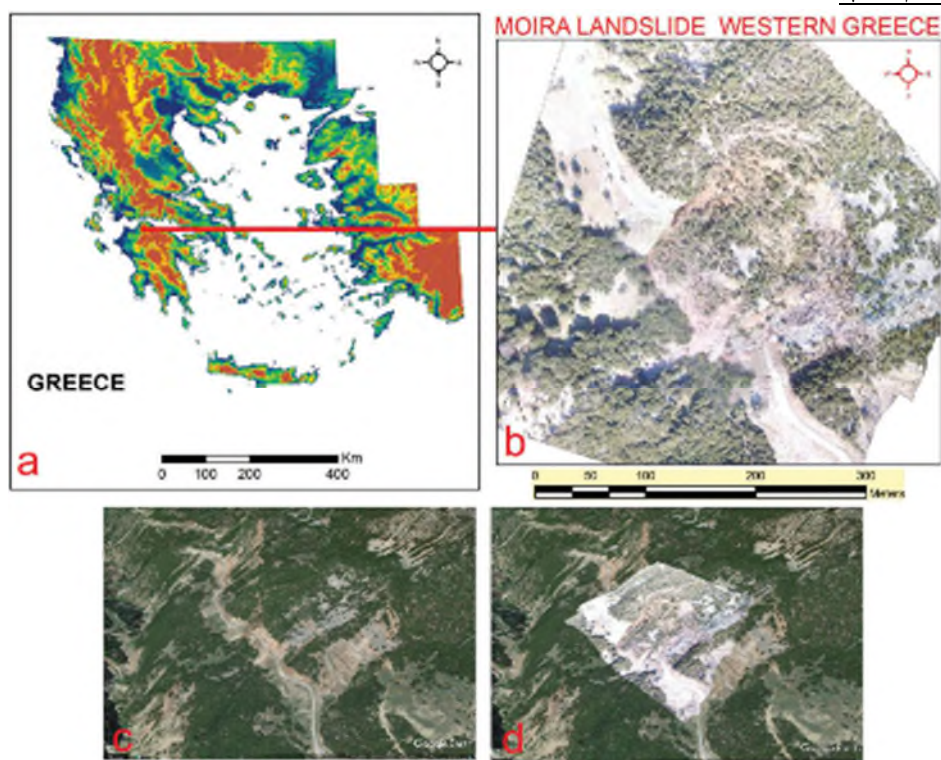


圖 2-1.6 Moira 崩塌研究區域 (a 研究區位置圖；b 崩塌正射影像；c 崩塌前 Google 影像；d 崩塌後 Google 影像)

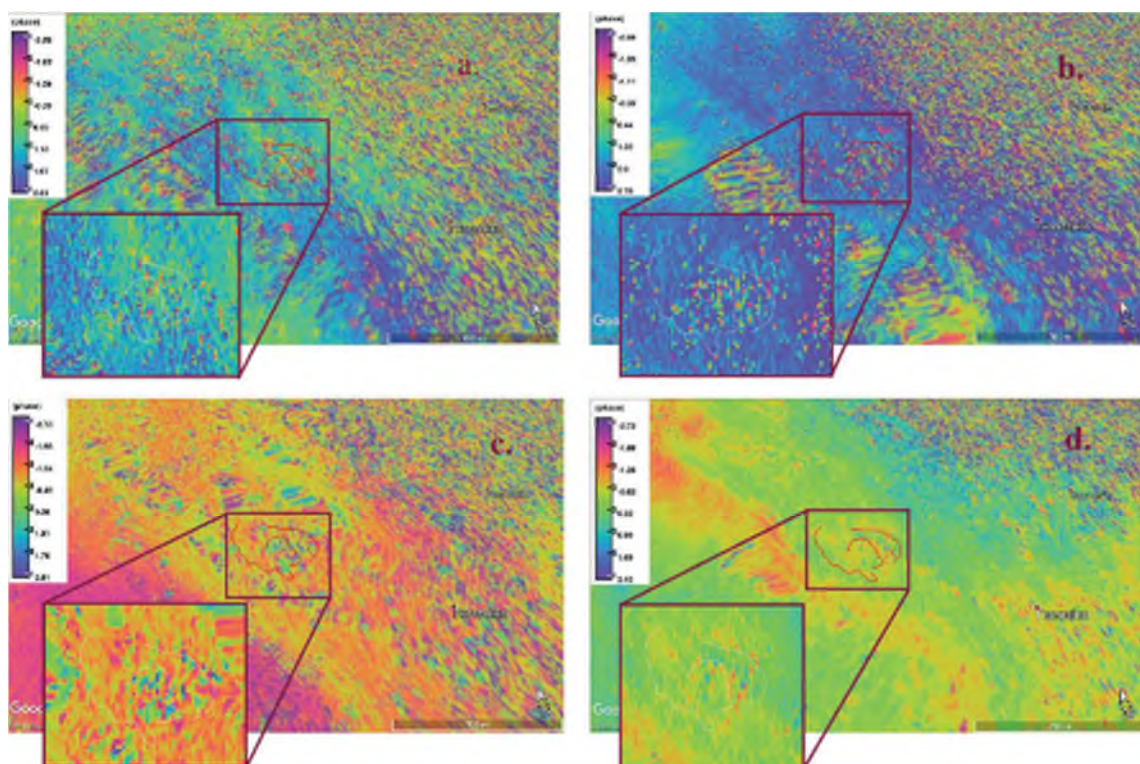


圖 2-1.7 研究區崩塌干涉圖 (a 升軌像對 2017/1/16 ~ 28 干涉圖；b 降軌像對 2017/1/16 ~ 28 干涉圖；c 降軌像對 2017/1/11 ~ 23 干涉圖；d 降軌像對 2017/1/17 ~ 29 干涉圖)

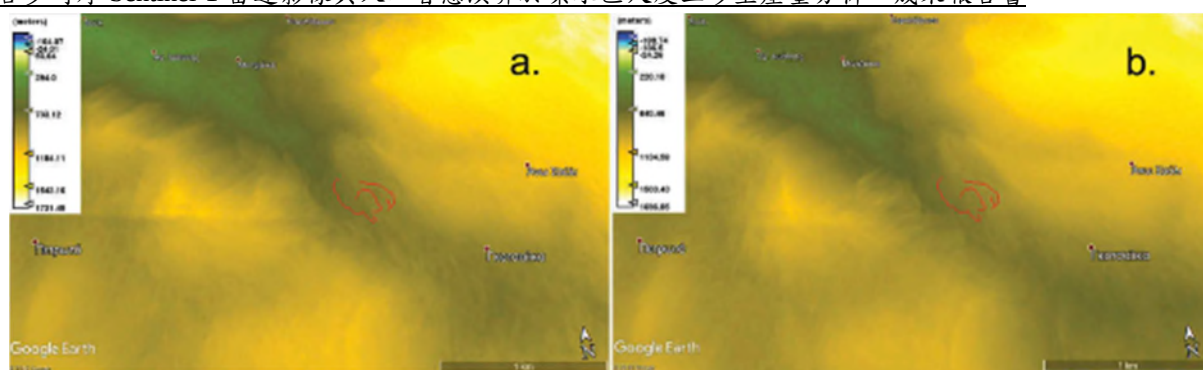


圖 2-1.8 研究區崩塌干涉測量 DSM 圖 (a 崩塌前；b 崩塌後)

Barra 等人(2016)使用 Sentinel-1 資料進行崩塌偵測、繪製、特徵等做為更新山崩目錄圖及監控崩塌活動。其研究範圍為義大利 Molise 地區 (如圖 2-1.9 所示)，其地表組成約 63%為農田及 35%為森林，該地區崩塌頻繁出現，主要類型為泥石流及複合土砂運動如圖 2-1.10 所示。

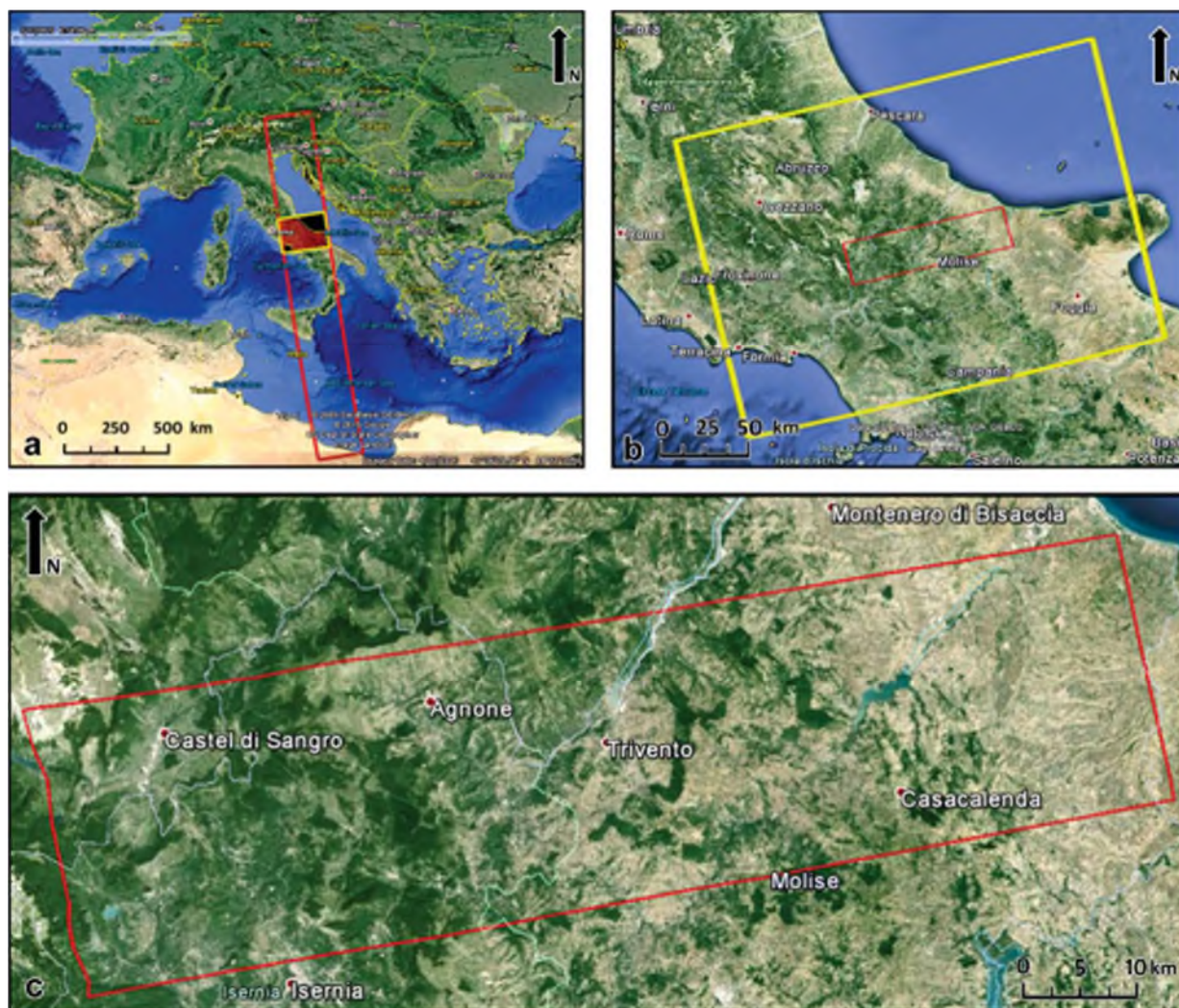


圖 2-1.9 研究區位置圖 (a Sentinel-1 條帶(紅框)及選擇範圍(黃框)；b 放大選擇範圍(黃框)；c 研究區域)

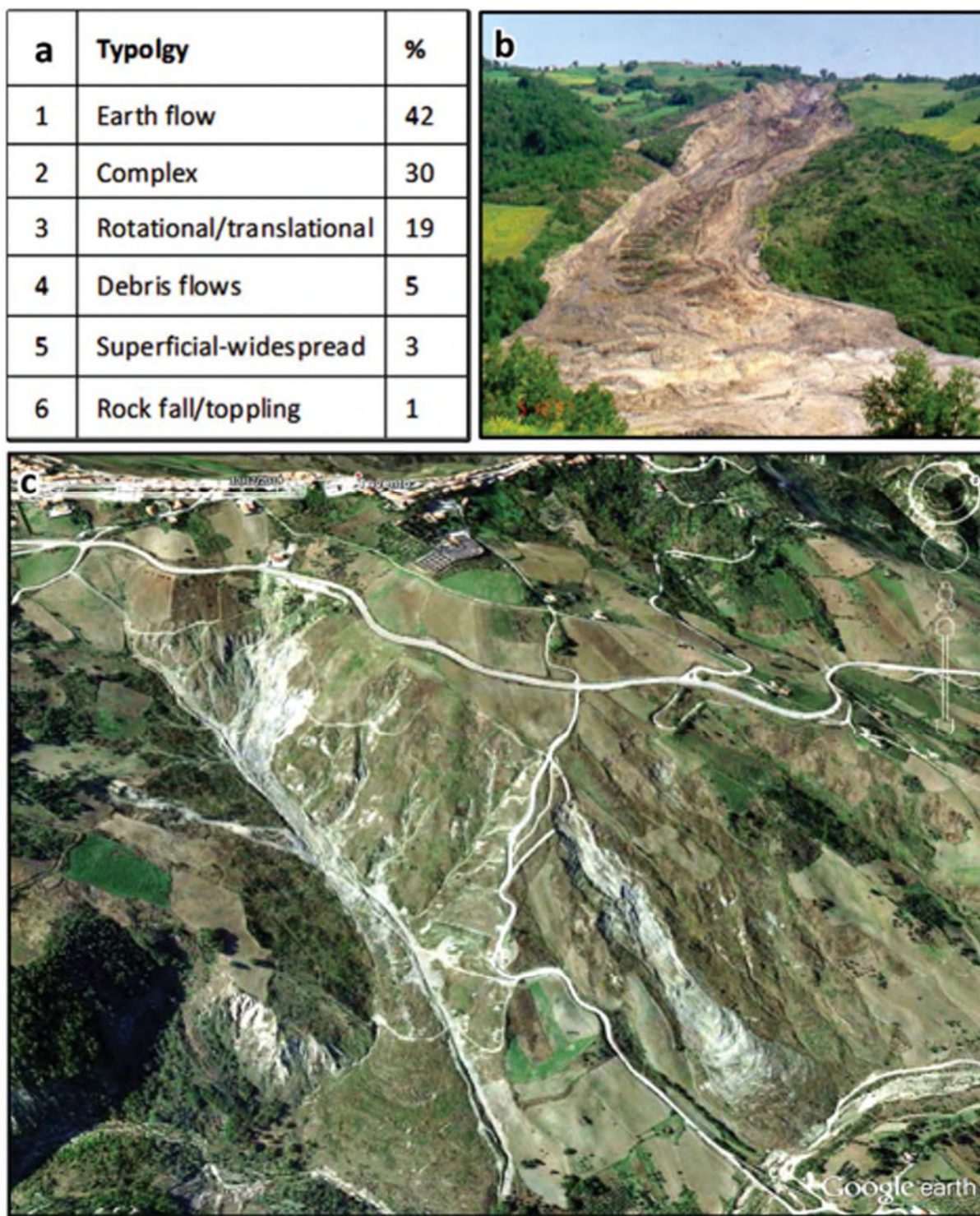


圖 2-1.10 研究區主要崩塌類型 (a 崩塌類型表; b Ripalimosani 崩塌; c Trivento 城市地區崩塌)

主要由 DInSAR 分析來量測地表變形及崩塌活動特徵 (包括干涉圖產製、空間分析、時間序列分析、空間-時間分析等步驟), 並利用多層疊圖 (Multilayer) GIS 分析 DInSAR、地質及地形等資料, 以檢驗量測地區之變形並更新山崩目錄。其使用雷達影像時間從 2014/11 月至 2015/3 月為止, 共計 14 幅影像進行分析, 共偵測到 62 處崩塌位置, 其中 13 處為新增、31 處為更新崩塌範圍變化、18 處為有崩塌活動跡象(如圖 2-1.11 所示)。以此研究結果而言, Sentinel-1 雷達影像資料有助於崩塌潛感分析, 使用長期 Sentinel-1 時間序列資料, 將有助於了解崩塌行為與觸發因子之關聯。

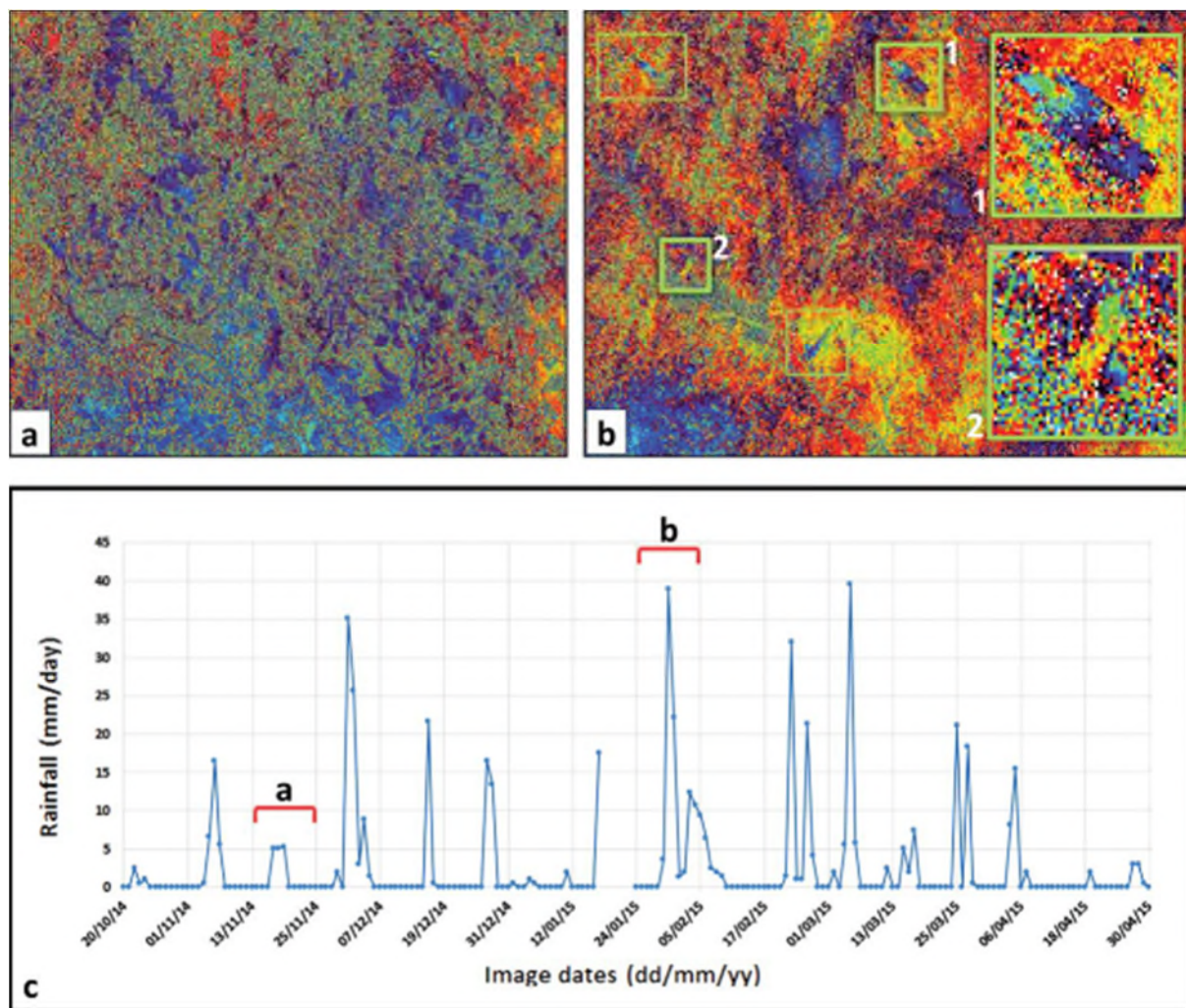


圖 2-1.11 研究區雷達影像干涉圖 (a 2015/1/24 ~ 2015/2/5 像對干涉圖；b 偵測潛在變形現像位置；c 分析事件期間降雨資料)

第二節 雷達影像產製數值地形之方法原理

本計畫以 TanDEM-X SAR 衛星為例說明數值地形產製之方法原理，TanDEM-X 是德國國家太空中心在 2010 年發射的 SAR 衛星，是 TerraSAR(2007 年發射)的姊妹衛星，採用了 HELIX 衛星運行方式並進行編隊飛行形成一個單軌雙天線系統對地球進行觀測從而得到三維地表數值高程模型。TerraSAR-X/TanDEM-X 衛星雷達系統透過由其中一顆衛星發射信號波，兩顆衛星同時接收回波訊號，透過分析相位差獲得地形訊息。此種 SAR 系統衛星所獲得的 SAR 影像對的時間基線幾乎為 0，能夠最大限度地克服大氣、時間去相關和軌道干涉相位的影響，利用干涉相位的解譯從而獲得精確的地形資訊，圖 2-2.1 所示為 TerraSAR-X/TanDEM-X 雷達系統的成像原理圖。

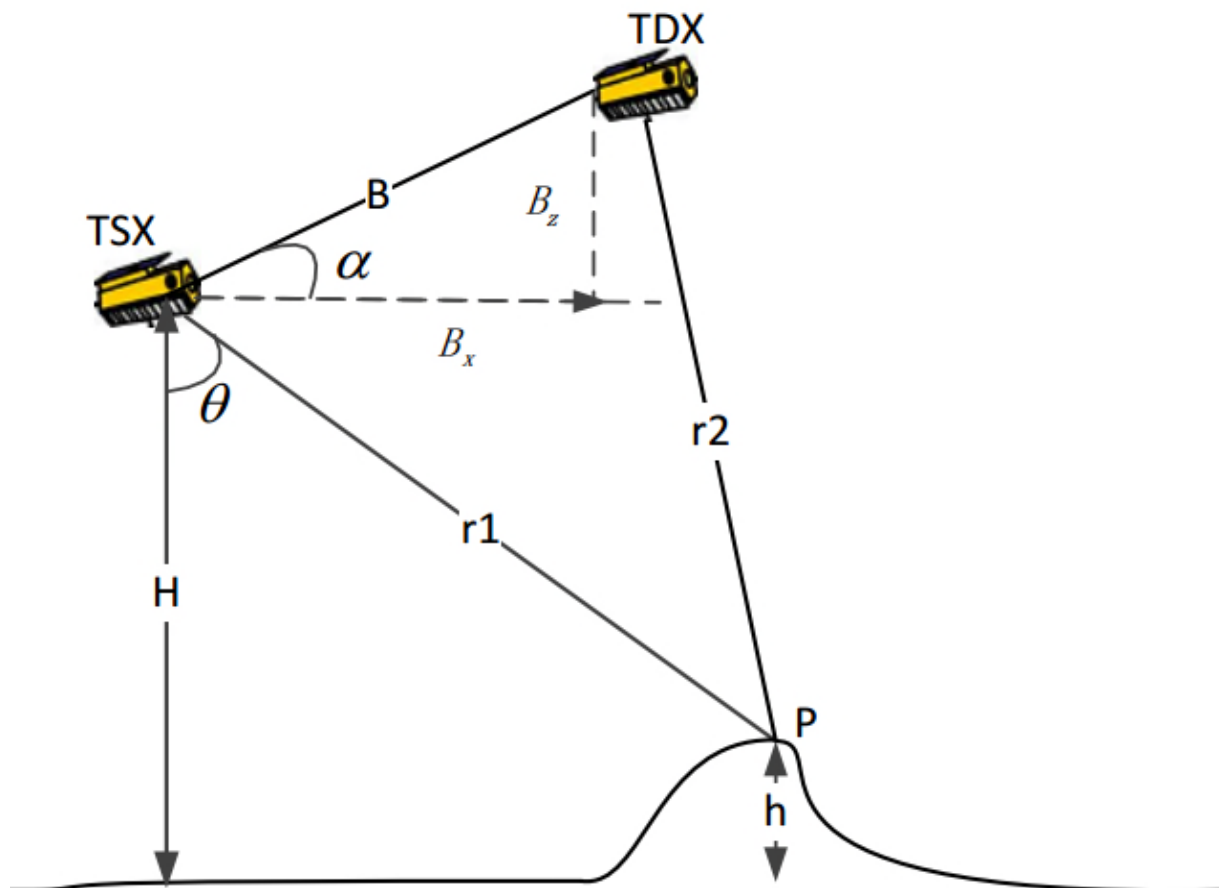


圖 2-2.1 TerraSAR-X/TanDEM-X 衛星系統成像原理

圖 2-2.1 中，TerraSAR-X/TanDEM-X 衛星系統對地面某點 P 進行觀測，定義 TSX 為 TerraSAR-X 衛星，TDX 為 TanDEM-X 衛星， P 點高程為 h ，衛星到地面高度為 H ，主影像入射角 θ ，兩顆衛星之間的基線長為 B ， B_x 和 B_z 分別為基線長之水平分量和垂直分量，基線 B 與水平方向夾角為 α ， r_1 和 r_2 分別為 P 點到感測器之間的距離，則其中的幾何關係可表示為：

$$h = H - r_1 \times \cos\theta \quad (1)$$

$$\phi = \frac{2K\pi}{\lambda} \Delta r = \frac{2\pi}{\lambda} (r_1 - r_2) \quad (2)$$

$$\sin(\theta - \alpha) = \frac{B^2 + r_1^2 - r_2^2}{2Br_1} \quad (3)$$

$$h = \frac{\lambda r_1 \phi \sin\theta}{2\pi B \cos(\alpha - \theta)} \quad (4)$$

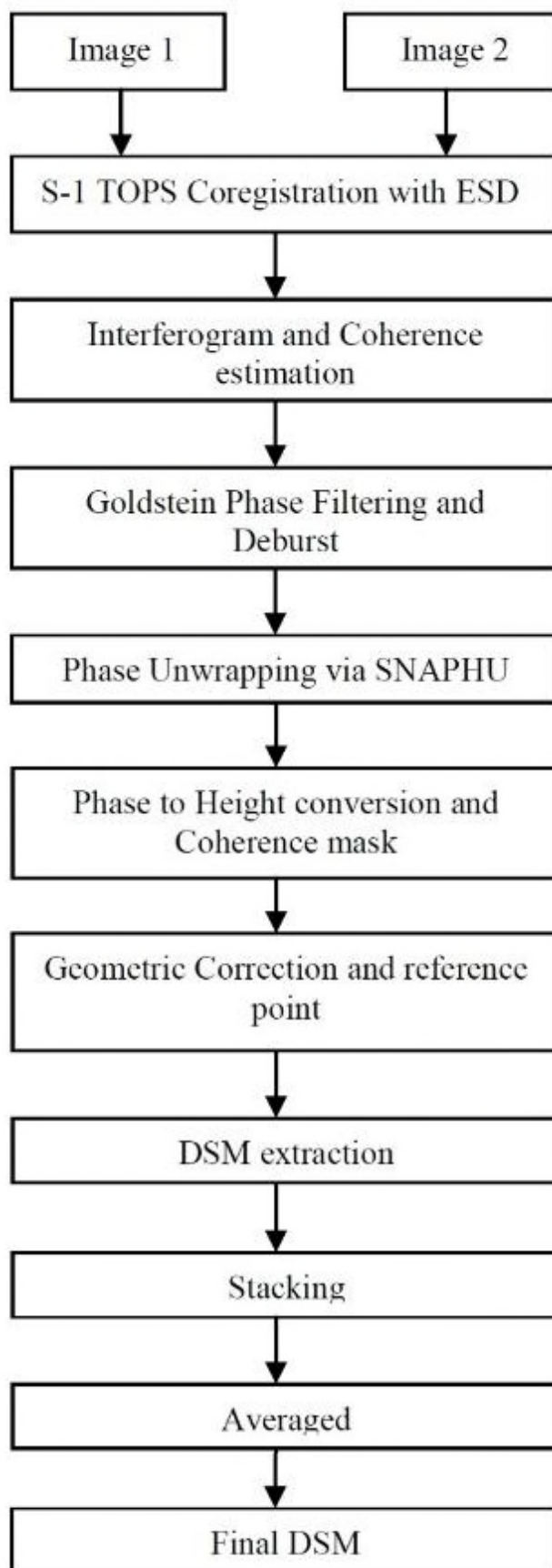
其中 λ 為波長。單一軌道 InSAR 產製數值高程模型的主要步驟包括：SAR 影像配準、生成干涉圖、基線估計、生成去平干涉圖和相干圖、干涉圖濾波、相位解纏、基線精化、生成 DEM 和地理編碼等程序。

本計畫採用歐洲太空總署開發之 Sentinel-1 雷達影像處理軟體 SNAP 產製多時序數值地形，SNAP 軟體簡介將複雜的開源碼處理流程，透過圖形化介面提供操作使用，總共分成三種不同的工具，分別為 Sentinel-1 工具箱、Sentinel-2 工具箱、Sentinel-3 工具箱。主要利用其中的 Sentinel-1 工具箱來處理 SAR 影像，針對原始檔案進行讀取、處理、顯示、分析的應用程式，功能中包含糾正、雜訊濾除、套合、正射處理、數據轉換、極化處理、產製數值地表模型等，產製說明與流程(圖 2-2.2)如下述：

(一) S-1 TOPS Coregistration with ESD (圖 2-2.3)：利用增強型多光譜 (Enhanced Spectral Diversity)，進行 Sentinel-1 影像方位角偏移估計。

(二) Interferogram and Coherence estimation (圖 2-2.4)：產出干涉圖與進行頻率同調性估算。

- (三) Goldstein Phase Filtering and Deburst (圖 2-2.5 與圖 2-2.6)：Goldstein 相位濾波，是為了有效利用多時序 InSAR 的時間維度訊息，確保濾波內相元的同值性，進行干涉加權計算相位濾波的方法。
- (四) Phase Unwrapping via SNAPHU (圖 2-2.7)：利用 SNAP 內安裝之 SNAPHU 模組套件，進行相位解纏。
- (五) Phase to Height conversion and Coherence mask：相位高程轉換干涉遮罩。
- (六) Geometric Correction and reference point：參考 EPSG 編號進行座標轉換，並藉由收集之 GPS 數據中，取得已知的控制點高程，針對雷達資料進行數值轉換與校正。
- (七) 最終成果：將兩期校正完成之雷達資料輸出為 DSM，透過堆疊升軌與降軌的數值模型成果，進行融合取得最終 DSM (圖 2-2.8)。



資料來源：Letsios, V. et al., 2019.

圖 2-2.2 Sentinel-1 雷達影像產製數值地表模型作業流程

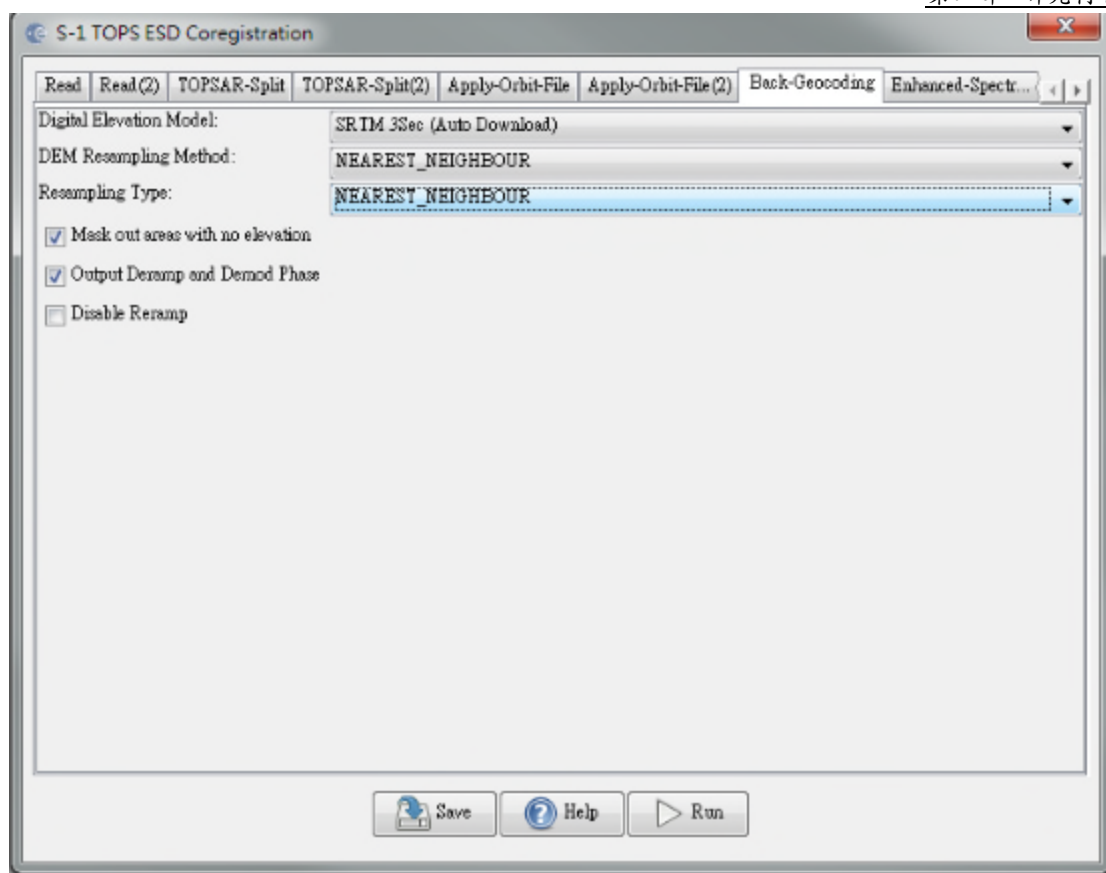


圖 2-2.3 S-1 TOPS Coregistration with ESD 產製作業

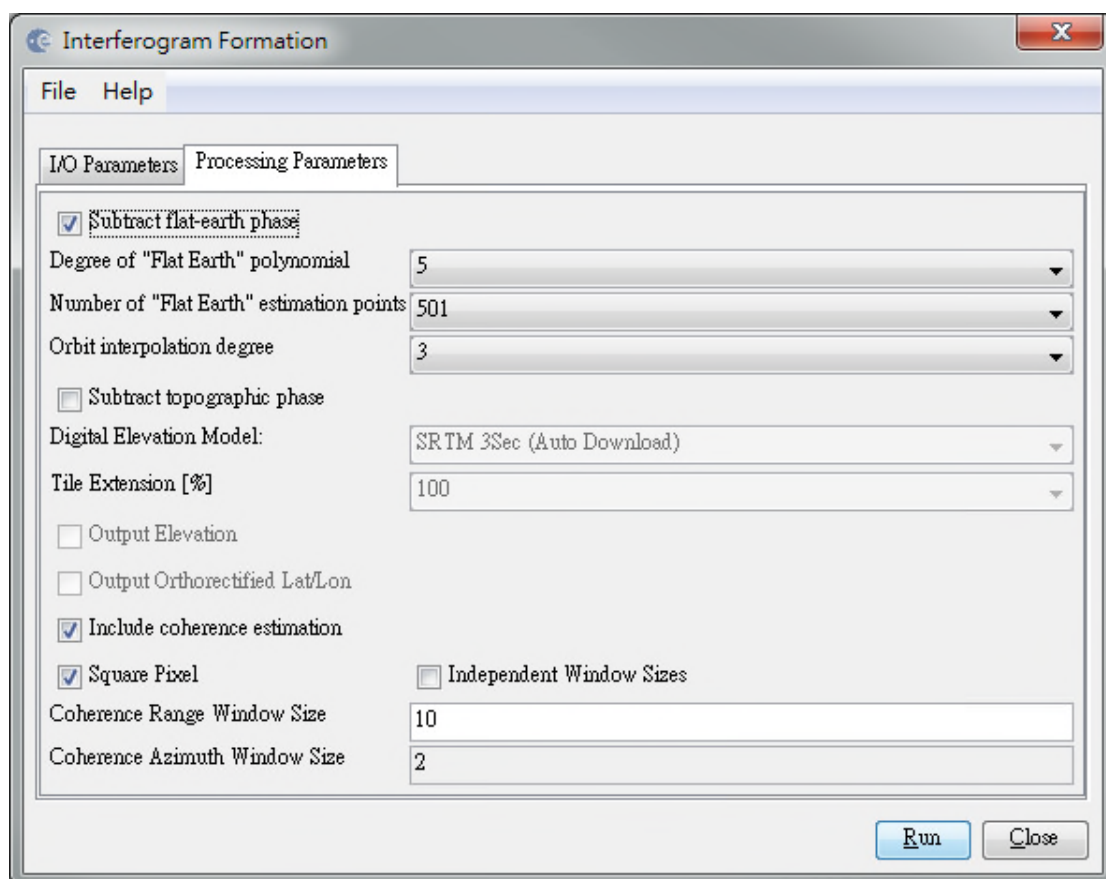


圖 2-2.4 Interferogram 產製作業

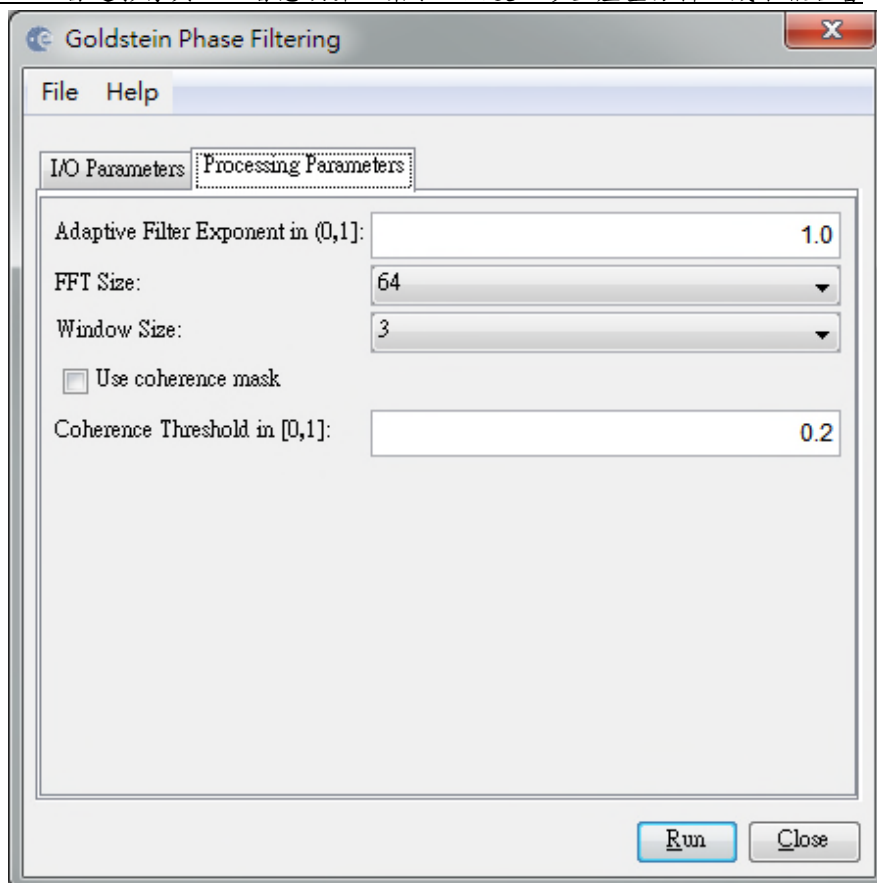


圖 2-2.5 Goldstein Phase Filtering 產製作業

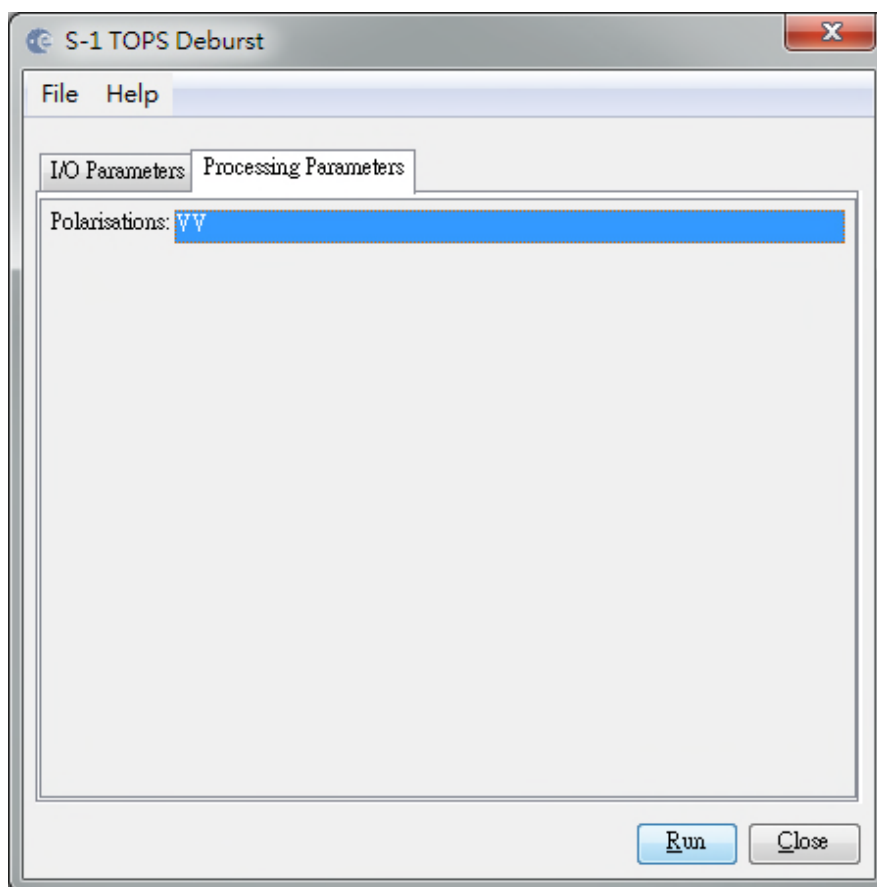


圖 2-2.6 Deburst 產製作業

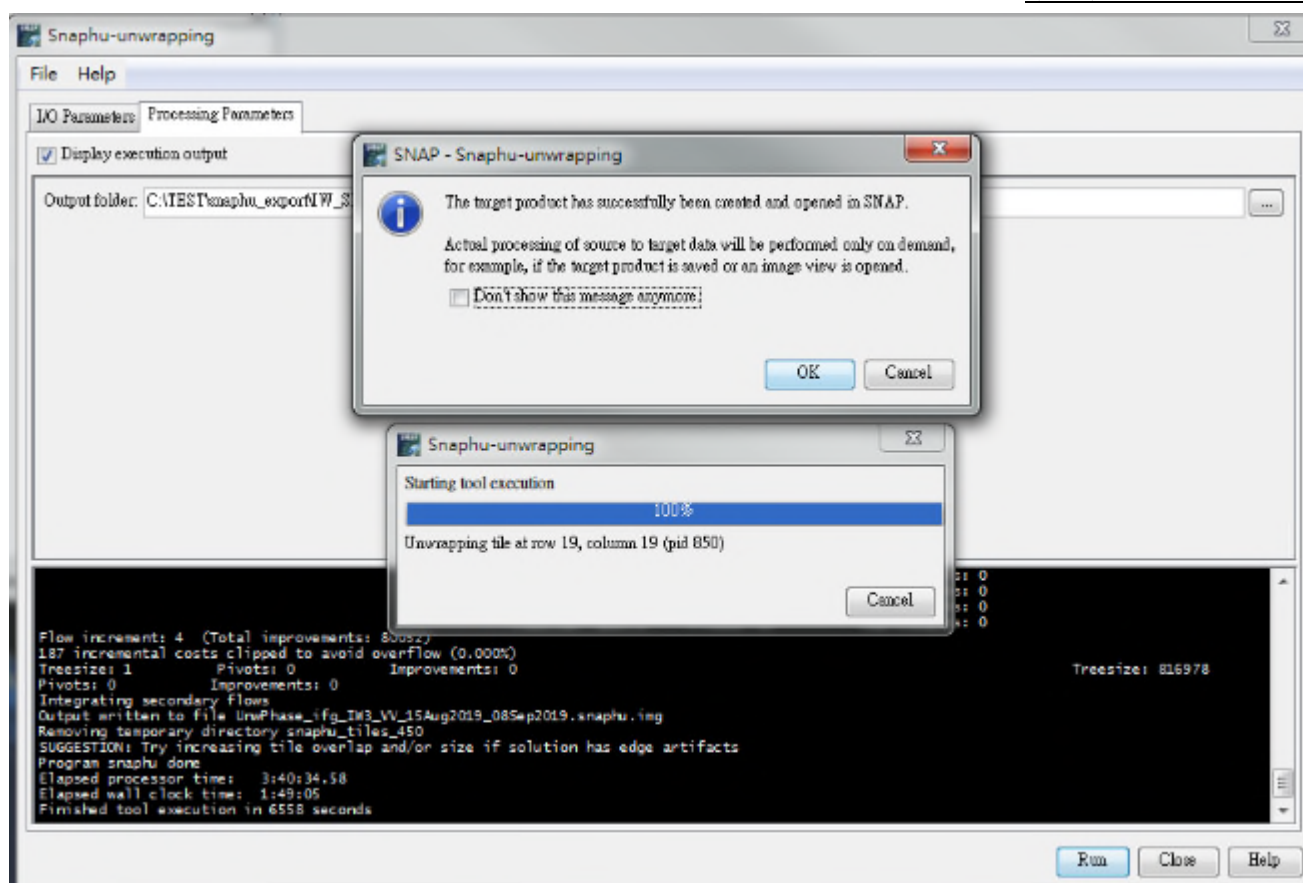


圖 2-2.7 Phase Unwrapping via SNAPHU 產製作業

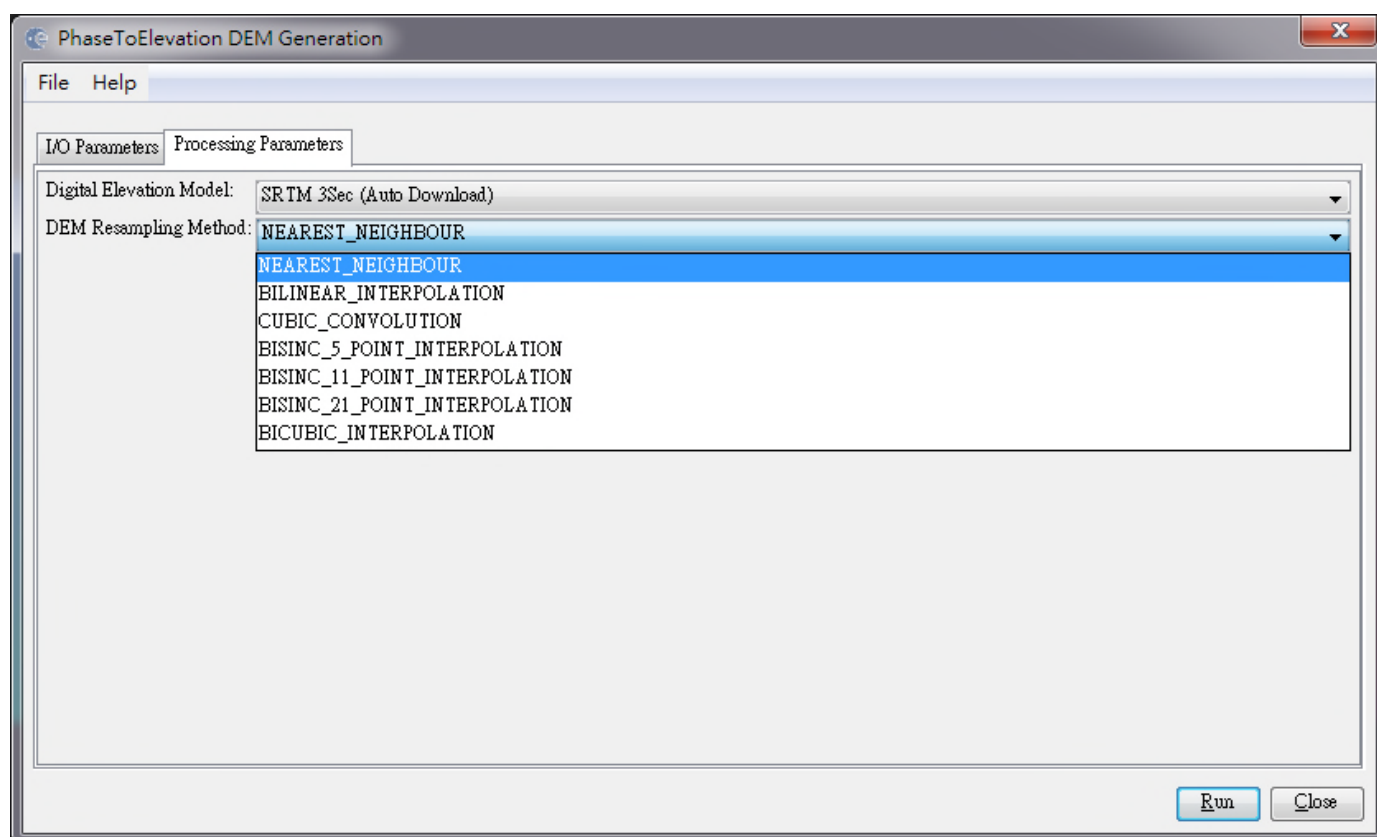
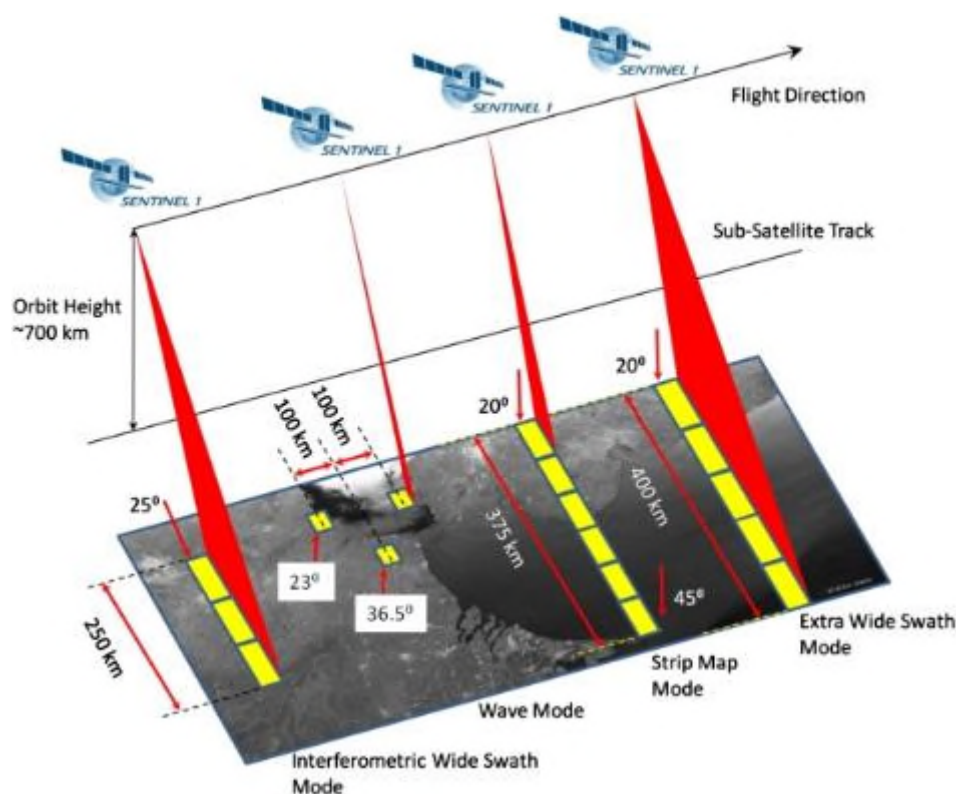


圖 2-2.8 Phase To Elevation 產製作業

第三節 基本資料蒐集分析

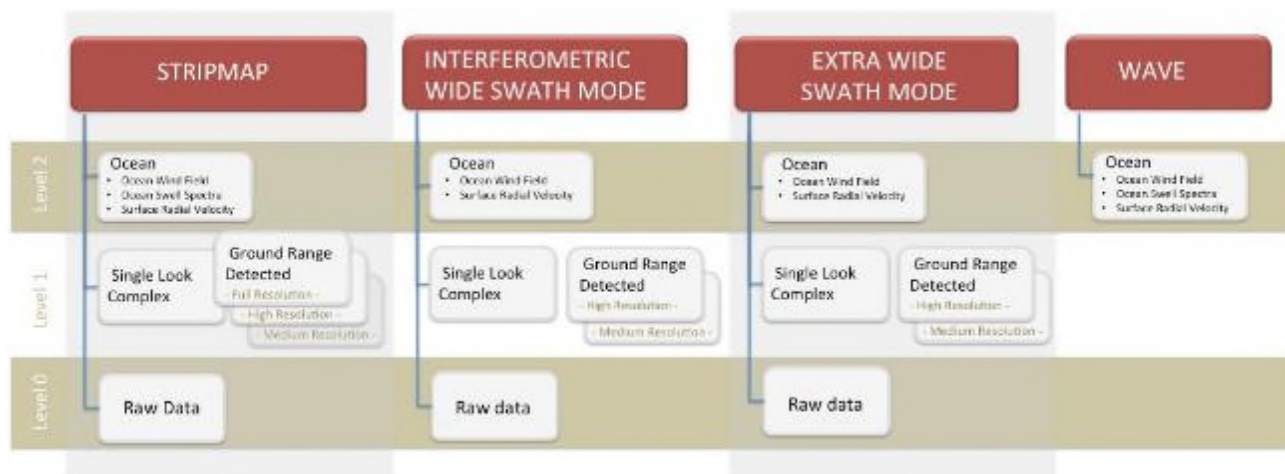
基本資料蒐集項目主要包含多時序雷達衛星影像、高精度數值地形及遙測光學影像，其中多時序雷達衛星影像本計畫擬採用免付費之哨兵一號(Sentinel-1)雷達衛星影像，Sentinel-1 雷達衛星為歐洲太空總署哥白尼計畫(Copernicus Programme)，又稱全球環境與安全監測計畫(Global Monitoring for Environment and Security, GMES)發射之地球觀測衛星，由兩顆衛星 (Sentinel-1a 與 1b)組成，並配有 C 波段合成孔徑雷達(SAR)，於 2014 年 2 月與 4 月順利發射升空，預計可運作 12 年至 2026 年。Sentinel-1 是軌道高度為 693 公里的太陽同步衛星，單顆軌道重返週期為 12 天，兩顆衛星迴歸週期為 6 天，衛星上所載之 SAR 感測系統的觀入射角度由 20° 變化至 47° ，觀測模式分為 Strip Map Mode (SM)、Interferometric Wide Swath Mode (IW)、Extra Wide Swath Mode (EW)與 Wave mode，如圖 2-3.1。



資料來源：<https://sentinel.esa.int/web/sentinel/missions/sentinel-1/instrument-payload>

圖 2-3.1 Sentinel-1 衛星觀測模式

雷達波為 C 波段，波長為 5.6 公分，空間解析度分別為 $5 \times 5\text{m}$ 、 $5 \times 20\text{m}$ 、 $25 \times 100\text{m}$ 與 $5 \times 20\text{m}$ ，像幅寬度從 80 到 400 公里。Sentinel-1 衛星影像，可提供連續圖像(白天、夜晚和各種天氣)。應用為監測地表運動、勘查地表如森林、水源和土壤等。Sentinel-1 任務，C 波段 SAR 儀器支持單極化(HH 或 VV)和雙極化(HH + HV 或 VV + VH)的操作，通過一條發射鏈(可切換到 H 或 V)和兩條並行接收鏈實現水平和垂直極化。SM、IW 和 EW 掃描模式產品有單極化(HH 或 VV)或雙極化(HH + HV 或 VV + VH)波段，而 WV 掃描模式僅只有單極化(HH 或 VV)波段。IW 觀測模式是陸地上的主要採集模式，可滿足大多數服務需求，WV 觀測模式在海洋上連續運行。EW 觀測模式主要用於廣域沿海監視，包括船舶交通，漏油和海冰監視。SM 觀測模式僅用於小島，並應特殊事件(例如緊急情況管理)的要求使用。對於每種觀測模式，將可以生產 SAR Level-0，Level-1 SLC，Level-1 GRD 和 Level-2 OCN 的產品。SAR Level-0 產品由壓縮且不集中的 SAR 原始數據組成。0 級產品是生產所有其他高級產品的基礎。每種模式都可能生成 1 級 SLC，1 級 GRD 和 2 級海洋產品(圖 2-3.2)。



資料來源：<https://sentinel.esa.int/web/sentinel/missions/sentinel-1/data-products>

圖 2-3.2 Sentinel-1 產品種類與等級區分

臺灣地區只提供 VV 和 VH 極化的資料，拍攝歷程起於 2014 年的 10 月底至今，再訪週期為 6 ~ 12 天。臺灣地區 Sentinel-1 衛星拍攝軌道方向如圖 2-3.3 所示，分別為軌道 69 與軌道 105 影像。有別於其他 SAR 衛星影像是商業化付費資料，Sentinel 衛星影像為開放性資料可以於歐洲太空總署網站提供使用者免

費下載取得，歐洲太空總署也開發及提供 Sentinel-1 雷達影像處理的軟體 SNAP (Sentinel Application Platform)，推廣雷達影像的處理與應用。

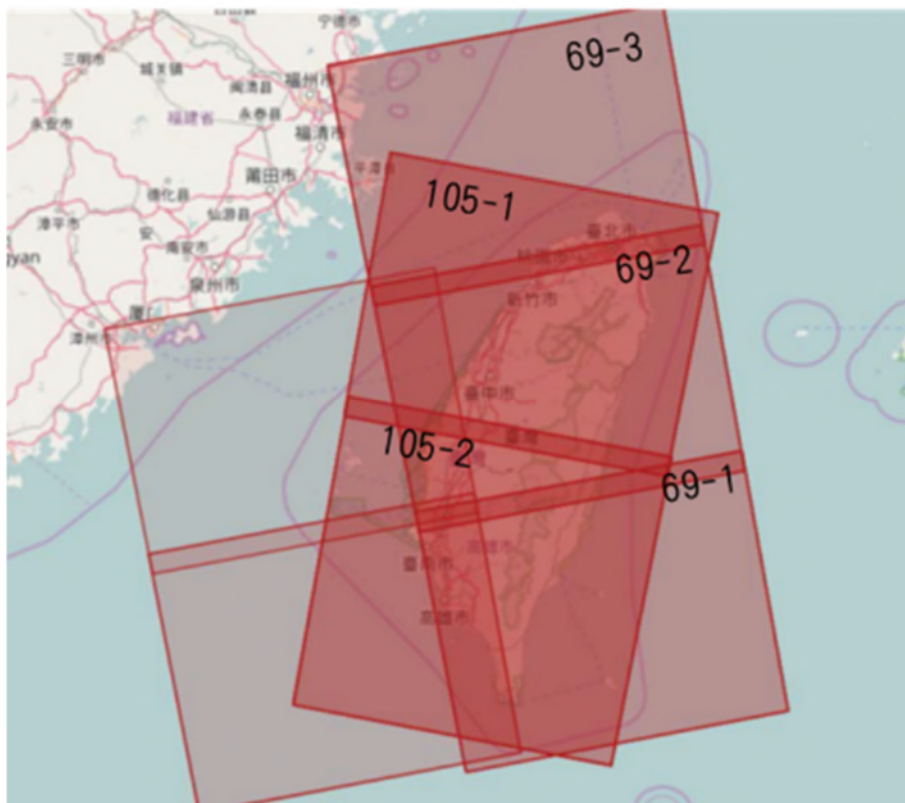


圖 2-3.3 歐洲 Sentinel-1 衛星飛越台灣之軌道方向

近年研究區域之遙測正射影像(衛星影像、航空照片)整理如表 2-3.1，其中內政部地政司衛星測量中心管制之高精度 LiDAR 數值地形 2 期(圖 2-3.4)，農林航空測量所產製之航空照片正射影像 7 期，ADS 航空攝影紀錄檔 4 期，DMC 航空攝影紀錄檔 8 期，以及無人載具空拍影像 3 期。

本研究建置之數值地形資料庫成果分述如下：(1)2014 年 DMC 數位航照產製之 2m 解析度數值地表模型 DSM(圖 2-3.5 與圖 2-3.6)。(2)2015 年 12 月 DMC 數位航照產製之 2m 解析度數值地表模型 DSM(圖 2-3.7 與圖 2-3.8)。(3)2017 年 UAV 航拍影像產製之 0.18m 解析度數值地表模型 DSM(圖 2-3.9 與圖 2-3.10)。(4)2018 年 01 月~03 月 DMC 數位航照產製之 2m 解析度數值地表模型 DSM(圖 2-3.11 與圖 2-3.12)。(5)2018 年 UAV 航拍影像產製之 0.2m 解析度數值地表模型 DSM(圖 2-3.13 與圖 2-3.14)。(6)2020 年 11 月 DMC 數位航照產製之 2m 解析度數值地表模型 DSM(圖 2-3.15 與圖 2-3.16)。(7)2021 年 9 月 UAV 航拍影像產製

之 0.18m 解析度數值地表模型 DSM(圖 2-3.17 與圖 2-3.18)。結合內政部 1m 解析度 LiDAR 光達 DEM/DSM 資料，建立研究區域 13 期多時序之高精度數值地形資料庫。作為後續評估檢核 Sentinel-1 雷達衛星影像產製數值地形品質，以及評估檢核多時序雷達衛星影像產製數值地形比對獲得坡面土砂生產量合理性之依據，同時後續可作為坡面崩塌土砂生產精進評估模式建立及檢核驗證之依據。

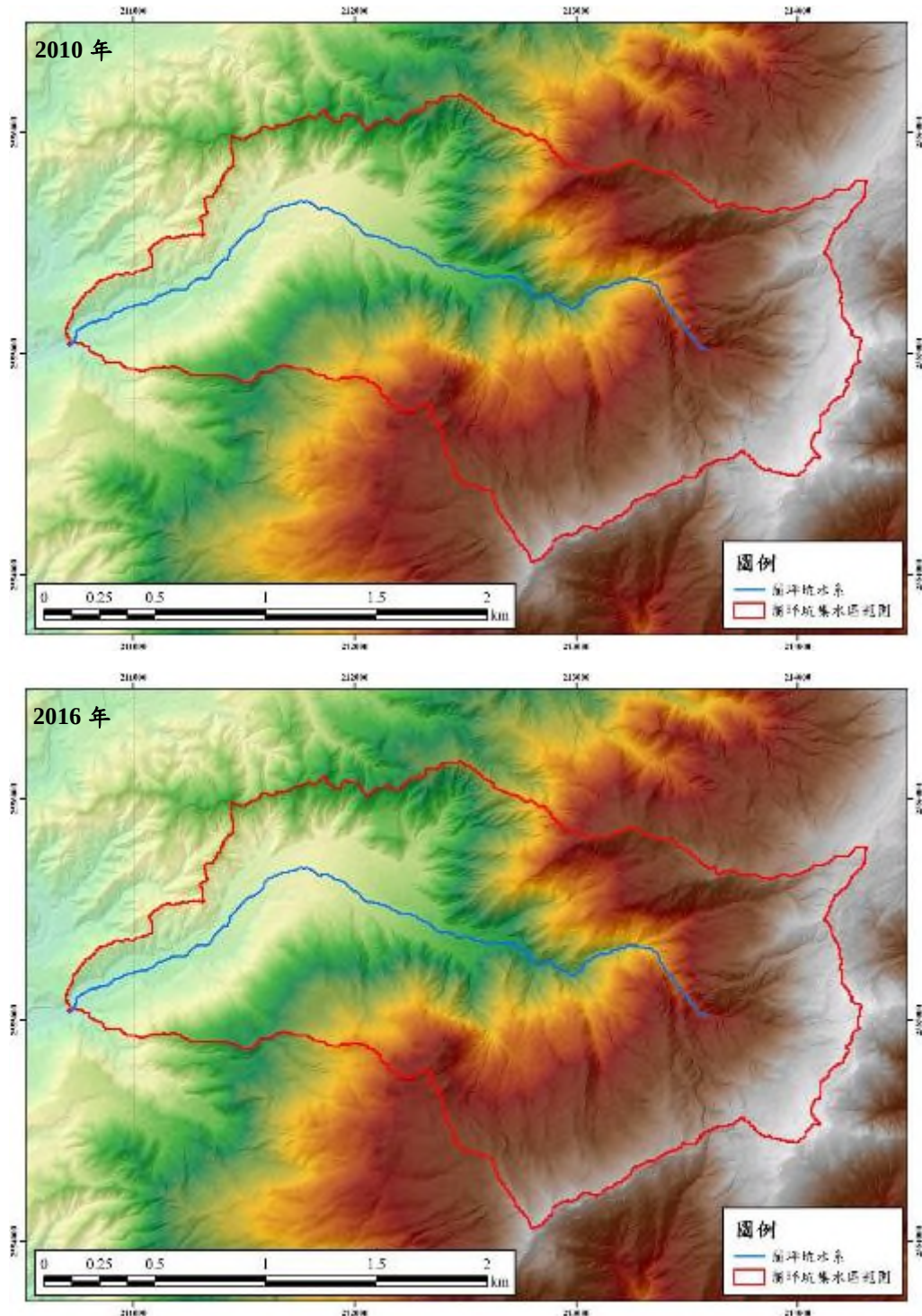


圖 2-3.4 崩坪坑 2010 與 2016 年內政部 LiDAR 數值地表模型

表 2-3.1 研究區域崩坪坑集水區近年之遙測影像及數值地形資料列表

影像種類	影像來源	影像時間	備註
航空照片	農林航測所	2007/02	正射影像
航空照片	農林航測所	2008/08	正射影像
航空照片	農林航測所	2009/10	正射影像
航空照片	農林航測所	2010/03	正射影像
航空攝影紀錄檔 ADS	農林航測所	2009/08/13	原始資料
LiDAR	內政部地政司 衛星測量中心	2010	1m DEM/DSM (申請使用)
航空攝影紀錄檔 ADS	農林航測所	2010/03/06	原始資料與正射影像
航空攝影紀錄檔 ADS	農林航測所	2013/08/03	原始資料
航空攝影紀錄檔 DMC	農林航測所	2014/02/23	自行產製
		2015/05/09	2m 網格 DSM、Ortho
航空照片	農林航測所	2015/05/09	正射影像
航空攝影紀錄檔 DMC	農林航測所	2015/12/19	自行產製 2m 網格 DSM、Ortho
LiDAR	內政部地政司 衛星測量中心	2016	1m DEM/DSM (申請使用)
無人載具空拍影像	水保局台南分局	2017/04	0.18m 網格 DSM、 Ortho
航空攝影紀錄檔 DMC	農林航測所	2018/01/26	自行產製
		2018/03/25	2m 網格 DSM、Ortho
航空照片	農林航測所	2018/03	正射影像
無人載具空拍影像	水保局台南分局	2018/10	0.20m 網格 DSM、 Ortho
航空攝影紀錄檔 ADS	農林航測所	2018/11/05	原始資料
新版臺灣本島 20 公尺網格 DTM 資料	內政部地政司	2019 新版	全台 20m DEM
航空攝影紀錄檔 DMC	農林航測所	2019/03/18	自行產製
		2019/04/23	2m 網格 DSM、Ortho
航空攝影紀錄檔 DMC	農林航測所	2019/03/30	自行產製
		2019/04/23	2m 網格 DSM、Ortho
航空照片	農林航測所	2019/11	正射影像
航空攝影紀錄檔 DMC	農林航測所	2020/07/10	自行產製
		2020/08/27	2m 網格 DSM、Ortho
航空攝影紀錄檔 DMC	農林航測所	2020/08/15	自行產製
		2020/08/27	2m 網格 DSM、Ortho
航空攝影紀錄檔 DMC	農林航測所	2020/11/19	自行產製
		2021/01/02	2m 網格 DSM、Ortho
無人載具空拍影像	水土保持局	2021/09/04	0.18m 網格 DSM、 Ortho

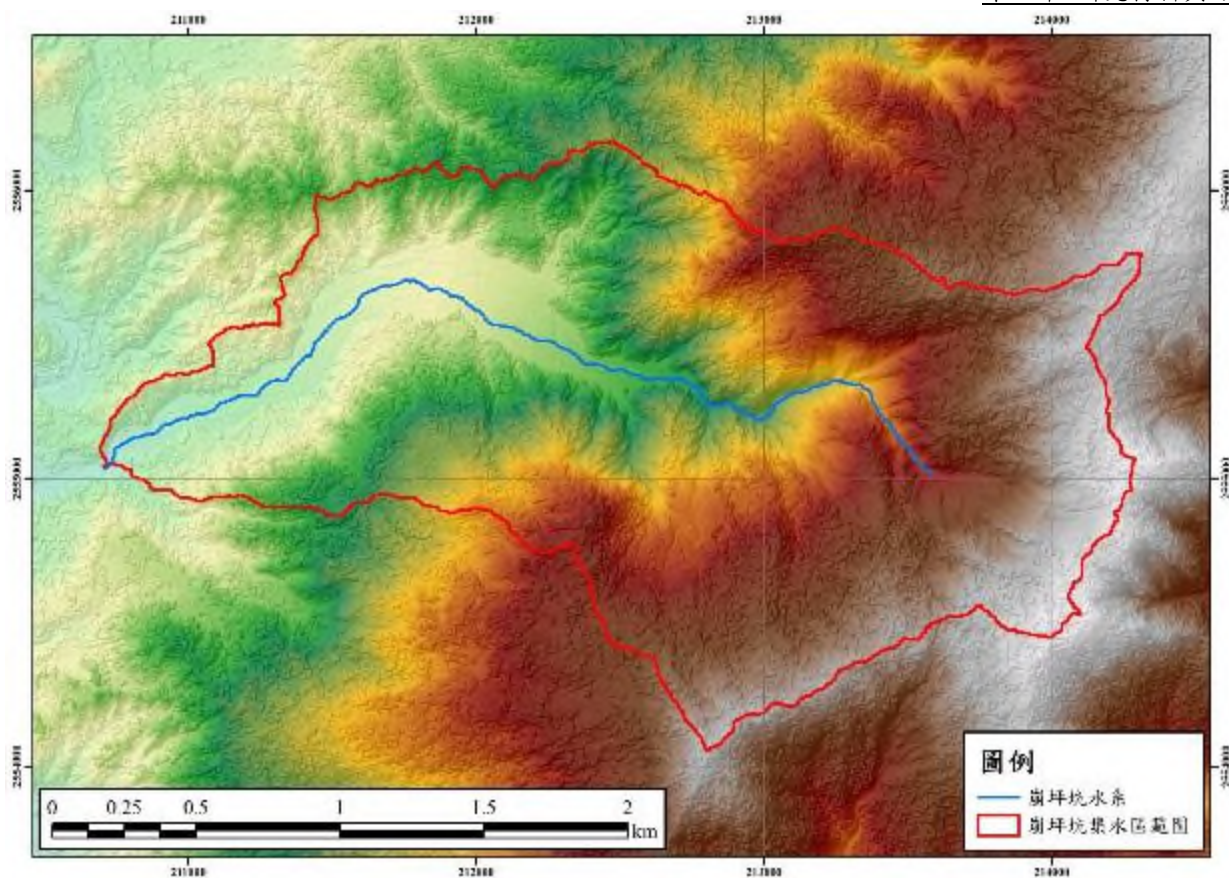


圖 2-3.5 崩坪坑 2014 年 DMC 航照產製數值地表模型

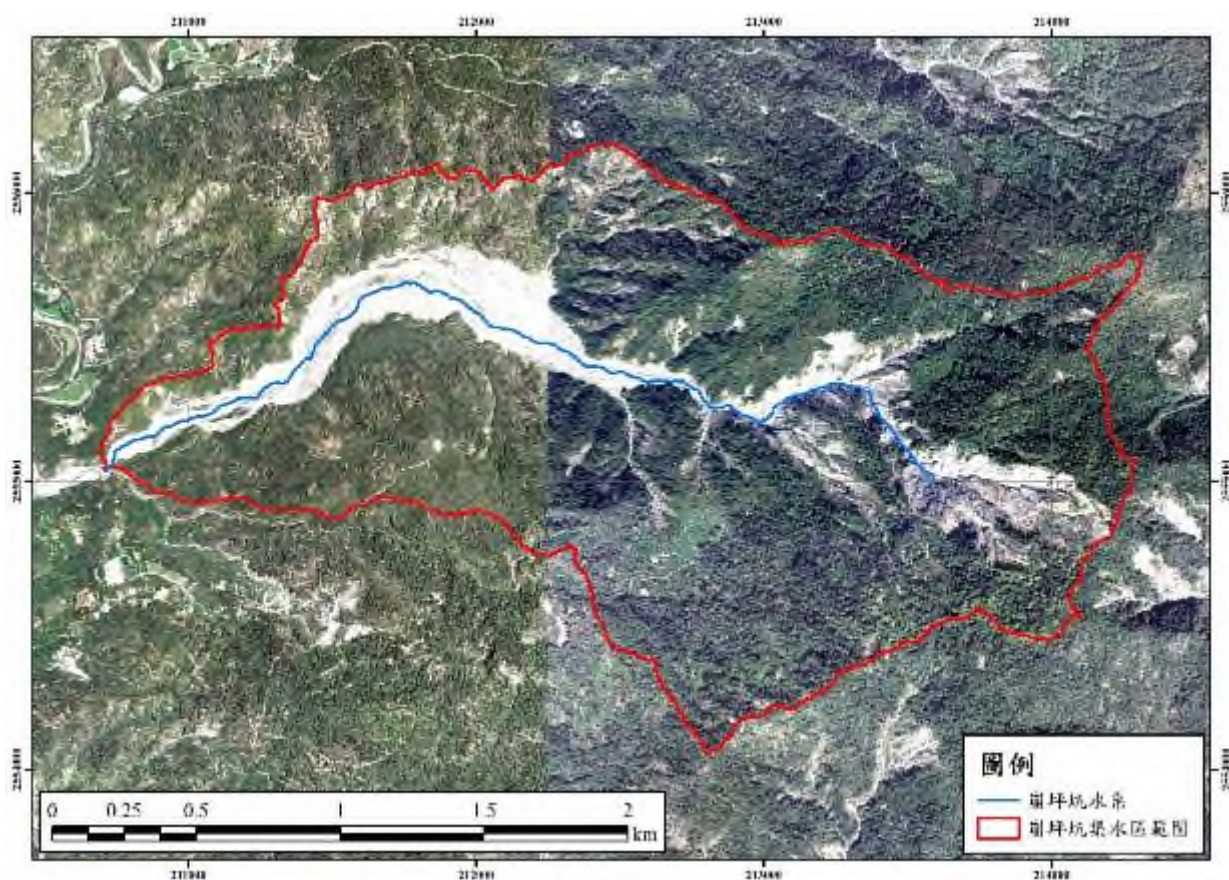


圖 2-3.6 崩坪坑 2014 年 DMC 航照產製正射影像

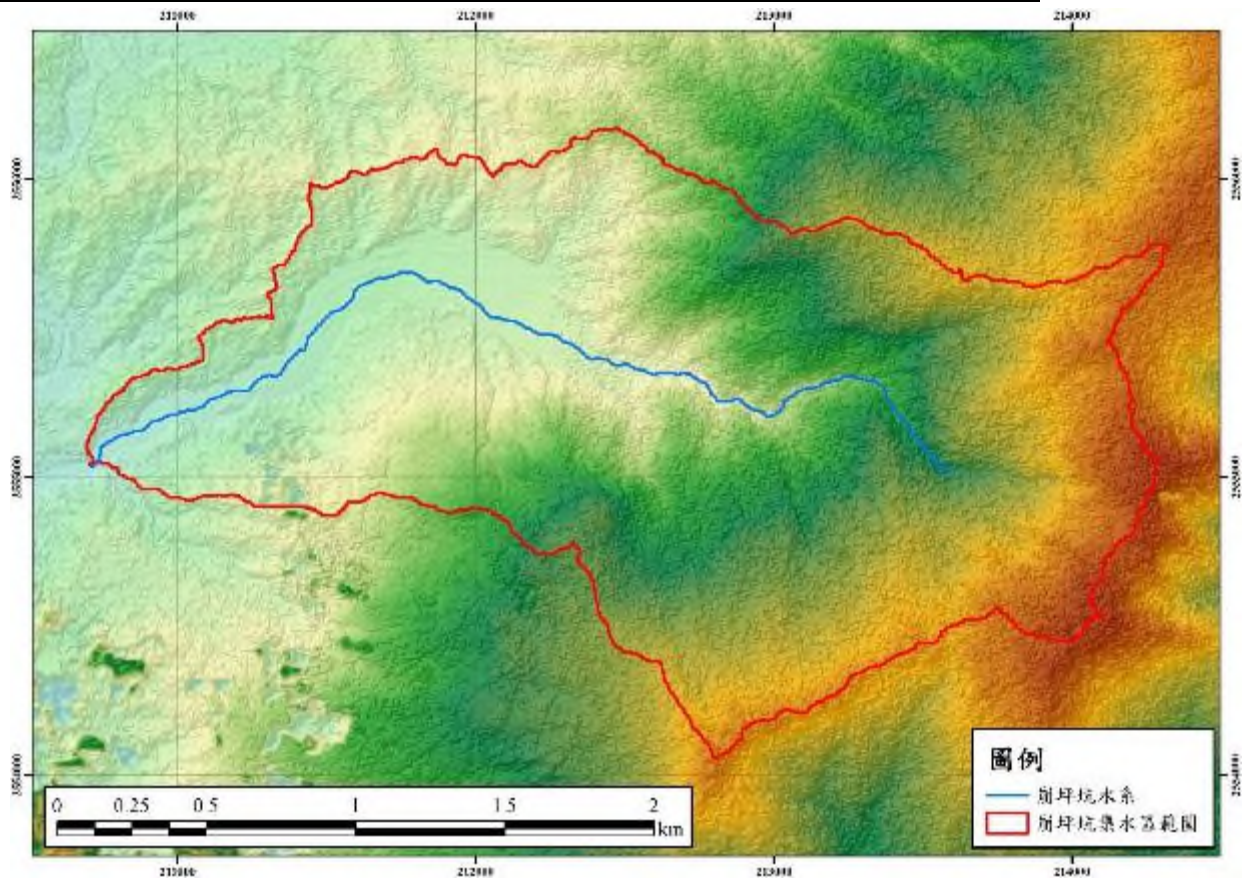


圖 2-3.7 崩坪坑 2015 年 DMC 航照產製數值地表模型

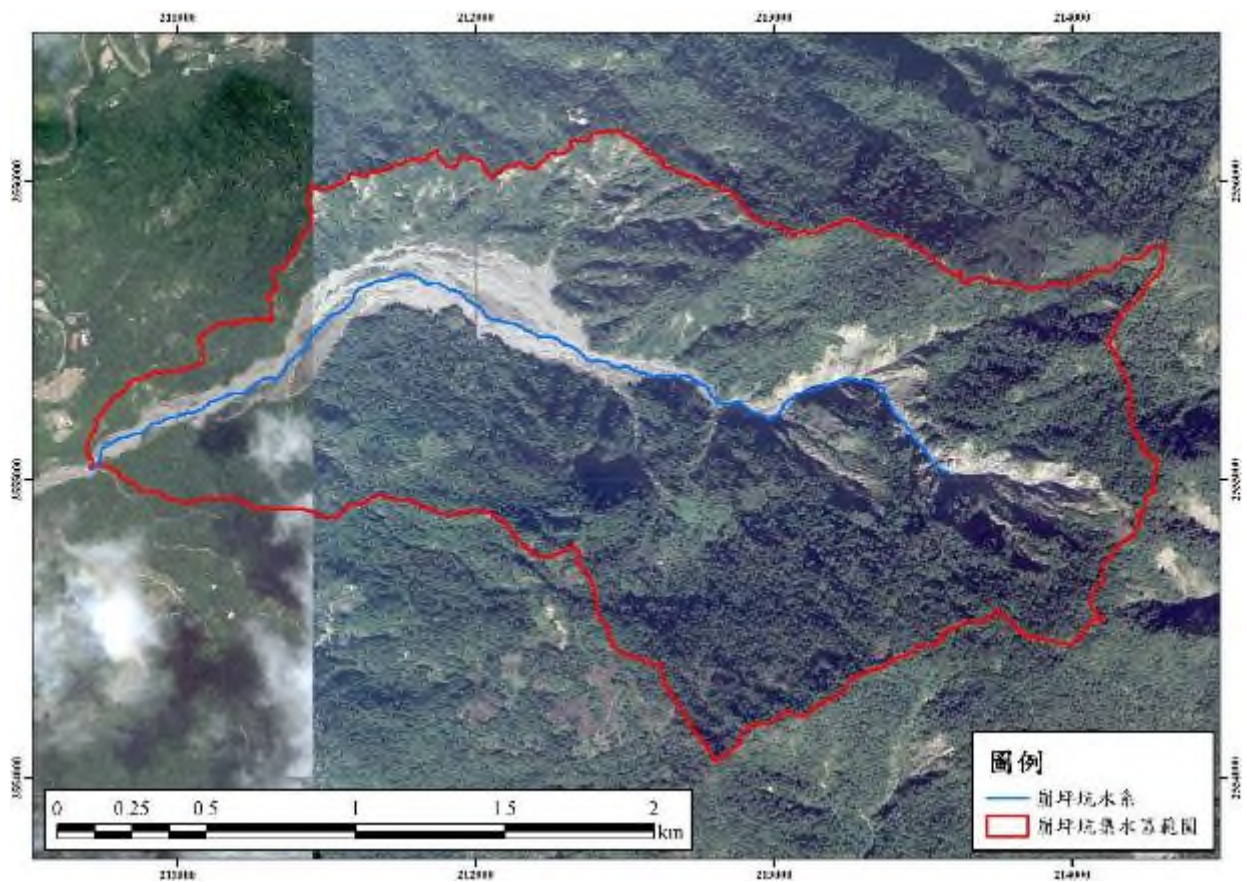


圖 2-3.8 崩坪坑 2015 年 DMC 航照產製正射影像

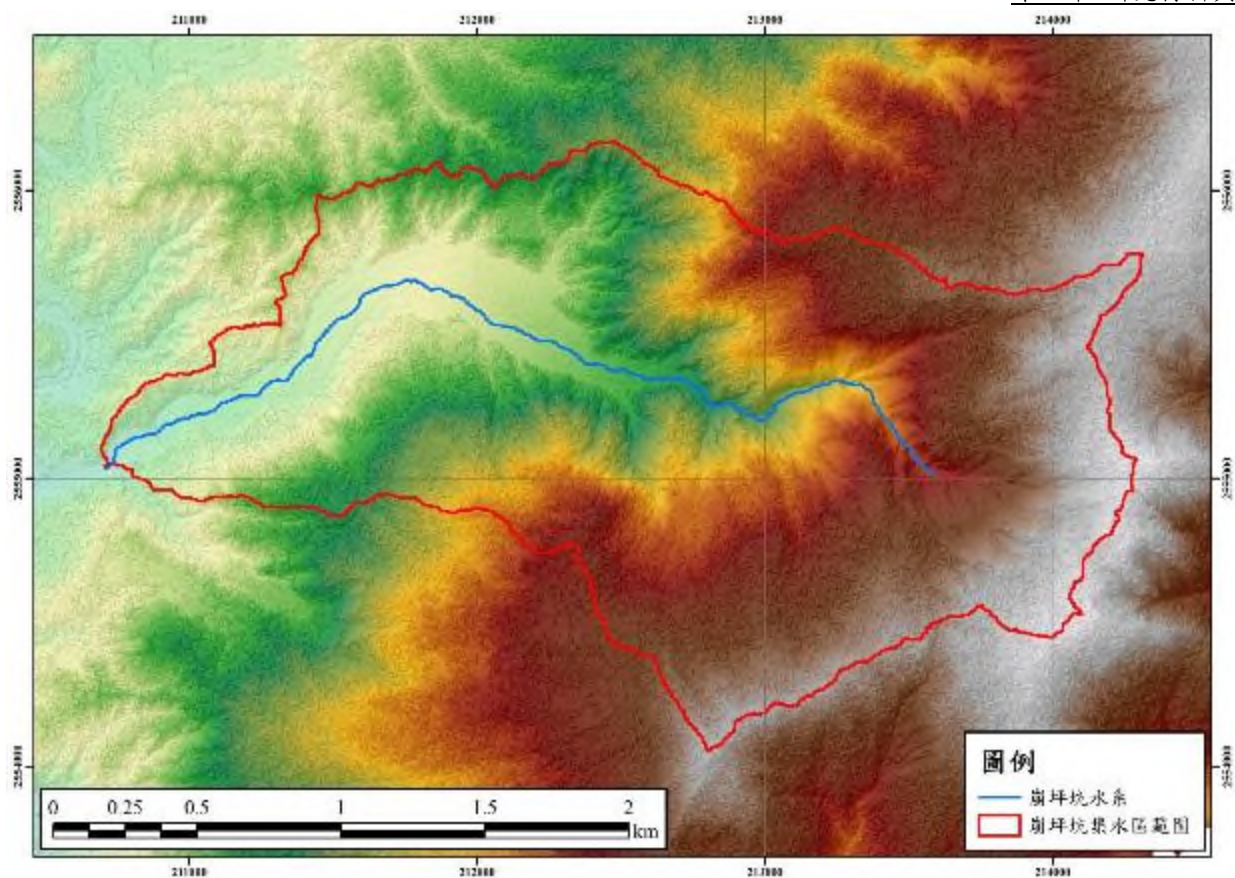


圖 2-3.9 崩坪坑 2017 年 UAV 航拍產製數值地表模型

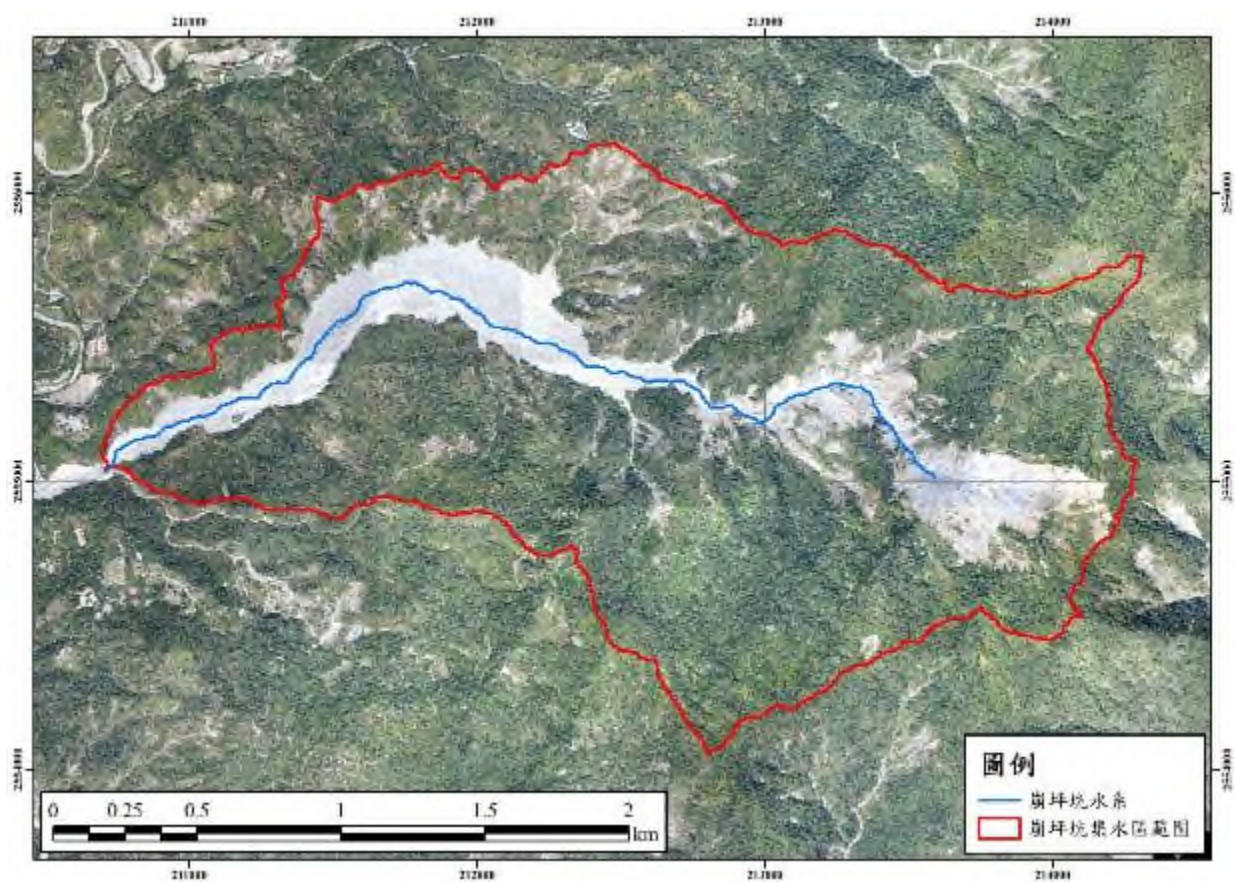


圖 2-3.10 崩坪坑 2017 年 UAV 航拍產製正射影像

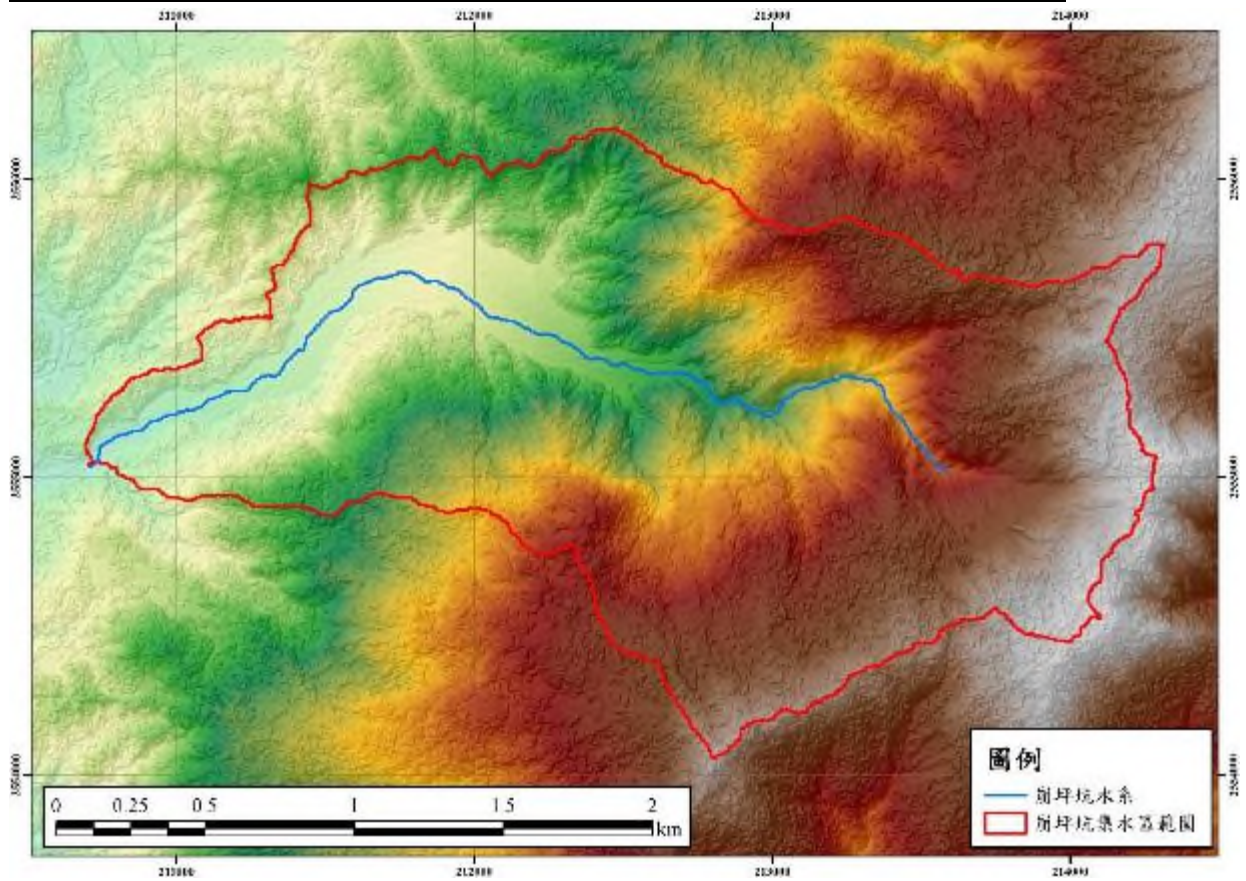


圖 2-3.11 崩坪坑 2018 年 01 月 DMC 航照產製數值地表模型

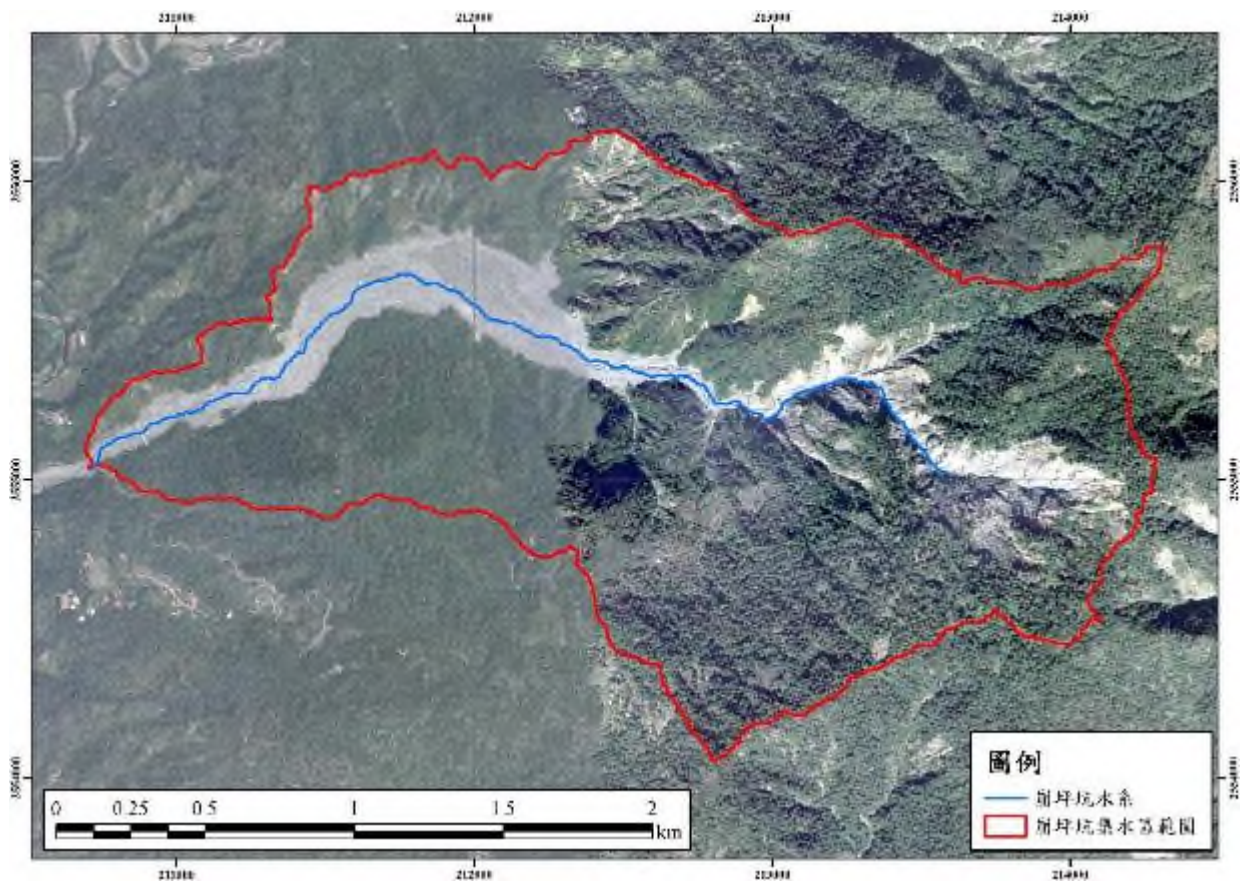


圖 2-3.12 崩坪坑 2018 年 DMC 航照產製正射影像

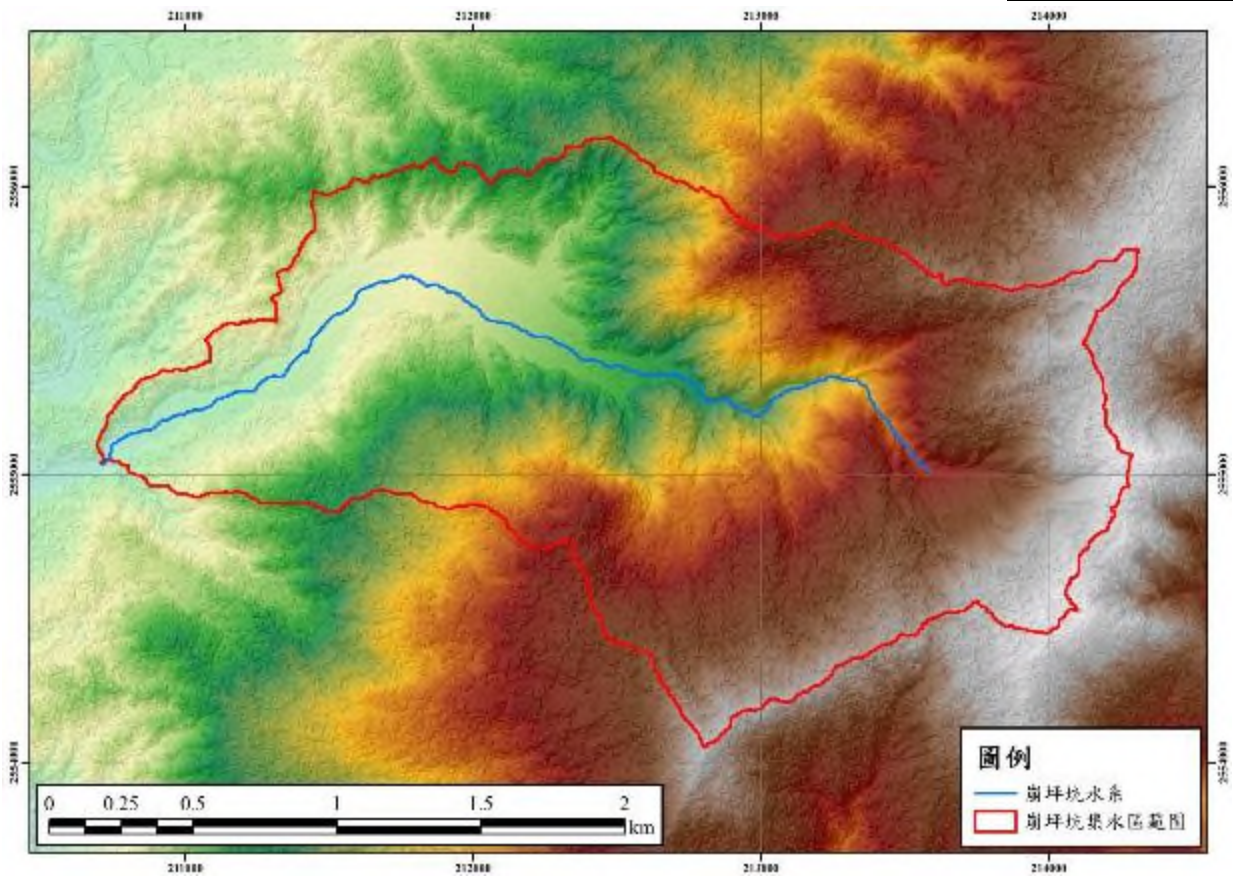


圖 2-3.13 崩坪坑 2018 年 UAV 航拍產製數值地表模型

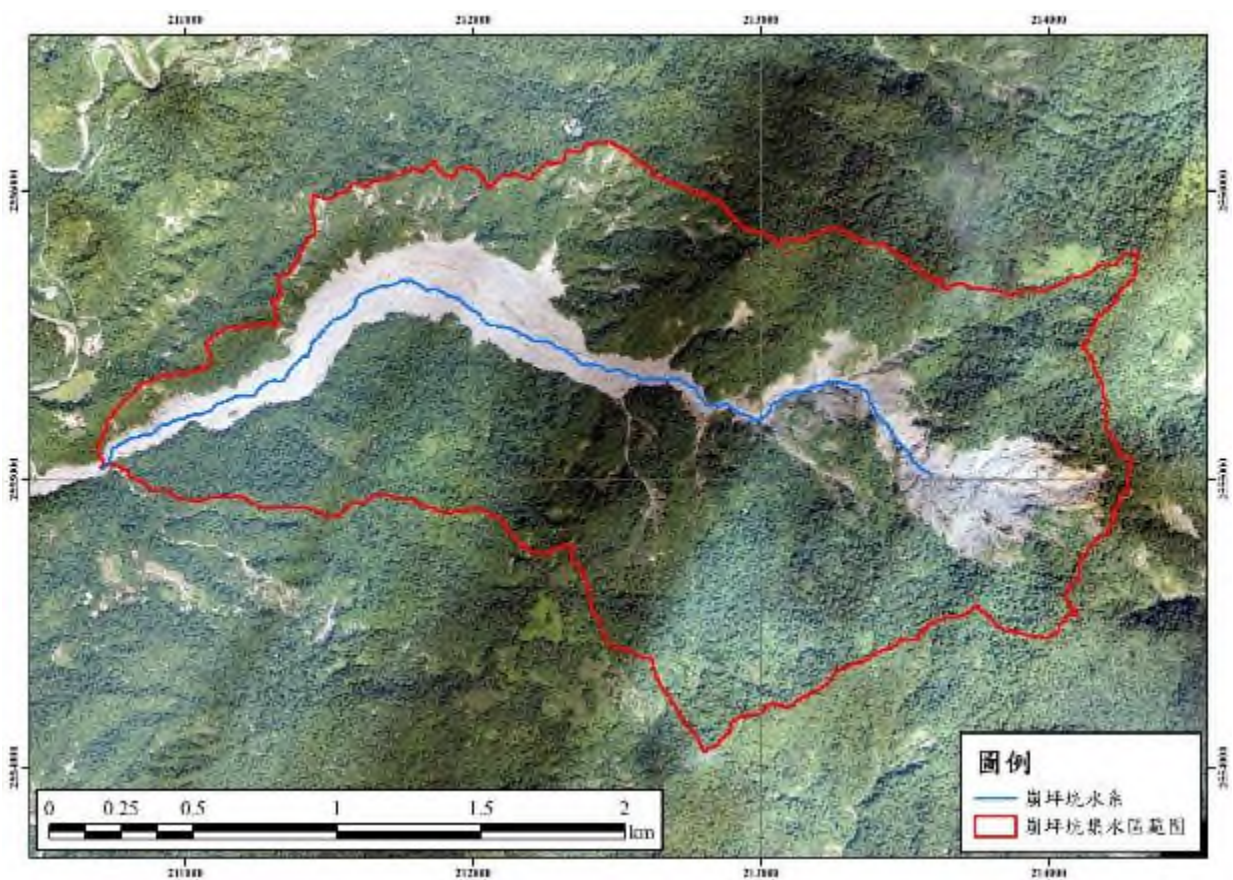


圖 2-3.14 崩坪坑 2018 年 UAV 航拍產製正射影像

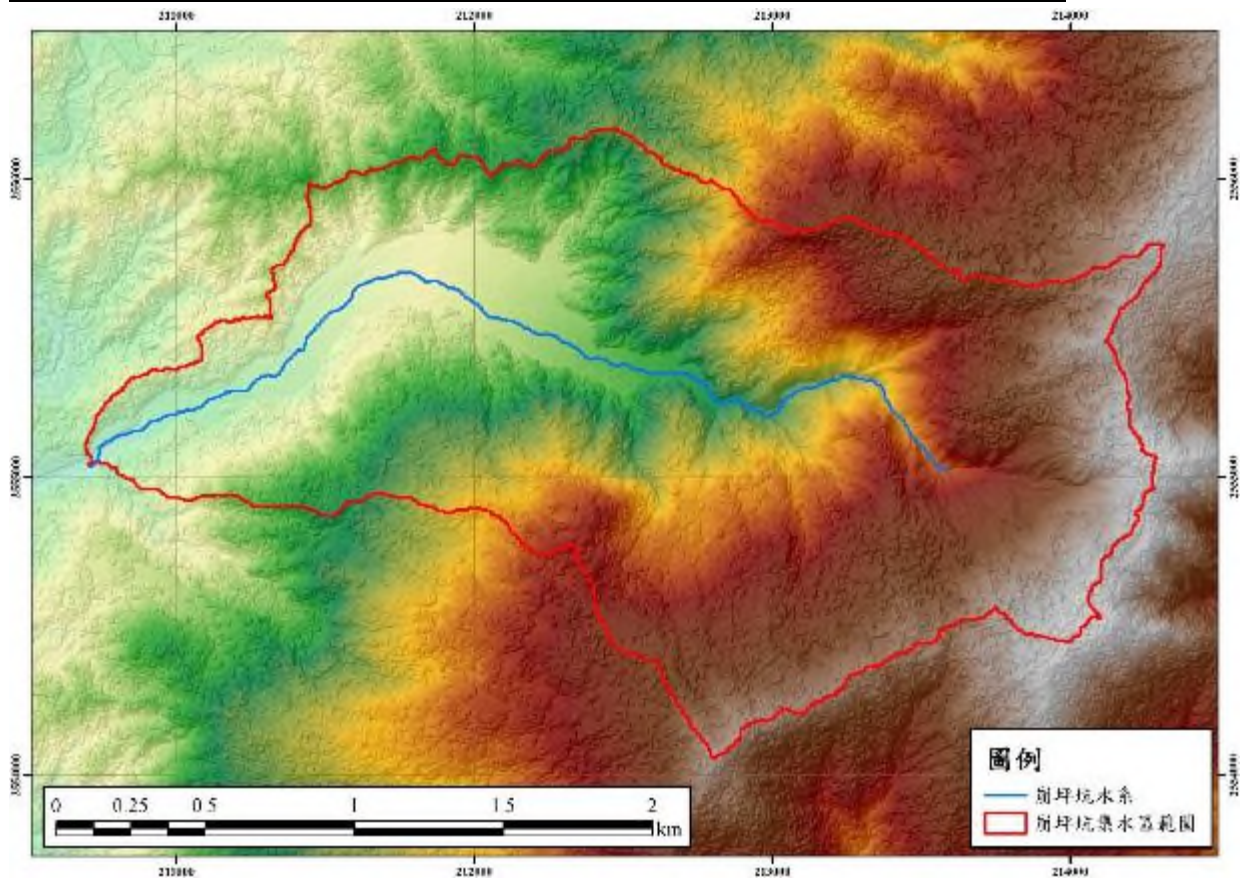


圖 2-3.15 崩坪坑 2020 年 DMC 航照產製數值地表模型

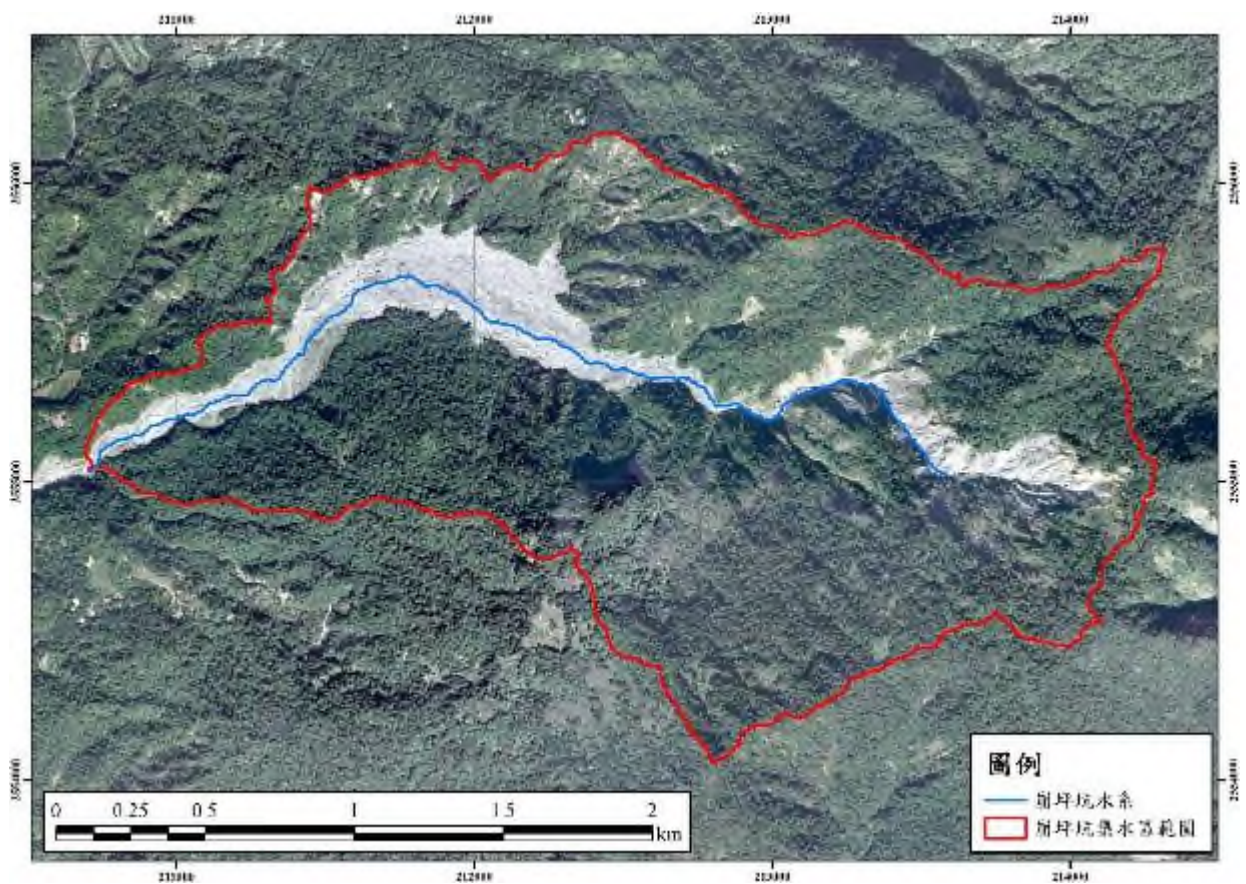


圖 2-3.16 崩坪坑 2020 年 DMC 航照產製正射影像

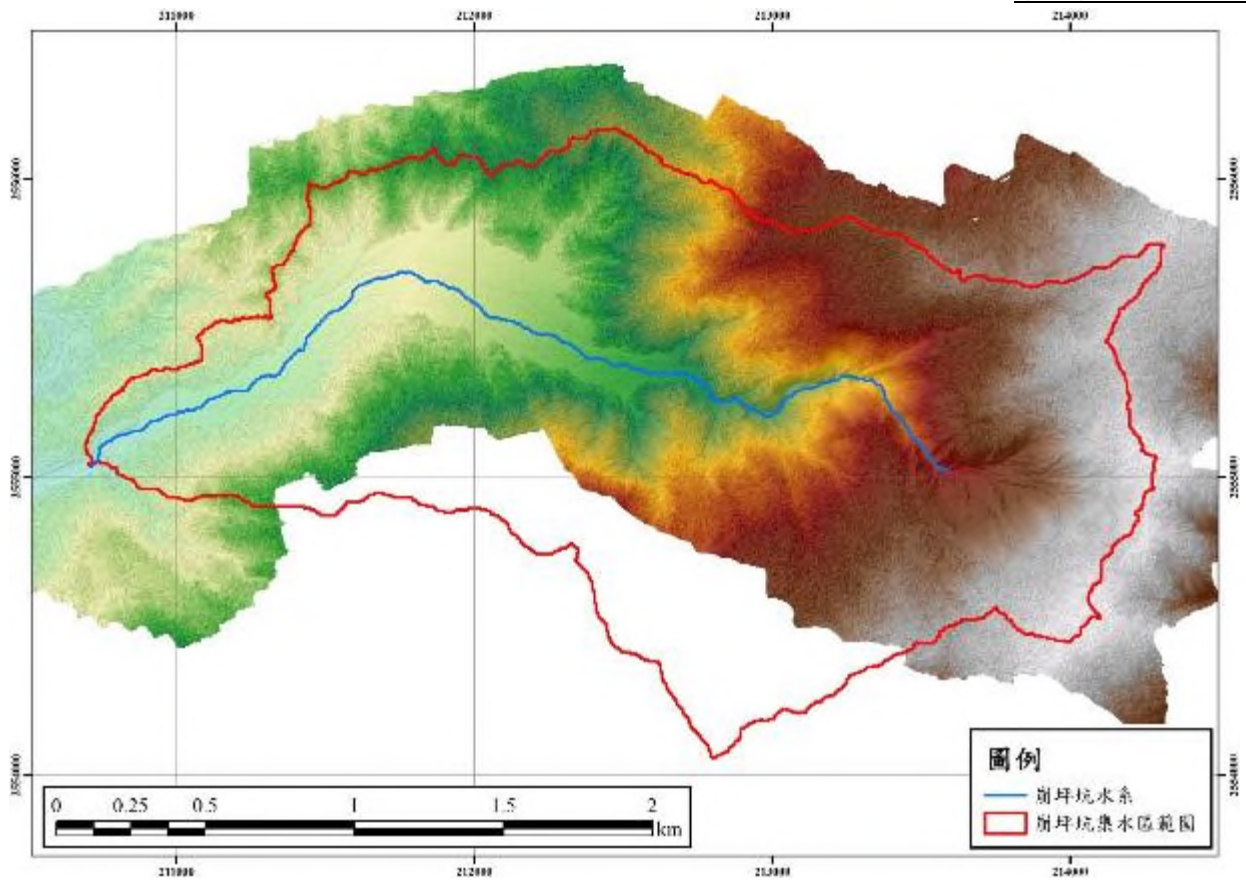


圖 2-3.17 崩坪坑 2021 年 UAV 航拍產製數值地表模型

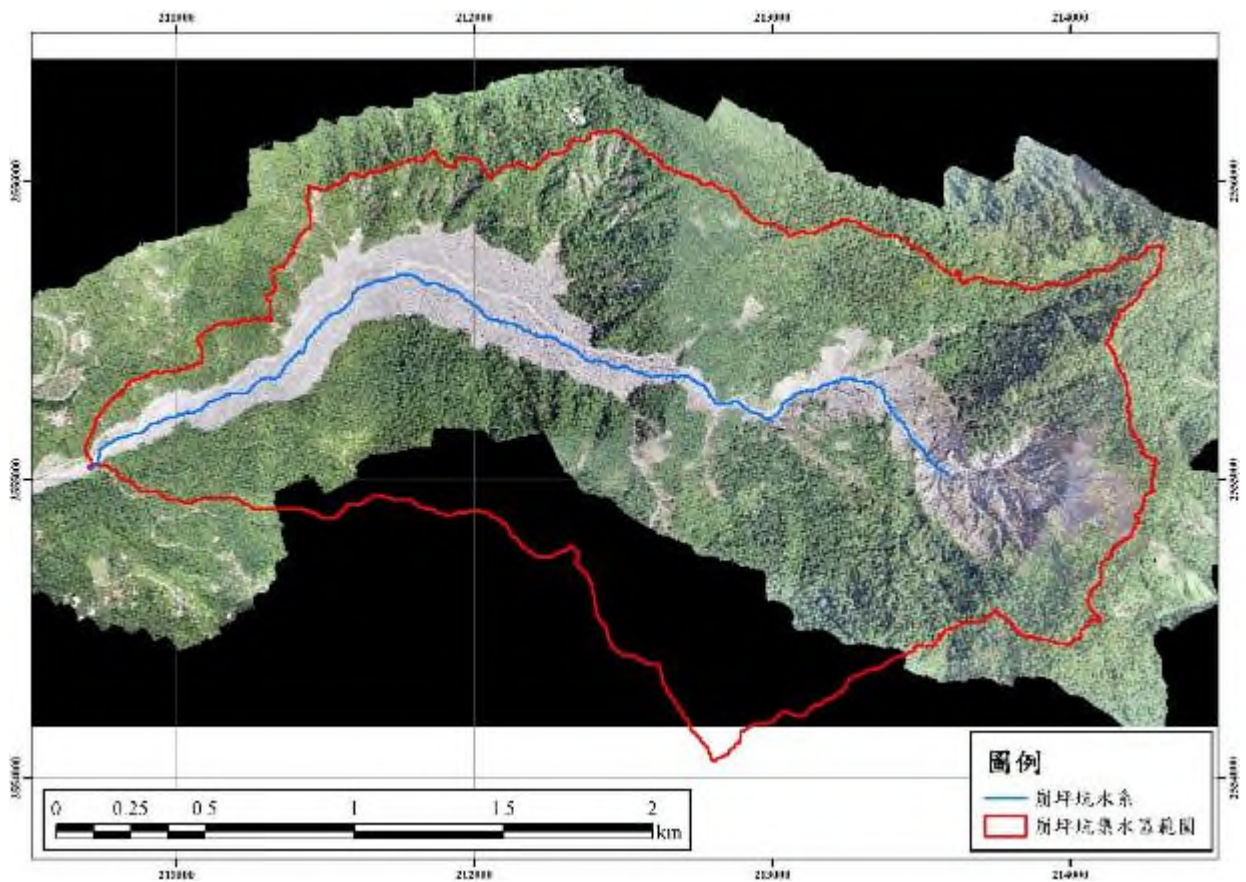


圖 2-3.18 崩坪坑 2021 年 UAV 航拍產製正射影像

第四節 人工智慧基因演算最佳化類神經網路模式

鑒於雷達衛星影像產製數值地形之品質可能受到影像條件及地文環境之影響，因此針對多時序 Sentinel-1 雷達衛星影像產製數值地形，透過地形比對獲得之坡面崩塌土砂生產量，本計畫以此坡面崩塌土砂生產量作為自變量初始值，進一步考量影像參數及地文參數，結合人工智慧演算建立坡面崩塌生產量變遷評估模式，精進分析坡面崩塌土砂生產量。關於人工智慧演算，本計畫係應用基因演算最佳化類神經網路法(Genetic Adaptive Neural Network, GANN)演算法，以下說明如后。

本計畫採用之類神經網路方法，使用最為普遍之倒傳遞類神經網路(back propagation neural network, BPN)技術；惟其在訓練階段可能收斂於局部最小值、預測模式與處理過程不透明化、權值作用不易解釋、部份網路模式訓練學習過程耗時多等缺點。因此，本計畫藉由基因演算法之運用，以改進類神經網路之學習過程，可確認在所搜尋的範圍內得到最佳的網路架構。茲將人工智慧之基因演算最佳化類神經網路法的推演說明如后。

一、基因演算法(genetic algorithms, GAs)

一般以基因演算法求解最佳化問題時，首先針對求解問題所欲搜尋之參數，以編碼方式組成一字串程序，用以模擬基因組成染色體(chromosome)，並由隨機機制產生一定數量之初始物種；再依據求解之條件，設計其適應函數(fitness function)，而此適應函數代表著基因在生存競爭中的競爭優勢，適應函數值高低決定物種是否挑選至交配池(mating pool)中，此過程即為選擇程序，再依交配及突變過程的演算，完成一代的基因演算；重覆此「適者生存」原則的演算過程，至符合適應函數條件後，所得之解即為最佳的參數解(如圖 2-4.1 所示)(蘇木村、張孝德，2004; Goldberg, 2007)。

當基因演算法用於不同的問題時，操作的參數須隨之變動，因此許多學者提出不同的編碼、交換、突變及選擇方式，使基因演算適宜於各類型研究領域的應用。基因演算法之編碼方式可為二進位編碼、灰階編碼或實數編碼。選出

適應力較好的染色體，進入交配池做下一步的交換，使其較佳基因得以保存。常用選擇法則有：輪盤式選擇法(roulette wheel selection)、菁英選擇法(elitism selection)、競爭式選擇法(tournament selection)、排序選擇法(ranking selection)。交換乃是將經過複製過程篩選出之親代染色體予以配對，再經由親代交換彼此之間部分基因資訊而產生子代，其交換程序的發生由交配率所控制，所產生出的新一代染色體除具有前代親代雙方部分之優良基因外，其對於環境之適應力也可藉由此一步驟而得到提昇。較常採用的交換方法主要有單點交配、多點交配、及字單交配等。經選擇及交配兩個步驟的運算後，一般均能使基因演算正確地朝全域最佳解的目標運算，但若無其他的機制，則演算結果仍有可能造成局部(local)最佳解的情況。因此，突變運算的主要功能就是在確保演算過程中，所有解都有被搜尋到的機會，避免搜尋的過程中重要訊息的遺漏或僅尋出區間最佳解。

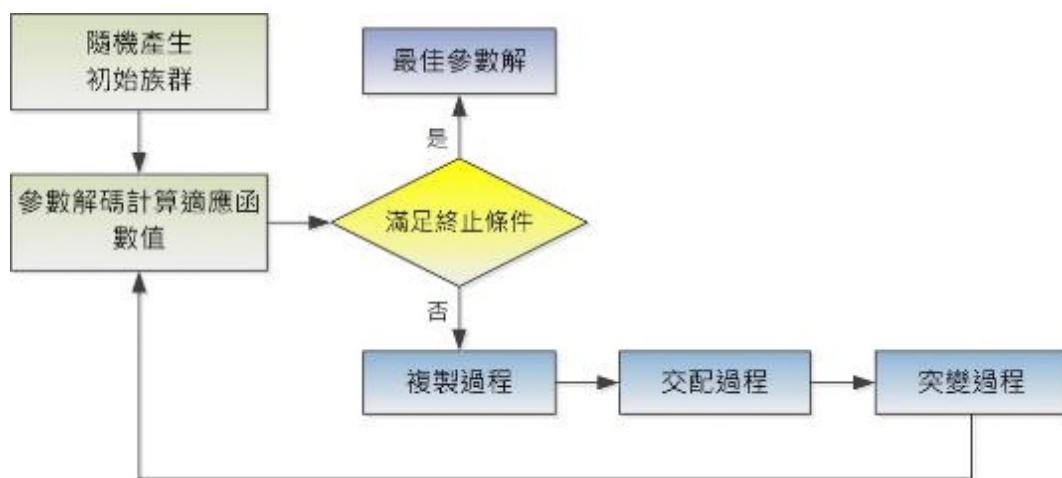


圖 2-4.1 基因演算流程

基因演算法運算元件包含編碼、選擇、交換及突變，而其運算參數包含世代數目(population size)、選擇率、交配率、突變率及適應函數。世代數目代表一次基因演算流程中染色體的組數，而每個染色體為數個基因所組成，其代表是一組組可能的解。在基因演算的過程中，因交配及突變的程序使得染色體間產生多變性，但亦以選擇率的設定來選擇優良的基因組，並保存於下一代中。在

交配的過程中，先設定一交換機率，並在每兩兩一組的染色體下，擇亂數一次，若亂數小於交換機率，則此組染色體進行基因的交換，反之則不進行交換。演算過程中，為了避免入區間最佳解，因此增加突變的變因，以避免搜尋受局限。本研究之適應函數即設定為目標函數(objective function)，亦即須能反映各染色體間適應能力的優劣，此數值為淘汰適應力差染色體的依據。惟當適應函數值到達成目標，但世代變化的適應力卻無進展時，本研究亦設定當演算的次數達一定次數後會自動終止搜尋。

二、類神經網路(artificial neural networks, ANN)

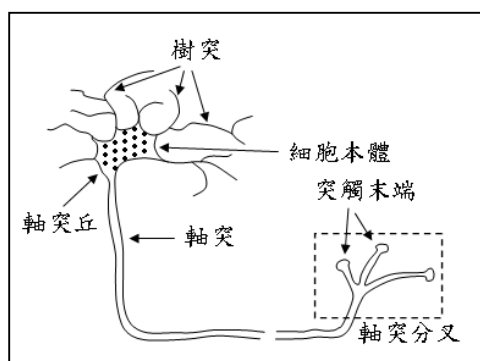
類神經網路即是結合電腦及先進科技之人工智慧技術之一，具有高速計算能力、高記憶能力及高學習能力。本計畫乃依據類神經網路之特色，擬將其應用於從 Sentinel-1 雷達衛星影像產製多時序地形獲得之坡面崩塌土砂生產量精進分析。

類神經網路系統一般具有三層：輸入層、隱藏層、輸出層。系統藉由輸入層從外面接受訊號並將此訊號傳入網路中，然後透過節點之間的相互連接關係來作訊號的處理，訊號處理過程是以數值方式來進行，且此過程對網路使用者來說是隱藏的，網路亦可儲存訊號，而最終處理結果則由輸出層傳出。由人工神經元所組成之類神經網路系統，其網路架構的型態與大小會影響類神經網路系統的學習能力。類神經網路依網路架構分類，可分為前饋式(forward)與回饋式(feedback)；依學習策略分類則可分為監督式、非監督式及聯想式學習等三類。以下有關類神經網路之說明，部份整理節錄自參考文獻(胡玉城，1992；周政宏，1996；羅華強，2001；葉怡成，2002；張斐章、張麗秋、黃浩倫，2003；蘇木村、張孝德，2004)。

(一) 仿生物神經元

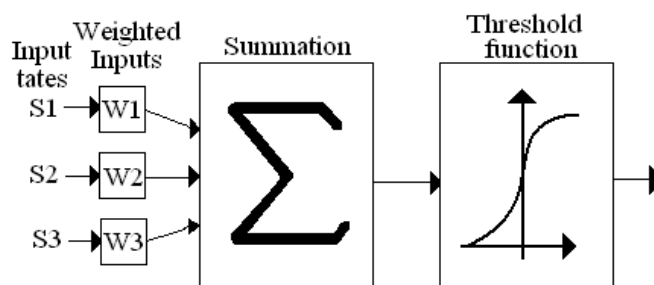
人類的大腦是由約 1011 個神經細胞(nerve cells)所構成，每個神經細胞又經由約 104 個突觸(synapses)與其他神經細胞相互聯結成一個高度非線性且複雜，但仍具有平行處理能力的資訊處理系統。神經細胞又稱之為神經元(neuron)，如

圖 2-4.2 所示。生物神經元的種類繁多，一般來說，一個典型的神經元可分為樹突(dendrites)、細胞本體(soma)、軸突丘(hillock)、軸突(axon)及突觸(synapse)五部分。樹突佔據了約 80%左右的細胞膜面積，如同茂密的樹枝，其主要的功能是接收其他神經元所傳遞而來的信號。信號向軸突丘傳遞，若導致位在軸突丘的細胞膜電位(membrane potential)超過某一特定閾值(threshold)時，活化電位(action potential)脈衝將會被激發出來，脈衝以有或無方式透過軸突傳遞至相連接之神經元，由軸突末端的突觸產生電位差，完成信號的傳遞(蘇木村、張孝德，2004)。人工神經元則用來模擬生物神經元，用一組加權值來模擬突觸的運作，正值的加權值代表是刺激性的突觸，而負值的加權值則代表抑制性的突觸。輸入訊號在經過多方不同的權重加權後，在疊加器作線性疊加。以一個偏權值(bias)來表示軸突丘部位呈現之細胞膜電位閾值，若超過門檻值，則活化電位脈衝才會被激發，如圖 2-4.3 所示。



資料來源：蘇木村、張孝德，2004。

圖 2-4.2 生物神經元模型



資料來源：胡玉城，1992。

圖 2-4.3 人工神經元模型

(二) 數據處理

1. 正規化(normalized)

數據在輸入前及輸出後需正規化，正規化的用意是避免數據太小或太大而遭受忽略或使網路無法收斂，並能提升訓練速度，正規化的輸出值通常介於 0 ~ 1 或是 -1 ~ 1 間。若以 -1 ~ 1 間為例，正規化公式如下

$$P_{new} = \frac{2(P - P_{min})}{P_{max} - P_{min}} - 1 \quad (5)$$

還原公式為

$$P = 0.5(P_{new} + 1)(P_{max} - P_{min}) + P_{min} \quad (6)$$

其中， P_{new} 、 P_{max} 、 P_{min} 及 P 分別代表正規化後之數據、數據中之最大值、數據中之最小值及還原成正規化前之數據。

2. 活化函數(activation function)

活化函數的功能為轉換輸入訊息疊加後的輸出值範圍。活化函數定義範圍在 -1 至 1 之間，可以讓神經元輸出值維持在合理的範圍內，即將輸入和權重相乘後之加總值作一非線性的轉換；因若採用線性函數，可能會在處理資料時漏失了輸入資料的非線性特性；少了輸入資料的非線性特性，可能嚴重影響類神經網路模擬非線性特性的效果(胡玉城, 1992)。活化函數一般包括有門檻值函數、片段線性函數、線性轉移函數、tansig 函數、logsig 函數等。本計畫採用 tansig function (如圖 2-4.4)作為活化函數。

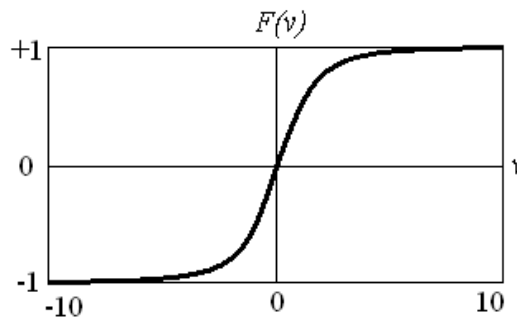


圖 2-4.4 tansig 函數

本計畫考量運用倒傳遞類神經網路(BPN)之架構，BPN 屬於監督式、前饋式類神經網路。網路由輸入層、隱藏層及輸出層所構成(如圖 2-4.5 所示)。其中隱藏層內包含數個人工神經元，層與層之間由權重值及偏權值所聯結。網路的學習法以最小平方差為基礎，使用最陡坡降法為搜尋技術(負梯度) (張斐章、張麗秋、黃浩倫，2003)。倒傳遞類神經網路之建置是將輸入值乘上權重值之總和，透過轉換函數可得輸出值，比較輸出值與目標值，修正加權值以演算法來達到誤差函數最小。

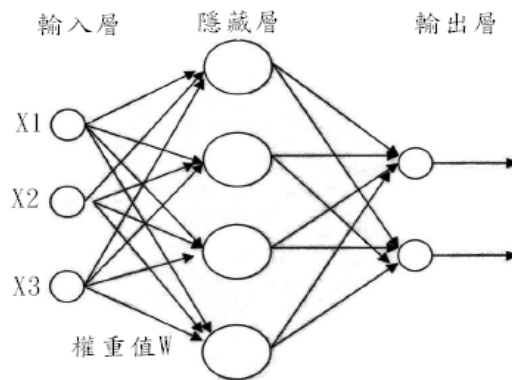


圖 2-4.5 倒傳遞類神經網路架構

3. 基因演算自動演化類神經網路系統之運算

在以往，常以試誤法來測試網路架構，不但需花費冗長的時間，且較無法確認試誤法所建議之架構是最佳的架構。因此，本計畫擬以基因演算法取代試誤法。過去已有類似基因演算法訓練類神經網路的相關文獻(Sexton and Dorsey, 1998; Sexton and Gupta, 2000; Blanco et al., 2001)，其研究結果發現基因演算法訓練類神經網路會比最陡坡降法來得有效率。另外，若以實數編碼之方式決定染色體，對於交配與突變來說顯得有些不足，因此，本計畫擬考量在染色體編碼上採二元編碼之方式為之，並以基因演算法及類神經網路為基礎，參考本計畫團隊過去之研究成果(陳怡睿等人，2009; 陳怡睿等人，2010; Chen et al., 2010; Chen et al., 2013)，決定出最佳之架構(隱藏層數、各層神經元數、學習速率與學習次數)。本計畫以挑選因子數 $x = 5$ ，資料筆數 $n = 1,000$ ，世代數目 $g = 200$ ，選擇率 $s = 0.1$ 為例，將預計採用之基因演算法自動演化類神經網路(GANN)，以獲致最佳化參數架構之運算流程(如圖 2-4.6)，說明如下：

- 步驟一：設定各項 GANN 所需之參數(GAs 之演算參數及 ANN 之架構參數上限值)。
- 步驟二：依世代數目以隨機方式求得 ANN 架構共 200 (g) 組。
- 步驟三：依序一次一組，載入 200 組網路架構參數(隱藏層數、神經元數、學習速率與學習次數)與 1,000 組資料數據進行 ANN 學習過程，計算適應函數值(亦即預測值與實際值間之均方誤差 MSE)。
- 步驟四：檢核是否符合終止運算條件，若符合則執行步驟九，若不符合則接續執行步驟五。
- 步驟五：依據適應函數值優劣排序，並將各組網路架構參數進行編碼，根據適應值排序結果，取排序前之 180 組(即 $g \times (1-s)$)置入交配池中。
- 步驟六：進入交配池後，隨機兩兩成一組，並產生一隨機交配值，若此數值低於設定交配率則進入交配工作，反之則不執行。本計畫採均勻交配法，即於被選擇的兩字串中隨機產生交配位置，於交配位置上之字元相互交換。
- 步驟七：與交配程序類似，同樣產生一隨機突變值，此數值若低於設定突變率則進行突變。而突變是在位元中任選一位將其數值作改變，將原為 1 之值改為 0，原為 0 之值改為 1。
- 步驟八：完成上述步驟後，即完成一次 GANN 流程，得 180 組演化的子代網路架構參數，並以此取代原排序 21 至 200 組親代網路架構參數，亦即產生新世代族群，隨後再重複至第三步驟。
- 步驟九：經檢核後，符合終止運算條件，即得最適 ANN 架構，完成網路架構參數之最佳化。

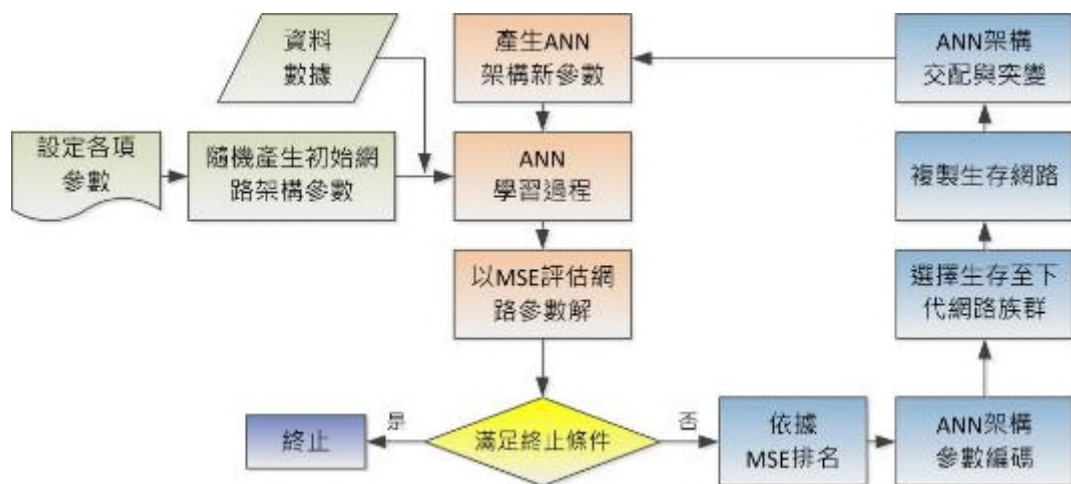


圖 2-4.6 本計畫採用之 GANN 運算流程

三、模式評估因子之選擇考量

針對結合人工智慧演算之坡面崩塌生產量變遷評估模式，由於雷達衛星影像產製數值地形之品質可能受到影像條件及地文環境之影響，因此應用多時序 Sentinel-1 雷達衛星影像產製數值地形，透過地形比對獲得之坡面崩塌土砂生產量，本計畫以此坡面崩塌土砂生產量作為評估模式自變量初始值，進一步考量影像及地文等面向參數，各面向參數之考量因子說明如后。

(一) 影像參數

雷達入射方向的觀測角度與雷達回波的強弱有關，在地形起伏劇烈處，容易受地形起伏影響，產生觀測幾何變形，與真實地表狀況有所出入，同時數值地形品質也明顯受到衛星間基線長度之影響。此外，兩幅影像間之雷達波相似程度也會影響產製數值地形品質。因此，在影像參數方面，本計畫選取衛星基線長度 (Perpendicular baseline) 及同調性強度 (Modeled coherence) 2 個因子。

(二) 地文參數

經由前述 Sentinel-1 產製數值地形誤差分析成果顯示，地形誤差與高程、坡度及坡向等地文因子有顯著關係，因此本計畫選定之地文參數包含高程 (Elevation)、坡度 (Slope)、坡向 (Aspect)、地質 (Geology) 等 4 個因子。

第三章 研究成果與討論

第一節 Sentinel-1 雷達影像產製數值地形

一、拍攝軌道對產製數值地形之影響

本研究採用 Sentinel-1，Interferometric Wide Swath Mode (IW)、Single LookComplex (SLC)、Level-1 C 波段雙極化(VV + VH)雷達影像，由於臺灣地區 Sentinel-1 衛星拍攝軌道方向分為軌道 69(Ascending)與軌道 105(Descending)兩種影像(圖 3-1.1)，本研究首先為釐清兩種不同軌道之 Sentinel-1 衛星影像，對於產製數值地形成果的影響，進行比較分析。利用 ASF Data Search Vertex 基線工具，選擇 4 組影像像對，進行合成孔徑雷達干涉技術(InSAR)產製數值地形，表 3-1.1 為選擇雷達影像之像對參數列表，其產製成果分述如下：

(一) Pair1：軌道編號 69 號，時間為 2020/06/16 及 2020/06/28 兩幅升軌影像資料，空間與時間基線分別為 18.76 公尺及 12 天，同調性強度為 0.97，以 Pair1 所試作研究區域崩坪坑集水區之數值地形，產製成果如圖 3-1.2 所示，圖中顯示集水區地形地貌趨勢大致吻合。

(二) Pair2：影像時間為 2017/03/04 及 2017/03/16 兩幅升軌影像資料，空間基線為 78.08 公尺，時間基線為 12 天，同調性強度為 0.92，以 Pair2 所產製成果為崩坪坑集水區之數值地表模型如圖 3-1.3，主要河道可明顯分辨。

(三) Pair3：軌道編號 105 號，時間為 2017/01/29 及 2017/02/22 兩幅降軌影像資料，空間基線為 61.04 公尺，時間基線為 24 天，產製成果如圖 3-1.4 所示，因 Pair3 的空間基線由 78.08 公尺降為 61.04 公尺，時間基線天數間隔則拉長為 24 天，可能造成地形干涉相位不足影響，產製地形誤差比對較 Pair2 差。

(四) Pair4：影像時間 2017/02/22 及 2017/04/11 兩張降軌影像資料，空間基線為 46.3 公尺，時間基線為 48 天，其空間基線距離最短且時間基線最長，造成地形干涉相位不足或時間去相關(Temporal Decorrelation)影響，搭配航照影像比對，無法明確反映出真實地貌，為產製成果較差之情況，產製成果如圖 3-1.5。

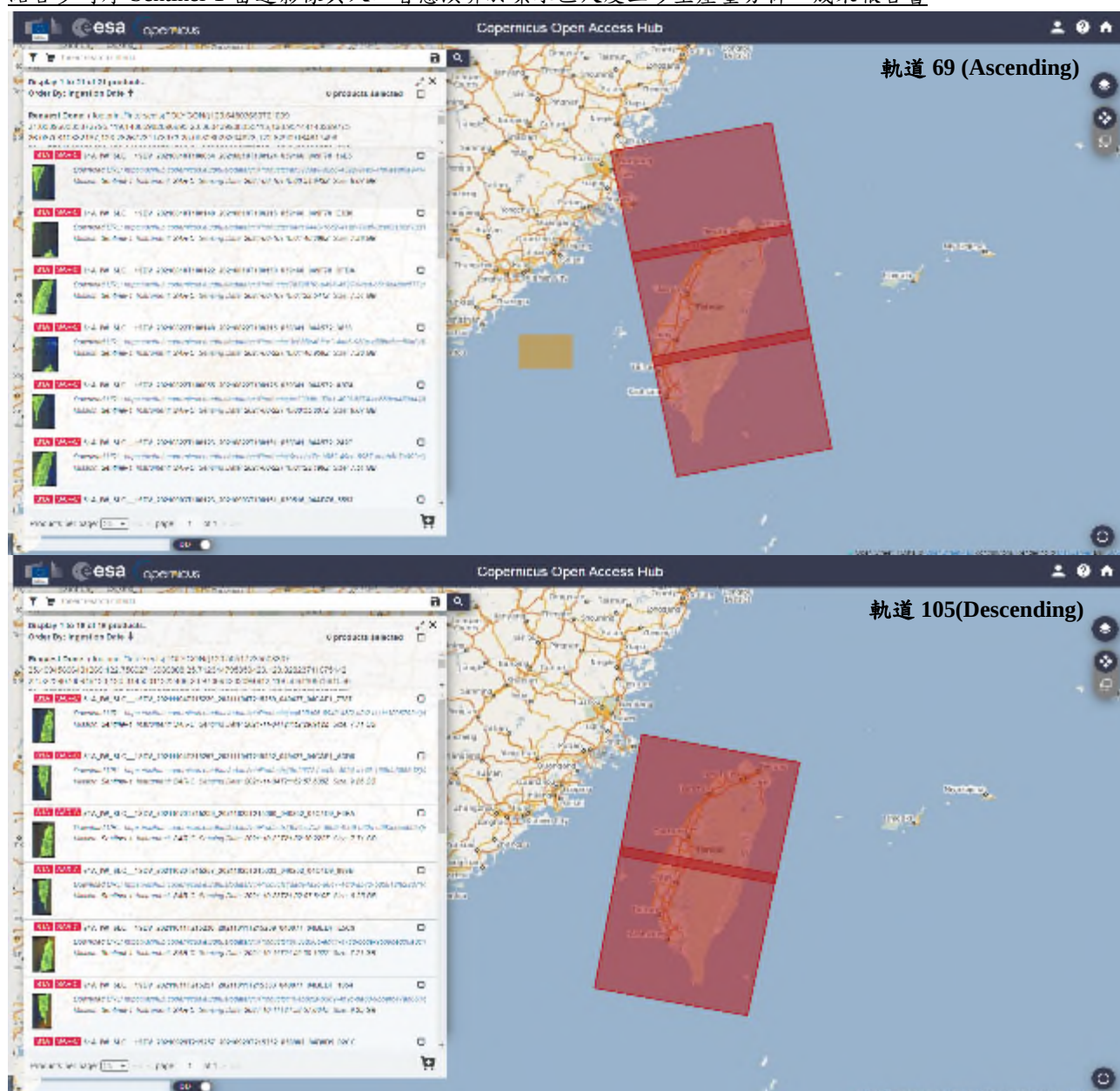


圖 3-1.1 Copernicus Open Access Hub Sentinel-1 衛星影像資料蒐尋介面

表 3-1.1 研究區域崩坪坑集水區軌道測試之 Sentinel-1 雷達影像參數列表

Pair	Sentinel-1 Image Pairs	Orbit Track	Flight Direction	Bperp (m)	Btemp (days)	Modeled Coherence
1	16-Jun-20	69	Ascending	18.76	12	0.97
	28-Jun-20					
2	4-Mar-17	69	Ascending	78.08	12	0.92
	16-Mar-17					
3	29-Jan-17	105	Descending	61.04	24	0.93
	22-Feb-17					
4	22-Feb-17	105	Descending	46.3	48	0.92
	11-Apr-17					

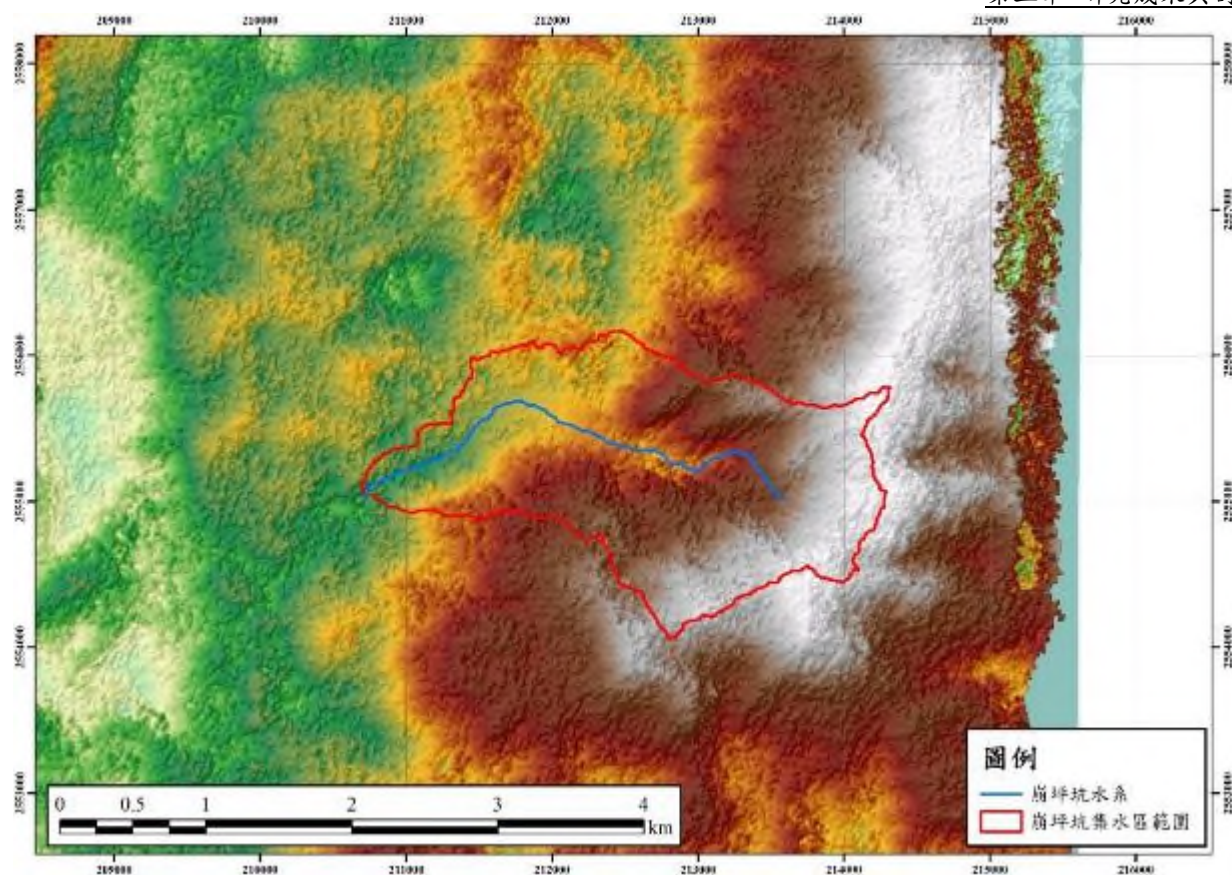


圖 3-1.2 崩坪坑集水區應用 Sentinel-1 雷達影像之 Pair1 數值地形成果

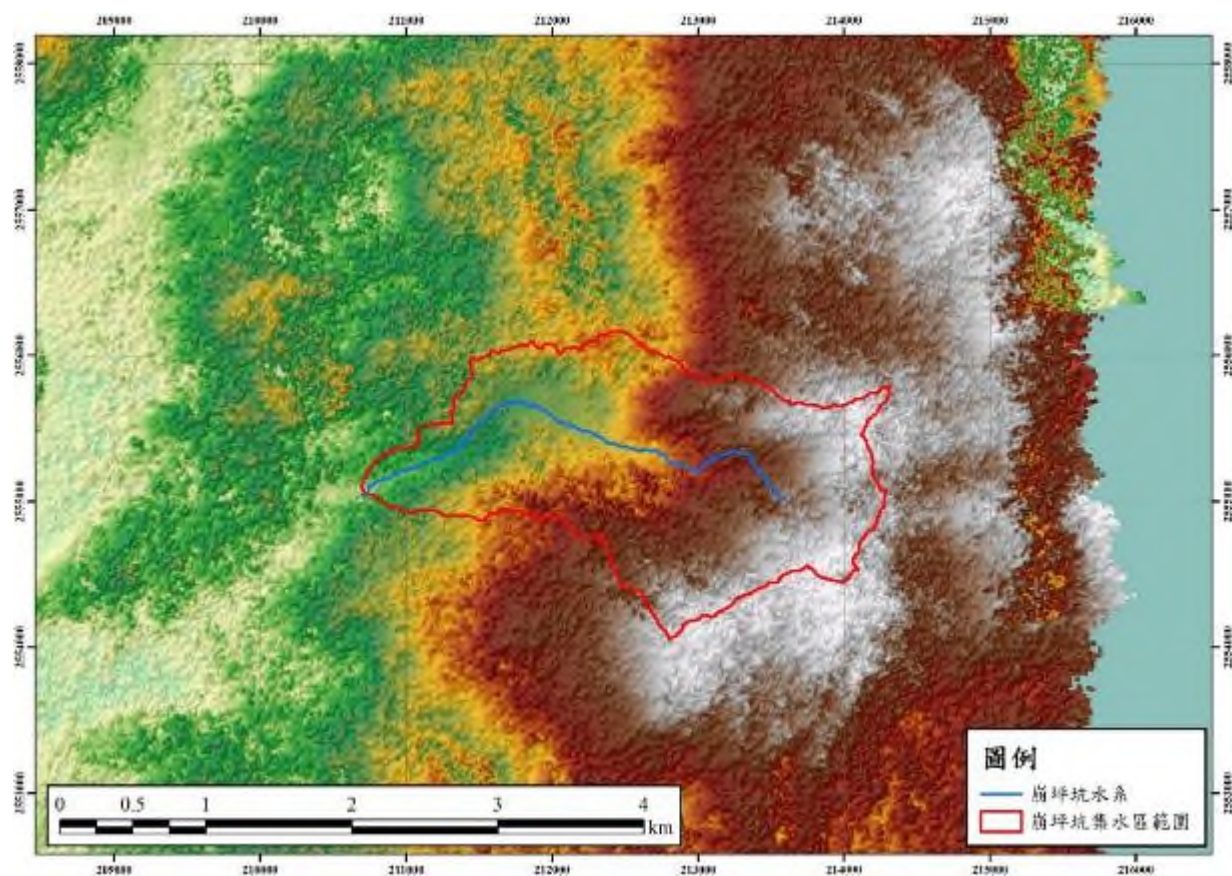


圖 3-1.3 崩坪坑集水區應用 Sentinel-1 雷達影像之 Pair2 數值地形成果

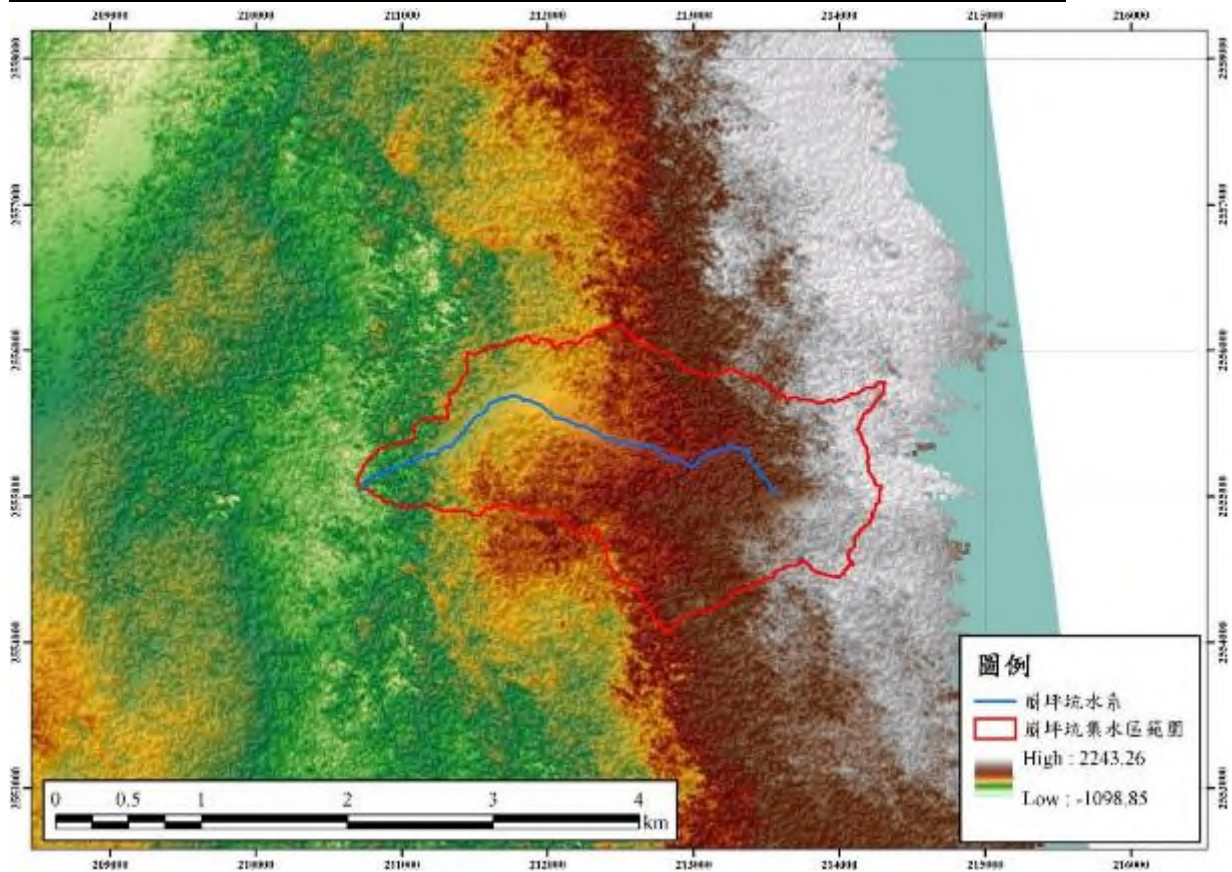


圖 3-1.4 崩坪坑集水區應用 Sentinel-1 雷達影像之 Pair3 數值地形成果

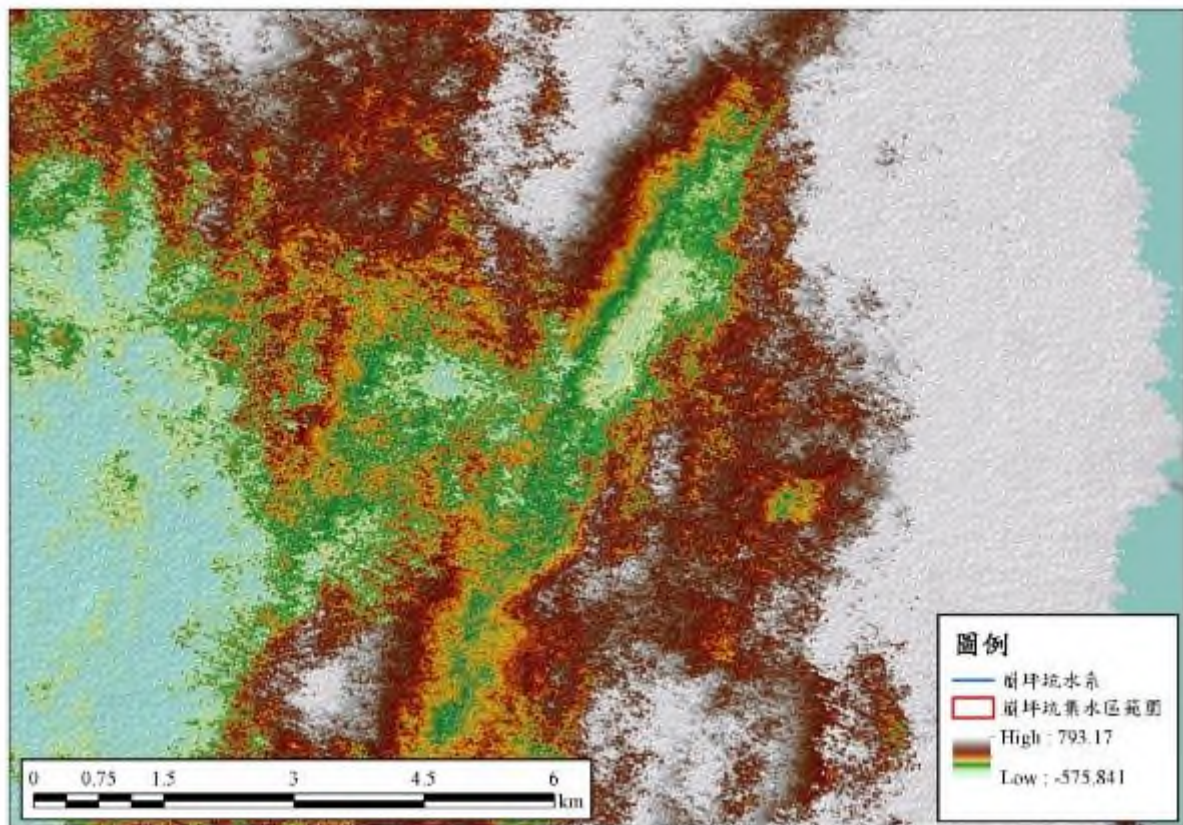


圖 3-1.5 崩坪坑集水區應用 Sentinel-1 雷達影像之 Pair4 數值地形成果

二、雷達影像參數對產製數值地形之影響

本研究建置之數值地形資料庫(表 2-3.1)自 2007 年起共計 25 期，然因 Sentinel-1 衛星於 2014 年 2 月與 4 月方發射升空，因此 Sentinel-1 雷達影像可取得之資料年限最早始於 2015 年起，本研究利用 ASF Data Search Vertex 基線工具，選擇 10 組可匹配高精度數值地形之 Sentinel-1 雷達影像像對，進行合成孔徑雷達干涉技術(InSAR)產製數值地形，並進行產製成果的誤差分析，表 3-1.2 為選擇影像之像對參數列表，產製成果分述如下：

表 3-1.2 崩坪坑集水區數值地形產製之 Sentinel-1 雷達影像參數列表

Pair	Sentinel-1 Image Pairs	Orbit Track	Flight Direction	Bperp (m)	Btemp (days)	Modeled Coherence
R1	28-Dec-15	69	Ascending	72.01	12	0.93
	09-Jan-16					
R2	04-Mar-17	69	Ascending	78.08	12	0.92
	16-Mar-17					
R3	04-Apr-18	69	Ascending	132.92	36	0.86
	10-May-18					
R4	13-Oct-18	69	Ascending	124.13	12	0.89
	25-Oct-18					
R5	18-Mar-19	69	Ascending	161.4	36	0.84
	23-Apr-19					
R6	30-Mar-19	69	Ascending	60.11	24	0.93
	23-Apr-20					
R7	10-Jul-20	69	Ascending	161.94	48	0.83
	27-Aug-20					
R8	15-Aug-20	69	Ascending	68.01	12	0.93
	27-Aug-20					
R9	06-Jan-21	69	Ascending	73.48	24	0.92
	30-Jan-21					
R10	27-Sep-21	69	Ascending	73.63	12	0.93
	09-Oct-21					

(一) R1：時間為 2015/12/28 及 2016/01/09 兩張升軌影像資料，空間基線為 72.01 公尺，時間基線為 12 天，數值地形產製成果如圖 3-1.6 所示，與農林航空測量所 2015 年 DMC 航照產製數值地表模型進行誤差比對分析，圖中顯示雖然主流河道明顯但高程分布不均，整體平均絕對誤差為 9.61%，為 10 組可匹配像

結合多時序 Sentinel-1 雷達影像與人工智慧演算於集水區尺度土砂生產量分析－成果報告書
對中整體誤差較高之一組。

(二) R2：影像時間為 2017/03/04 及 2017/03/16 兩張升軌影像資料，空間基線為 78.08 公尺，時間基線為 12 天，其數值地表模型產製成果如圖 3-1.7 所示，並與 2017 年 UAV 航拍產製數值地表模型進行誤差比對分析，主要河道可明顯分辨，整體平均絕對誤差為 6.41%。

(三) R3：影像時間為 2018/04/04 及 2018/05/10 兩張升軌影像資料，空間基線為 132.94 公尺，時間基線為 36 天，數值地形產製成果如圖 3-1.8 所示，整體平均絕對誤差為 3.62%，顯示產製數值地形之變異程度較小。

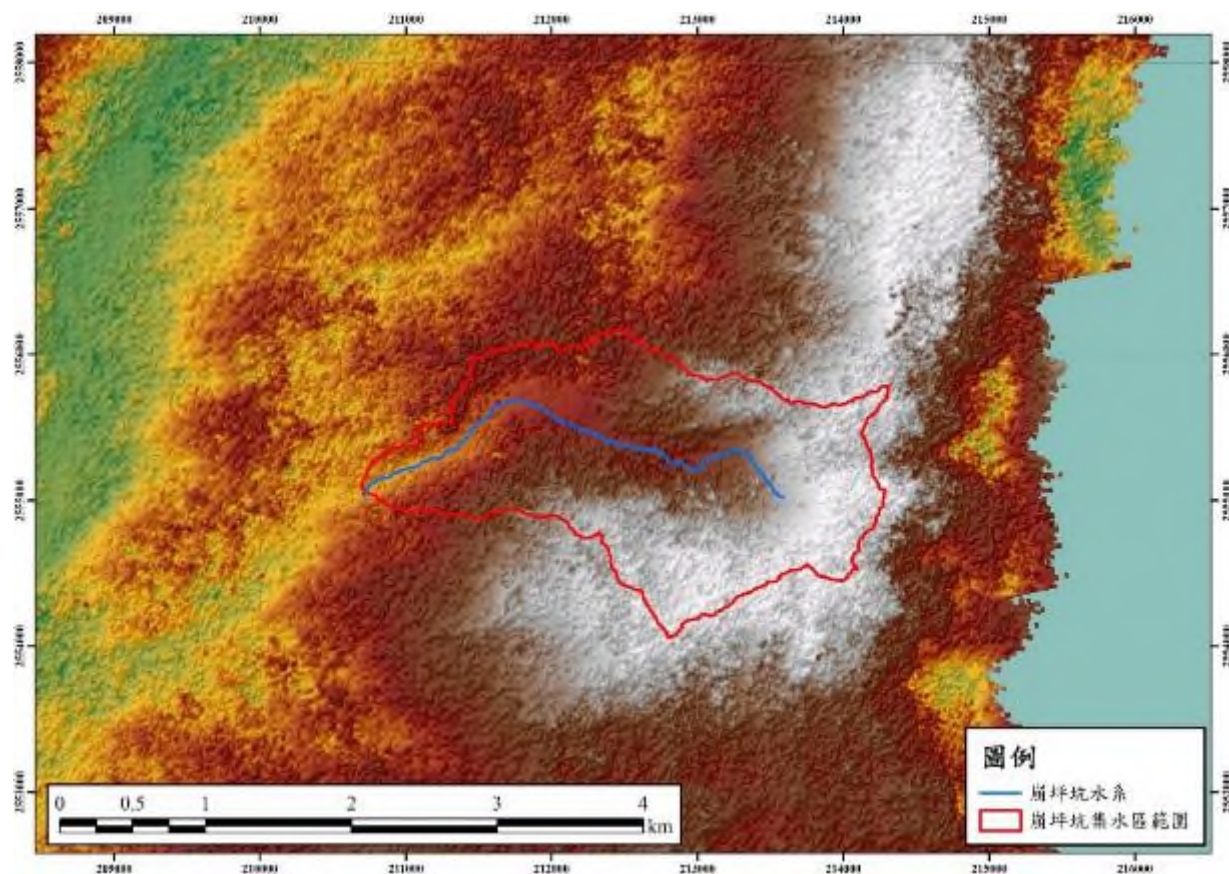


圖 3-1.6 崩坪坑集水區應用 Sentinel-1 雷達影像之 R1 數值地形成果

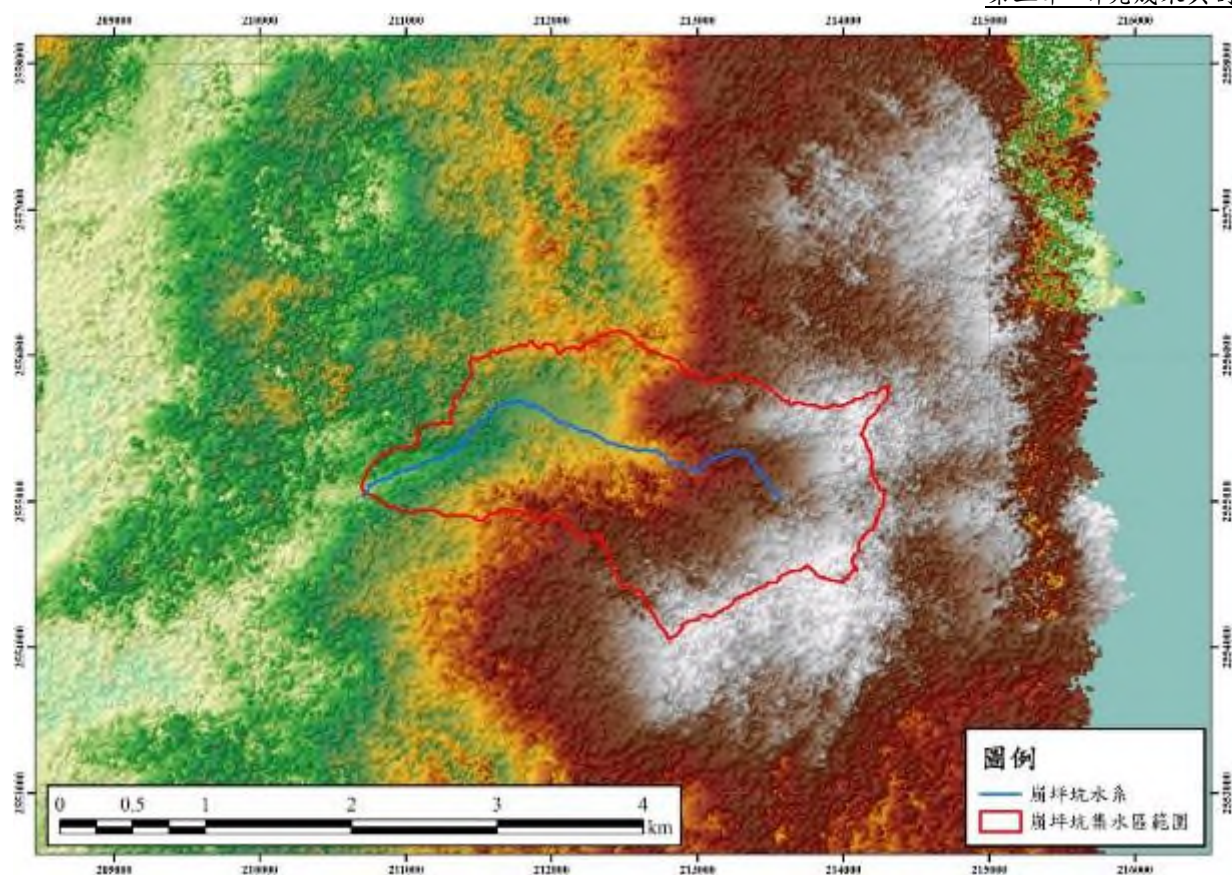


圖 3-1.7 崩坪坑集水區應用 Sentinel-1 雷達影像之 R2 數值地形成果

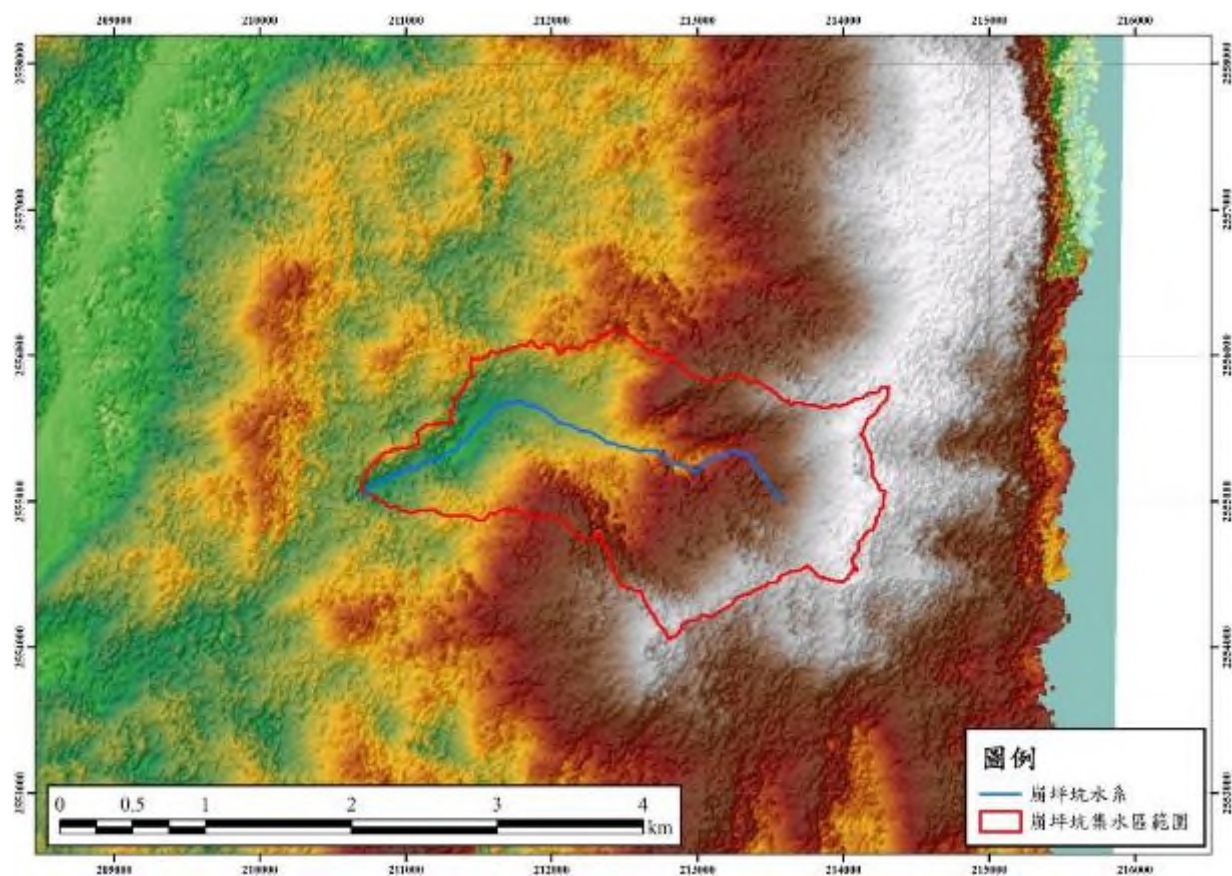


圖 3-1.8 崩坪坑集水區應用 Sentinel-1 雷達影像之 R3 數值地形成果

(四) R4：影像時間為 2018/10/13 及 2018/10/25 兩張升軌影像資料，空間基線為 124.13 公尺，時間基線為 12 天，數值地形產製成果如圖 3-1.9 所示，整體平均絕對誤差為 3.32%，顯示產製數值地形之變異程度較小。

(五) R5：影像時間為 2019/03/18 及 2019/04/23 兩張升軌影像資料，空間基線為 161.4 公尺，時間基線為 36 天，數值地形產製成果如圖 3-1.10 所示，與農林航空測量所 2020 年 DMC 航照產製數值地表模型進行誤差比對分析，誤差介於 20 公尺以內的佔比為 66.68%，整體平均絕對誤差為 2.67%，顯示產製之數值地形成果優良。

(六) R6：時間為 2019/03/30 及 2019/04/23 兩張升軌影像資料，空間基線為 60.11 公尺，為 10 組像對中空間基線最短的一組，時間基線為 24 天，數值地形產製成果如圖 3-1.11 所示，與 2020 年 DMC 航照產製數值地表模型進行誤差比對分析，搭配航照影像進行交叉比對，地形高程無法明確反映出真實地貌，不論是河道或是谷地亦然，整體平均絕對誤差為 9.05%。

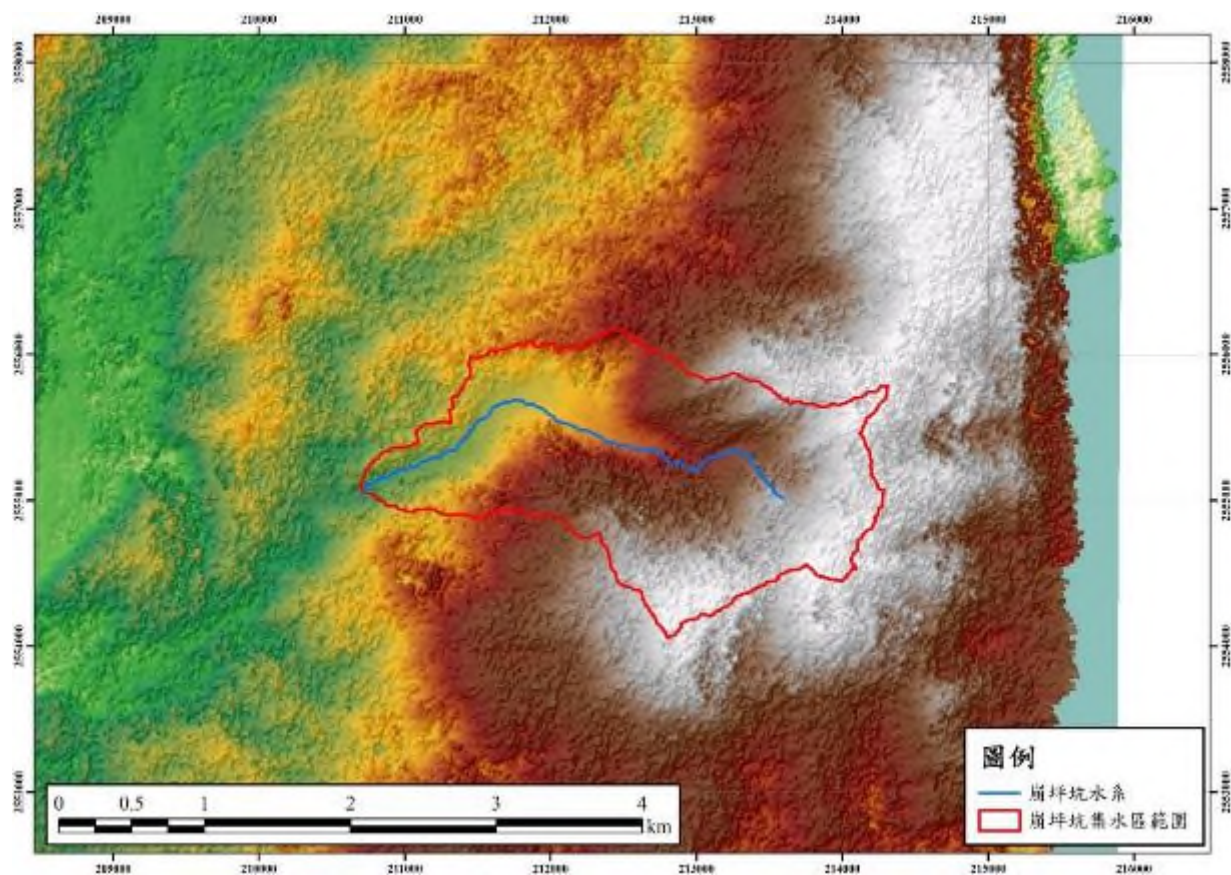


圖 3-1.9 崩坪坑集水區應用 Sentinel-1 雷達影像之 R4 數值地形成果

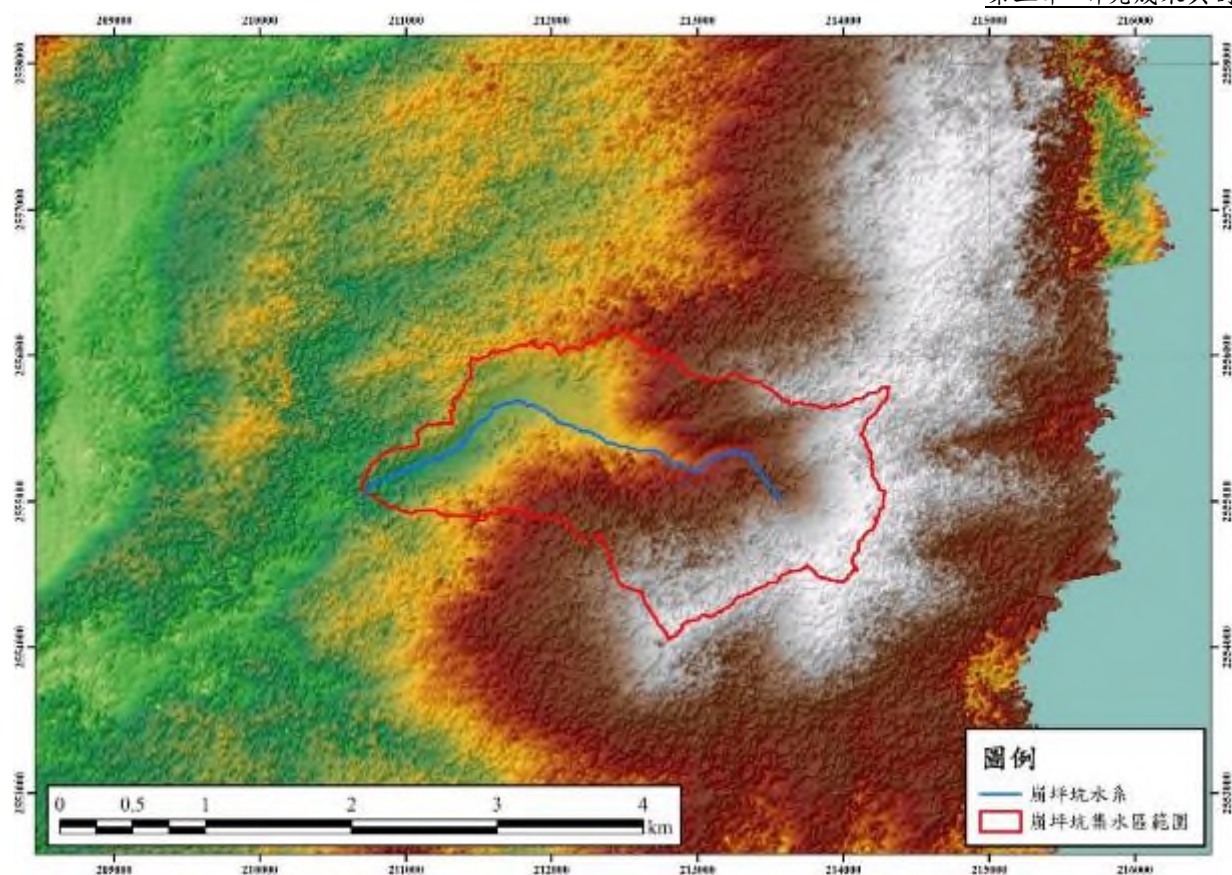


圖 3-1.10 崩坪坑集水區應用 Sentinel-1 雷達影像之 R5 數值地形成果

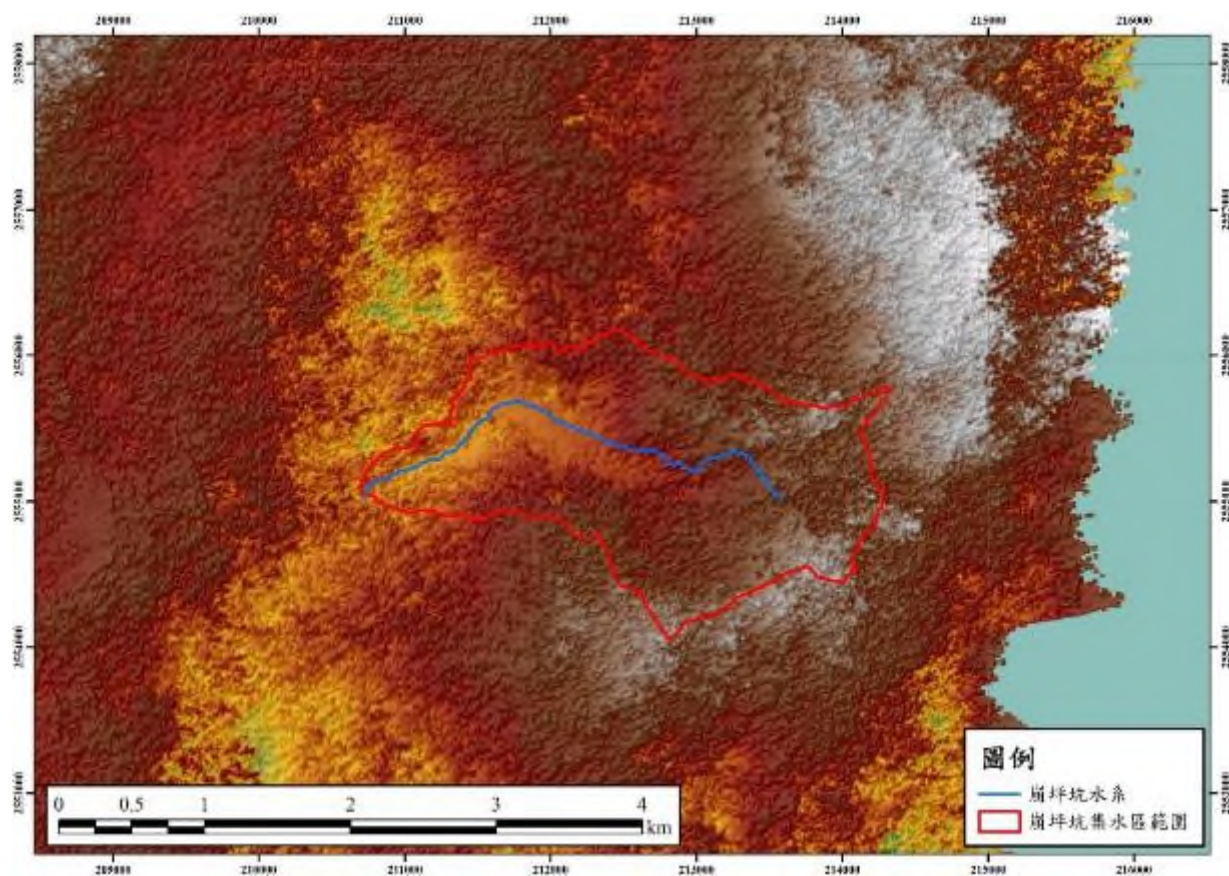


圖 3-1.11 崩坪坑集水區應用 Sentinel-1 雷達影像之 R6 數值地形成果

(七) R7：時間為 2020/07/10 及 2020/08/27 兩張升軌影像資料，空間基線 161.94 公尺，為本研究 Sentinel-1 雷達影像產製數值地形參數，空間基線最長的一組，時間基線為 48 天，亦為 10 組像對中時間基線最長的，數值地形產製成果如圖 3-1.12 所示，與農林航空測量所 2020 年 DMC 航照產製數值地表模型進行誤差比對分析，其中 20 公尺以內的誤差佔比為 74.73%，整體平均絕對誤差為 2.52%，是 10 組像對中最好的一組。

(八) R8：時間為 2020/08/15 及 2020/08/27 兩張升軌影像資料，空間基線 68.01 公尺，時間基線為 12 天，數值地形產製成果如圖 3-1.13 所示，進行數值地表模型誤差比對分析，圖中顯示崩坪坑河彎谷地雖明顯易辨，但主要河道卻不易辨認且高程無明顯起伏差異，整體平均絕對誤差為 7.61%。

(九) R9：時間為 2021/01/06 及 2021/01/30 兩張升軌影像資料，空間基線 73.48 公尺，時間基線為 24 天，數值地形產製成果如圖 3-1.14；與農林航空測量所 2020 年 DMC 航照產製數值地表模型進行誤差比對分析，搭配航照影像進行交叉比對，雖然圖面上(崩坪坑集水區北北西處)有地形破碎不連續的問題，但整體平均絕對誤差為 3.36%，圖面顯示主流河道、河彎谷地皆可清楚辨識，且該區域位於本研究計畫範圍之外，仍能顯示產製之數值地形成果良好。

(十) R10：時間為 2021/09/27 及 2021/10/09 兩張升軌影像資料，空間基線 73.63 公尺，時間基線為 12 天，數值地形產製成果如圖 3-1.15 所示，與 2021 年 UAV 航拍產製數值地表模型進行誤差比對分析，整體平均絕對誤差為 7.36%。

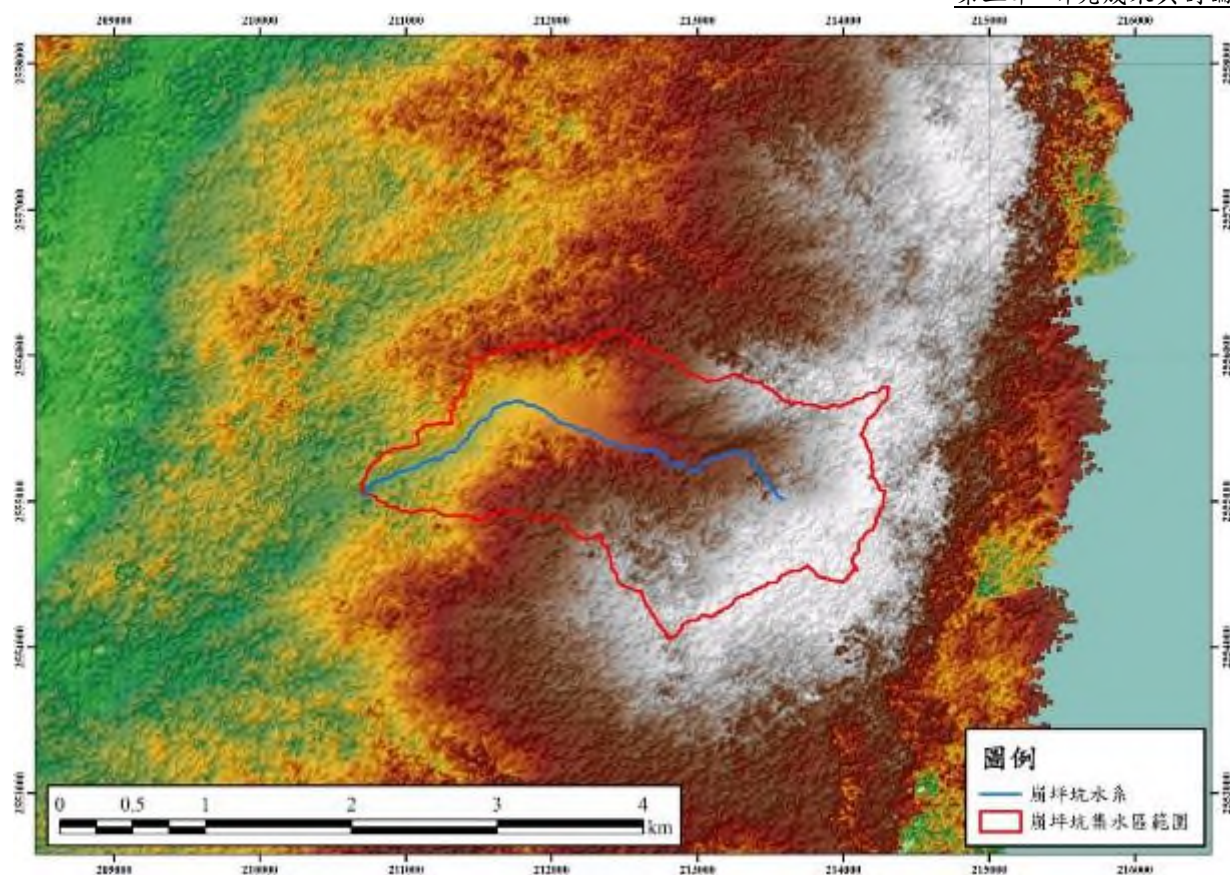


圖 3-1.12 崩坪坑集水區應用 Sentinel-1 雷達影像之 R7 數值地形成果

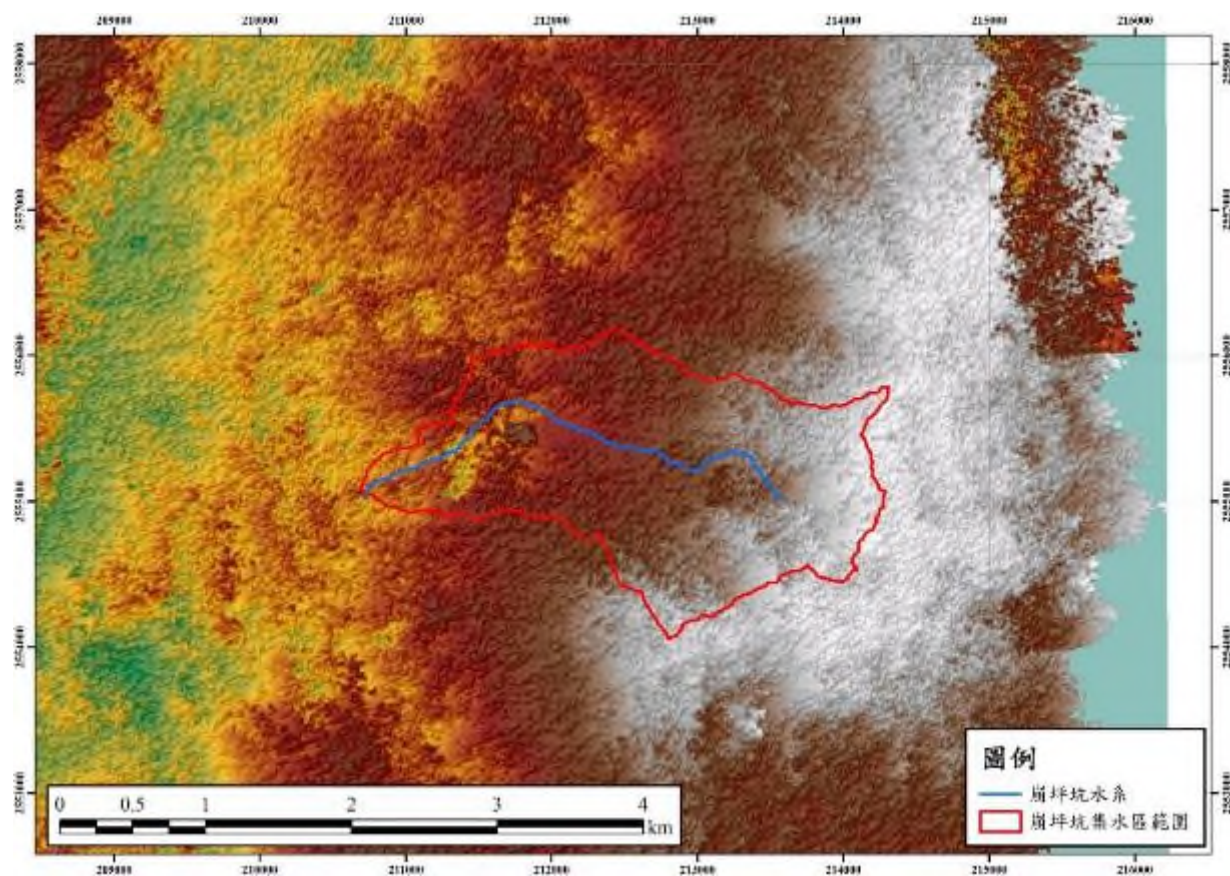


圖 3-1.13 崩坪坑集水區應用 Sentinel-1 雷達影像之 R8 數值地形成果

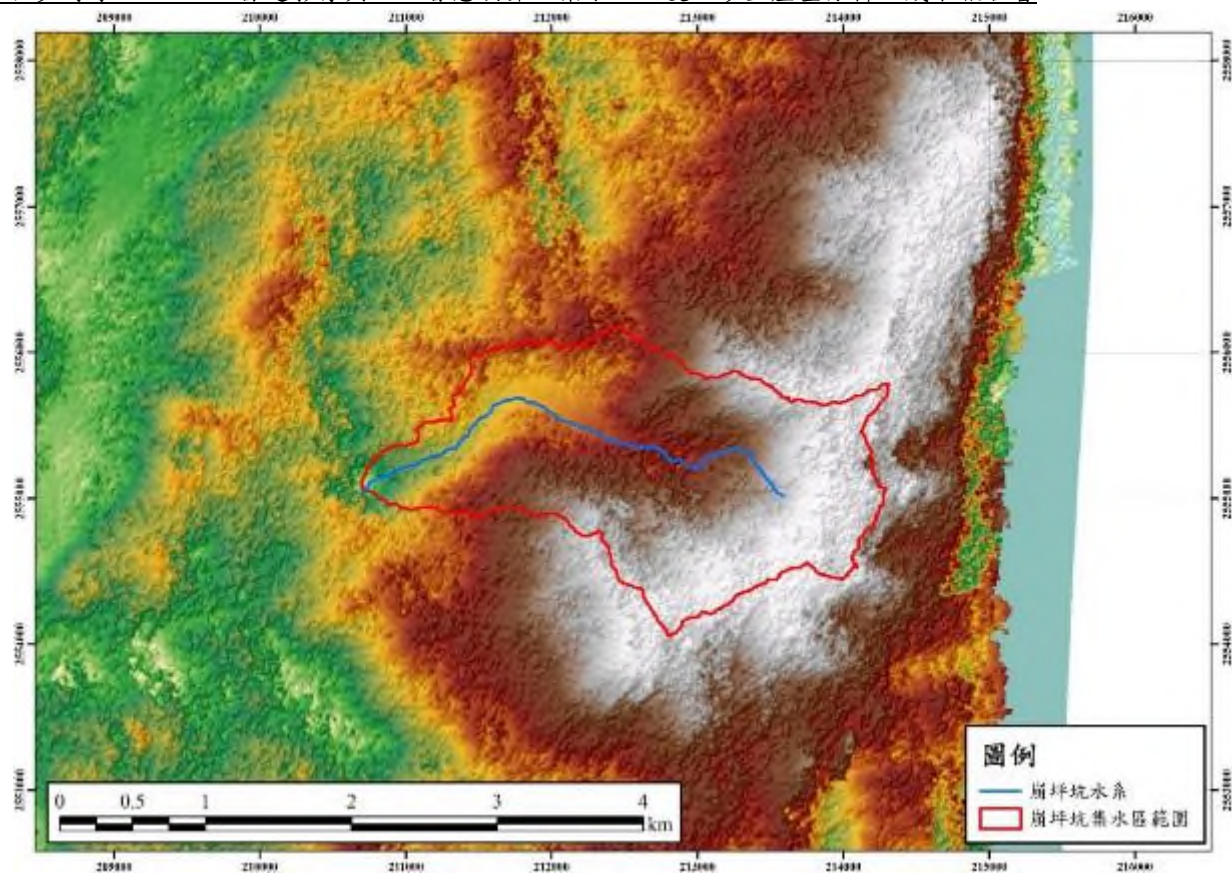


圖 3-1.14 崩坪坑集水區應用 Sentinel-1 雷達影像之 R9 數值地形成果

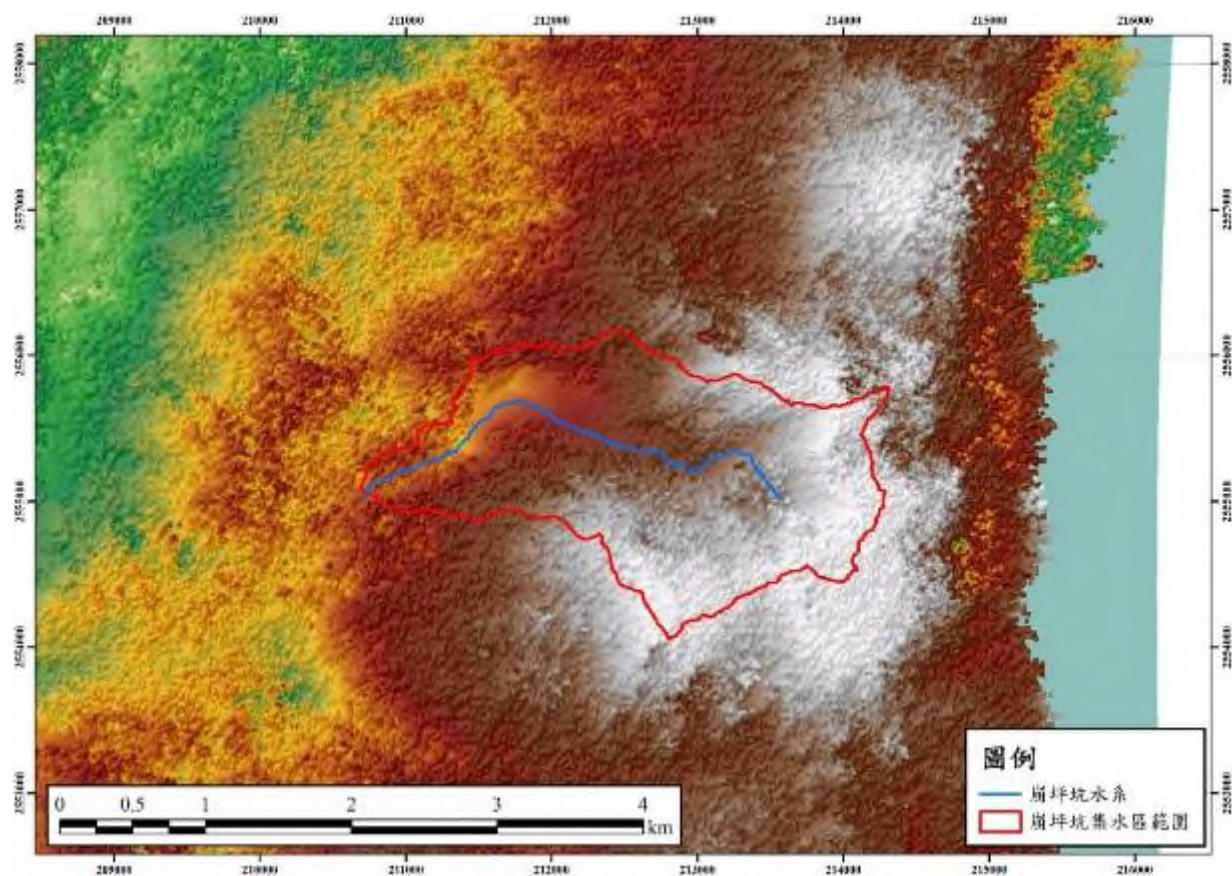


圖 3-1.15 崩坪坑集水區應用 Sentinel-1 雷達影像之 R10 數值地形成果

第二節 數值地形品質評估檢核

本計畫完成十時期 Sentinel-1 雷達影像數值地形產製工作，分別匹配 104 年 12 月至 110 年 10 月等不同時期高精度數值地形，進行品質檢核與誤差分析，相關影像資料來源與誤差分析成果如表 3-2.1 所示。以下分別就升軌與降軌雷達影像產製數值地值之精度品質及地文因子特性分析比較，其二為已匹配多時期高精度數值地形與多時序雷達影像產製之數值地形，進行其成果品質檢核與誤差分析，成果分述如下：

本計畫以時間為 2017/01/29 及 2017/02/22、2017/02/22 及 2017/04/11、2017/03/04 及 2017/03/16、2020/06/16 及 2020/06/28 等四個時期像對，其軌道 69 為升軌 (Ascending) 與軌道 105 為降軌 (Descending) 兩種雷達影像融合後產製之數值高程模型，並配合研究區域之 LiDAR 產製 DEM 或相近時期之航照或 UAV 產製 DSM 來檢核衛星雷達影像產製數值高程模型之精度品質，探討 SAR 影像相干性較差因而導致高程資訊漏失區域之地形坡度及坡向特性。

Sentinel-1 雷達影像產製地形成果檢核方面，本研究統計裸露地表範圍高程誤差區間與網格高程、坡度與坡向之關係，如圖 3-2.1~圖 3-2.6 所示。圖中顯示，受到衛星飛行角度之遮蔽影響，高程誤差區間分布與地表高程、坡度與坡向有明顯之關聯性，以升軌 69 軌道 Pair2 之產製成果為例，其誤差區間統計分布圖，如圖 3-2.1、圖 3-2.3、圖 3-2.5 所示，高程誤差明顯與地表高程與坡度呈正相關，高程越高及坡度越陡峭處誤差越大，至於坡向特性，則以北向、西向及西北向為影像主要遮蔽方向，高程誤差偏大。

在降軌衛星影像對產製數值地形之影響，以降軌 105 軌道 Pair3 之產製成果為例，其誤差區間統計分布圖，如圖 3-2.2、圖 3-2.4、圖 3-2.6 所示，高程誤差與地表高程、坡度及坡向之關係雖呈現與 Pair2 類似之趨勢，但整體成效品質不佳。整體而言，升軌之影像對(69 軌道)較降軌之影像對(105 軌道)可產製較佳的地形成果，且時間基線不宜過長，避免產生相干性下降之問題。

此外，為探討雷達影像產製數值地形與高精度數值地形對於高程變動之差異性，利用誤差均方根(Root Mean Square Error, RMSE)來評估雷達影像產製數值地形之準確度，其統計評估意義為估計值與實測量兩者之差的平方和，計算式如下式 7 所示。以集水區河道範圍選取上、中、下游等三處範圍作為取樣統計資料區，如圖 3-2.7 所示，分析成果 RMSE 之值介於 13.3 至 15.9 之間。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - f_i)^2} \quad (7)$$

式中， f_i 為估計值， y_i 為實測值。

本研究透過多時期高精度數值地形與多時序雷達影像產製之數值地形進行誤差比對分析，將 R1~R10 各期的空間基線(Bperp)、Modeld Coherence、Height Ambg (m)以及整體平均絕對誤差率(Mean Absolute Error)，綜整如表 3-2.1。其中平均絕對誤差為各別變量值與平均值的偏差絕對值的算術平均數，其計算式如下：

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |f_i - y_i| \quad (8)$$

式中， f_i 為估計值， y_i 為實測值。

以影像時間為 2018/04/04 及 2018/05/10 兩張升軌影像資料之數值地誤差比對為例，說明各高程區間誤差百分比及整體平均絕對誤差。前者之產製數值地形編號為 R3，其匹配分析之高精度地形為農林航空測量所 2018 年 DMC 航照產製數值地表模型，如圖 3-2.8 所示，在高程 0 至 20 公尺區間，誤差百分比所佔之比例為 64.9%，其中高程區間在 0 至 5 公尺間，誤差百分比所佔之比例為 22.21%，顯示判釋地形變異大部分是落於 0 至 20 公尺間，而高程差區間越大，則所佔誤差百分比之比例越小，整體之平均絕對誤差為 3.62%，亦顯示產製之數值地形成果良好。

另外，以影像時間為 2018/10/13 及 2018/10/25 兩張升軌影像資料之數值地誤差比對為例，其產製數值地形編號為 R4，其匹配分析之高精度地形為 2018

年 UAV 航拍產製數值地表模型，如圖 3-2.9 所示，在高程 0 至 20 公尺區間，誤差百分比所佔之比例為 63.21%，其中高程區間在 0 至 5 公尺間，誤差百分比所佔之比例為 26.53%，顯示判釋地形變異大部分落於 0 至 20 公尺間，而高程差區間越大，則所佔誤差百分比之比例越小，僅高程區間大於 80 公尺以上，誤差百分比所佔之比例為 5.70%，整體之平均絕對誤差為 3.32%，亦顯示產製之數值地形成果大抵良好。

此外，雷達影像參數與整體平均絕對誤差關係如圖 3-2.10 至圖 3-2.12 所示。當 Sentinel-1 雷達影像具備較長空間基線時，其所產製之數值地形成果整體誤差較小，反之若空間基線過短，則較易產製出高誤差地形，空間基線長度與產製地形誤差兩者呈現負相關；同調性參數接近 1 時，則所產製之數值地形成果整體誤差較大，反之同調性參數較小時，則所產製之數值地形成果整體誤差較小，同調性與誤差兩者約呈正相關；高度未定值 (Height of Ambiguity) 較大時，其所產製之數值地形成果整體誤差較大，反之則誤差較小，因此高度未定值與誤差之關係約呈正相關。因此建議後續研究可尋求具備較長空間基線的 Sentinel-1 雷達影像，並且在選取雷達影像時間基線不宜過長，避免受多次事件干擾之坡面地形變動情形，產生時間去相關問題 (Temporal Decorrelation, Zebker and Villasenor, 1992、Zebker et al. 1994)。

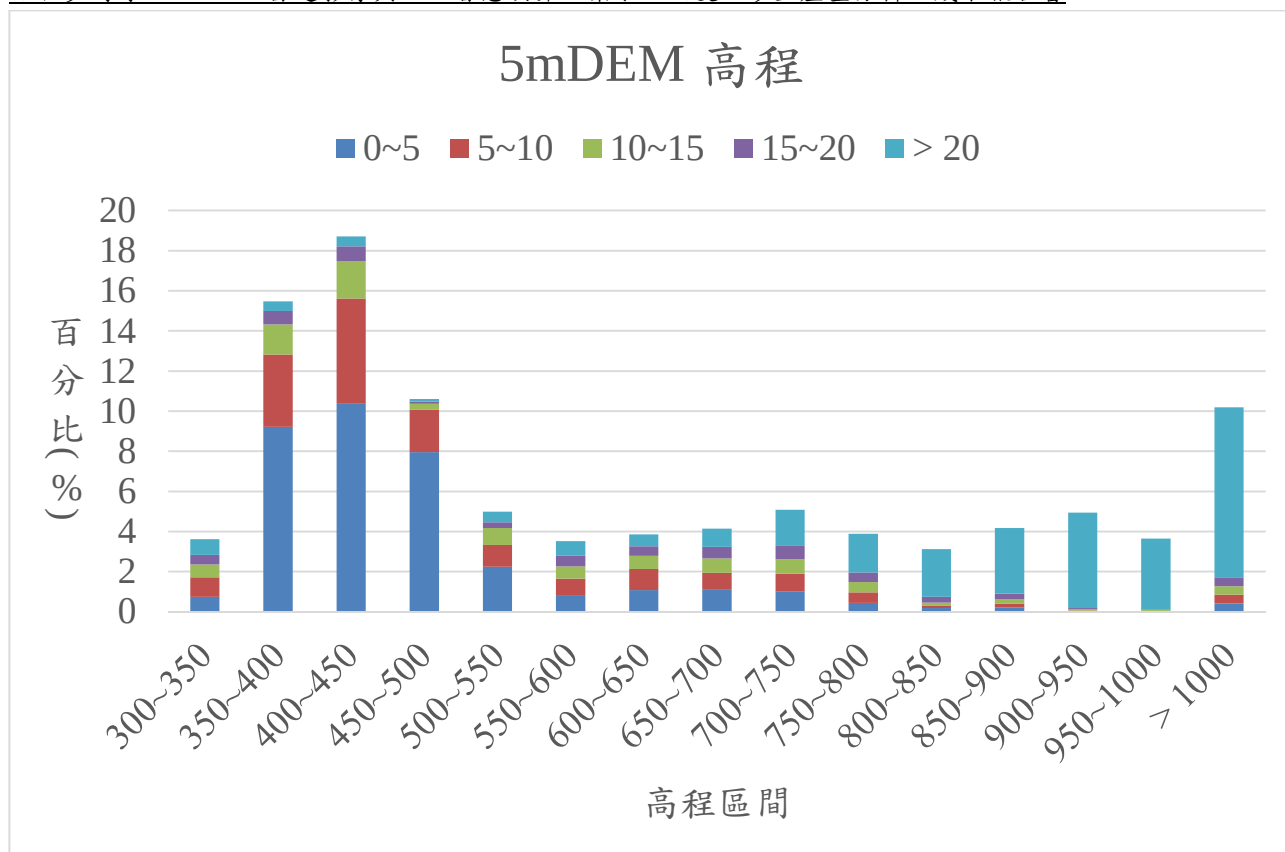


圖 3-2.1 Sentinel-1 雷達影像之 Pair2 高程區間統計分布圖

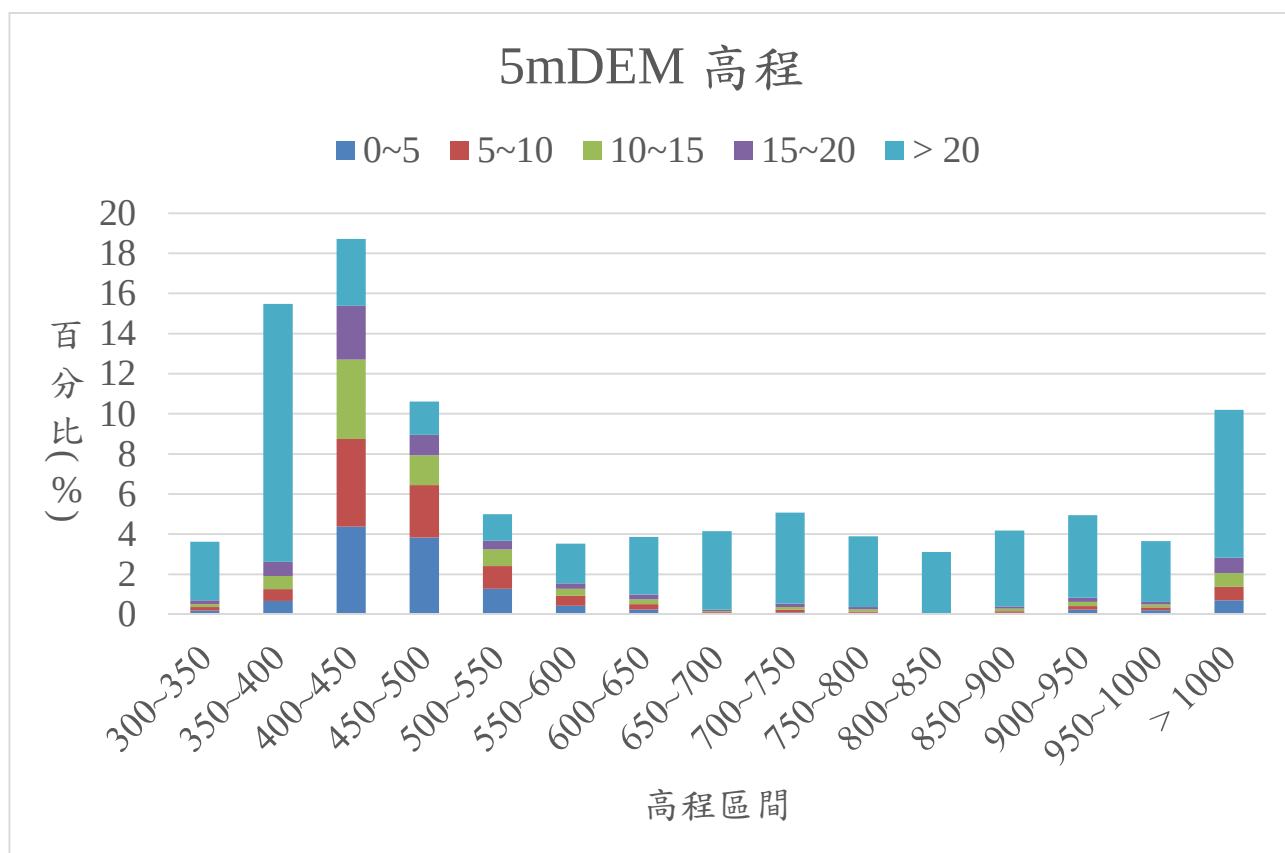


圖 3-2.2 Sentinel-1 雷達影像之 Pair3 高程區間統計分布圖

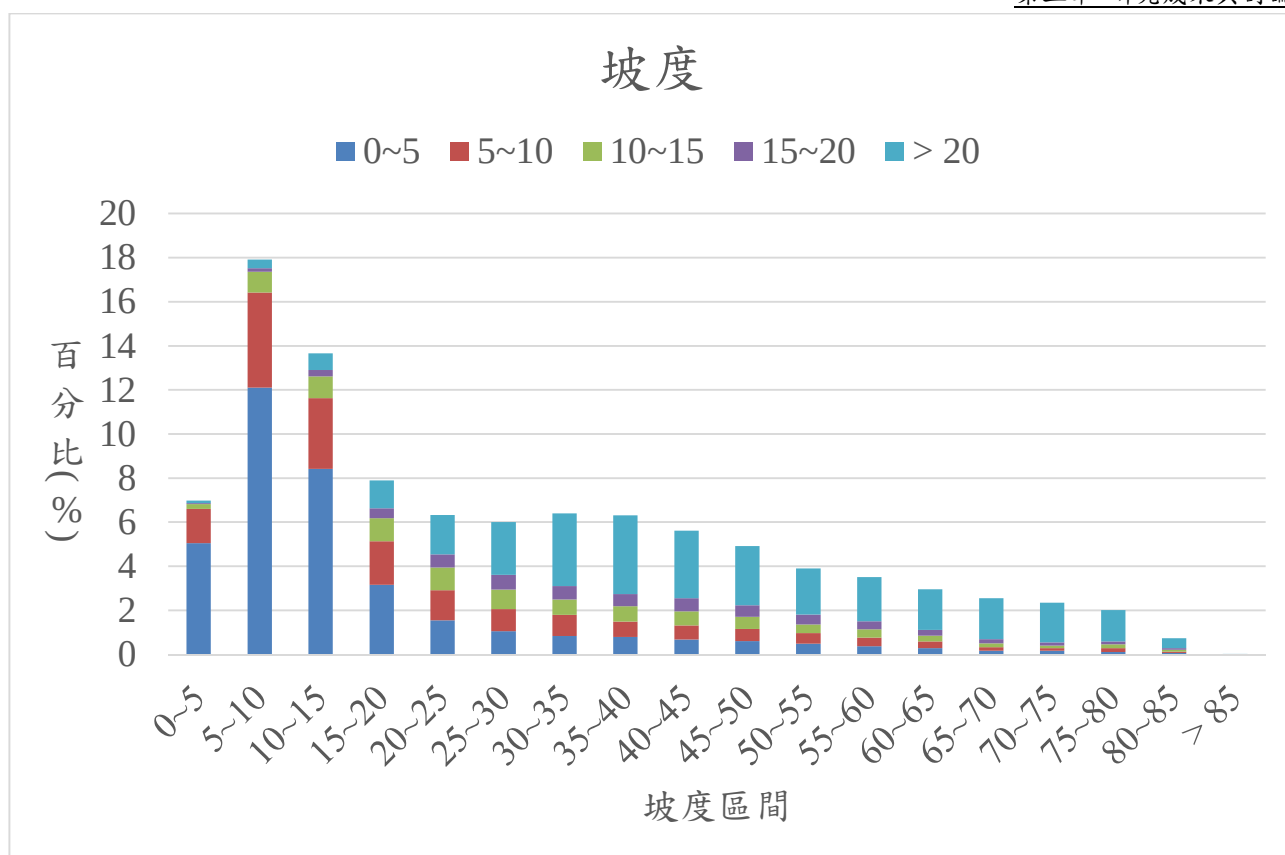


圖 3-2.3 Sentinel-1 雷達影像之 Pair2 坡度區間統計分布圖

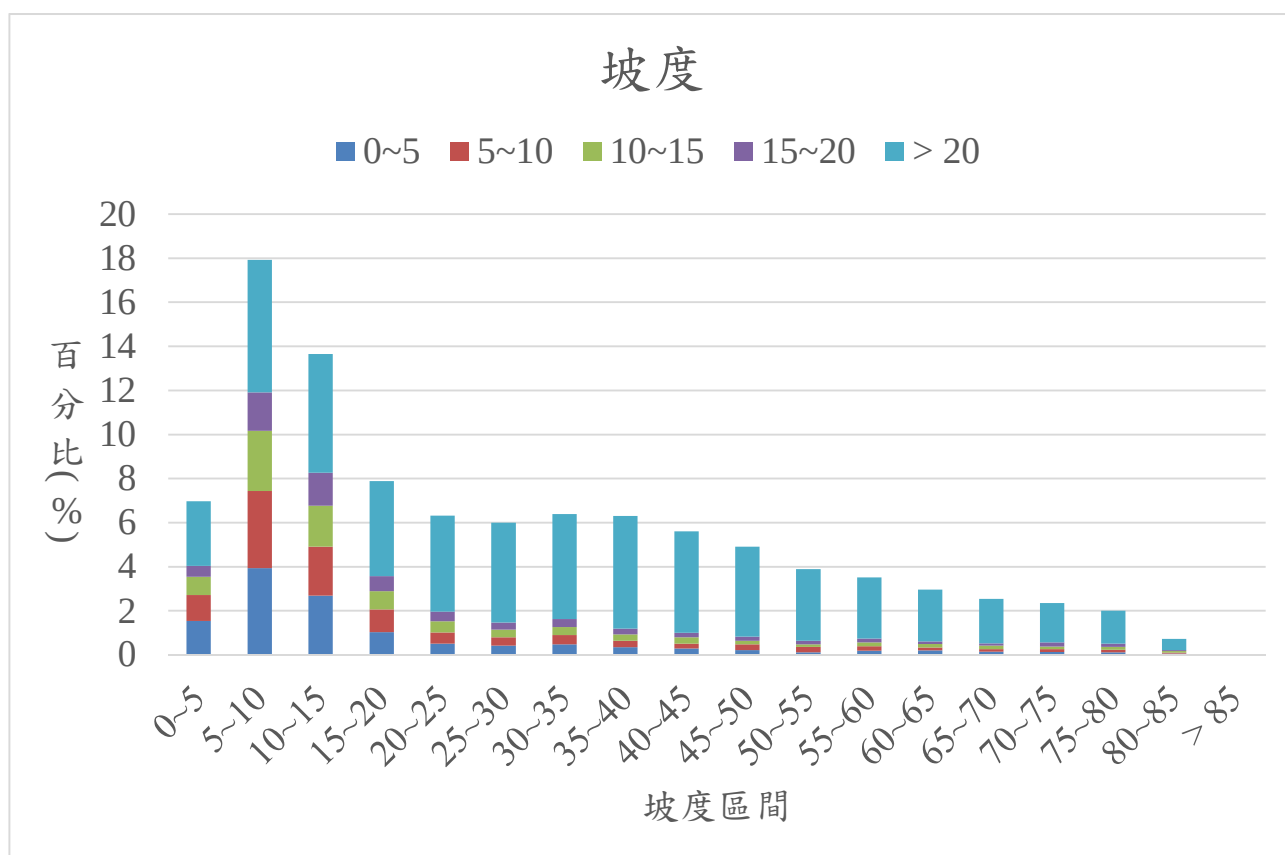


圖 3-2.4 Sentinel-1 雷達影像之 Pair3 坡度區間統計分布圖

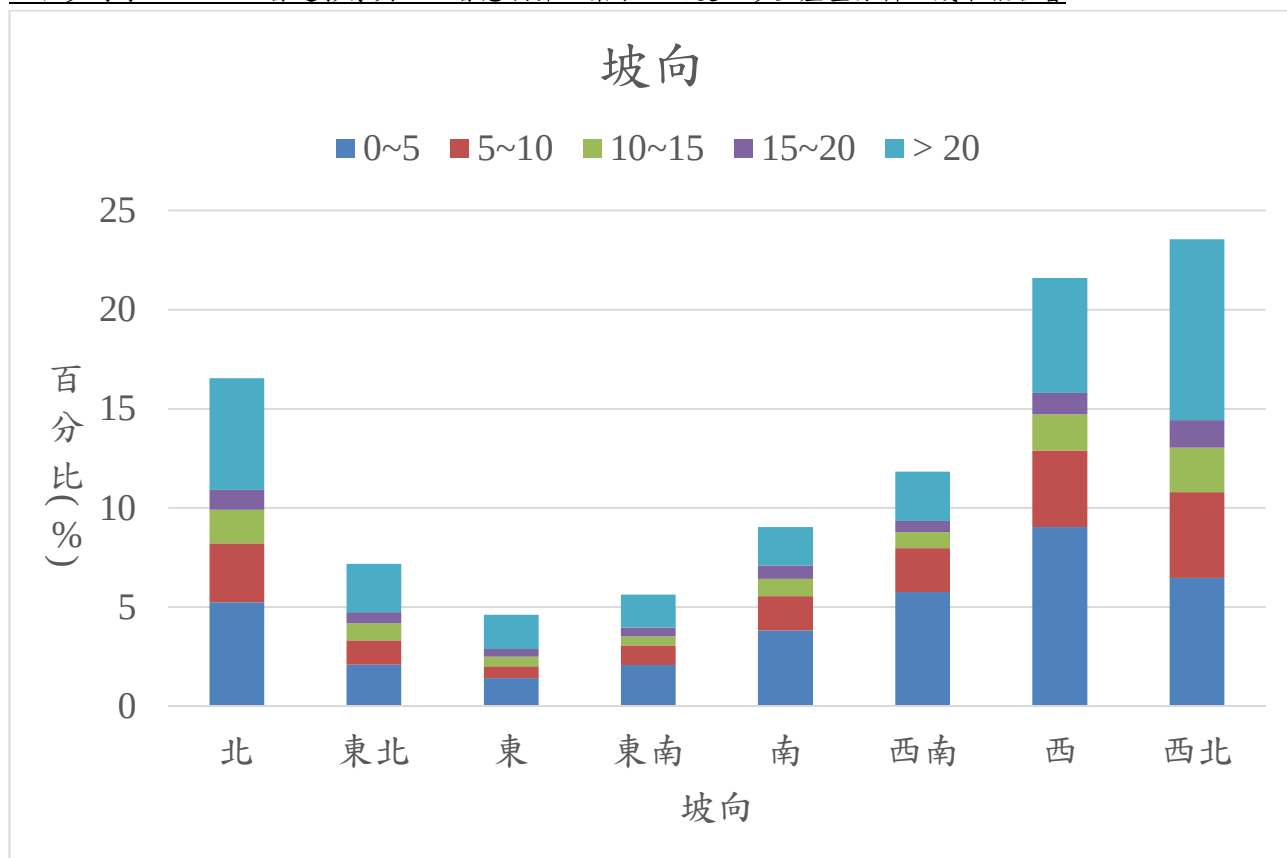


圖 3-2.5 Sentinel-1 雷達影像之 Pair2 坡向統計分布圖

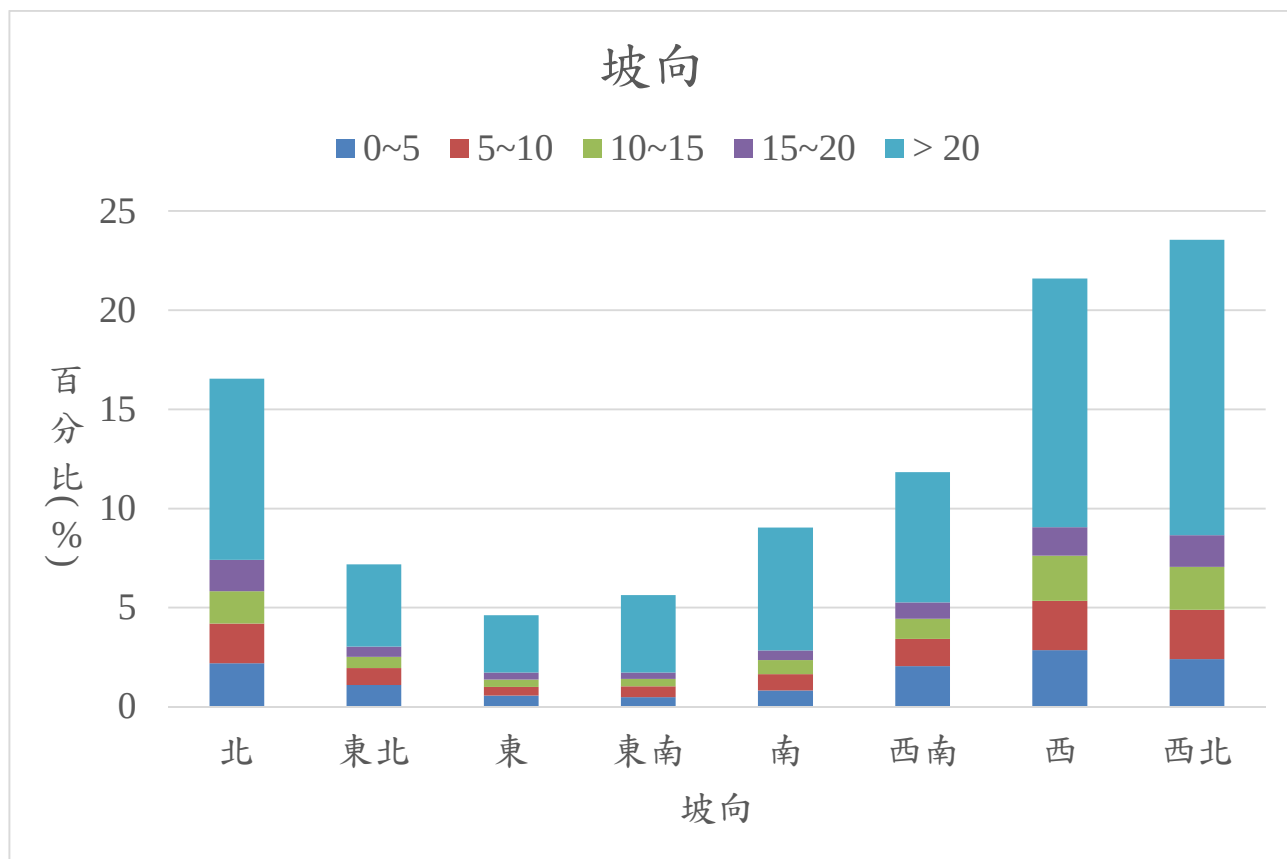


圖 3-2.6 Sentinel-1 雷達影像之 Pair3 坡向誤差統計分布圖

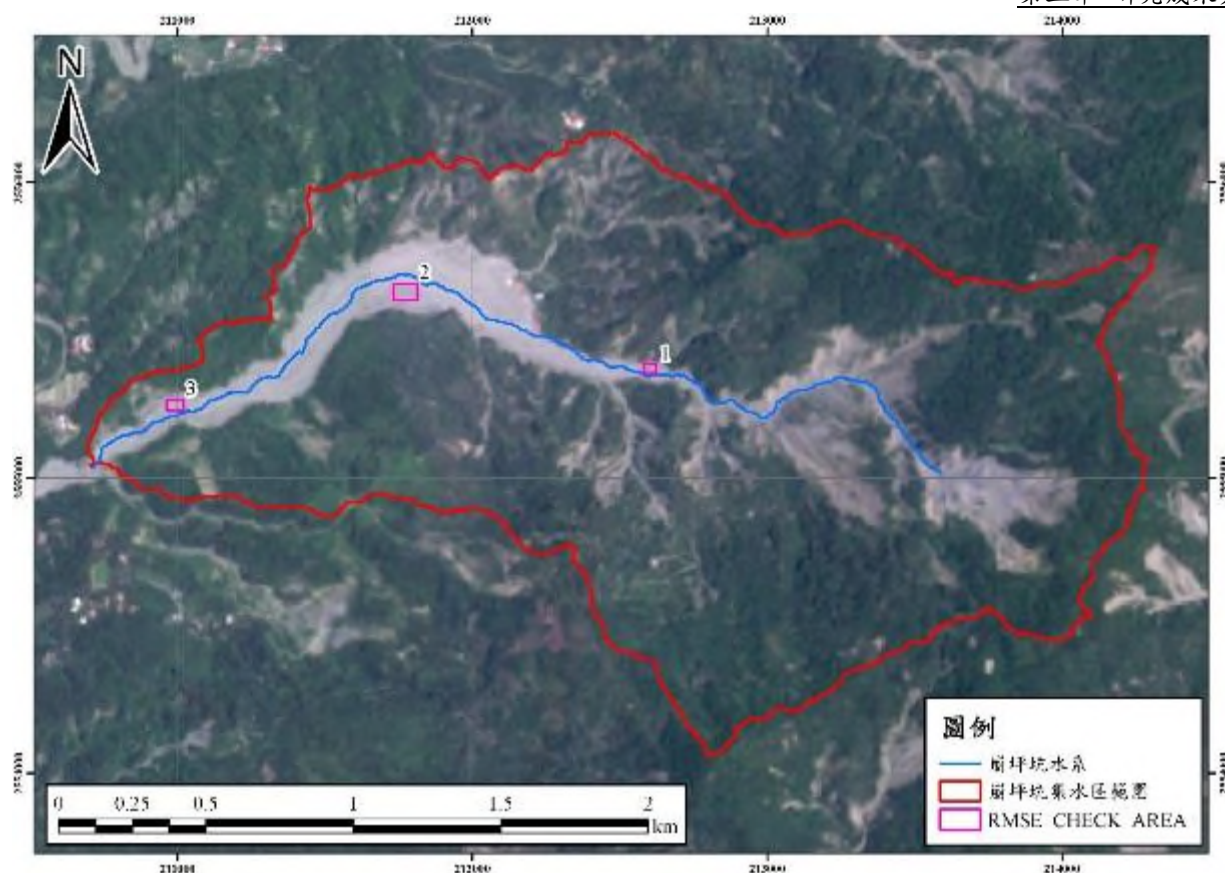


圖 3-2.7 Sentinel-1 雷達影像數值地形 RMSE 採樣區圖

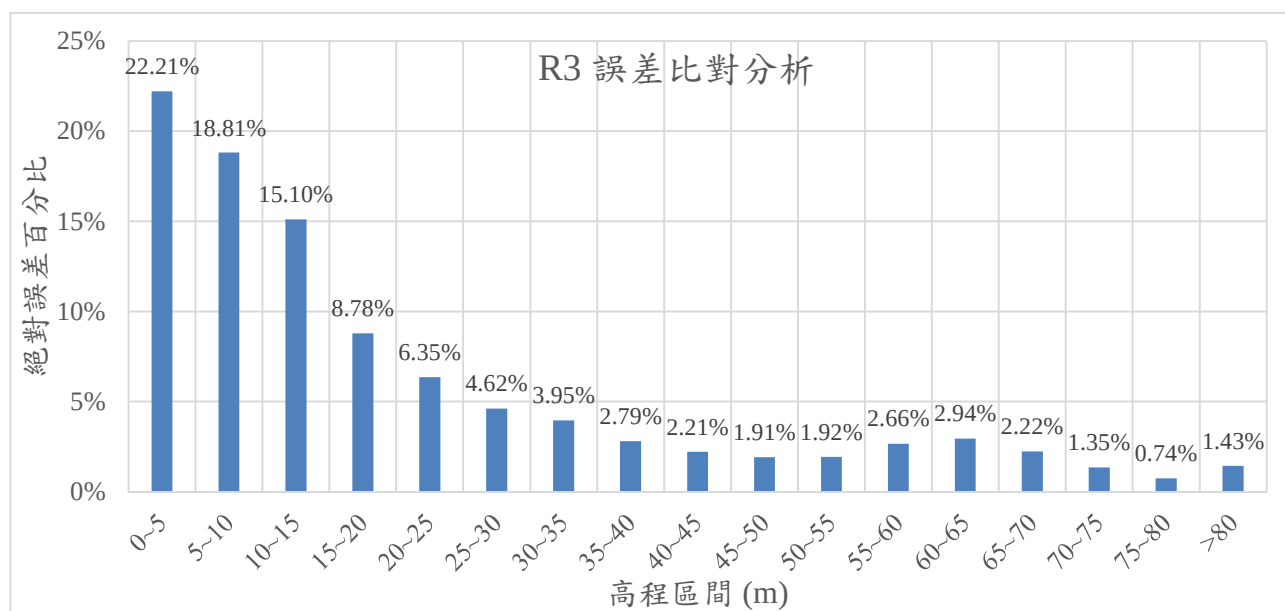


圖 3-2.8 崩坪坑集水區應用 Sentinel-1 雷達影像之 R3 數值成果誤差比對分析

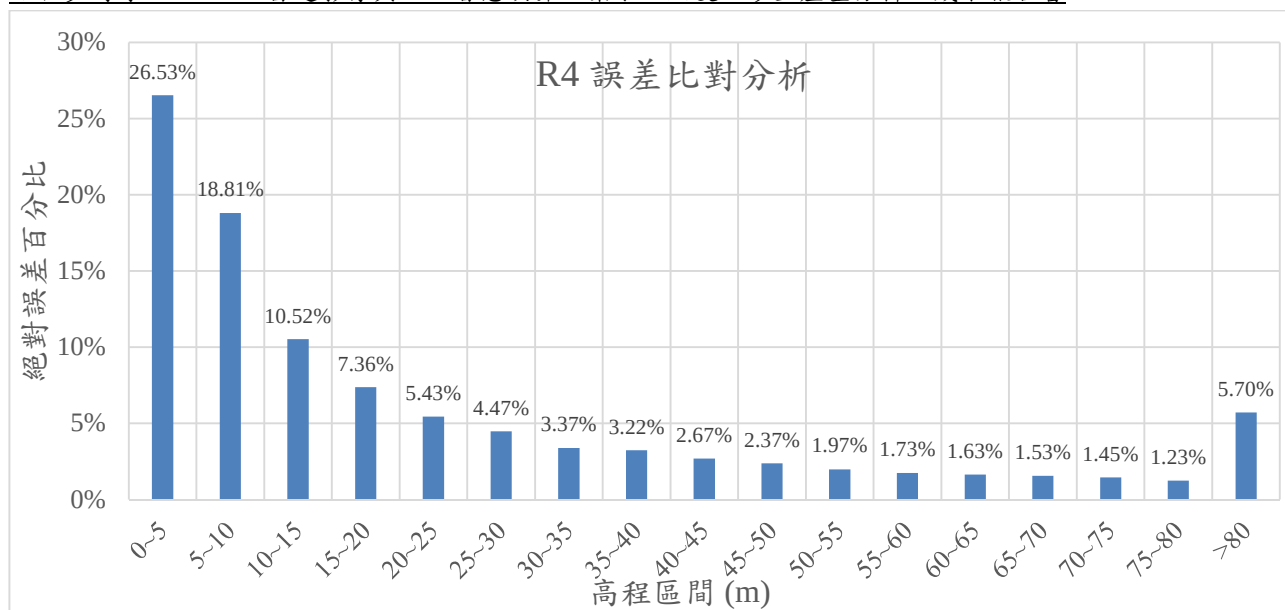


圖 3-2.9 崩坪坑集水區應用 Sentinel-1 雷達影像之 R4 數值成果誤差比對分析

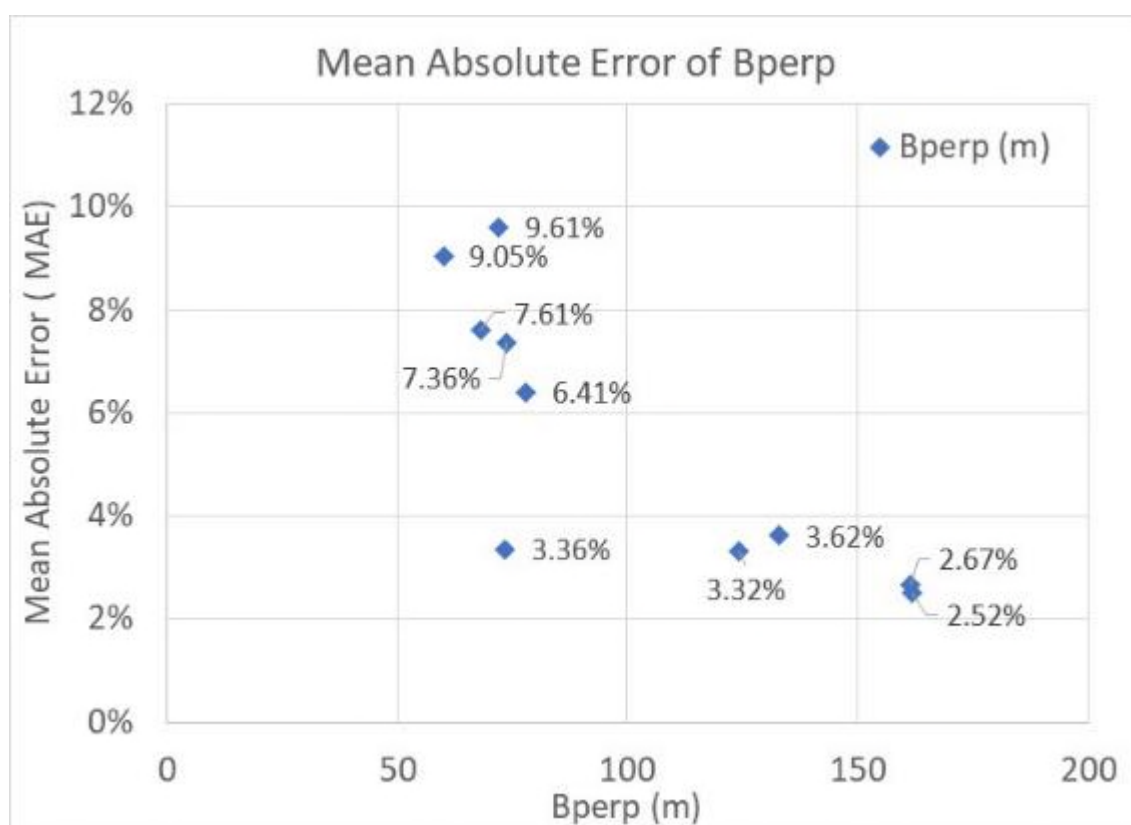


圖 3-2.10 空間基線(Bperp)與整體平均絕對誤差關係圖

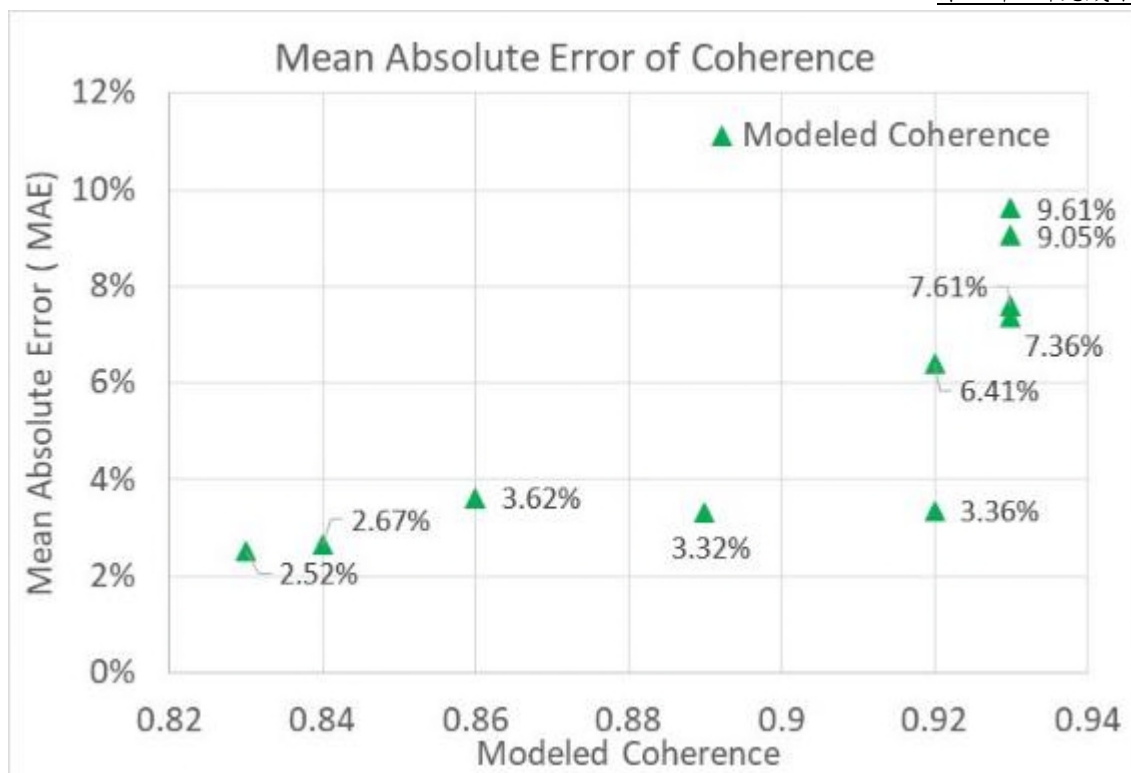


圖 3-2.11 同調性(Modeled Coherence)與整體平均絕對誤差關係圖

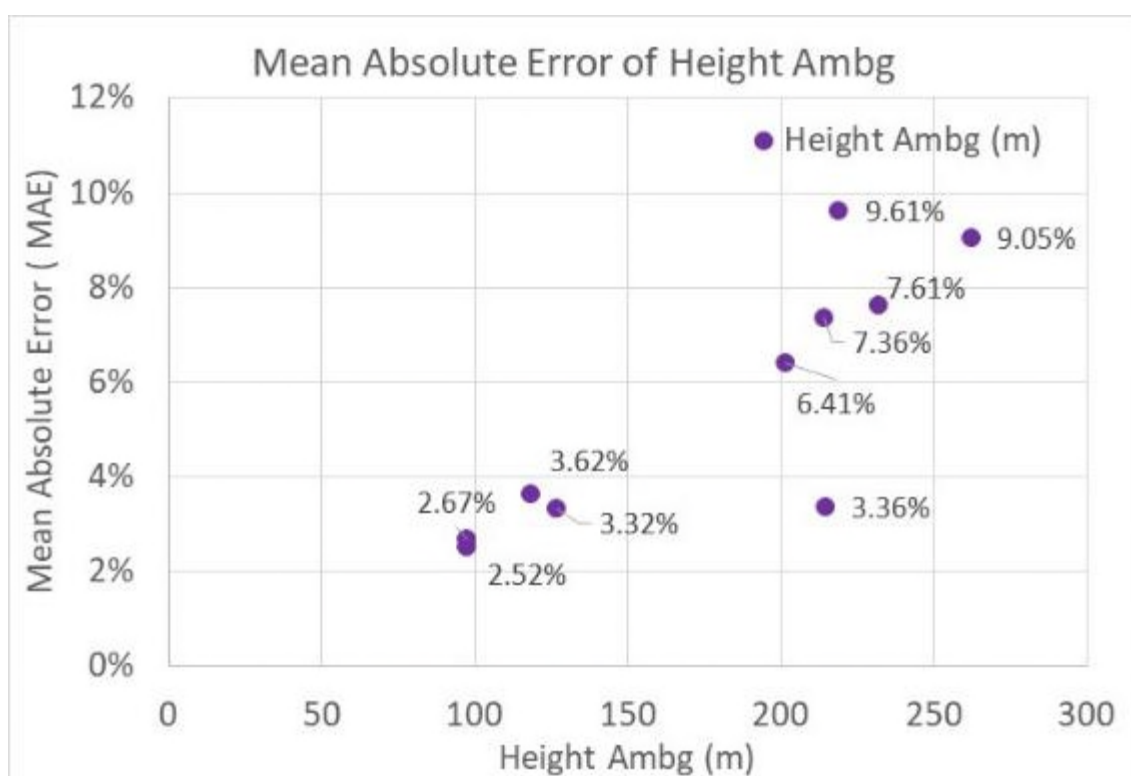


圖 3-2.12 高度未定值(Height Ambg)與整體平均絕對誤差關係圖

表 3-2.1 雷達影像產製地形來源與誤差分析表

編號	高精度地形影像種類	影像來源	影像時間	Bperp (m)	Modeled Coherence	Height of Ambiguity (m)	Mean Absolute Error (MAE)	Sentinel-1 影像
R1	航空攝影紀錄檔 DMC	農林航測所	2015/12/19~2016/12/02	72.01	0.93	219.05	9.61%	S1A_IW_SLC__1SDV_20151228T100020_100050 S1A_IW_SLC__1SDV_20160109T100020_100050
R2	無人載具空拍影像	水保局台南分局	2017/04	78.08	0.92	202.03	6.41%	S1A_IW_SLC__1SDV_20170304T100024_100054 S1A_IW_SLC__1SDV_20170316T100022_100052
R3	航空攝影紀錄檔 DMC	農林航測所	2018/01/26~2018/03/25	132.94	0.86	118.66	3.62%	S1A_IW_SLC__1SDV_20180404T100029_100059 S1A_IW_SLC__1SDV_20180510T100031_100100
R4	無人載具空拍影像	水保局台南分局	2018/10	124.13	0.89	127.09	3.32%	S1A_IW_SLC__1SDV_20181013T100038_100108 S1A_IW_SLC__1SDV_20181025T100038_100108
R5	航空攝影紀錄檔 DMC	農林航測所	2019/03/18~2019/04/23	161.4	0.84	97.74	2.67%	S1A_IW_SLC__1SDV_20190423T100036_100106 S1A_IW_SLC__1SDV_20190318T100035_100105
R6	航空攝影紀錄檔 DMC	農林航測所	2019/03/30~2019/04/23	60.11	0.93	262.45	9.05%	S1A_IW_SLC__1SDV_20190423T100036_100106 S1A_IW_SLC__1SDV_20190330T100035_100105
R7	航空攝影紀錄檔 DMC	農林航測所	2020/07/10~2020/08/27	161.94	0.83	97.42	2.52%	S1A_IW_SLC__1SDV_20200827T100050_100120 S1A_IW_SLC__1SDV_20200710T100047_100117
R8	航空攝影紀錄檔 DMC	農林航測所	2020/08/15~2020/08/27	68.01	0.93	231.95	7.61%	S1A_IW_SLC__1SDV_20200827T100050_100120 S1A_IW_SLC__1SDV_20200815T100049_100119
R9	航空攝影紀錄檔 DMC	農林航測所	2020/11/19~2021/01/02	73.48	0.92	214.67	3.36%	S1A_IW_SLC__1SDV_20210106T100048_100118 S1A_IW_SLC__1SDV_20210130T100048_100118
R10	110SWCB	110SWCB	20210904	73.63	0.93	214.25	7.36%	S1A_IW_SLC__1SDV_20210927T100057_100126 S1A_IW_SLC__1SDV_20211009T100057_100127

第三節 結合人工智慧演算之坡面崩塌生產量評估

本計畫在評估坡面崩塌生產量分析方面，首先以 Sentinel-1 雷達影像產製地形與高精度地形 (LiDAR、航照 DMC、UAV 空拍等產製地形) 分析崩坪坑集水區地形變動量，應用 GIS 軟體依 Sentinel-1 產製地形解析度劃設分析範圍，分別將河道範圍、崩塌地範圍數化圈繪，並濾除河道範圍地形變化量以避免土砂量估計誤差，再依據前節已完成產製十期數值地形，依相同流程擷取各時期地文因子與坡面崩塌土砂量等資料，依序彙整作為人工智慧演算使用之輸入層與目標層資料，整體分析流程如圖 3-3.1 所示。

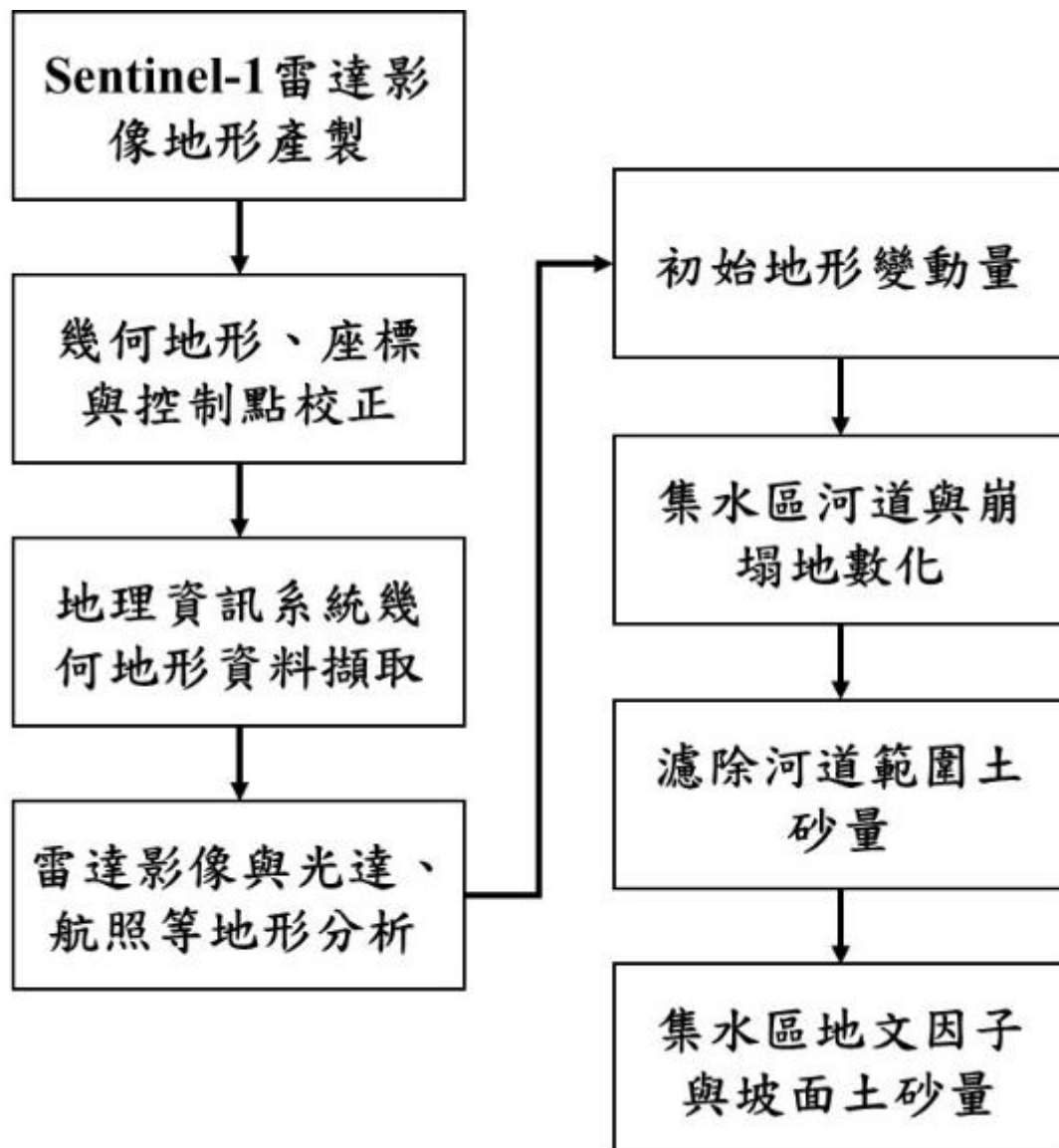


圖 3-3.1 人工智慧基因演算輸入資料產製流程

(一) 地文因子相關性

在崩塌土砂生產精進模式方面，本計畫利用十期雷達影像產製數值地形與高精度數值地形，透過地形比對獲得初始坡面崩塌土砂生產量，以此坡面崩塌土砂生產量作為基因演算最佳化類神經網路之訓練樣本，並利用航照 DMC、無人載具 UAV 影像與 LiDAR 量測點雲資料所建置之數值地形進行比對，以獲得坡面崩塌土砂生產量做為驗證樣本資料。在影響坡面崩塌土砂生產量之因子，本計畫選定以高程、坡度、坡向、地質、崩塌土砂生產量等 5 個因子，並使用 ArcGIS 系統、數值高程地形 (5m 解析度) 與地質資料，分別進行空間分析作業萃取所需影響因子資料。為避免各因子間具有高度相關性，本研究先利用 Pearson 相關檢定各因子間相關性，其檢定結果如表 3-3.1 所示。由檢定結果可知，各因子間並未呈現明顯相關性。

表 3-3.1 輸入因子相關性檢定表

檢定因子	坡度	坡向	土砂生產量 (訓練樣本)	土砂生產量 (驗證樣本)
坡度	1.000	-0.068	-0.187	-0.626
坡向	-0.068	1.000	0.087	0.005
土砂生產量 (訓練樣本)	-0.187	0.087	1.000	0.154
土砂生產量 (驗證樣本)	-0.626	0.005	0.154	1.000

本研究採用之數值高程地形解析度為 5m x 5m，因此建立 5m x 5m 網格為基本地文因子擷取網格。崩坪坑集水區共數化為 37,845 筆網格資料 (如圖 3-3.2 所示)，再依照河道、坡面崩塌土砂生產與坡面崩塌土砂堆積三者篩選，十期地形共計 122,370 筆屬於坡面崩塌土砂量資料。其中由於崩坪坑集水區之地質含括隘寮腳層 (粉砂岩和頁岩薄互層，弱岩)、鹽水坑頁岩 (塊狀頁岩，偶夾薄層粉砂岩，弱岩)、糖恩山砂岩 (厚層塊狀砂岩和泥質砂岩，甚弱岩)、長枝坑層 (砂岩及砂頁岩互層、砂岩及頁岩互層，甚弱岩) 及沖積層 (砂、礫、土，甚弱岩) 等五種，如圖 3-3.3 所示，針對此五種地質依地質特徵及強度進行編碼，如表 3-3.2 所示。

表 3-3.2 崩坪坑集水區地質編碼表

名稱	隘寮腳層	鹽水坑頁岩	糖恩山砂岩	長枝坑層	沖積層
地質編碼	1	2	3	4	0

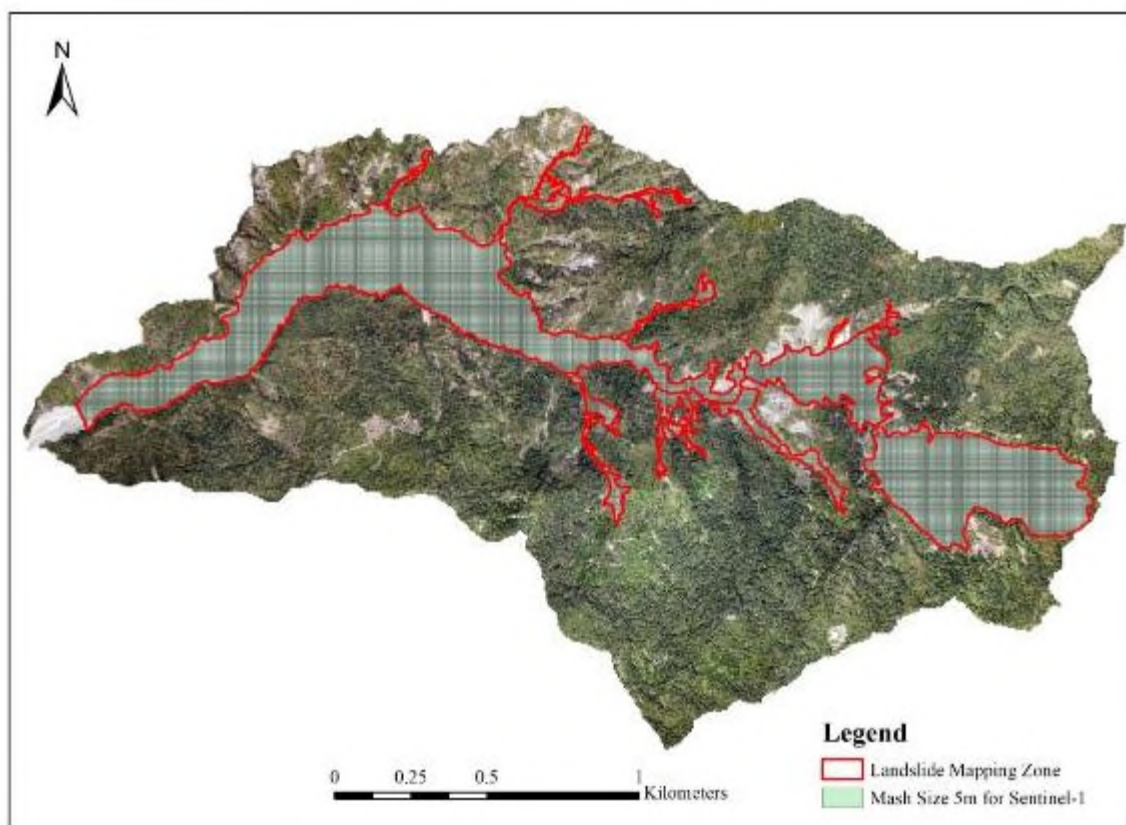


圖 3-3.2 崩坪坑集水區資料萃取 5m 網格分布圖



圖 3-3.3 崩坪坑集水區地質分布圖

(二) 基因演算法自動演化類神經網路使用函數與相關參數

本計畫以基因演算法自動演化類神經網路 (Genetic Adaptive Neural Networks, GANN) 進行坡面崩塌生產量評估模式建立，將前述 5 項因子進行正規化 (Normalized) 處理後輸入程式進行演算，目的是避免各項因子間單位及值域範圍差異過大或過小造成網路無法收斂，本計畫設定各項因子正規化後之值域在 0~1 之間。

在網路訓練函數方面，本計畫使用梯度下降法(Gradient descent)，其作用比較輸出值與目標值是否達到設定效能 (Performance goal)，修正權重值之演算法，以使誤差函數達到最小。在活化函數 (activation function) 設定方面，本計畫使用雙曲線正切 S 型轉換函數 (Hyperbolic tangent sigmoid transfer function，如圖 3-3.4)，其作用是在於轉換輸入資料，並進行權重與輸入資料相乘後再與偏權值疊加後之加總值作一非線性之轉換，以避免採用線性函數可能會在處理資料時漏失輸入資料的非線性特性。

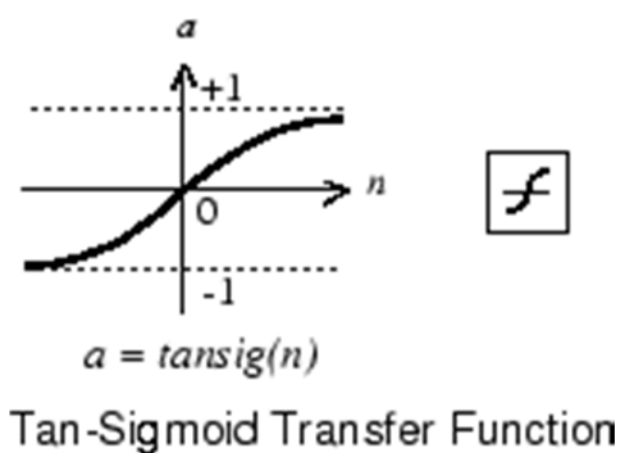


圖 3-3.4 Tansig Function 示意圖

基因演算法自動演化類神經網路是透過基因演算法來輔助類神經網路進行參數最佳化，其中基因演算法之參數包含世代數目、選擇率、交配率、突變率及適應函數，類神經網路之參數包含隱藏層數、各層神經元數、學習速率與學習次數，因此參數設定則是參考本計畫團隊過去之研究成果(陳怡睿等人，2009; 陳怡睿等人，2010; Chen et al., 2010; Chen et al., 2013)，決定出最佳之參數及架構設定 (世代數目、選擇率、交配率、突變率、隱藏層數、各層神經元數、學習

速率與學習次數)，本計畫所採用各項參數如表 3-3.3 所示，其網路訓練運算過程示意圖如圖 3-3.5 所示。

表 3-3.3 基因演算類神經網路參數設定表

參數名稱	世代數目 (Population size)	選擇率 (Select rate)	交配率 (Copulation rate)	突變率 (Mutation rate)
設定值	200	0.1	0.6	0.1
參數名稱	隱藏層數	神經元數	學習速率	學習次數
上限設定值	3	64	6.4	15,000
下限設定值	1	1	0.1	1000

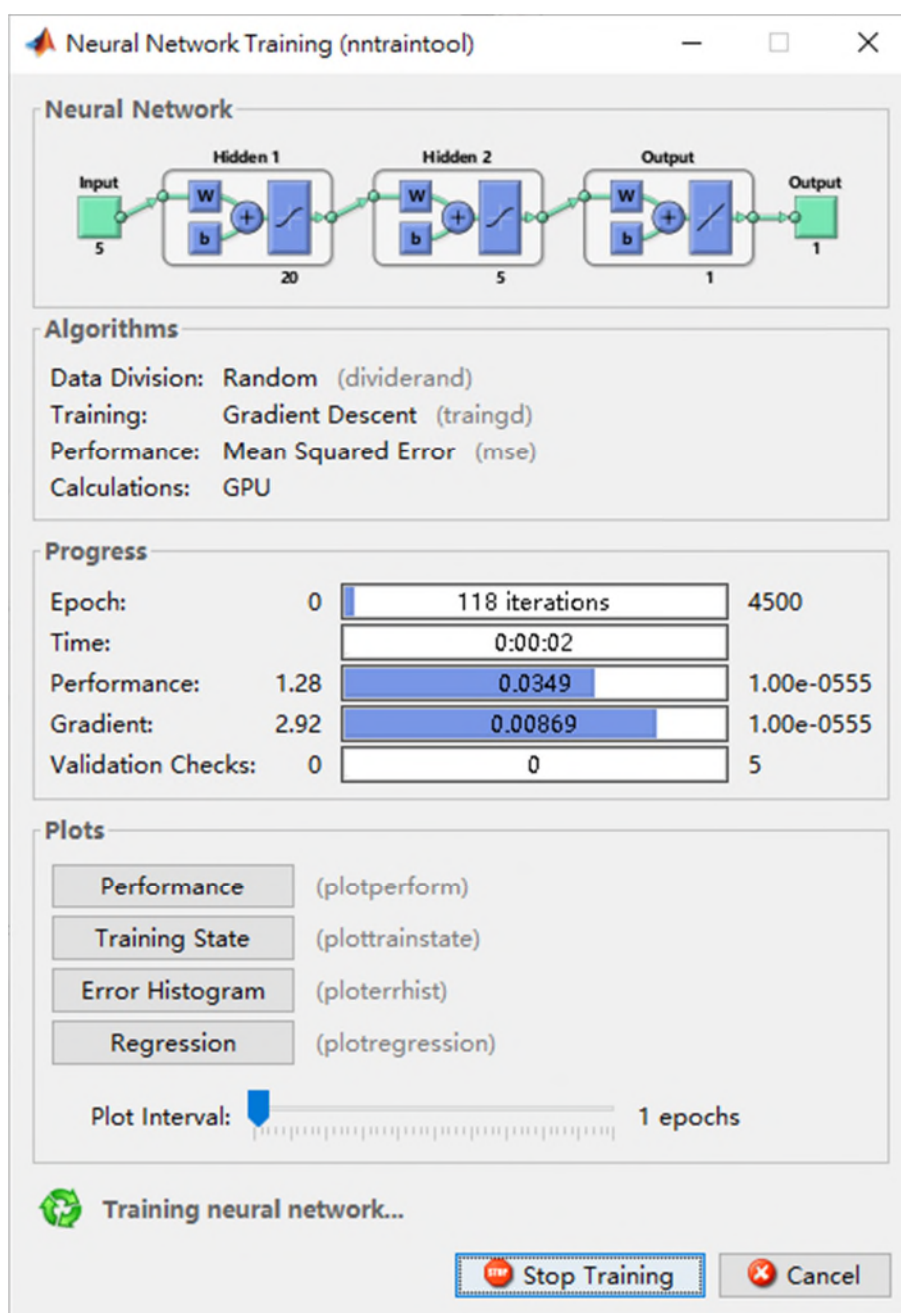


圖 3-3.5 基因演算類神經網路訓練過程示意圖

(三) 建立坡面崩塌生產量變遷評估模式

本研究先利用 2017 年 3 月 69 升軌 Pair2 之 Sentinel-1 產製地形為分析依據，首先進行河道及崩塌地數化及篩選，其次綜整崩坪坑集水區之崩塌樣本數共計 16,090 個網格，各個網格對應其高程、坡度、坡向、地質、土砂生產量等數據，再者，目標層崩塌土砂生產量則以 2017 年 4 月 UAV 產製地形為分析依據，初步以此時期資料進行基因演算類神經網路訓練。

在資料輸入時，需考慮其分配比例與隨機抽樣，以避免預測能力和訓練能力無法映射出其非線性擬合情形出現，即由於輸入樣本分配不良，可能造成訓練能力差，且預測能力亦差情形出現，本計畫採用 7:1.5:1.5 分配比例方式進行模式之訓練樣本、驗證樣本及測試樣本分配，且此三者依隨機亂數方式選取。在學習次數設定上，由於學習次數過多可能會造成過度訓練 (Overfitting)，學習次數過少則難以求解出其全域最佳解或是落於局部最佳解情形出現。一般來說，學習次數 15,000 次的學習數可以收斂至最低誤差，由計畫團隊過去之研究成果 (陳怡睿等人，2009; 陳怡睿等人，2010; Chen et al., 2010; Chen et al., 2013)，學習次數為 5,000 次至 15,000 時，類神經網路已趨向收斂，因此本次學習次數上限設定為 5,000 次，進行基因演算以搜尋於此區間之最佳解。

1. 坡面崩塌生產量變遷評估模式初步成果

經訓練後之 GANN (基因演算類神經網路 R1) 所獲得最佳網路架構如表 3-3.4 所示，訓練結果與驗證目標比對之誤差範圍，大部分落在誤差約在 -12.99% 至 8.098% 之間，但是仍有部份樣本訓練成果與驗證目標之誤差較大，其比對樣本總數小於 150 筆內，當誤差為低估時之範圍在 -23.53% 至 -20.02%，誤差為高估時之範圍在 18.64% 至 36.21% 之間。目前僅使用一期雷達像對資料進行崩塌土砂生產樣本取樣，顯示可能基因演算類神經網路所輸入之訓練總樣本數仍有不足，其所建立非線性對映過程尚較不具代表性，其成果線性迴歸圖如圖 3-3.6 所示、GANN 模式成果誤差組體圖如圖 3-3.7 所示。

表 3-3.4 最佳網路架構與驗證結果表

隱藏層數	神經元數		學習速率	學習次數	訓練組	驗證組	測試組	均方誤差
	1 st	2 nd			相關係數 R			MSE
2	53	45	0.4	1000	0.868	0.849	0.849	0.0093

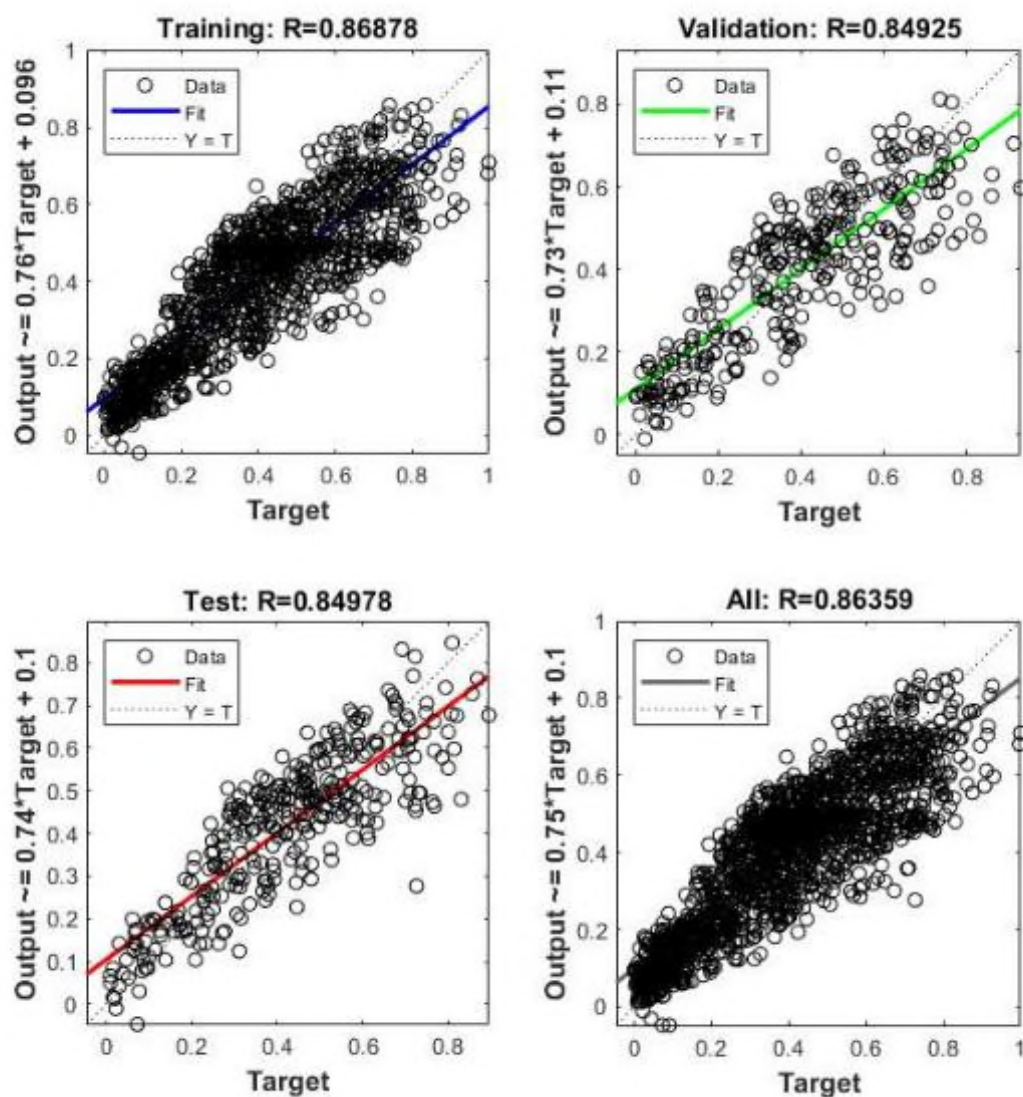


圖 3-3.6 基因演算類神經網路 R1 訓練-驗證-測試成果線性迴歸圖

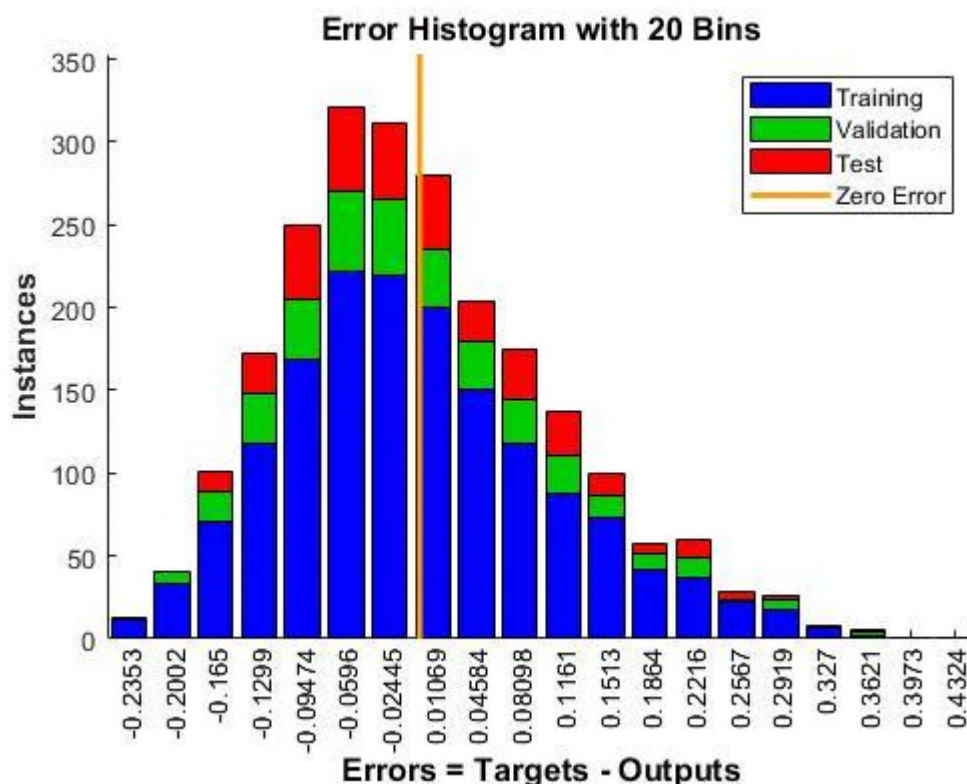


圖 3-3.7 基因演算類神經網路 R1 訓練-驗證-測試成果誤差組體圖

此外，本研究以學習訓練次數5,000次設為上限（基因演算類神經網路R1），其模擬結果如圖 3-3.8 及圖 3-3.9 所示，訓練結果與驗證目標比對時之誤差範圍，顯示大部分落在誤差約在-13.77%至 10.57%之間，但是仍有少部分樣本訓練成果與驗證目標之誤差較大，其比對樣本總數小於 200 筆內，當誤差為低估時之範圍在-30%至-21.89%之間，誤差為高估時之範圍在 22.75%至 43.04%之間，此組類神經網路擬合結果亦顯示出部份樣本數之誤差過大，所建立之基因演算類神經網路無法建立最佳評估模式，顯示可能由於輸入訓練總樣本數較少，或是由於學習次數過多，造成過度學習情形或是出現局部最佳解情形，無法反映整體樣本規律，使得其訓練結果及預測結果較差。

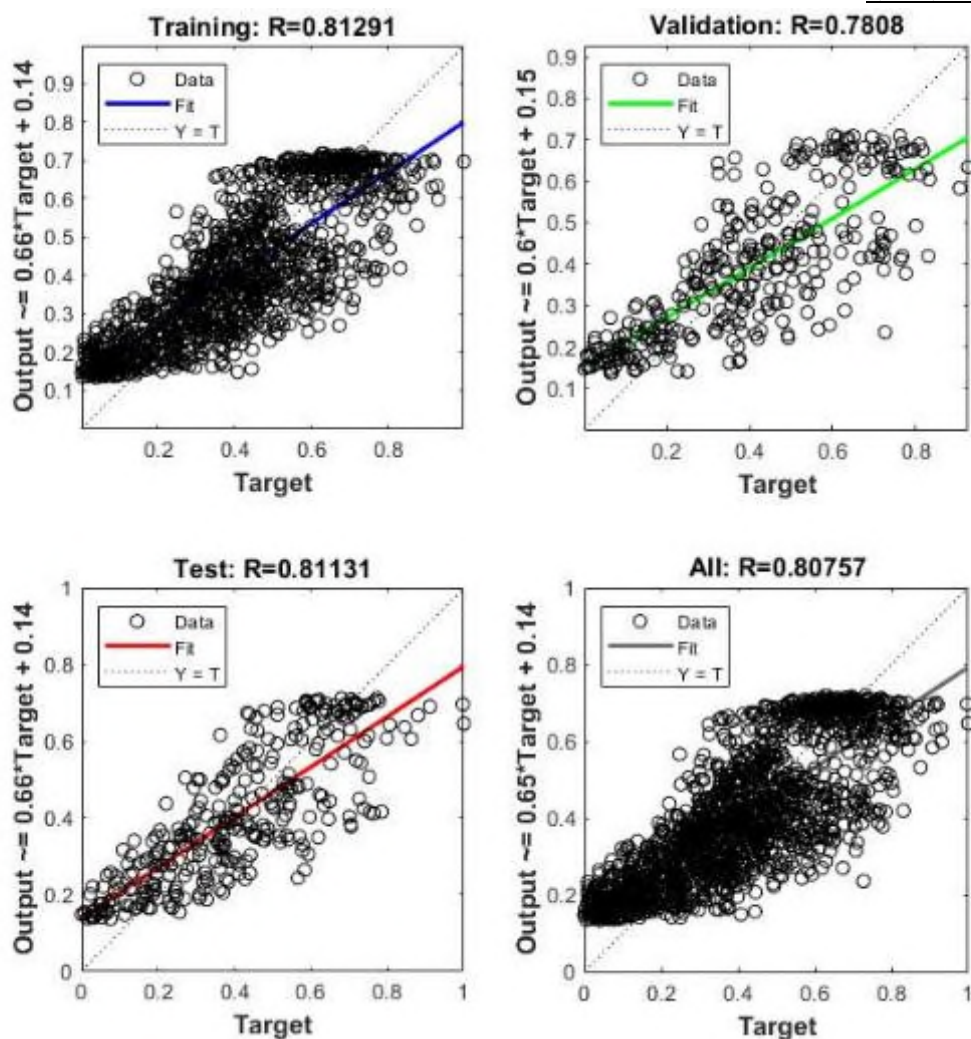


圖 3-3.8 基因演算類神經網路 R1 學習次數上限 5,000 次成果線性迴歸圖

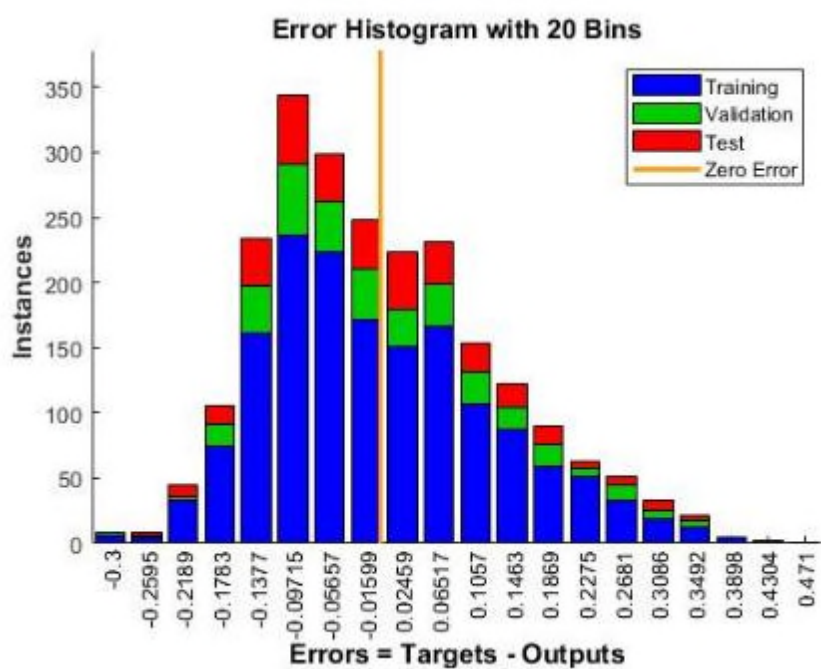


圖 3-3.9 基因演算類神經網路 R1 學習次數上限 5,000 次誤差組體圖

2. 坡面崩塌生產量變遷評估模式精進

(1) 增加訓練樣本數

由初步建立之坡面崩塌生產量評估模式結果，以學習次數 1,000 次模擬結果，最佳之網路預測誤差約落於 1.06%至-5.96%之間，大部分預測誤差落在-12.99%至 8.098%之間，以學習次數 5,000 次模擬結果，大部分預測誤差落在-13.77%至 10.57%之間，可能由於訓練總樣本數較少或是學習次數過多導致。因此，本計畫利用 Sentinel-1 雷達影像所產製十期數值地形資料，依序判別河道、坡面崩塌土砂生產與坡面崩塌土砂堆積三者篩選後，共計 122,370 筆作為訓練總樣本數。

經重新訓練後之 GANN 模式(基因演算類神經網路 R2)，訓練結果與驗證目標比對之誤差範圍，大部分落在誤差約-8.57%至 5.39%之間，相較於僅使用一期地形所訓練之成果，其誤差範圍在高估與低估兩方面皆有所提升，在迴歸之相關係數上約為 0.84 左右，其成果線性迴歸及誤差組體圖如圖 3-3.10 及圖 3-3.11 所示。雖然目前所使用十期地形資料，對於增加 GANN 模式之訓練樣本數，相當有助益，演算成果顯示誤差範圍有相當程度之縮小，但在模式訓練、驗證、測試之迴歸結果比較上，使用基因演算類神經網路 R2 之相關係數約為 0.84，較使用基因演算類神經網路 R1 之相關係數約 0.86 低，此係因為樣本數雖然足夠多，但因不同時期雷達影像產製之誤差介於 2.52%至 9.61%之間，此亦造成樣本品質受到部分離群值及整體樣本誤差皆較大之影響。

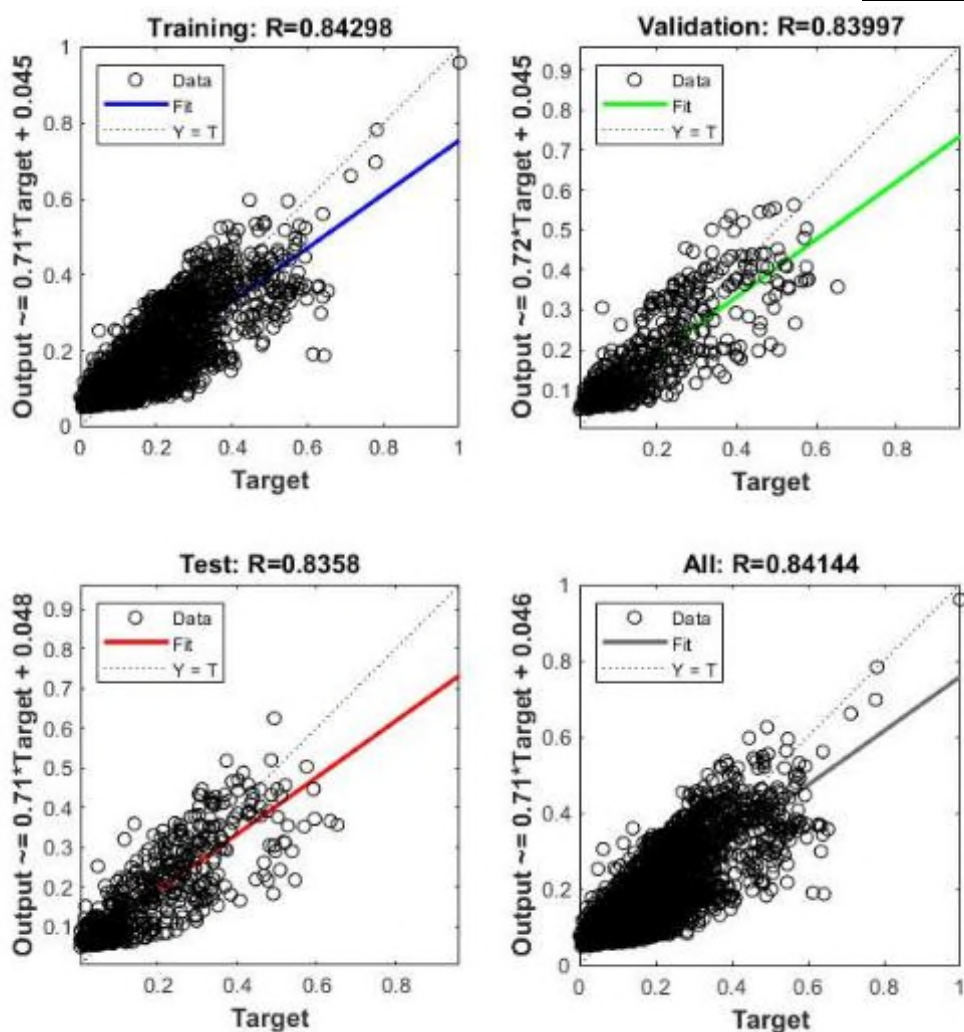


圖 3-3.10 基因演算類神經網路 R2 訓練-驗證-測試成果線性迴歸圖

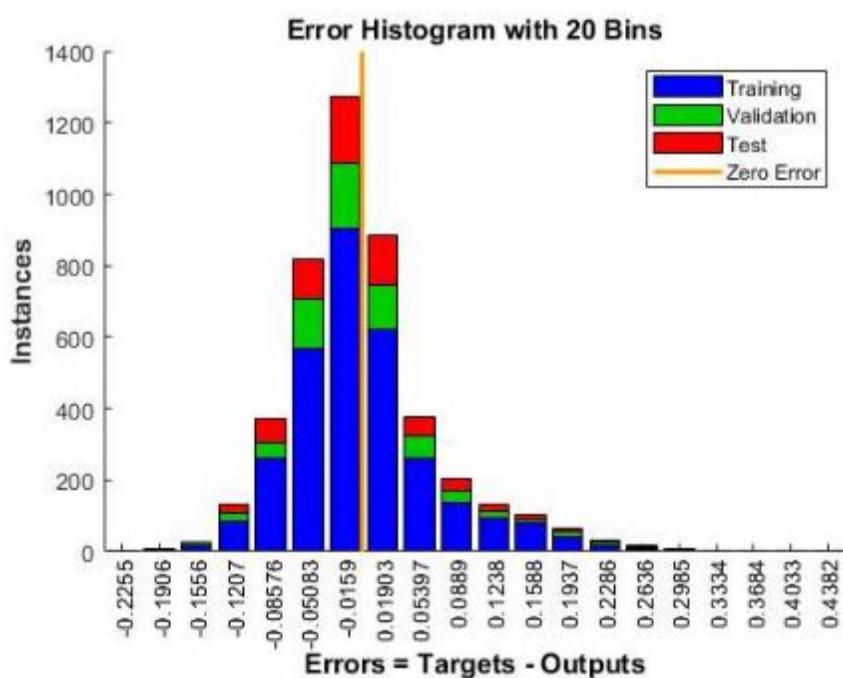


圖 3-3.11 基因演算類神經網路 R2 訓練-驗證-測試誤差組體圖

(2) 影像參數導入

為減少不同時期雷達影像產製地形誤差，本研究進一步引入影像參數做為訓練樣本輸入層資料，藉以提升 GANN 模式預測成果。在影像參數方面，則由於雷達影像受地形起伏影響及升降軌角度遮蔽影響，此部分由前節數值地形品質評估檢核結果可知，影像參數主要以空間基線長度及同調性對產製地形之誤差有所影響，考量此兩者對於地形誤差之影響，依照各時期所使用之參數值導入 GANN 訓練樣本資料，藉以修正人工智慧演算模式，以獲得較為合理之崩塌土砂量。經過導入衛星影像參數後重新訓練之 GANN 模式(基因演算類神經網路 R3)，訓練結果與驗證目標比對之誤差範圍，大部分落在誤差約-7.74%至 4.81%之間，相較於未使用影像參數所訓練之成果，其誤差範圍在高估與低估方面皆有所提升，在訓練-驗證-測試成果之相關係數上約為 0.88 左右，其成果線性迴歸及誤差組體圖如圖 3-3.12 及圖 3-3.13 所示。

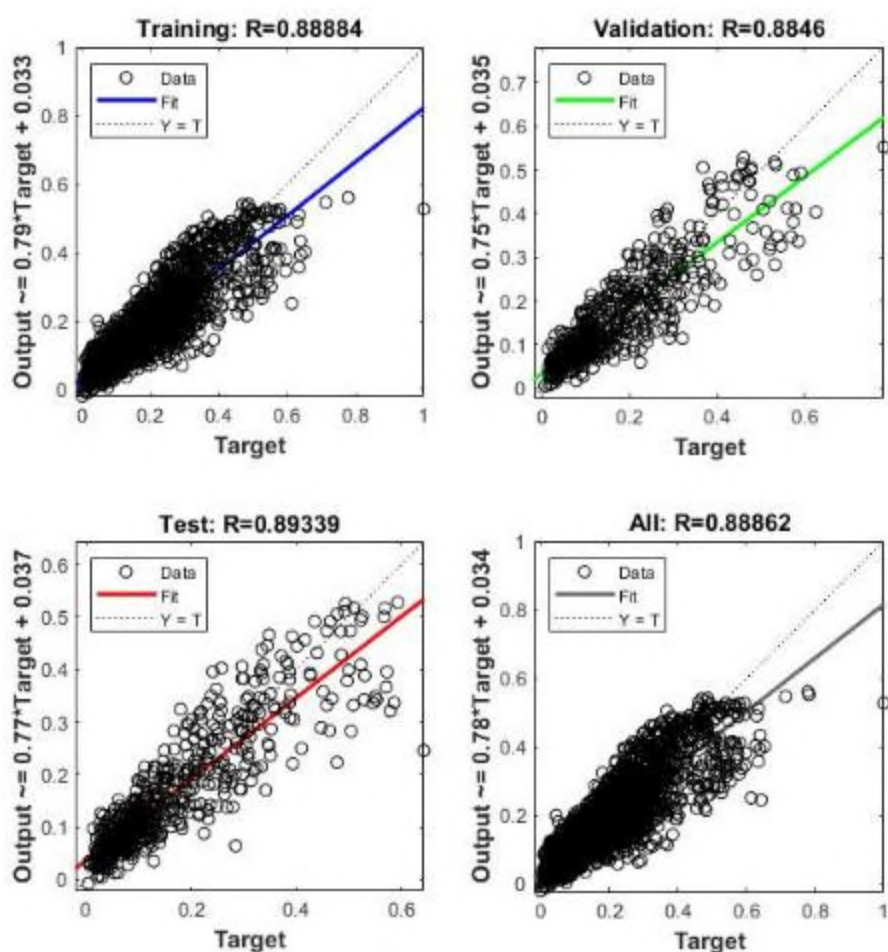


圖 3-3.12 基因演算類神經網路 R3 訓練-驗證-測試成果線性迴歸圖

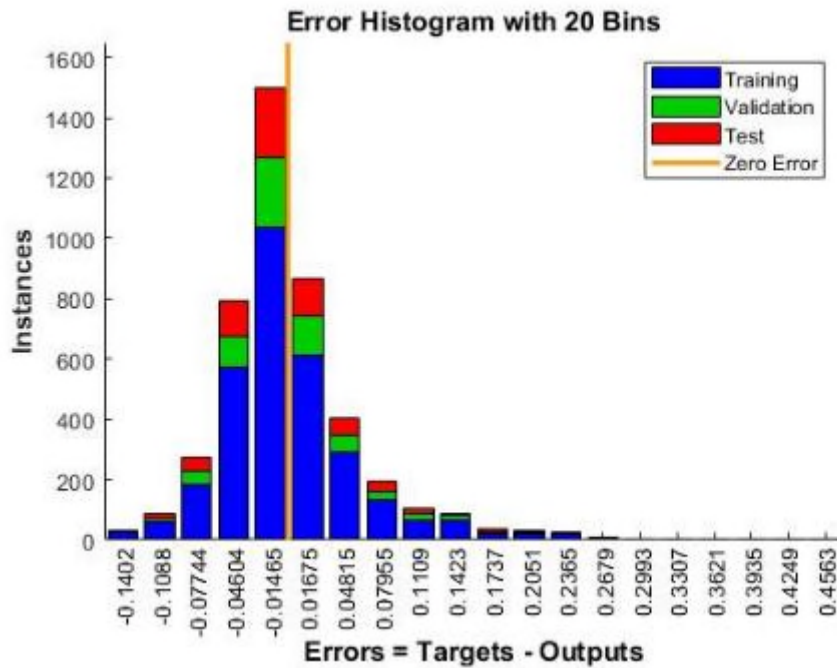


圖 3-3.13 基因演算類神經網路 R3 訓練-驗證-測試誤差組體圖

此外，對比基因演算神經網路 R1、R2 與 R3，此三種不同樣本數量及輸入參數之網路架構與驗證比較如表 3-3.5 所示。基因演算類神經網路 R1，所使用之訓練樣本數僅為一時期之地形資料，由於整體資料品質之誤差較小，因此在建立基因演算類神經網路坡面崩塌生產量評估模式上，其訓練成果具一定精確度，但整體代表性仍不足；基因演算神經網路 R2，利用十期數值地形資料建立 GANN 模式，因整體地形誤差增加之關係，使得訓練成果與基因演算神經網路 R1 相比對無明顯提升；基因演算神經網路 R3，則是考量影像參數對數值地形品質之影響，與基因演算神經網路 R1 及 R2 相比對其訓練成果有所提升。

本計畫以隨機抽取測試樣本方式進行基因演算神經網路坡面崩塌生產量預測，各基因演算神經網路 R1、R2 與 R3 模式之成果分別如圖 3-3.14 至圖 3-3.16 所示。在基因演算神經網路 R1 之結果，由於樣本數量少，其輸出值域約在 0 至 1200 間，而基因演算神經網路 R2 與 R3 之輸出值域約在 0 至 2000 之間，因此造成在輸出範圍較後續建立之基因演算神經網路 R2 與 R3 為少。其次在平均絕對誤差方面，基因演算神經網路 R1 其誤差落在 0.089 至 0.316 間，基因演算神經網路 R2 其誤差落在 0.20 至 0.368 間，基因演算神經網路 R3 其誤差落在 0.193

至 0.281 間，基因演算神經網路 R1 之誤差變動範圍較大，基因演算神經網路 R2 與 R3 之誤差變動範圍較為集中，再者最大誤差方面，則是呈現與平均絕對誤差相同趨勢，基因演算神經網路 R1 其誤差落在 0.286 至 1.562 間，基因演算神經網路 R2 其誤差落在 0.414 至 0.684 間，基因演算神經網路 R3 其誤差落在 0.326 至 0.805 間，仍是以基因演算神經網路 R1 之誤差變動範圍最大，因此在預測分析上，其預測合理性相較於基因演算神經網路 R2 與 R3 為差。

表 3-3.5 基因演算類神經網路架構與驗證結果比較表

GANN 模式	輸入參數	樣本數	隱藏層數	神經元數		學習速率	訓練組	驗證組	測試組
				1 st	2 nd		相關係數 R		
R1	5	16,090	2	53	45	0.4	0.868	0.849	0.849
R2	5	122,370	2	60	13	0.6	0.842	0.839	0.835
R3	7	122,370	2	57	7	0.4	0.888	0.884	0.893

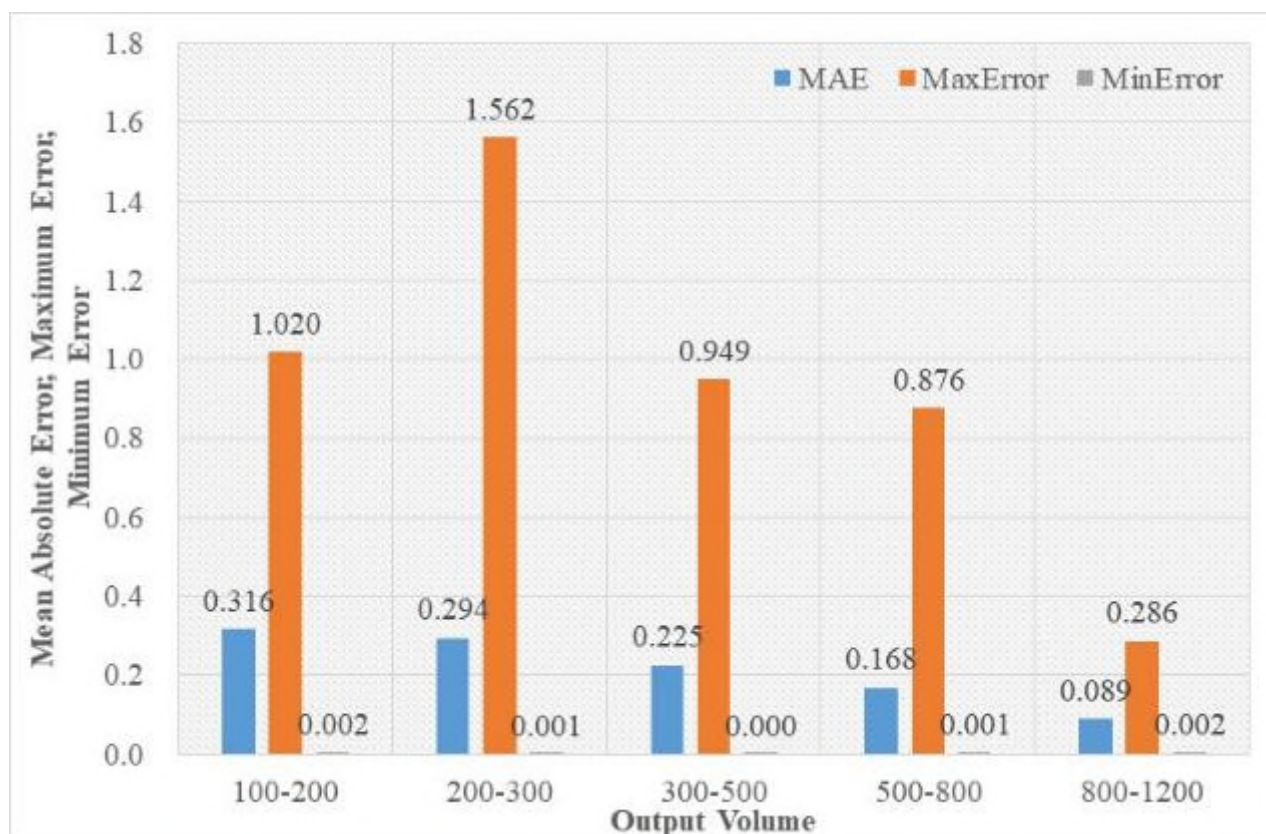


圖 3-3.14 基因演算類神經網路 R1 預測誤差組體圖

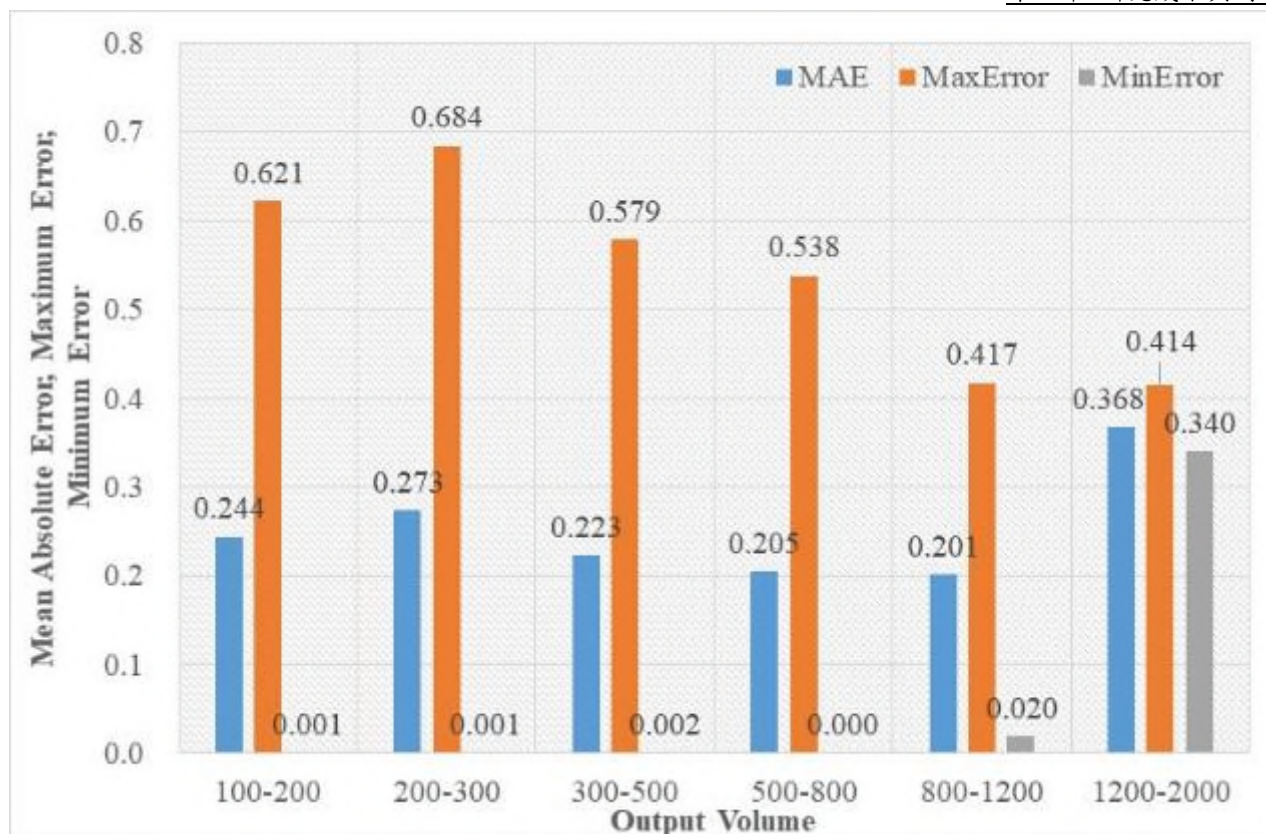


圖 3-3.15 基因演算類神經網路 R2 預測誤差組體圖

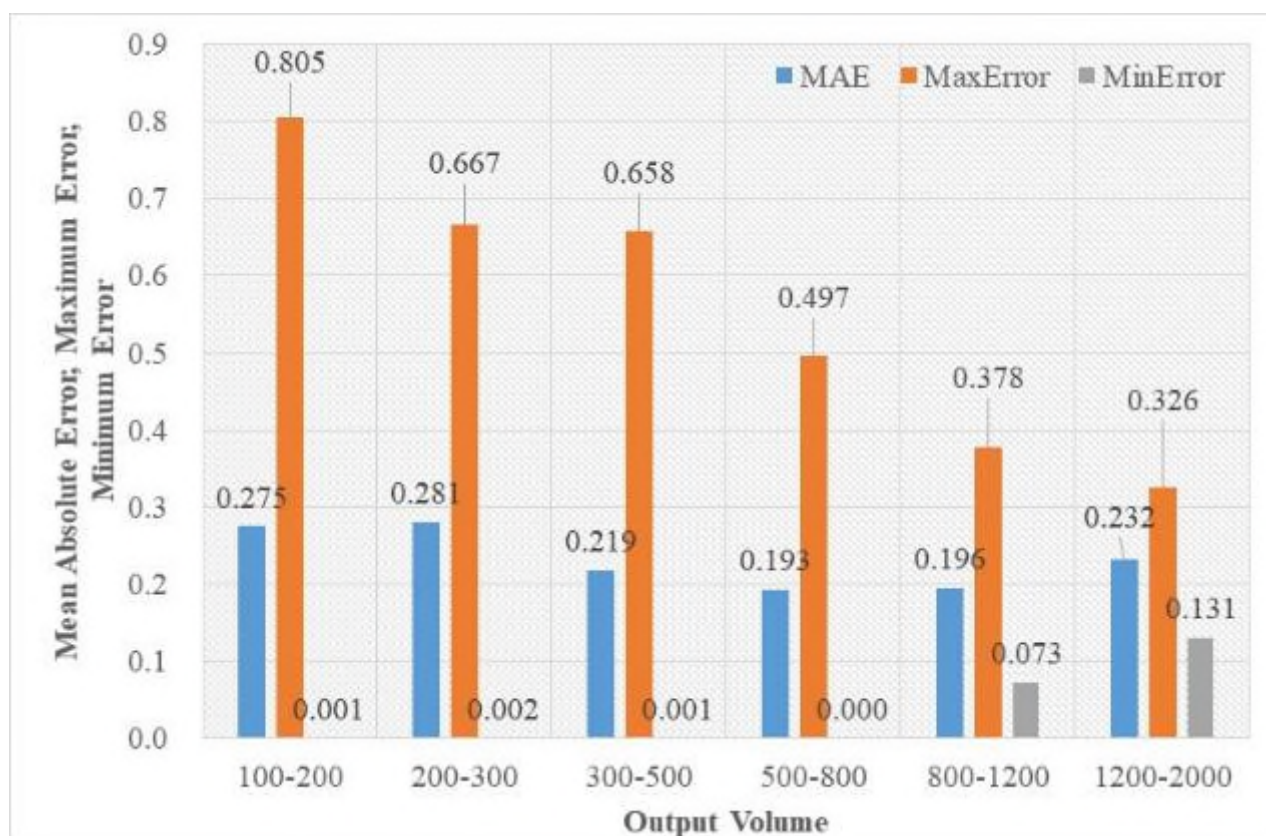


圖 3-3.16 基因演算類神經網路 R3 預測誤差組體圖

第四章 結論與建議

本研究透過 Sentinel-1 雷達衛星所提供廣域、高時間頻率影像資源，產製多時序之數值地形，並利用農航所之航空攝影紀錄檔、無人載具空拍影像、水保局提供之 DSM 或正射影像等資料比對，以作為集水區坡面崩塌土砂生產量之基礎資料。其次利用多時序雷達影像產製數值地形獲得坡面土砂生產量，並考量集水區地文因子如坡度、坡向、高程差等，以及雷達衛星影像參數如空間基線與同調性強度等，建立人工智慧演算之坡面崩塌土砂生產量分析模式。藉由多時序升、降軌雷達影像製作數值地形、數值地形品質檢核、人工智慧演算坡面土砂生產量等分析成果，本計畫之結論與建議歸納如下：

1 哨兵 (Sentinel-1) 雷達衛星影像其優點為不受天候影響，以不同多時序雷達觀測成果判斷地表變形，其空間解析度約為 10 公尺，時間頻率約為 12 天，因此提供崩塌土砂之廣域空間範圍及高時間頻率之變動情形。本計畫依據 2015 年 12 月至 2021 年 9 月止，共計 10 期之 LiDAR 光達數值地形、航照數值地形及 UAV 無人機數值地形，已完成 10 期雷達影像數值地形產製與比對。

2 本計畫雷達影像數值地形誤差精度檢核成果顯示，誤差來源主要是受到衛星飛行角度遮蔽、空間基線與時間基線選取等影響。以 106 年 3 月上升軌道 69 與 106 年 1 月下降軌道 105 兩個時期數值地形，比對數值地形之高度、坡度與坡向三者誤差。在地表高程與高程誤差分布方面，其兩者與誤差約成正比關係，高程越高誤差越大；在坡度與誤差分布方面，其兩者約成正比關係，坡度越陡峭處誤差越大；在坡向與誤差分布方面，主要受影像升降軌所造成之地形遮蔽效應所致，反應於此研究區域上，以坡度北向、西向及西北向誤差較大。整體而言，升軌之影像對 (69 軌道) 較降軌之影像對 (105 軌道) 可產製較佳之地形成果，且時間基線不宜過長，避免產生相干性下降之問題。

3 在雷達影像參數與整體平均誤差分析上，因空間基線過短則無法產生地形相位干涉，空間基線過長則會產生幾何去相關，其與誤差分布之關係，約略呈反比關係，影像產製地形成果之空間基線約介於 72 至 161.94 間。同調性參數

之意義為地表、地貌的相似性，其值介於 0 至 1 間，當地表變化量小時，其同調性越高，因此其與誤差分布之關係，約略呈正比關係，其參數值約介於 0.84 至 0.93 間。高度未定值 (Height of Ambiguity) 之為干涉影像對地形的敏感程度，即其數值代表每條干涉條紋的高程變化量。因此，通常當其高程變化越大則誤差越大，影像產製地形成果之高度未定值約介於 97 至 260 間。高程、坡度、同調性與高度未定值此四者約與誤差成正比，空間基線則是約與誤差成反比。此外，在選取雷達影像時間基線不宜過長，避免受多次事件干擾之坡面地形變動情形，產生時間去相關問題。

4 本計畫主要針對坡面崩塌之土砂生產量進行分析探討，尚未包含河道土砂運移量，應用多時序 Sentinel-1 雷達衛星影像產製地形比對獲得之坡面崩塌土砂生產量，考量雷達影像產製數值地形檢核成果，引入空間基線及同調性參數及地文參數等影響因子，結合人工智慧演算方法建立坡面崩塌土砂生產精進評估模式。本計畫以 Sentinel-1 雷達影像產製坡面崩塌土砂量為初始變數，透過模式修正並預測合理坡面崩塌土砂量，成果顯示，最佳之網路預測誤差在 1.67% 至 1.46% 之間，大部分誤差落在約在 -7.74% 至 4.81% 之間，顯示基因演算類神經網路具有修正 Sentinel-1 雷達影像數值地形獲致崩塌土砂生產量之能力。

5 以隨機抽取樣本數方式進行基因演算神經網路坡面崩塌生產量預測，基因演算神經網路 R1 之輸出值域較基因演算神經網路 R2 與 R3 小，在平均絕對誤差方面，基因演算神經網路 R1 其誤差落在 0.089 至 0.316 間，基因演算神經網路 R2 其誤差落在 0.20 至 0.368 間，基因演算神經網路 R3 其誤差落在 0.193 至 0.281 間，基因演算神經網路 R1 之誤差變動範圍較大，基因演算神經網路 R2 與 R3 之誤差變動範圍較為集中，因此在預測分析上，其預測合理性相較於基因演算神經網路 R2 與 R3 為差。

由前述本研究所得之計畫成果，建議後續研究事項如下：

1 雷達衛星以主動式微波遙感探測，不受天候影響具有極高應用價值，未來

若能配合連續性高精度光達、航照數值地形與雷達資料進行分析，則可建立廣域、多時序頻率之坡面崩塌土砂量分析系統，逐步率定高程、坡度、坡向等誤差區間並界定適用範圍，則對於山區集水區坡面土砂變遷評估及擬定治理對策等有直接助益。

2 雷達影像產製數值地形其誤差來源包含影像拍攝之升軌與降軌、空間基線長、時間基線長等影像參數影響，探討各個因素對於 InSAR 產製數值地形之影響程度，有助於在選取影像時做較適宜之擇取。建議後續研究以較長空間基線之雷達影像，作為產製數值地形影像來源，用以探討適宜台灣山區崩塌土砂量分析之雷達影像空間基線長度。

3 本研究以崩坪坑集水區為分析標的，考量 Sentinel-1 雷達影像產製地形易受升降軌角度遮蔽影響，結合人工智慧 GANN 演算方式，精進崩塌土砂量估計，受限於分析事件之高精度地形 (LiDAR 光達數值地形、航照數值地形及 UAV 無人機數值地形) 產製時間限制與雷達影像資料取得品質，避免有雷達影像產製數值地形卻無高精度地形用以比對。因此，未來若能有系統性與時間性地產製高精度地形，並與雷達影像產製地形匹配分析，同時，再增加蒐集不同集水區坡面崩塌土砂量事件樣本，有助於考量不同集水區地文特性，並建立崩塌土砂樣本資料庫，則可建立更完善之崩塌土砂量分析精進模式。

參考文獻

1. Aggeliki Kyriou, Konstantinos Nikolakopoulos (2018), Assessing the suitability of Sentinel-1 data for landslide mapping, *European Journal of Remote Sensing*, 51:1, 402-411, DOI: 10.1080/22797254.2018.1444944
2. Aggeliki Kyriou, Konstantinos Nikolakopoulos (2019), Landslide mapping using optical and radar data: a case study from Aminteo, Western Macedonia Greece, *European Journal of Remote Sensing*, DOI: 10.1080/22797254.2019.1681905
3. Ali, S., Arief, R., Dyatmika, H.S., Maulana, R., Rahayu, M.I., Sondita¹, A., Setiyoko¹, A., Maryanto¹, A., Budiono¹, M.E., Sudiana, D., (2019), Digital Elevation Model (DEM) Generation with Repeat Pass Interferometry Method Using TerraSAR-X/Tandem-X (Study Case in Bandung Area), *IOP Conf. Series: Earth and Environmental Science* 280: 012019.
4. Anna Barra, Oriol Monserrat, Paolo Mazzanti, Carlo Esposito, Michele Crosetto & Gabriele Scarascia Mugnozza (2016): First insights on the potential of Sentinel-1 for landslides detection, *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, DOI: 10.1080/19475705.2016.1171258
5. Blanco, A., Delgado, M., and Pagalajar, M.C., (2001), A real-coded genetic algorithm for training recurrent neural network, *Neural Network*, 14, 93-105.
6. Carpenter, G.A., Grossberg, S., Markuzon, N., and Rosen, D.B., (1992), Fuzzy ARTMAP: A neural network architecture for incremental supervised learning of analog multidimensional maps, *IEEE Trans. Neural Networks*, 3(5), 698-713.
7. Chen, C.W., and Zebker, H.A., (2000), Network approaches to two-dimensional phase unwrapping: intractability and two new algorithms. *Journal of the Optical Society of America* 17, 401-414.
8. Chen, C.W., and Zebker, H.A., (2001). Two-dimensional phase unwrapping with use of statistical models for cost functions in nonlinear optimization. *Journal of the Optical Society of America*, 18, 338-351.
9. Chen, C.W., and Zebker, H.A., (2002). Phase unwrapping for large SAR

- interferograms: Statistical segmentation and generalized network models. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 40, 1709-1719.
10. Chen, Y.R., Chen, J.W., Shih, S.C. and Ni, P.N., (2009), The application of remote sensing technology to the interpretation of land use for rainfall-induced landslides based on genetic algorithms and artificial neural networks, IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing (JSTARS), 2(2), 87-95.
 11. Chen, Y.R., Hsieh, S.C., Chen, J.W., Chen, Y.S., and Hui, Y.W., (2009), Assessment of Rainfall-induced Sediment Disasters due to Sloping Field Development, The Proceedings of The Nineteenth International Offshore and Polar Engineering Conference (ISBN 978-1-880653-53-1; ISSN 1098-6189), II, 85-89, Osaka, Japan.
 12. Chen, Y.R., Hsieh, S.C., and Liu, C.H., (2010), Simulation of Stress-Strain Behavior of Saturated Sand in Undrained Triaxial Tests Based on Genetic Adaptive Neural Networks, Electronic Journal of Geotechnical Engineering, EJGE, 15(Q), 1815-1834.
 13. Dabiri, Z., Hölbling, D., Abad, L., Helgason, J.K., Sæmundsson, P., Tiede, D., (2020), Assessment of Landslide-Induced Geomorphological Changes in Hítardalur Valley, Iceland, Using Sentinel-1 and Sentinel-2 Data, Appl. Sci. 2020, 10, 5848.
 14. Goldberg, D. E., (2007), Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning, Addison- Wesley, Reading.
 15. Hoja, D., Reinartz, P., Lehner, M., (2005), DSM Generation from High Resolution Satellite Imagery Using Additional Information Contained in Existing DSM, ISPRS Hannover Workshop 2005, Hannover, 17.-20.
 16. Hanssen, R., (2001), Radar Interferometry Data Interpretation and Error Analysis, Springer Netherlands, New York.
 17. Letsios, V., Faraslis, I., and Stathakis, D., (2019). InSAR DSM using Sentinel 1 and spatial data creation, AGILE Conferences, International Conference on Geographic Information Science, Limassol, Cyprus.

18. Nikolakopoulos K. and Kyriou, A., (2015), Preliminary Results of using Sentinel-1 SAR data for DSM Generation, *European Journal of Geography*, 6:3, 52–68.
19. Sexton, R.S., and Dorsey, R.E., (1998), Toward global optimization of neural network: A comparison of the genetic algorithm and backpropagation, *Decision support system*, 22, 171-185.
20. Sexton, R.S., and Gupta J.N., (2000), Comparative evaluation of genetic algorithm and backpropagation for training neural networks, *Information Sciences*, 129, 45-59.
21. Tseng, C.M., Chen, Y.R., Wu, S.M. (2018), Scale and spatial distribution assessment of rainfall-induced landslides in a catchment with mountain roads. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 18(2), 687-708.
22. Zebker, H.A., and Villasenor, J., (1992), Decorrelation in interferometric radar echoes, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 30(5), 950-959.
23. Zebker, H.A., Werner, C.L., Rosen, P.L., and Hensley, S., (1994), Accuracy of topographic maps derived from ERS-1 interferometric radar, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 32(4), 823-836.
24. 李俊良(1994)，「以類神經網路為基礎的常用中文多字型字集之辨認系統」，國立台灣科技大學電機工程研究所碩士論文，台北。
25. 邵泰璋、史天元(2000)，「類神經網路於多光譜影像分類之應用」，*航測及遙測學刊*，第五卷，第一期，1-15。
26. 周政宏(1996)，「神經網路-理論與實務」，松崗，台北。
27. 胡玉城(1992)，「暢談類神經網路」，倚天資訊，台北。
28. 張斐章、張麗秋、黃浩倫(2003)，「類神經網路理論與實務」，東華，台北。
29. 葉怡成(2002)，「類神經網路模式應用與實作」，儒林，台北。
30. 邱俊穎、謝嘉聲(2019)，「合成孔徑雷達影像於颱風豪雨後淹水之偵測」，*航測及遙測學刊*，第 24 卷，第 4 期，211-222。
31. 陳怡睿，陳景文，謝舜傑，倪柏寧(2008)，「類神經網路與基因演算法應用

於土地開發因子與坡地土砂災害之評估模式建置」，第六屆海峽兩岸山地災害暨環境保育學術研討會論文光碟，逢甲大學，台中。

32. 陳怡睿，謝舜傑，陳景文，盧沿辰，張榮峻(2008)，「類神經網路應用於衛星影像判釋與坡地利用引致土砂災害之評估」，2008 全國災害危機處理學術研討會論文集-21 世紀防災的挑戰(ISBN978-986-84277-3-0)，C2-38～C2-51，長榮大學，台南。
33. 陳怡睿、陳景文、謝舜傑、倪柏寧、陳盈秀(2009)，「基因演算法自動演化類神經網路技術應用於坡地土砂災害評估模式之建置」，2009 台灣地理資訊學會暨學術研討會論文集光碟。
34. 陳怡睿，謝舜傑，陳景文，倪柏寧(2010)，「基因演算法自動演化類神經網路應用於山崩災害之評估」，Journal of Chinese Soil and Water Conservation，中華水土保持學報，41(1)，61-72。
35. 陳繼藩、徐守道、陳世旺(1997)，「應用非監督性類神經網路於 SPOT 衛星影像分類之研究」，航測及遙測學刊，第二卷，第一期，1-12。
36. 陳俊斌，陳繼藩(2016)，「應用 Sentinel-1A 合成孔徑雷達影像於臺灣中部水稻田之判釋研究」，國立中央大學。
37. 廖述賢、溫志皓(2011)，「資料探勘理論與應用」，博碩文化，ISBN 978-986-201-548-3。
38. 羅華強(2001)，「類神經網路-MATLAB 的應用」，清蔚科技，新竹。
39. 蘇木村、張孝德(2004)，「機器學習：類神經網路、模糊系統以及基因演算法則」，三版，台北市，全華。
40. 謝國龍(2004)，「一個新的線上學習系統及其於稅務選案上之應用」，國立中央大學資訊工程系碩士論文，桃園。

附錄

附錄一、審查意見暨回覆辦理情形

項次	審查意見	回覆辦理情形
一、有關計畫書格式及經費審查部分：		
1.	本計畫請以補助經747仟元調整編列。	遵照辦理
2.	本年度執行期限請修正為自110年1月27日至110年12月31日。(11.1個月)。薪俸、保險、退休離職儲金、主持人費、兼任研究助理，請以計畫執行期限11.1個月內編列。年終獎金亦配合計畫期限比例調整。	已修正計畫執行期限，並據以修正人事費支領期間為11個月。
3.	3.「22-00委託勞務費」等請以預算明細表補充說明編列數量及單價。	配合補助經費調整，已刪除「22-00委託勞務費」項目。
二、為配合本局業務需求，計畫內容建議調整(或納入後續執行評估參考)部分：		
1.	請說明Sentinel-1資料空間分辨率？可產製DSM的空間分辨率？足以提供計畫所需嗎？	透過結合升軌與降軌之雷達影像，預期可產製約2m空間解析度DSM，應可符合計畫分析土砂變異量所需。
2.	高精度與高解析度意義不同。(UAV)	感謝委員提醒，本計畫後續會特別留意專有名詞之一致性。
3.	多尺度觀念好，但核心問題要釐清，資料要整合展現整合計畫優勢，時空解析度要多少？	鑒於本整合計畫負責提供高解析度無人載具光達資料之子計畫一未獲審查通過，本整合計畫各相關子計畫後續執行過程使用之多尺度遙測資料擬著重在航空照片及雷達影像為主，空間解析度約為1~2m，時間解析度則配合颱風暴雨事件之時距。

項次	審查意見	回覆辦理情形
4.	以SAR影像產製DSM對本局土砂收支模式之驗證有助，惟宜說說明其限制及可能遇到的問題。	計畫目的即為探討利用 Sentinel-1 雷達影像產製數值地形分析土砂生產量之誤差限制及精進方式，後續計畫執行將會加強補充說明。
5.	本計畫與子計畫二所提之SAR產製之土砂生產量之區別為何？	本計畫係利用多期雷達影像產製數值地形比對分析獲得坡面崩塌土砂生產量，子計畫二係利用DInSAR 技術分析兩次重複軌道的影像相位差，還原為地表變形量，適用於分析小尺度地形變化量。
6.	請加強描述各子計畫之間的分工合作，如何分享相關資料、如何進行相關分析的合作工作。	鑒於本整合計畫負責提供高解析度無人載具光達資料之子計畫一並未審查通過，本整合計畫之相關子計畫後續執行過程擬著重在歷史遙測影像及多元數值地形之分享應用。
7.	請說明目前國內外的技術發展現狀、瓶頸及待解決問題，本計畫如何解決以上問題。	感謝委員提醒，後續執行過程將補充說明目前國內外的技術發展現狀、瓶頸及本計畫擬解決問題。
8.	各項因子如何考量地質對土砂生產量的影響(地質組成、地下水、構造角度等)?如何量化?	針對土砂生產量精進模式考量之地質因子，本計畫主要係考量地質圖提供之地質組成資訊。
9.	甲仙崩坪坑溪係存在人工整治的工程，如何排除工程或瞭解自然狀態的影響，請加強說明。	本計畫係利用甲仙崩坪坑溪過去歷史影像產製數值地形分析土砂生產歷程，期間跨越不同工程整治程度，因此可一併探討工程治理對土砂生產之影響。
10.	崩坪坑溪過去的調查、研究回顧及現在的整治工程歷程請補充說明。	感謝委員提醒，本計畫將在後續執行過程補充崩坪坑溪過去的調查及整治工程歷程。

項次	審查意見	回覆辦理情形
11.	請說明 Sentinel-1 影像產製之 DSM 精確度如何驗證？DSM 非 DEM，如何計算真實土砂生產量？	本計畫擬利用光達 LiDAR 地形資料作為 Sentinel-1 影像產製 DSM 之精確度檢核依據，多期數值地形之比對方式，崩塌前仍覆蓋植被之原始地形擬參照利用內政部 5m DEM 或 1m DEM，崩塌後已為裸露地則 DSM 等同 DEM，因此透過前後期地形比對可獲得真實土砂生產量。
12.	土砂生產 AI 模式之土砂生產結果如果使用現地監測資料進行比對分析？	本子計畫應用 AI 技術精進土砂生產量分析係利用航照產製或 UAV 產製之較佳品質精度數值地形作為學習驗證依據，而非集水區現地監測資料。

附錄

附錄二、期初審查意見暨回覆辦理情形

項次	審查意見	回覆辦理情形
1.	本計畫成果將成為另一子計畫之輸入和驗證資料，目前看來有利用強度回波的立體像對，以標準的攝影測量方式建置數值高程模型，但此方法有精度的限制，以 10m 空間分辨率，高程可達多少？	本計畫係提供 ADS 或 DMC 航照產製之數值地表模型供另一子計畫應用，並非 Sentinel-1 雷達影像產製之數值地形。目前以 ADS 或 DMC 航照產製之數值地表模型，空間分辨率約 2m，裸露地表之高程誤差約在 1m 以內。
2.	報告書有雷達干涉的處理介紹，但前提是必須能建立相關，才能計算干涉。而崩塌發生後，地表有變化，不再相干涉無法偵測公分級的變化。	本計畫採用產製地形之雷達影像對會盡量選取較短之時間基線，即為避免明顯之地表地貌變化，影響相干性。
3.	多期資料來源不同，解析度不同，進行時間序列分析時要小心，其中的不確性，建議 error bar 來表示。	本計畫產製之多期雷達影像數值地形，皆會以相近時間背景之 LiDAR、航照產製或 UAV 產製之數值地形作為檢核依據，後續亦會以 Error bar 方式來呈現。
4.	人工智慧需要大量的高品質資料來訓練，但此課題的資料並不夠。	本計畫預計產製 3~4 個時期 Sentinel-1 數值地形，結合相近時間之高品質 LiDAR、航照產製或 UAV 產製之數值地形，因此資料量應尚符所需。
5.	建議計畫中說明 Sentinel-1 所得之 DTM 如何驗證其精度。	本計畫利用 Sentinel-1 雷達影像產製之數值地表模型，皆會以相近時間背景之 LiDAR、航照產製或 UAV 產製之數值地形作為精度誤差檢核依據。
6.	不同方式產製之 DTM 其解析度均不同，如何進行多時序之整合分析，包括 LiDAR(1m)、航照 (2m)、UAV(20cm) 及 Sentinel-1(10m) 等不同資料來源？	本計畫應用 Sentinel-1 雷達影像產製之數值地表模型空間分辨率約 5m，因此在進行地形變異分析時，係將細網格資料降階配合粗網格處理。

項次	審查意見	回覆辦理情形
7.	建議針對結合人工智慧之坡面崩塌土砂生產模式進行詳細之說明。	本計畫已於期中報告完整說明結合人工智慧之坡面崩塌土砂生產模式之初步建立成果。
8.	P2-15 圖 2-2.9, Sentinel-1 之解析度為 10m, 如何得出 4m 空間解析之 DSM?	本計畫以內政部 5m DTM 作為 Sentinel-1 地形產製過程之外部校正參考地形, 因此產製地形之空間分辨率約為 5m。
9.	P2-28 有效累積雨量計算方式, 建議考慮採用水保局之土石流警戒值使用之計算方式, 折減係數為 0.7, 且亦可考慮以逐時折減之計算方式。	本計畫係分別以兩時期之間 Sentinel-1 地形獲得的崩塌土砂生產量作為輸入自變數之一, 另以兩時期之間 LiDAR、航照產製或 UAV 地形獲得的崩塌土砂生產量作為因變數(目標層), 因此自變數已不需考慮雨量因子。
10.	坡面土砂生產量之估算是否作直接採用 2 期 DSM 相減的方式而得? 如是, 則為何需要累積雨量等資料。	感謝委員提醒, 本計畫已將雨量因子移除, 自變數群考量因子為 Sentinel-1 地形獲得的崩塌土砂生產量、地文因子及影像參數等。
11.	集水區尺度土砂生產量分析, 宜區分坡面及河道加以探討。	本計畫主要針對坡面崩塌之土砂生產量進行分析探討, 尚未包含河道土砂運移量。
12.	雨量對歷年崩塌面積變化之相關性不大, 集水區之崩塌機制宜有探討。	本計畫係以兩時期之間 Sentinel-1 地形獲得的崩塌土砂生產量作為輸入自變數之一, 另外利用兩時期之間 LiDAR、航照產製或 UAV 地形獲得的崩塌土砂生產量則作為因變數(目標層), 因此自變數並不需考慮雨量因子。
13.	Sentinel-1 雷達影像之數值地形試作成果其空間解析度為 4m, 在野溪河道之陡峭邊坡應用是否高程誤差太大, 宜有說明。	依據本計畫目前 Sentinel-1 地形誤差特性分析成果顯示, Sentinel-1 雷達影像產製地形確實受到升降軌角度遮蔽影響, 因而在陡坡及特定坡向處有較大的誤差。
14.	以高程誤差百分比計算模式成果, 其誤差可大於 10%, 樣區高程達 1000 多公尺, 10%之誤差可達 100 公尺之誤差, 是否	Sentinel-1 雷達影像產製地形確實受到升降軌角度遮蔽影響, 因而在陡坡及特定坡向處有較大的誤差。此點即為本計畫主要研究動

項次	審查意見	回覆辦理情形
	合理宜再檢核修正。	機，擬以 Sentinel-1 產製地形分析所得之坡面崩塌土砂量作為初始自變數，進一步結合相關地文因子及影像參數，期能修正獲得較為合理之崩塌土砂量。
15.	本計畫之所以欲使用 Sentinel-1 SAR 升降軌產製 2m DSM 之目的，宜加強說明。	除了以往利用航空照片及無人載具航拍作為產製數值地形分析土砂變異來源外，應可思考不同飛航載具之可行性，例如不受天候影響之衛星雷達影像，特別是免費 Sentinel-1 雷達衛星影像為一值得參考利用之遙測資源。
16	計畫使用 SNAP 處理 SAR 資訊，其與 AI 之 GANN 方式如何結合？之所以再使用 AI 原因為何？如何能確認僅以地表 DSM 或 DEM 能推估土砂生產量？	基於 Sentinel-1 雷達影像產製地形容易受到升降軌角度遮蔽影響，因此在陡坡及特定坡向處有較大的誤差。因此本計畫以 Sentinel-1 地形獲得的崩塌土砂生產量(初始值)作為輸入自變數之一，另外結合相關地文因子及影像參數做為其他自變數，因變數(目標層)則利用兩時期之間 LiDAR、航照產製或 UAV 地形獲得的崩塌土砂生產量，透過此種方式建立 Sentinel-1 崩塌土砂量精進模式，期能透過修正獲得較為合理之崩塌土砂量。

附錄

附錄三、期中審查意見暨回覆辦理情形

項次	審查意見	回覆辦理情形
1.	建議應完整定義清楚且確認本計畫之目的，若僅為利用 Sentinel-1 產生地形資訊或許對計畫欲達效果過於狹窄。	本研究以高精度地形包含 LiDAR 與 UAV 航照地形，作為雷達衛星影像產製數值地形之品質評估檢核依據。其二建立多時序 Sentinel-1 雷達衛星影像產製地形比對獲得之坡面崩塌土砂生產量。其三藉由 Sentinel-1 地形獲得崩塌土砂生產量、地文因子、影像參數、高精度地形獲得崩塌土砂生產量，建立人工智慧演算之坡面崩塌生產量變遷評估模式。
2.	計畫中以現已有之完整且高精度之 LiDAR，航照 UAV 產製之地形資訊已足以分析實驗區內地形變化，甚至土方量變化估算。建議仍應再詳述為何再擬以 sentinel-1 產生之地形資訊以已知高精度資訊再進行對比？其目的為何？利用人工智慧 AI 或 ANN 方式是否能確實提升地形資料產製？亦需再詳述。	由 LiDAR 與 UAV 航照地形等高精度地形作為比對 Sentinel-1 雷達影像產製地形之精細度與誤差驗證之用。另由於 Sentinel-1 雷達影像產製地形容易受到升降軌角度遮蔽影響，因此在陡坡及特定坡向處有較大的誤差。因此本計畫以 Sentinel-1 地形獲得的崩塌土砂生產量(初始值)作為輸入自變數之一，另外結合相關地文因子及影像參數做為其他自變數，因變數(目標層)則利用兩時期之間 LiDAR、航照產製或 UAV 地形獲得的崩塌土砂生產量，透過此種方式建立 Sentinel-1 崩塌土砂量精進模式，以獲得較為合理之崩塌土砂量。
3.	目前初步結論中敘述高程誤差分布與地表高程、坡度與坡向有明顯之相關性，高程越高及坡度越陡峭處誤差越大。其結論在過去多量文獻中皆已經有	依據本計畫 Sentinel-1 地形誤差特性分析成果顯示，Sentinel-1 雷達影像產製地形確實受到升降軌角度遮蔽影響，因而在陡坡及特定坡向處有較大的誤差。其驗證本

項次	審查意見	回覆辦理情形
	一致結論。建議應再詳述此計畫再次驗證之原因為何？	計畫研究成果與過往研究成果相似，且以此地形分析結果作為初始坡面崩塌土砂量，結合地文因子與影像參數，建立人工智慧演算之坡面崩塌生產量變遷評估模式，以獲取合理崩塌生產量。
4.	計畫後續擬再產製 2-3 期地形且透過模式訓練之內容及實際方法應能再詳述。	由文獻回顧之結果，雷達影像產製地形受到空間基線、時間基線、同調性強度等影響。本研究藉由不同空間與時間基線長度之雷達影像產製地形，並由高精度 LiDAR 及航照 UAV/DMC 地形作為品質檢核。依前述不同時期雷達影像產製地形作為初始坡面崩塌土砂量，考量地文因子、影像參數，並建立人工智慧變遷評估模式，以精進坡面崩塌土砂生產。相關內容請參照本計畫第二章及第三章。
5.	應明確列明與另一由暨南大學王國隆教授所執行之計畫內容之差異及整合型計畫彙整之執行成果。	暨南大學王國隆教授所執行之計畫內容主要為利用多時期雷達衛星影像之干涉變位資訊分析地表連續變化量，與本計畫先透過產製數值地形再分析地表高程變化量之方式並不相同。
6.	P2-23 Sentinel-1 為 10m 解析度，如何產出 5m DTM，內差嗎？	Sentinel-1 雷達影像所產製之影像使用內政部 5 米地形作為座標定位，其次對應研究區域之高精度地形比對使用，設定程式產製 5 米解析度網格地形。
7.	P2-26 以 Sentinel-1 產製之 Pair2, Pair3 之 DTM，係以表 2-1.1 中那一個日期的 DTM 資料進行驗證，宜明確說明；且驗證的結果目前只有文字敘述，宜有圖表對照。	本計畫已完成 10 期 Sentinel-1 雷達影像地形產製，藉由時間相近之高精度地形完成品質檢核，相關資料請參照第三章數值地形品質評估檢核成果。

項次	審查意見	回覆辦理情形
8.	承上，P2-23 之 Pair1 及 Pair4 之 DTM，其精度如何，請說明。	雷達影像產製地形皆為平面 5 米解析度。
9.	P2-37 說明 AI 模式使用的參數計有 3+4=7 個，但 P2-38 則為 5 個，且部分內容不同，何者為正確？	本計畫初步以地文因子作為 GANN 模式建立之用，而後考量各幅影像之參數不同，遂加入影像特性輸入因子以提升 GANN 模式整體預測合理性。
10.	P2-37 GANN 訓練使用的 DTM 資料是 Pair3？	期中人工智慧演算模式所使用為 2017 年 5 月 4 日至 2017 年 5 月 16 日像對產製之 Pair2 成果。
11.	請補充本計畫與其他子計畫之關連性。	本整合計畫與各子計畫在執行過程，著重在 LiDAR 光達地形、航照 DMC、UAV 無人載具攝影等遙測影像及多元數值地形之分享應用。另與暨南大學團隊交流相關雷達影像資料與參數選取，以作為本計畫後續數值地形產製與比對參考。
12.	建議具體說明本研究中使用 Sentinel-1 雷達影像產製 DEM 之可行性評結果，包括頻率、程式自動化辨識程度、精確度等級、誤差來源及改善方式、未來實用性…等，以做為水保局推動未來工作之參考。	Sentinel-1 雷達影像受限於先天限制，若以取像之空間基線過短，易形成地形干涉相位不足夠，而過長之空間基線則會形成幾何去相關，未來仍需加以探討各項因素，以提升雷達影像產製 DEM 之精確度，相關內容請參照結論與建議一節。
13.	建議說明人工智慧崩塌土砂生產量之推估模式中，誘發崩塌產生之條件(降雨、地震)如何給定？另建議以事件前之 DEM 帶入模式，並針對真實崩塌事件進行分析比較，以進行模式檢定與驗證。	本計畫係以兩時期之間 Sentinel-1 地形獲得的崩塌土砂生產量作為輸入自變數之一，另外利用兩時期之間 LiDAR、航照產製或 UAV 地形獲得的崩塌土砂生產量則作為因變數(目標層)，因此自變數並不需考慮雨量因子。
14.	報告書封底本局官網網址請修正為 https://www.swcb.gov.tw/ 。	已修正。
15.	報告書 P.2-15 內文引用文獻格式有誤，請修正。	已修正。

項次	審查意見	回覆辦理情形
16	計畫提到目前已產製兩期數值地形模型，建議與既有圖資分析後，將成果圖資視覺化展示。	請參照第三章第一節 Sentinel-1 雷達影像產製數值地形之結果。

附錄

附錄四、期末聯合審查意見暨回覆辦理情形

項次	審查意見	回覆辦理情形
1.	此計畫提供局內對雷達影像資料品質的檢核方法，以及雷達影像對土砂生產量體推估上的應用。其計畫方法可做為局內土砂災害相關業務辦理上的參考資料。	感謝委員肯定。
2.	降軌不好的可能原因？	雷達影像以降軌資料產製結果較不好之原因，主要在於衛星飛行軌道為東北-西南向，所拍攝角度約為 20 至 47 度，受到地形遮蔽影響產生幾何變形，因此於後續製作雷達影像成果相對於升軌品質較差。
3.	影像資料處理流程使用的參數與設定，希望可以提供水保局參考。	本計畫所使用之雷達影像處理軟體為 SNAP，使用參數皆以參考預設值進行操作，相關資料如第二章第二節所示。
4.	建議可提供未來重大事件後快速評估使用。	感謝委員肯定。
5.	請教以 sentine-1 產製之 DEM，與其他高精度 DEM/DSM 資料進行比較後之平均誤差以及 RMSE 有多少？	平均誤差約為 3 至 13 米，RMSE 約為 13 至 16 米。
6.	建議於第三章第二節內文對於統計結果補充說明其統計意義。	本計畫使用雷達影像產製之數值地形與高精度地形進行高程區間誤差及平均絕對誤差 MAE 分析，探討地文特性(如高程、坡度、坡向等)及雷達影像參數(如空間基線、同調性強度、高程未定值等)之差異性，由計算結果，其值越大，代表雷達影像產製數值地形結果誤差越大。分析結果詳第三章第二節。