

計畫編號：ARDSWC-112-043

**結合遙測土壤含水量降尺度方法及
QPESUMS 雨量資料建立
坡地災害預警模式(3/3)**
**Development of Warning Model for
Predicting Landslides Based on
Downscaling Method of Remote Sensing
Products of Soil Moisture and QPESUMS
Rainfall Data (3/3)**
(成果報告書)

執行單位：逢甲大學

執行期間：112 年 2 月 8 日至 112 年 12 月 31 日

計畫主持人：何智超 助理教授

農業部農村發展及水土保持署 編印

中華民國 112 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)

結合遙測土壤含水量降尺度方法及 QPESUMS 雨量 資料建立坡地災害預警模式(3/3)

摘要

過去坡地災害預警常以累積雨量與降雨強度進行預警，然坡地災害發生除與雨量有關外，亦與災害事件發生前土壤含水量多寡有關，目前臺灣土壤含水量觀測資訊有限，若要廣布監測儀器取得大範圍且即時性之土壤含水量將耗時耗費，本計畫提出以遙測土壤含水量取代廣布土壤含水量監測儀器，透過蒐集重大坡地災害事件，研究土壤含水量與坡地災害之關聯性，再配合中央氣象局即時預報雨量，建立新型態坡地土砂災害預警機制，以提升坡地災害預警準確性，可供高災害潛勢地區進行預防處理，進而保障人民生命財產安全，並可有效降低監測儀器佈設之經費。

本計畫共計三年，本年度為第三年計畫，已建立一套完整的土砂災害崩塌潛勢分析架構，提供水文危害度及地文脆弱度評估方法，並利用羅吉斯回歸及隨機森林建立崩塌潛勢分析模式，可作為土砂災害預警之重要參考。從水文危害度分析成果顯示，崩塌好發於 12 小時累積降雨量>500mm、24、36 及 48 小時累積降雨量>600mm、12 小時平均土壤含水量 20%~30%、24 小時平均土壤含水量 20~30%、36 小時平均土壤含水量 30%~40%、48 小時平均土壤含水量 30%~40%等區間。地文脆弱度分析結果顯示，崩塌好發於高程 1000~1500 公尺、坡度為六級坡、地質為大桶山層、四稜砂岩、乾溝層及廬山層、距離水系 500 公尺~750 尺等區間。考量不同水文危害度、地文脆弱度及崩塌潛感分析模式，共研擬十二種方案，分析結果顯示，水文危害度「導入土壤含水量」資訊較「未導入土壤含水

量」表現略佳，地文脆弱度採用「崩塌比地文脆弱度」較「水保署地文脆弱度」表現佳，分析模式採用「隨機森林」較「羅吉斯迴歸表現」佳，崩塌潛勢特徵重要性依序為降雨量、土壤含水量及高程。

關鍵詞：遙測、土壤含水量、降尺度、崩塌潛勢

Development of Warning Model for Predicting Landslides Based on Downscaling Method of Remote Sensing Products of Soil Moisture and QPESUMS Rainfall Data(3/3)

Abstract

In the past, early warning of landslides disaster was usually based on accumulated rainfall and rainfall intensity. However, the occurrence of landslides is not only induced by rainfall, but also affected by the amount of soil moisture. The observation of soil moisture in Taiwan is rarely and it is difficult to understand the distribution of regional soil moisture. It will be time-consuming and cost-consuming to get wide range of real-time soil moisture with widely distribute monitoring sensor. Hence, the study proposes a remote sensing skill to estimate the of regional soil moisture instead of building soil moisture sensors widely. The study develops an novel mechanism of early warning of landslides disaster according to investigate the relationship between soil moisture and landslides occurrence, and rainfall forecast. The novel early warning system improves accuracy of landslides prediction and gain more time for people evacuation to ensure the safety of people's lives and property. Moreover, it also reduces effectively the cost of soil moisture monitoring equipment deployment.

This project spans three years, and the current year marks the third year of the plan. A comprehensive framework for landslide susceptibility analysis has been established, providing methods for hydrological hazard assessment and geoenvironmental vulnerability assessment. Logistic regression and random forest models have been employed to create landslide susceptibility analysis models, serving as crucial references for

soil erosion disaster early warnings. The hydrological hazard analysis results indicate that landslides are prone to occur in intervals such as 12-hour cumulative rainfall > 500mm, 24, 36, and 48-hour cumulative rainfall > 600mm, 12-hour average soil moisture content 20%~30%, 24-hour average soil moisture content 20%~30%, 36-hour average soil moisture content 30%~40%, and 48-hour average soil moisture content 30%~40%. Geoenvironmental vulnerability analysis results show that landslides are more likely to occur in elevation ranges of 1000-1500 meters, with a six-degree slope, geological formations such as the Datongshan Formation, Sihlan Sandstone, Kanchiao Formation, and Lushan Formation, and distances from water systems ranging from 500 meters to 750 meters. Considering different scenarios based on hydrological hazard assessment, geoenvironmental vulnerability, and landslide susceptibility analysis models, twelve schemes were devised. The analysis results suggest that incorporating soil moisture information into hydrological hazard assessment performs slightly better than not including it. Using "Landslide Ratio Geoenvironmental Vulnerability" is superior to using "Water Conservation Bureau Geoenvironmental Vulnerability." Furthermore, the "Random Forest" model outperforms the "Logistic Regression" model, with the importance of landslide susceptibility features ranked as rainfall, soil moisture content, and elevation, respectively.

Keywords: Remote sensing, Soil moisture content, Downscaling, landslide susceptibility

目次

摘要.....	摘-I
ABSTRACT.....	A-I
目次.....	目-I
表次.....	表-III
圖次.....	圖-V
第一章 緒論.....	1-1
第一節 擬解決問題.....	1-1
第二節 工作項目.....	1-1
第三節 112 年度目標.....	1-4
第四節 分析流程.....	1-5
第五節 111 年度重要成果概述.....	1-5
第二章 崩塌潛勢評估文獻回顧.....	2-1
第三章 坡地土砂災害風險辨識.....	3-1
第四章 坡地土砂災害水文危害度分析.....	4-1
第一節 示範案例區域概述.....	4-1
第二節 降雨量.....	4-4
第三節 土壤含水量.....	4-4
第三節 頻率比法.....	4-13
第四節 水文危害度頻率比分析成果.....	4-13
第五章 坡地土砂災害地文脆弱度分析.....	5-1
第一節 水保署地文脆弱度.....	5-1
第二節 地文脆弱度因子.....	5-2
第三節 地文脆弱度因子頻率比分析成果.....	5-6
第六章 坡地土砂災害崩塌潛勢評估.....	6-1
第一節 特徵篩選及導入資料.....	6-2
第二節 平衡數據集.....	6-2
第三節 數據集切分與交叉驗證.....	6-4

第四節 模型性能評估.....	6-5
第五節 隨機森林模式.....	6-8
第六節 羅吉斯迴歸模型	6-9
第七節 崩塌潛勢評估成果	6-10
第七章 坡地土砂災害預警系統架構	7-1
第一節 資料庫.....	7-1
第二節 模式庫.....	7-2
第三節 資訊發布.....	7-3
第八章 結論與建議.....	8-1
第一節 結論.....	8-1
第二節 建議.....	8-3
參考文獻.....	參-1
附錄.....	附-1
附錄一、細部計畫說明書審查意見暨回覆辦理情形	附-1
附錄二、期中審查意見暨回覆辦理情形	附-3
附錄三、期末審查意見暨回覆辦理情形	附-5

表次

表 1-1	111 年土壤含水量空間降尺度模型分析成果	1-6
表 1-2	111 年土壤含水量時間降尺度模型成果	1-7
表 2-1	國、內外崩塌潛感分析文獻分析	2-2
表 3-1	土砂災害風險辨識之相關文獻	3-2
表 4-1	災害事件收集來源及內容說明表	4-2
表 4-2	重新檢討後之土壤含水量空間降尺度變數表	4-5
表 4-3	重新檢討後之土壤含水量時間降尺度變數表	4-6
表 4-4	LIGHTGBM 空間及時間降尺度最佳參數一覽表	4-7
表 4-5	LIGHTGBM 空間降尺度訓練及驗證績效表	4-7
表 4-6	LIGHTGBM 時間降尺度訓練及驗證績效表	4-10
表 4-7	最大 12 小時累積降雨量	4-15
表 4-8	最大 24 小時累積降雨量	4-15
表 4-9	最大 36 小時累積降雨量	4-16
表 4-10	最大 48 小時累積降雨量	4-16
表 4-11	12 小時平均土壤含水量	4-17
表 4-12	24 小時平均土壤含水量	4-17
表 4-13	36 小時平均土壤含水量	4-18
表 4-14	48 小時平均土壤含水量	4-18
表 5-1	高程因子 FR 值分布情況	5-7
表 5-2	坡度因子 FR 值分布情況	5-7
表 5-3	坡向因子 FR 值分布情況	5-8
表 5-4	地質因子 FR 值分布情況	5-9
表 5-5	距離水系因子 FR 值分布情況	5-9
表 6-1	崩塌潛感分析不同情境重要變數一覽表	6-2
表 6-2	各方案與模式性能評估	6-12
表 6-3	坡地土砂災害預測機率面積占比率	6-15
表 6-4	19 個主成分內容	6-18

表 7-1 資料介接方式及來源.....	7-2
----------------------	-----

圖次

圖 1-1	實施方法與步驟流程圖	1-5
圖 3-1	坡地土砂災害風險因子	3-1
圖 4-1	重大土砂災害最速報示意圖	4-3
圖 4-2	仁愛鄉內 112 年卡努颱風災害事件位置	4-4
圖 4-3	空間降尺度真實與預測土壤含水量散佈圖(訓練集)	4-8
圖 4-4	空間降尺度真實與預測土壤含水量散佈圖(驗證集)	4-8
圖 4-5	2023/8/5 空間降尺度對比 SMAP 成果圖	4-9
圖 4-6	時間降尺度訓練集及驗證集績效圖(判定係數)	4-11
圖 4-7	時間降尺度訓練集及驗證集績效圖(RMSE)	4-12
圖 4-8	時間降尺度訓練集及驗證集績效圖(調整判定係數)	4-12
圖 5-1	水保署提供之地文脆弱度 (南投縣仁愛鄉)	5-2
圖 5-2	仁愛鄉高程分布圖	5-3
圖 5-3	仁愛鄉坡度分布圖	5-4
圖 5-4	仁愛鄉坡向分布圖	5-4
圖 5-5	仁愛鄉地質分布圖	5-5
圖 5-6	仁愛鄉水系距離圖	5-5
圖 6-1	坡地土砂災害崩塌潛勢分析流程圖	6-1
圖 6-2	K-FOLD 交叉驗證概念圖	6-5
圖 6-3	隨機森林分類器架構	6-9
圖 6-4	羅吉斯迴歸架構圖	6-10
圖 6-5	方案十二 ROC 曲線圖	6-13
圖 6-6	方案十二學習曲線圖	6-13
圖 6-7	方案十二特徵重要性分析成果	6-14
圖 6-8	坡地土砂災害崩塌潛勢熱圖(方案十二)	6-15
圖 6-9	主成分累積解釋比例(方案十一)	6-16
圖 6-10	主成分解釋變異比(方案十一)	6-17
圖 7-1	坡地土砂災害預警系統流程圖	7-4

第一章 緒論

第一節 擬解決問題

臺灣山區崩塌多以淺層崩塌為主，一般影響淺層崩塌地因子有潛在因子(如地形、土壤、地質等)及誘發因子(如地震、氣候、人為活動等)，根據相關文獻研究顯示，崩塌產生與否，亦與災害事件發生前土壤含水量多寡有關。若要取得大區域土壤含水量，需廣布土壤含水量監測儀器，所費不貲，為有效降低經費並取得大範圍且立即性土壤含水量，本研究以遙測分析評估土壤含水量，透過蒐集重大坡地災害事件，研究土壤含水量與坡地災害之關聯性，再配合中央氣象局即時預報雨量，建立新型態坡地土砂災害預警機制，以提升坡地災害預警準確性，可供高災害潛勢地區進行預防處理，進而保障人民生命財產安全。

第二節 工作項目

本計畫為三年計畫，本年度為第三年度計畫，各年度工作項目說明如下：

- 一、第一年度(110年)：110年度重點為透過站網規劃分析，新增土壤含水量監測站進行長時期土壤含水量監測，並透過文獻分析，篩選合適之土壤含水量降尺度預測變數，利用衛星反演技術、地理資訊系統工具及空間內插技術產出預測變數資料，以作為第二年土壤含水量降尺度分析之重要基礎。最後完成異質資料管理雛型系統，以利整合各單位資料，提供後續分析、驗證及坡地災害預警資訊發布之用。各工作項目說明如下：

- (一)基本資料蒐集與分析：完成研究區域地文資料、水文資料及土壤含水量之蒐集與分析。
- (二)坡地災害預警相關文獻蒐集：完成坡地災害預警方法相關文獻蒐集，提供建立坡地土砂災害預警機制之參考。
- (三)土壤含水量監測及異質資料庫管理系統建置：新建 3 處土壤含水量監測站進行長時期土壤含水量監測，並建立異質資料庫管理系統串聯本計畫建置之土壤含水量監測站、水土保持局觀測資料供應平台土壤含水量監測值、中央氣象局局署測站、自動測站觀測資料及水利署降雨量監測資料，透過共通的檢索介面，降低使用者檢索不同資料來源之繁瑣過程，並作為後續分析、驗證及坡地災害預警資訊發布之資訊平台。
- (四)土壤含水量降尺度預測變數(predictor)篩選：透過文獻分析，篩選合適之土壤含水量降尺度分析預測變數，利用衛星反演技術、地理資訊系統工具及空間內插技術產出預測變數資料，以作為第二年土壤含水量降尺度分析之重要基礎。

二、第二年度(111年)：111年度重點為透過人工智慧、機器學習及統計分析等方法，進行土壤含水量空間分析，並配合中央氣象局雨量、風速、相對濕度預報資訊，估計降雨事件期間土壤含水量變化趨勢，以作為112年建置坡地土砂災害預警系統之重要預警指標。各工作項目說明如下：

- (一)土壤含水量空間降尺度分析：利用 110 年分析之衛星影像特徵、水文及地文資料等預測變數，透過人工智慧、機器學習及統計分析等方法，將 9 公里空間解析度之 SMAP 土

壤含水量資訊降尺度至 1 公里空間解析度，以掌握降雨事件發生之臨前土壤含水量空間變化。

(二)土壤含水量持續監測與驗證分析：針對 110 年建置完成之三處土壤含水量計持續租賃進行長期觀測，並將衛星影像降尺度分析後之土壤含水量與實際觀測資料進行驗證比對，以判定係數(R2)及均方根誤差 (RMSE) 作為驗證評估指標，並利用偏態修正進行誤差修正。

(三)降雨期間土壤含水量變化趨勢預報：透過臨前土壤含水量、中央氣象局雨量、風速、相對濕度、日照時數資訊，利用水平衡公式，估計降雨事件期間土壤含水量變化趨勢，以期解決影像資料非即時性、時間尺度過粗之問題，並作為 112 年度坡地土砂災害預警之重要基礎。

(四)異質資料庫管理系統建置精進：整合 110 年異質資料庫管理系統、111 年度土壤含水量降尺度成果、中央氣象局 QPESUMS、QPF 及 WRF 之即時監測與預測資料，將結構化資料、半結構化資料和非結構化資料之匯流整併，以作為後續發展自動化預報模式之基礎。

三、第三年度(112年)：112年度重點為找出顯著影響坡地土砂災害之水文危害度及地文脆弱度，再透過統計方法與集成學習進行坡地災害土砂災害風險評估。各工作項目說明如下：

(一)坡地土砂災害風險辨識：蒐集國內外坡地災害相關文獻，找出顯著影響坡地土砂災害之危害度因子及脆弱度因子。

(二)坡地土砂災害水文危害度分析：以降雨量及土壤含水量作為水文危害度因子，配合崩塌目錄之崩塌事件紀錄以估計水文危害度。

(三)坡地土砂災害地文脆弱度分析：地文脆弱度採用兩個方法估計，第一是採用水保署地文脆弱度程度，第二是選用高程、坡度、坡向、地質、距水系距離等因子，配合崩塌目錄之崩塌事件紀錄以頻率比法(Frequency Ratio Method, FR)評估地文脆弱度，

(四)坡地土砂災害風險評估：同時針對水文危害度及地文脆弱度進行坡地土砂災害崩塌潛勢評估，分析模式羅吉斯迴歸(logistic regression)及隨機森林演算法進行分析，。

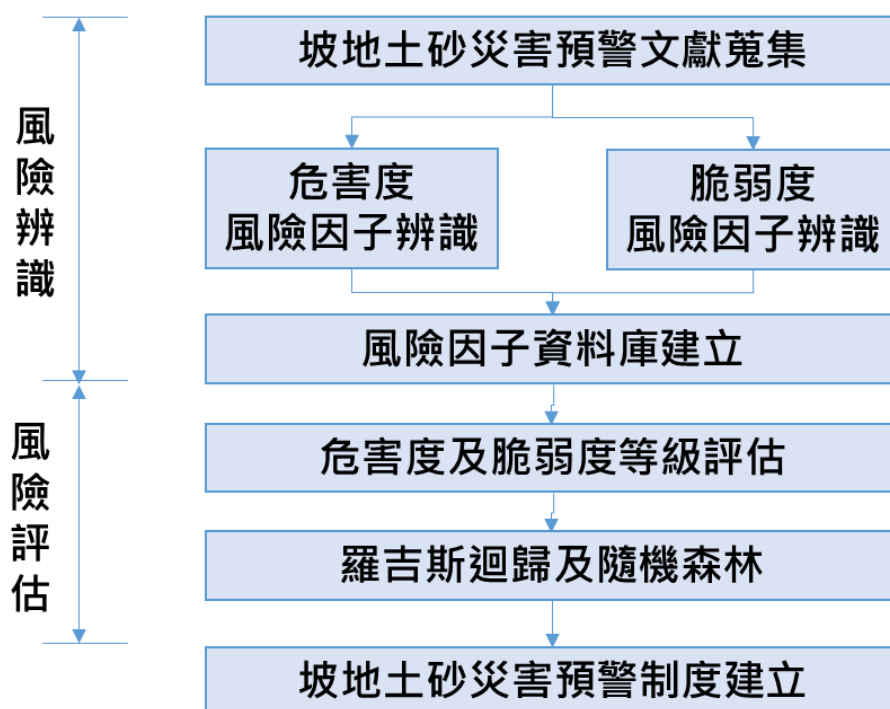
(三)坡地土砂災害預警系統架構：整合資料庫與模式庫，建立坡地土砂災害預警系統。

第三節 112 年度目標

- 一、完成坡地土砂災害風險辨識。
- 二、完成坡地土砂災害水文危害度分析
- 三、完成坡地土砂災害地文脆弱度分析
- 四、完成坡地土砂災害風險評估
- 五、完成坡地土砂災害預警系統架構規劃置。

第四節 分析流程

坡地土砂災害風險分析流程示如圖 1-1，整體流程可分為風險辨識（Risk Identification）與風險評估（Risk Assessment）兩大部分，風險評估首要工作為風險辨識，透過國內外坡地災害相關文獻，篩選出顯著影響坡地土砂災害之水文危害度因子及地文脆弱度因子，並建立風險因子資料庫。接著利用頻率比法(Frequency Ratio Method, FR)進行危害度及脆弱度等級評估，再進一步利用羅吉斯迴歸及隨機森林評估坡地災害崩塌機率，將訓練好之模式結合雨量預報資訊以進行坡地土砂災害預警制度。



資料來源：本研究繪製

圖 1-1 實施方法與步驟流程圖

第五節 111 年度重要成果概述

111 年度工作重點為透過機器學習及統計分析等方法，進行土壤含水量空間與時間降尺度分析，以作為第三年(112 年)建置坡地土砂災害預警系統之重要預警指標。茲就第二年度(111 年度)重要成果摘

要如下：

一、土壤含水量空間降尺度分析

由於 SMAP 土壤含水量空間解析度過粗(9 公里)，仍不足以作為土砂災害預警的因子，因此本計畫結合 SMAP 衛星影像及 MODIS 光學衛星影像，進行土壤含水量空間降尺度分析。以 2015-2020 資料作為訓練集，2021 作為驗證集，目標變數(Predictand)為測站土壤含水量觀測值(包含 11 個水土保持局土壤含水量測站及 3 個本計畫設立之土壤含水量測站)，預測變數(Predictor)採用站點所在區位對應之 SMAP 土壤含水量、MODIS 反演之 TVDI 指標、QPESUMS 雨量、坡度、MODIS 反演之土地覆蓋，利用機器學習(極限梯度提升(XGBoost)，隨機森林(Random Forest)、支援向量機(Support Vector Machine, SVM)及統計分析(線性回歸)等方法，將 9 公里空間解析度之土壤含水量資訊降尺度至 1 公里空間解析度，提供後續坡地災害預警分析之用。模式訓練、驗證分析成果示如表 1-1，訓練階段以 Random Forest 最佳，R2 達 0.949，MAPE 小於 0.15；驗證階段以 XGBoost 為最佳，R2 達 0.882，MAPE 小於 0.23；整體而言 Random Forest 在訓練階段及驗證階段 R2 皆超過 0.8，故採用 Random Forest 進行 1 公里土壤含水量估計。

表 1-1 111 年土壤含水量空間降尺度模型分析成果

	訓練 R ² - score	驗證 R ² - score	訓練 RMSE	驗證 RMSE	訓練 MAPE	驗證 MAPE
XGBoost	0.753	0.882	14.43	9.79	0.353	0.224
Random forest	0.949	0.805	6.55	12.73	0.145	0.259
LinearRegression	0.627	0.871	15.13	10.32	0.372	0.229
SVM	0.686	0.751	16.26	14.36	0.428	0.328

二、降雨期間土壤含水量變化趨勢預報

SMAP 土壤含水量產品僅能提供每日資訊，對於土砂災害預警所需之時間尺度仍有不足，因此利用 SMAP 空間降尺度成果，進一步進行時間降尺度分析，以期解決影像資料非即時性、時間尺度過粗之問題，並作為 112 年度坡地土砂災害預警之重要基礎。本計畫依據土地覆蓋因子將測站分為茂密森林、開闊森林及森林與耕地交雜三類，並進行分群進行訓練，預測因子包含 t 、 $t-1$ 、 $t-2$ 、 $t-3$ 、 $t-4$ 時刻時雨量、前 1、2、3 日雨量及前 2 日土壤臨前含水量，訓練及驗證階段雨量採用測站觀測雨量，土壤臨前含水量採用測站土壤含水量觀測資料；後續預測階段雨量採用 WRFD 預報雨量，土壤臨前含水量採用 SMAP 土壤含水量降尺度資料。本計畫分別以 XGBoost、Random forest、Linear Regression 及 SVM 四種模型進行土壤含水量時間降尺度分析，以 80% 數據為訓練案例，20% 數據為驗證資料集，以茂密森林分區之測站為例，模式訓練、驗證分析成果示如表 1-2，訓練及驗證皆以 Random Forest 最佳， R^2 分別達 0.99 及 0.989，MAPE 分別為 1.263 及 1.336，分析成果相當良好，可有效完成土壤含水量時間降尺度分析。

表 1-2 111 年土壤含水量時間降尺度模型成果

	訓練 R^2 -score	驗證 R^2 -score	訓練 Rmse	驗證 Rmse	訓練 Mae	驗證 Mae
XGBoost	0.981	0.979	3.252	3.403	1.988	2.086
Random forest	0.990	0.989	2.242	2.406	1.263	1.336
LinearRegression	0.963	0.962	4.526	4.551	2.616	2.612
SVM	0.966	0.964	4.350	4.453	2.392	2.437

第二章 崩塌潛勢評估文獻回顧

崩塌潛勢評估(landslide susceptibility assessment)是崩塌災害研究領域中基礎卻重要的任務之一，本研究蒐集國、內外崩塌潛感(Landslide Susceptibility)之相關文獻，彙整示如表 2-1，從文獻可發現影響崩塌潛感之因子可區分為誘發因子(或稱驅動因子、水文危害度)及潛在因子(或稱地文脆弱度)兩大類，部分文獻僅針對誘發因子進行崩塌潛感分析(陳振宇等人,2017)或僅針對潛在因子進行崩塌潛感分析(Sharma 等人,2023；Liu 等人,2019；水土保持署,2019a；陳俞瑾等人,2013；陳昆廷等人,2008)，亦有同時針對誘發因子及潛在因子進行崩塌潛感分析(水土保持署,2019b)；陳振宇等人,2019)，文獻中多以降雨量作為誘發因子，以氣象(climatic)、地質(geological)、岩土(geotechnical)、水文(hydrological)、土地覆蓋(land cover)及地形(morphological)作為潛在因子(Dias 等人,2021)，崩塌潛感分析模式則可分為定性法與定量法(Shano,2020)，定性法包含崩塌目錄分析(distribution analysis or inventory)、地貌分析(geomorphic analysis)及專家評估(expert (heuristic) evaluation)，通常被認為具主觀性質，定量法包含統計(statistical)、定率法(deterministic)、概率分析(probabilistic)和人工智慧(Artificial intelligence)，被認為較為客觀，目前國內多數採用統計法(如羅吉斯迴歸分析)、定率法(如無限邊坡法)及機率法(如風險矩陣)，以羅吉斯迴歸分析最常被使用，然羅吉斯迴歸之預測變數需要獨立性(Independence)假設，若預測變數具有相依性，需先進行去相依性分析，才能進行後續分析。

表 2-1 國、內外崩塌潛感分析文獻分析

作者	文獻名稱	內容摘要
Sharma 等人 (2023)	Assessing Landslide Susceptibility along India's National Highway 58: A Comprehensive Approach Integrating Remote Sensing, GIS, and Logistic Regression Analysis	1.採用高程、坡向、曲率、坡度、河川密度、土地利用/土地覆蓋、地質、斷層距離、地形和距道路距離等 11 項因子 2.採用羅吉斯迴歸分析(Logistic regression)進行崩塌潛感分析。
Dias 等人 (2021)	Landslide Susceptibility Mapping in Brazil: A Review	回顧巴西地區的崩塌潛感分析相關文獻，針對研究區域位置、評估方法、主題變量、崩塌目錄來源、驗證方法等面向進行討論，以統計及坡度穩定模型最為常用，最常被用以分析之因子為氣象(climatic)、地質(geological)、岩土(geotechnical)、水文(hydrological)、土地覆蓋(land cover)及地形(morphological)等六大類。
Shano 等人 (2020)	Landslide susceptibility evaluation and hazard zonation techniques – a review	將崩塌潛感模式分為定性法與定量法，定性法包含崩塌目錄分析(distribution analysis or inventory)、地貌分析(geomorphic analysis)及專家評估(expert (heuristic) evaluation)，通常被認為具主觀性質，定量法包含統計(statistical)、定率法、(deterministic)、概率分析(probabilistic)和人工智慧(Artificial intelligence)，被認為較為客觀。
Liu 等人(2019)	Instability Index Derived from a Landslide Inventory for Watershed Stability Assessment and Mapping	利用專家山崩和陰影區域劃定系統 (Expert Landslide and Shaded Area Delineation System, ELSADS) 判釋山崩與陰影區域。 2.以崩塌率(landslide ratio)時間序列的標準差評估不安定指數(instability index)，以掌握崩塌熱點。
水土保持署 (2019a)	應用人工智慧結合紅色地圖判釋集水區內地質災害潛勢	1.採用坡度、坡向、累積通量、岩性、數值高程作為崩塌潛勢因子 2.以紅色地圖訓練卷機類神經網路(CNN)，建立卷積崩塌潛勢指標模式，再透過損失函式進行權重加乘，精進崩塌潛勢預測成果。
水土保持署 (2019b)	應用人工智慧技術發展坡地崩塌風險評估模式	1 採用地質、坡度、河道遠近作為靜態環境因子。 2、採用植生作為動態環境因子，事件最大時雨量、事件最大時雨量對應累

		積雨量作為動態事件因子。 3、利用類神經網路分析坡地崩塌風險。
陳振宇等人 (2019)	坡地降雨致災熱區警戒模式	1.以逐時折減有效累積雨量進行降雨危害度評估。 2.利用歷史崩塌資訊取得崩塌發生機率，進行地文脆弱度評估 3.利用風險矩陣，平均降雨危害度與地文脆弱度所產生之坡地致災風險。
陳振宇等人 (2017)	使用 QPESUMS 雨量資料建立崩塌災害預警模式	以逐時折減之有效累積雨量修正公式，建立以 QPESUMS 網格為警戒發布單元之坡地災害預警模式
陳俞瑾等人 (2013)	應用不安定指數法分析大安溪流域崩塌潛勢之研究	1.採用坡度、高程、坡向、地質、距水系距離、距道路距離因子。 2.以多變量不安定指數分析法(即採用頻率比法(Frequency Ratio Method, FR)與崩塌潛勢值(Landslide Susceptibility Index, LSI)評估崩塌潛感。
陳昆廷等人 (2008)	多變量不安定指數分析應用於屏東山區道路邊坡崩塌潛感評估模式之建置研究	1.採用坡度、坡向、植生覆蓋、土壤沖蝕、地層岩性、土地利用因子作為促崩因子。 2.以多變量不安定指數分析法(即採用頻率比法(Frequency Ratio Method, FR)與崩塌潛勢值(Landslide Susceptibility Index, LSI)評估邊坡崩塌潛感。

第三章 坡地土砂災害風險辨識

本研究蒐集坡地災害相關文獻，並彙整出各文獻採用之坡地土砂災害風險因子(詳表 3-1)，常見之水文危害度因子包含降雨量、地形濕度指數、標準化差異植被指數，地文脆弱度因子包含高程、坡度、坡向、土地利用、地質、斷層距離、道路距離、岩性、斷層密度及水系距離等，目前水保署採用降雨量作為水文危害度因子(誘發因子)，以歷史崩塌發頻率作為地文脆弱度(潛在因子)(陳振宇等人,2019)，從相關文獻研究顯示(陳樹群,2013；Posner,2015；陳樹群,2018；Samuele Segoni, 2018)，土壤含水量亦是影響崩塌的重要因素之一。綜合前述並考量資料取得性，本研究採用降雨量及土壤含水量作為水文危害度風險因子，採用高程、坡度、坡向、地質、水系距離作為地文脆弱度風險因子，相關因子透過水文氣象觀測資料、衛星影像、DEM 及政府公開資訊進行分析，並建立風險因子資料庫(詳圖 3-1)。

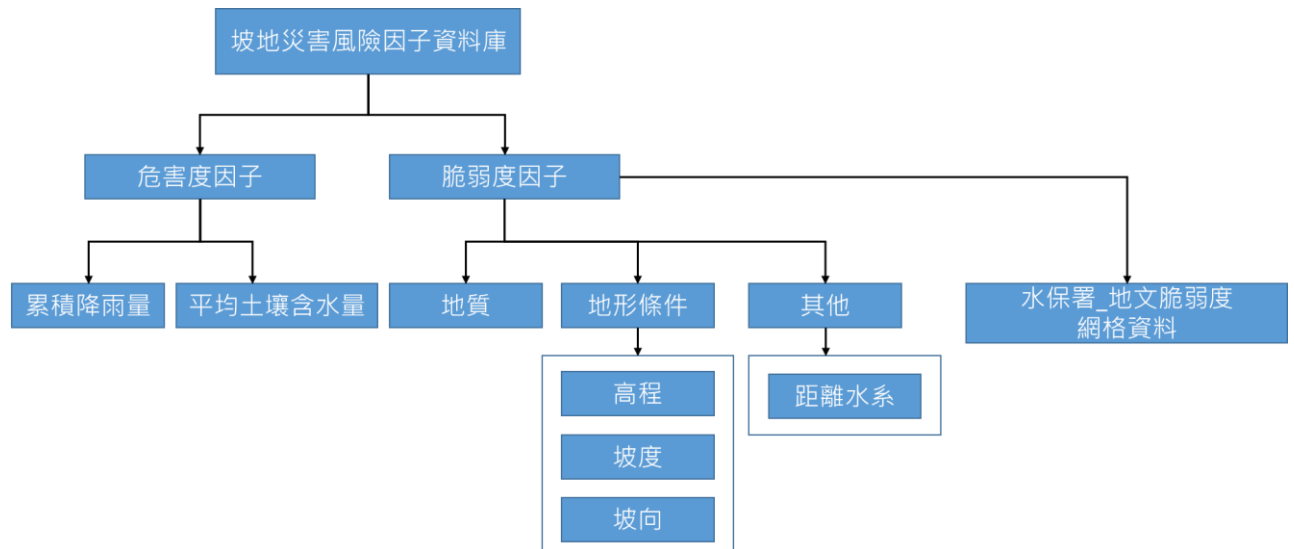


圖 3-1 坡地土砂災害風險因子

表 3-1 土砂災害風險辨識之相關文獻

文獻名稱	作者與出處	年分	應用區域	風險因子	分析方法
以崩塌率為依據建構邏輯式迴歸崩塌潛勢評估模式	吳俊鎰 中華水土保持學報，54(4):257-265	2014	■以 2009 年莫拉克颱風後崩塌分佈，以臺灣旗山溪集水區為例	■高程、坡度、降雨、地質、坡向	■本研究建議在以邏輯式迴歸模式建構崩塌潛勢評估模式過程，應先以崩塌率進行分類，方可得更好的預測結果
崩塌率為依據邏輯式迴歸法、頻率比法及證據權重法於崩塌潛勢模式應用之比較	吳俊鎰 臺灣水利，64(1)，47-61。	2015	■以臺灣旗山溪集水區於 2009 年莫拉克颱風後之崩塌分佈為研究試區	■高程、坡度、坡向、土地利用、地質、累積降雨量、斷層密度及距離水系	■以頻率比法及證據權重法建構崩塌潛勢評估，以誤差矩陣來驗證崩塌潛勢結果，兩模式正確率分別為 73.7%及 68.4%
Application of frequency ratio and weights of evidence models in landslide susceptibility mapping for the Shangzhou District of Shangluo City, China.	Chen, W., X. Ding, R. X. Zhao and S. L. Shi Environmental Earth Sciences 75(1).	2016	■以中國大陸陝西省商洛市為研究區域	■高程、坡度、岩性	■先利用航照與實地調查判釋崩塌位置，後續考量高程、坡度、岩性等十項因子以頻率比法及證據權重法建構崩塌潛勢，分別驗證兩方法之結果，其正確率分別為 73.95%及 71.02%，結果顯示頻率比較證據權重法準確。

文獻名稱	作者與出處	年分	應用區域	風險因子	分析方法
Application of frequency ratio, weights of evidence and evidential belief function models in landslide susceptibility mapping.	Ding, Q., W. Chen and H. Hong Geocarto International 32(6): 619-639.	2017	■以中國大陸太白縣為研究區域	■坡角、海拔高度、坡向、平面曲率、剖面曲率、距斷層的距離、距河流的距離、距道路的距離、歸一化差異植被指數、岩性單元、降雨量和土地利用	■以頻率比及證據權重法建構崩塌潛勢評估結果，其正確率皆達九成以上，但頻率比法略高於證據權重法
結合土壤雨量指數與頻率比法建構坡地災害潛勢模式	劉宜君 陳樹群* 中華水土保持學報，49(4):243-253	2018	■以台灣高屏溪流域為研究區域	■高程、坡度、坡向、地質、剖面曲線及土地利用	■透過災害涵蓋率訂定SWI警戒值再以災例涵蓋率曲線轉為SWI水文危險度；其次使用頻率比法建構崩塌潛勢值，頻率比法基本假設為崩塌發生與否由崩塌相關因子所決定，後續將崩塌潛勢值正規化得地文危險度。最後結合

文獻名稱	作者與出處	年分	應用區域	風險因子	分析方法
					SWI 水文危險度及地文危險度建構坡地災害潛勢值
GIS-based landslide susceptibility mapping using frequency ratio and index of entropy models for She County of Anhui Province, China	Yu Liu*, Anying Yuan, Zhigang Bai, and Jingzhong Zhu	2022	■以中國安徽省 余縣為研究區域	■坡度、坡向、 曲率、地形、 岩性、斷層距 離、道路距 離、河流距 離、降雨和常 態化差異植生 指標 (NDVI)	■使用 FR 和 IOE 模型來進 行山崩易發性分析，並使 用 GIS 將 10 個因素進行疊 加。此外，還使用接收器 操作特徵 (ROC) 曲線來 評估和比較這些模型的預 測性
GIS-Based Landslide Susceptibility Mapping Using Frequency Ratio and Shannon Entropy Models in Dejen District, Northwestern Ethiopia	Kartik Ariyur. A Addis - 工程雜 誌 Hindawi Journal of Engineering , Article ID 1062388, 14 pages	2023	■以衣索比亞西 北部德揚地區 為研究區域	■坡度、海拔、 坡向、曲率、 地形濕度指 數、標準化差 異植被指數、 距離道路、距 離河流、距離 斷層、土地利 用和降雨量	■利用頻率比 (FR) 和 SE 雙變量統計模型繪製了崩 塌潛勢的區域分佈地圖， 使用崩塌曲線下面積 (AUC) 驗證了潛勢地圖 的準確性

第四章 坡地土砂災害水文危害度分析

本研究以南投縣仁愛鄉示範案例進行坡地土砂風險分析，並以降雨量及土壤含水量作為水文危害度因子，配合崩塌目錄之崩塌事件紀錄以頻率比法估計水文危害度，說明如下：

第一節 示範案例區域概述

本研究以南投縣仁愛鄉示範案例進行坡地土砂風險分析，南投縣仁愛鄉位於臺灣南投縣東部，屬於南投縣的山地鄉之一；南有濁水溪流域、中有大度溪流域上游之烏溪、北有大肚溪流域上游之北港溪由東向西流貫本鄉，東北則有大甲溪流域由東南向北流經本鄉榮興村，形成本鄉高山廣佈，河川橫互之地理景致與豐沛的水源，耕地土壤屬黃壤類、微酸性，雖土層不甚深厚，但由於石塊較少而土質疏鬆、具團粒構造、具有機質且排水通氣性佳，極適於作物之生長。

為掌握研究區域內之土砂災災事件，本研究自「土石流及大規模崩塌防災資訊網(<https://246.ardswc.gov.tw/>)」及「政府資料開放平台之事件型崩塌目錄」收集 2023 年發生之重大災害事件，兩者比較示如表 4-1，說明如下：

一、土砂災害事件將自土石流及大規模崩塌防災資訊網

重大災害事件最速報內容包含災害發生位置、災害發生時間、災害類型、災害發生之有效累積雨量、災害描述與統計(災情描述、災害規模、災損統計)及災害點位座標X、Y，如圖4-1所示。

二、政府資料開放平台之事件型崩塌目錄

重大土石災情報告內容包含年度、事件名稱、災害類型、縣市、鄉鎮、村里、災害地點、速報連結、災害時間、審查會議日期及點位座標X、Y等資訊。

根據「土石流及大規模崩塌防災資訊網」之重大災害事件最速報，2023/8/1~2023/8/4 之卡努颱風造成仁愛鄉發生崩塌事件，主要崩塌區域分布圖 4-2，分別位於 001 大同村(投 89 縣 49K)、002 精英村(廬山麗來飯店)、003 南豐村(台 14 縣 69.4K)、004 南豐村(台 14 線 71K 加油站)、0050 南豐村(台 14 線 74.5K)、006 春陽村(台 14 線 82.7K)、007 春陽村(台 14 線 84.3K)、008 南豐村(台 14 線 70K 投縣 DF017)、009 南豐村(台 14 線 72.1K 投縣 DF011)、010 春陽村(台 14 縣 85.4K)、011 親愛村(奧萬大森林遊樂區)及 012 親愛村(親愛村教堂)，

表 4-1 災害事件收集來源及內容說明表

資料出處	內容	差異說明
土砂災害事件將自土石流及大規模崩塌防災資訊網	災害發生位置、災害發生時間、災害類型、災害發生之有效累積雨量、災害描述與統計(災情描述、災害規模、災損統計)及災害點位座標 X、Y	兩者差異為災害發生時間、災害發生之有效累積雨量、災情描述、災害規模及災損統計。
政府資料開放平台之事件型崩塌目錄	年度、事件名稱、災害類型、縣市、鄉鎮、村里、災害地點、速報連結、災害時間、審查會議日期及點位座標 X、Y 等資訊	

112.08.12版 (初步資料尚未經委員審查, 僅供參考)

112 年重大土砂災害例最速報

卡努颱風

南投縣—仁愛鄉大同村



112 年卡努颱風-南投仁愛-001

- ◆災害發生位置：投 89 線 49K
- ◆災害發生時間：08 月 04 日 08 時 00 分
- ◆災害類型：土石流、崩塌(山崩、沖蝕)
- ◆災害發生之有效累積雨量：457mm

註1：降雨組圖資料來源一本署土石流及大規模崩塌防災應變系統
 註2：拍攝方位角係以磁北方向 0 度順時針方向測至目標物之水平角。
 註3：發生時間為推估時間。

◆災情描述與統計：

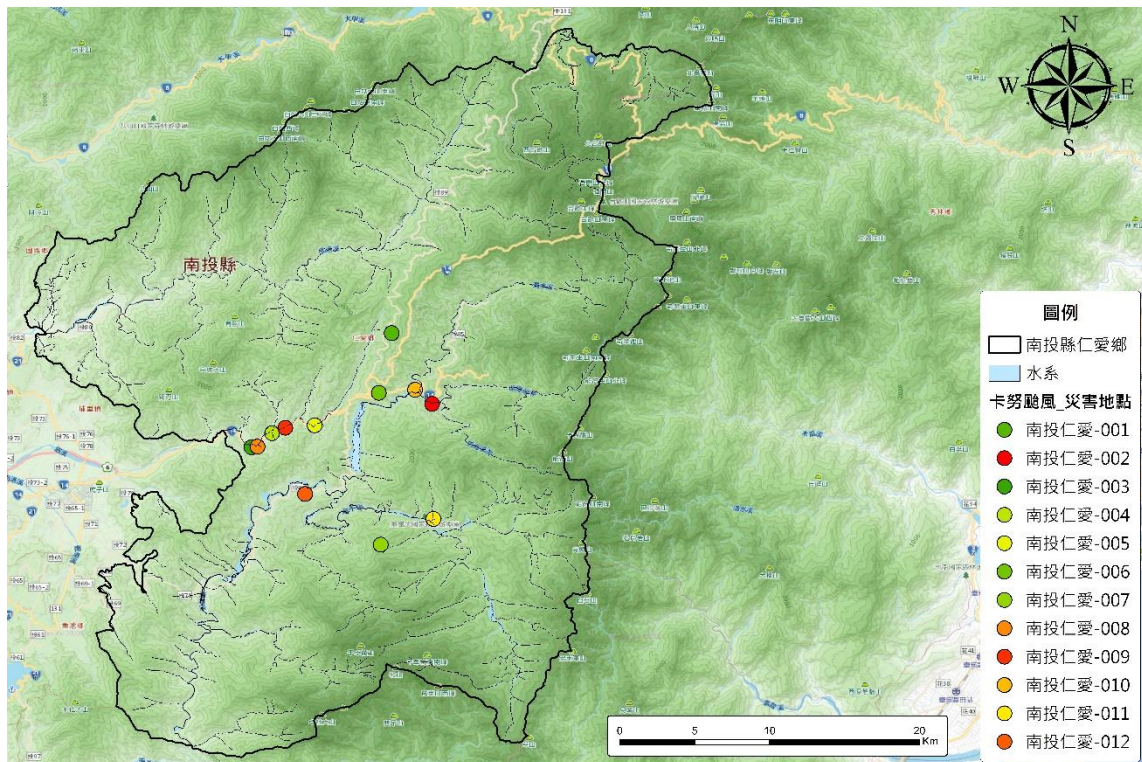
- ✓災情描述：投 89 線 49K 因卡努颱風引進之西南風帶來強降雨，造成坑溝發生向源侵蝕，並產生兩處崩塌地，進而發生土石流，部分土砂堆積於道路阻礙車輛通行，部分土砂則被輸送至下游河槽，坑溝區流湧於路面，而道路基礎受區流淘刷，並於道路下邊坡產生崩塌。
- ✓災害規模：1 號崩塌範圍長約 50 公尺，寬約 20 公尺，面積約 1,000 平方公尺，平均崩塌深度約 1 公尺，崩塌量約 1,000 立方公尺；2 號崩塌範圍長約 250 公尺，寬約 40 公尺，面積約 10,000 平方公尺，平均崩塌深度約 1 公尺，崩塌量約 10,000 立方公尺；3 號崩塌範圍長約 20 公尺，寬約 75 公尺，面積約 1,500 平方公尺，平均崩塌深度約 2 公尺，崩塌量約 3,000 立方公尺；總崩塌量約 13,400 立方公尺。土石流之堆積範圍長約 20 公尺，寬約 60 公尺，面積約 600 平方公尺，平均堆積深度約 2 公尺，堆積量約 1,200 立方公尺。
- ✓災情統計：道路路基流失長度約 75 公尺。



優質、效率、團隊

農業部農村發展及水土保持署

圖 4-1 重大土砂災害最速報示意圖



資料來源：本研究繪製

圖 4-2 仁愛鄉內 112 年卡努颱風災害事件位置

第二節 降雨量

本研究採用 QPESUMS 網格雨量資料，由於 QPESUMS 網格為 0.0125 度，為利後續分析，將透過雙線性內插(bilinear interpolation)產製 1 公里網格雨量，並進一步統計出各網格不同延時(12、24、36、48 小時)之累積雨量。

第三節 土壤含水量

本研究已於 111 年計畫建立遙測土壤含水量空間降尺度及時間降尺度方法，將 SMAP 衛星提供之空間解析度 9 公里每日土壤含水量，利用水文、地文以及 MODIS 產製之 TVDI 指標與土地覆蓋資訊，進行空間及時間降尺度分析，已產製 2016~迄今之空間解析度 1 公里之逐時土壤含水量。本年度將針對前期模式進行修正與精進，相關分析說明如下：

一、導入資料清理

111年並未對相關資料進行資料清理，若有缺失值直接刪除不納入分析，造成分析樣本減少。本年度針對缺失（Incomplete/Missing data）、雜訊（Noise）、離異值（Outliner）等品質不佳數據進行補遺後再帶入分析。補遺方式採用資料缺值之前、後時刻觀測值平均值進行補遺，但若資料連續缺值過多(超過10日)則不補遺。

二、空間降尺度目標變數修正

111年度以水保署土壤含水量觀測日平均值作為目標變數進行分析，然SMAP衛星拍攝影像影像拍攝時間換算為臺灣約晚上17時(升軌ascending)及早上5時(降軌,descending)，並非代表整日平均值，本年度改採用水保署土壤含水量觀測時資料，以期與衛星拍攝時間一致，確保模式正確性。

三、空間降尺度預測變數修正

111年僅採用臨前1日累積降雨量進行土壤含水量空間降尺度分析，然不同延時累積降雨量及最大降雨量對於土壤含水量仍有顯著影響，故本年度加入前24、48、72小時之累積降雨量及最大降雨量重新進行分析。重新檢討後之預測變數詳見表4-2。

表 4-2 重新檢討後之土壤含水量空間降尺度變數表

變數名稱	變數類別
QPESUMS 前 24 小時累積降雨量與最大降雨量	預測變數
QPESUMS 前 48 小時累積降雨量與最大降雨量	預測變數
QPESUMS 前 72 小時累積降雨量與最大降雨量	預測變數
LST 及 NDVI 數值(拍攝時間約為當日 11 點)	預測變數
SMAP 降軌任務模式土壤含水量(每日 5 時)	預測變數
坡度分類	預測變數
地質分類	預測變數
土地利用分類	預測變數
水保署及逢甲土壤含水量測站觀測資料(每日 5 時)	目標變數

四、時間降尺度預測變數修正

111年預測因子採用 t 、 $t-1$ 、 $t-2$ 、 $t-3$ 、 $t-4$ 時刻時雨量、前1、2、3日雨量及前2日土壤臨前含水量進行土壤含水量時間降尺度分析，本年度新增前3、6、9、12、24、36、48、60、72累積網格降雨量及網格最大降雨量，並建立預測 $t+1$ 時刻土壤含水量模型，再以此模型連續預測未來 $t+1\sim t+48$ 小時之土壤含水量。重新檢討後之預測變數詳見表4-3。

表 4-3 重新檢討後之土壤含水量時間降尺度變數表

變數名稱	變數類別
QPESUMS 前 3 小時累積降雨量與最大降雨量	預測變數
QPESUMS 前 6 小時累積降雨量與最大降雨量	預測變數
QPESUMS 前 9 小時累積降雨量與最大降雨量	預測變數
QPESUMS 前 12 小時累積降雨量與最大降雨量	預測變數
QPESUMS 前 24 小時累積降雨量與最大降雨量	預測變數
QPESUMS 前 36 小時累積降雨量與最大降雨量	預測變數
QPESUMS 前 48 小時累積降雨量與最大降雨量	預測變數
QPESUMS 前 60 小時累積降雨量與最大降雨量	預測變數
QPESUMS 前 72 小時累積降雨量與最大降雨量	預測變數
坡度分類	預測變數
地質分類	預測變數
土地利用分類	預測變數
臨前土壤含水量(t 時刻) (模式訓練階段採用水保署及逢甲臨前土壤含水量測站觀測資料，即時預警階段採用 SMAP 空間降尺度成果)	預測變數
未來 1 小時土壤含水量($t+1$ 時刻) (模式訓練階段採用水保署及逢甲臨前土壤含水量測站觀測資料，即時預警階段採用時間降尺度分析成果)	目標變數

五、預測模型修正

由於SMAP影像常有缺漏值，分析時需將缺值樣本刪除，造成111年分析時之樣本數過少，本年度雖增加資料補遺機制，但若資料連續缺值過多(超過10日)則不補遺，因此仍有缺漏值，由於XGBoost、Random forest、Linear Regression等方法不能允許缺漏

值，為增加分析樣本數，本研究改採用可以允許缺值之LightGBM模型進行分析。

六、空間降尺度重新檢討分析成果

以2019至2020年資料為訓練集，2021年為驗證集，利用隨機搜尋進行LightGBM模型參數優選，最佳參數成果示如表4-4。本研究以判定係數 R^2 、均方根誤差(RMSE)及調整判定係數 R^2_{adj} 三個指標進行績效評估詳表4-5，散布圖示如圖4-3及圖4-4，訓練階段三指標分別為0.74、12.44及0.74，驗證階段三指標分別為0.64、14.99及0.64，分析成果如圖4-5所示，對比SMAP與本模式分析結果趨勢大致一樣，顯示本模式確實可以有效掌握土壤含水量變化趨勢。

表 4-4 LightGBM 空間及時間降尺度最佳參數一覽表

類別	參數	參數意義	參數值
共同參數	objective	任務目標	regression
	metric	評估方式	rmse
	use_missing	是否允許遺失值	True
空間降尺度用	learning rate	學習率	0.01
	n_estimators	決策數棵樹	300
	max_depth	最大樹層	6
	num_leaves	樹層節點數	63
時間降尺度用	learning rate	學習率	0.01
	n_estimators	決策數棵樹	2500
	max_depth	最大樹層	8
	num_leaves	樹層節點數	255

表 4-5 LightGBM 空間降尺度訓練及驗證績效表

	訓練判定係數	驗證判定係數	訓練Rmse	驗證Rmse	訓練調整判定係數	驗證調整判定係數
LightGBM	0.74	0.64	12.44	14.99	0.74	0.64

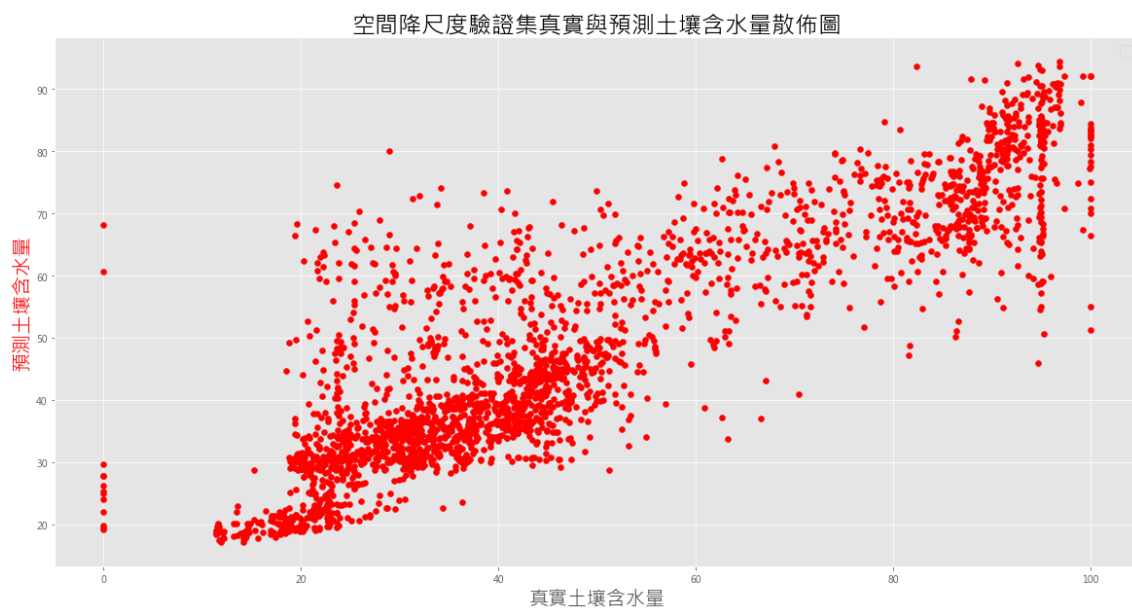


圖 4-3 空間降尺度真實與預測土壤含水量散佈圖(訓練集)

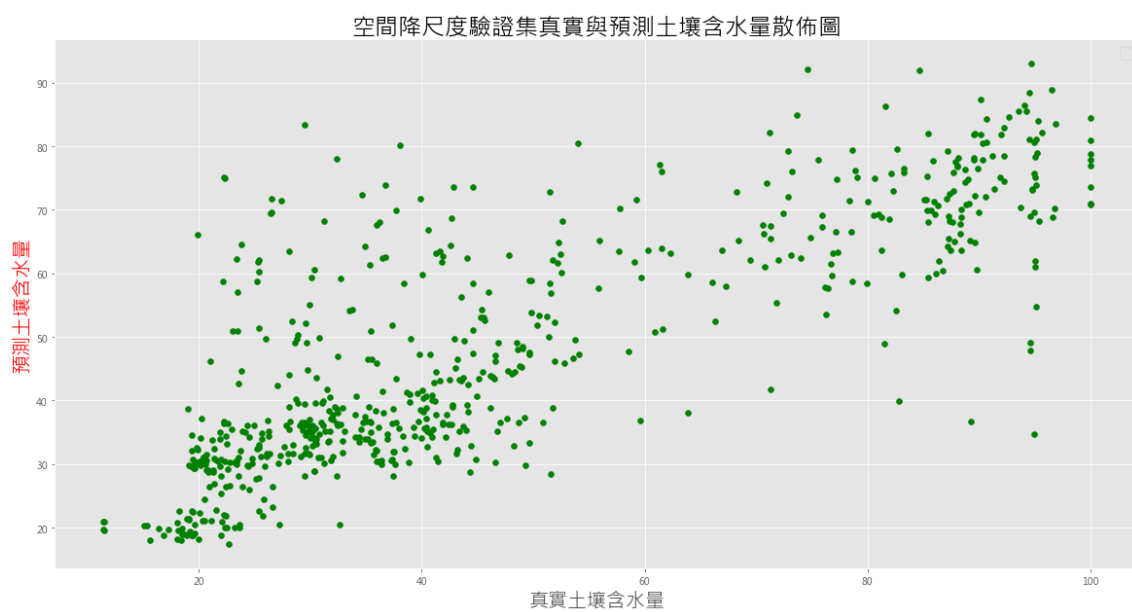


圖 4-4 空間降尺度真實與預測土壤含水量散佈圖(驗證集)

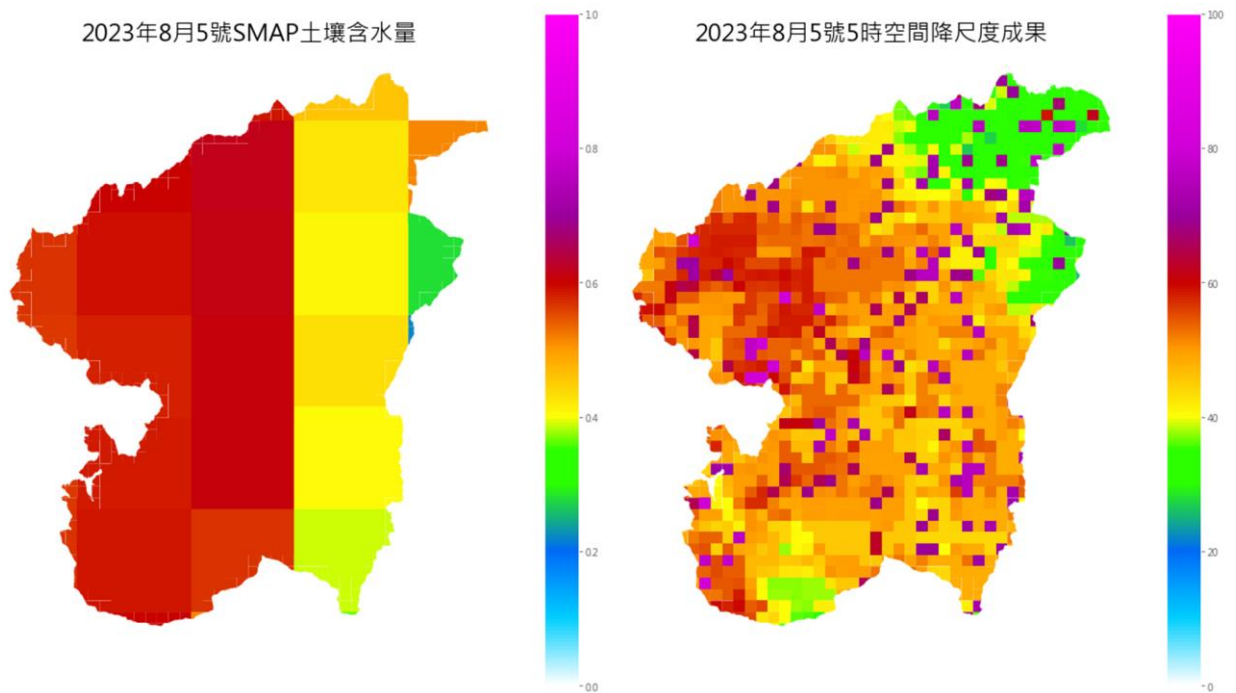


圖 4-5 2023/8/5 空間降尺度對比 SMAP 成果圖

七、時間降尺度重新檢討分析成果

以2019至2020年資料為訓練集，2021年為驗證集，利用LightGBM模式 $t+1$ 時刻土壤含水量預測模型，再以此模型連續預測未來 $t+1\sim t+48$ 小時之土壤含水量，本研究利用隨機搜尋進行LightGBM模型參數優選，最佳參數成果示如表4-4。本研究 $t+1\sim t+48$ 判定係數 R^2 、均方根誤差(RMSE)及調整判定係數 R_{adj}^2 之績效表示如表4-6、績效圖示如圖4-6~圖4-8，可發現判定係數 R^2 及調整判定係數 R_{adj}^2 隨著預測時間推進略為下降，但仍在0.99以上，RMSE則是隨著預測時間推進略為上升，RMSE變化介於0.5~0.95間。分析成果相當優良，顯示本模式確實可以有效掌握土壤含水量變化趨勢並精確預報數值。

表 4-6 LightGBM 時間降尺度訓練及驗證績效表

	訓練判定係數	驗證判定係數	訓練 Rmse	驗證 Rmse	訓練調整判定係數	驗證調整判定係數
T+1	0.99	0.99	0.53	0.56	0.99	0.99
T+2	0.99	0.99	0.76	0.81	0.99	0.99
T+3	0.99	0.99	0.79	0.73	0.99	0.99
T+4	0.99	0.99	0.78	0.72	0.99	0.99
T+5	0.99	0.99	0.78	0.70	0.99	0.99
T+6	0.99	0.99	0.75	0.72	0.99	0.99
T+7	0.99	0.99	0.79	0.71	0.99	0.99
T+8	0.99	0.99	0.78	0.74	0.99	0.99
T+9	0.99	0.99	0.80	0.77	0.99	0.99
T+10	0.99	0.99	0.81	0.75	0.99	0.99
T+11	0.99	0.99	0.77	0.65	0.99	0.99
T+12	0.99	0.99	0.80	0.75	0.99	0.99
T+13	0.99	0.99	0.82	0.83	0.99	0.99
T+14	0.99	0.99	0.81	0.70	0.99	0.99
T+15	0.99	0.99	0.83	0.78	0.99	0.99
T+16	0.99	0.99	0.79	0.74	0.99	0.99
T+17	0.99	0.99	0.82	0.78	0.99	0.99
T+18	0.99	0.99	0.83	0.72	0.99	0.99
T+19	0.99	0.99	0.84	0.79	0.99	0.99
T+20	0.99	0.99	0.85	0.80	0.99	0.99
T+21	0.99	0.99	0.83	0.81	0.99	0.99
T+22	0.99	0.99	0.84	0.74	0.99	0.99
T+23	0.99	0.99	0.83	0.74	0.99	0.99
T+24	0.99	0.99	0.84	0.77	0.99	0.99
T+25	0.99	0.99	0.85	0.81	0.99	0.99
T+26	0.99	0.99	0.89	0.74	0.99	0.99
T+27	0.99	0.99	0.90	0.84	0.99	0.99
T+28	0.99	0.99	0.87	0.82	0.99	0.99
T+29	0.99	0.99	0.89	0.78	0.99	0.99
T+30	0.99	0.99	0.93	0.88	0.99	0.99
T+31	0.99	0.99	0.89	0.80	0.99	0.99
T+32	0.99	0.99	0.91	0.79	0.99	0.99
T+33	0.99	0.99	0.92	0.81	0.99	0.99
T+34	0.99	0.99	0.89	0.87	0.99	0.99
T+35	0.99	0.99	0.88	0.70	0.99	0.99
T+36	0.99	0.99	0.88	0.82	0.99	0.99

	訓練判定係數	驗證判定係數	訓練Rmse	驗證Rmse	訓練調整判定係數	驗證調整判定係數
T+37	0.99	0.99	0.87	0.81	0.99	0.99
T+38	0.99	0.99	0.91	0.80	0.99	0.99
T+39	0.99	0.99	0.91	0.94	0.99	0.99
T+40	0.99	0.99	0.91	0.88	0.99	0.99
T+41	0.99	0.99	0.88	0.81	0.99	0.99
T+42	0.99	0.99	0.90	0.81	0.99	0.99
T+43	0.99	0.99	0.93	0.90	0.99	0.99
T+44	0.99	0.99	0.92	0.78	0.99	0.99
T+45	0.99	0.99	0.93	0.88	0.99	0.99
T+46	0.99	0.99	0.91	0.90	0.99	0.99
T+47	0.99	0.99	0.93	0.92	0.99	0.99
T+48	0.99	0.99	0.93	0.90	0.99	0.99

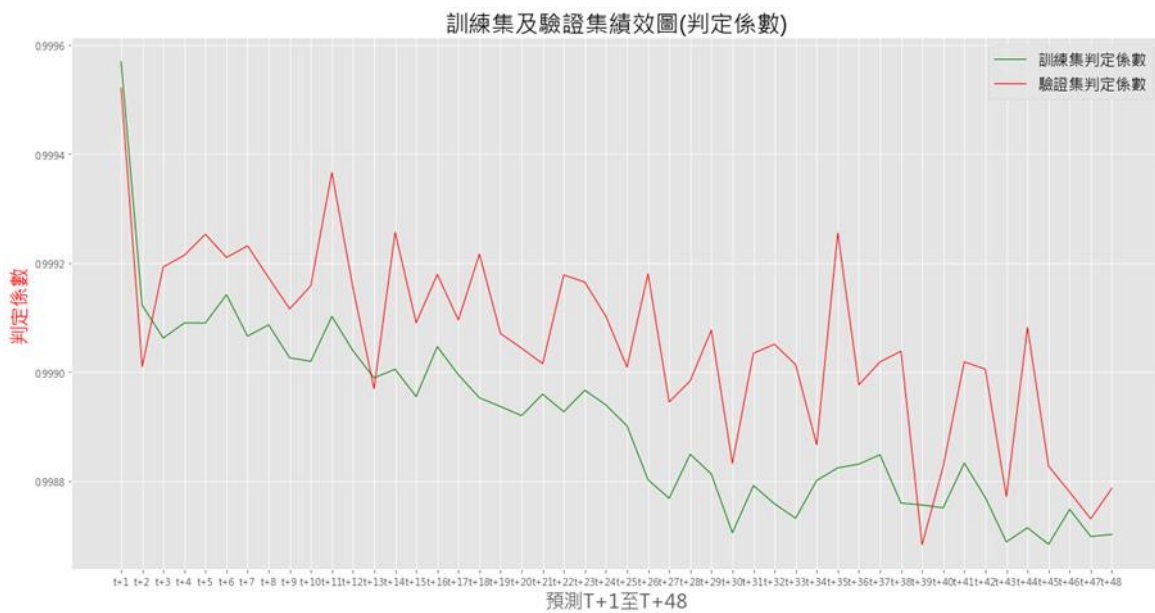


圖 4-6 時間降尺度訓練集及驗證集績效圖(判定係數)

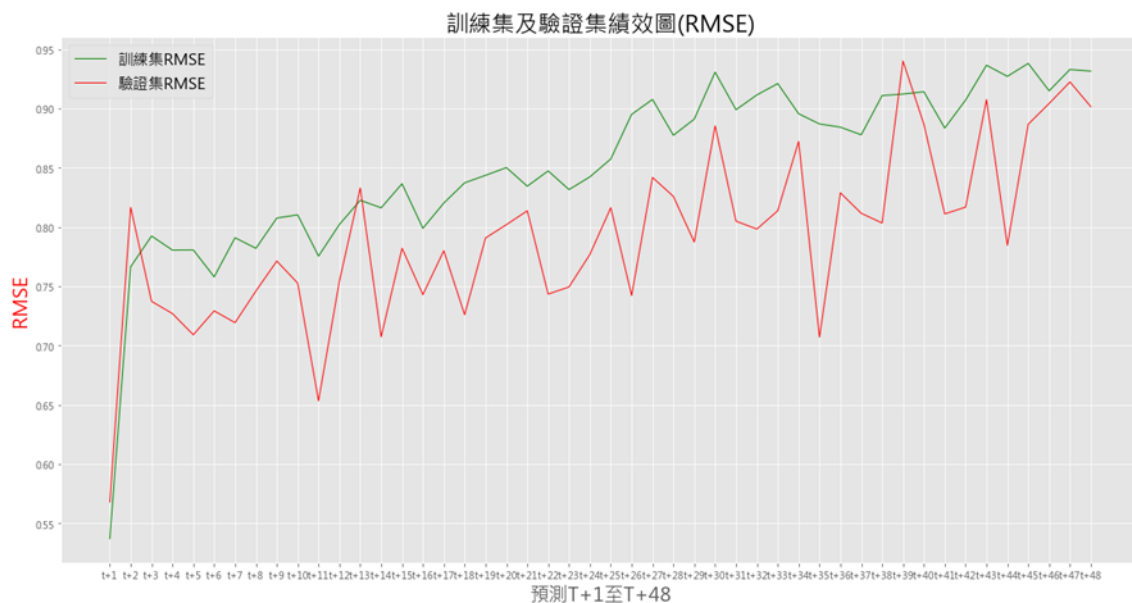


圖 4-7 時間降尺度訓練集及驗證集績效圖(RMSE)

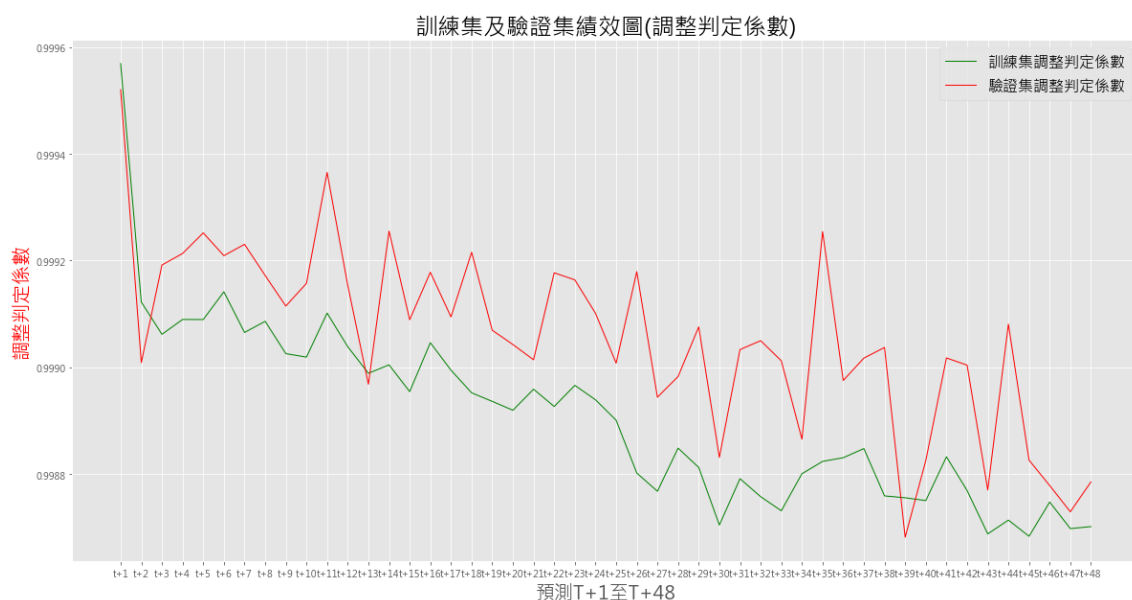


圖 4-8 時間降尺度訓練集及驗證集績效圖(調整判定係數)

第三節 頻率比法

頻率比法(Frequency Ratio Method, FR)最早由 Lee 和 Talib(2005)提出，其基本理論是假設坡地土砂災害發生與否由坡地土砂災害相關因子決定，且認定若過去該邊坡易發生坡地土砂災害，則未來原災害位置再發生坡地土砂災害的機率也較高。此方法相較於其他建構坡地土砂災害潛勢評估模式的方法較簡易且結果較易理解(Lee 和 Talib(2005), Lee 和 Sambath(2006), Lee 和 Pradhan(2007))。將坡地土砂災害相關因子分為多個區間，並計畫各區間的崩塌面積、崩塌總面積、特地區間面積、流域總面積，以估計崩塌因子各區間之頻率比值(FR)，如下式所示：

$$FR = \frac{\text{特地區間崩塌面積/崩塌總面積}}{\text{特地區間面積/流域總面積}}$$

當 FR 值大於 1 時代表該因子對崩塌產生之相關性較高；反之，當 FR 值小於 1 時代表該因子對崩塌產生之相關性較低。

第四節 水文危害度頻率比分析成果

以下茲就累積降雨量及平均土壤含水量分析成果說明如下：

一、累積降雨量

降雨量以 12 小時、24 小時、36 小時及 48 小時之累積降雨量進行分析，說明如下：

(一) 12 小時累積降雨量

分為五個區間，計算各區間之頻率比值(FR)，分析結果示如土壤含水量在 30%~40% 時 FR 值大於 1，崩塌好發在此區間。

表 4-7，崩塌好發於 12 小時累積降雨量 > 500mm 之區間。

(二)24 小時累積降雨量

分為六個區間，計算各區間之頻率比值(FR)，分析結果示如表4-8，崩塌好發於24小時累積降雨量大於600mm之區間。

(三)36 小時累積降雨量

分為六個區間，計算各區間之頻率比值(FR)，分析結果示如表4-9，崩塌好發於36小時累積降雨量大於600mm之區間。

(四)48 小時累積降雨量

分為六個區間，計算各區間之頻率比值(FR)，分析結果示如表4-10，崩塌好發於48小時累積降雨量大於600mm之區間。。

二、土壤含水量

土壤含水量以12小時、24小時、36小時及48小時，之平均土壤含水量進行分析，說明如下：

(A)12 小時平均土壤含水量

將土壤含水量分為10個區間(每10%一個區域間)，計算各區間之頻率比值(FR)，分析結果示如表4-11，土壤含水量在20%~30%時FR值大於1，崩塌好發在此區間。

(B)24 小時平均土壤含水量

將土壤含水量分為10個區間(每10%一個區域間)，計算各區間之頻率比值(FR)，分析結果示如表4-12，土壤含水量在20%~30%時FR值大於1，崩塌好發在此區間。

(C)36 小時平均土壤含水量

將土壤含水量分為10個區間(每10%一個區域間)，計算各區間之頻率比值(FR)，分析結果示如表4-13，土壤含水量在30%~40%時FR值大於1，崩塌好發在此區間。

(D)48 小時平均土壤含水量

將土壤含水量分為10個區間(每10%一個區域間)，計算各區間之頻率比值(FR)，分析結果示如表4-14，土壤含水量在30%~40%時FR值大於1，崩塌好發在此區間。

表 4-7 最大 12 小時累積降雨量

分類項目		面積(Km ²)	崩塌面積(Km ²)	分子 (該區間崩塌面積/ 總崩塌面積)	分母 (該區間面積/ 總面積)	FR
降雨量	<200	598.46	0.00	0.00	0.49	0.00
	200~300	136.11	0.00	0.00	0.11	0.00
	300~400	161.35	0.00	0.00	0.13	0.00
	400~500	196.81	0.061975	0.14	0.16	0.86
	>500	127.59	0.386500	0.86	0.10	8.24

表 4-8 最大 24 小時累積降雨量

分類項目		面積(Km ²)	崩塌面積(Km ²)	分子 (該區間崩塌面積/ 總崩塌面積)	分母 (該區間面積/ 總面積)	FR
降雨量	<200	392.03	0.00	0.00	0.32	0.00
	200~300	196.52	0.00	0.00	0.16	0.00
	300~400	97.10	0.00	0.00	0.08	0.00
	400~500	135.36	0.00	0.00	0.11	0.00
	500~600	195.33	0.00	0.00	0.16	0.00
	>600	203.98	0.448475	1.00	0.17	5.98

表 4-9 最大 36 小時累積降雨量

分類項目		面積(Km ²)	崩塌面積(Km ²)	分子 (該區間崩塌面積/ 總崩塌面積)	分母 (該區間面積/ 總面積)	FR
降雨量	<200	293.56	0.00	0.00	0.24	0.00
	200~300	228.48	0.00	0.00	0.19	0.00
	300~400	133.12	0.00	0.00	0.11	0.00
	400~500	107.56	0.00	0.00	0.09	0.00
	500~600	176.97	0.001650	0.004	0.15	0.03
	>600	280.63	0.448475	0.996	0.23	4.33

表 4-10 最大 48 小時累積降雨量

分類項目		面積(Km ²)	崩塌面積(Km ²)	分子 (該區間崩塌面積/ 總崩塌面積)	分母 (該區間面積/ 總面積)	FR
降雨量	<200	250.65	0.00	0.00	0.21	0.00
	200~300	208.29	0.00	0.00	0.17	0.00
	300~400	162.90	0.00	0.00	0.13	0.00
	400~500	89.98	0.00	0.00	0.07	0.00
	500~600	129.66	0.00	0.00	0.11	0.00
	>600	378.85	0.453725	1.00	0.31	3.22

表 4-11 12 小時平均土壤含水量

分類項目		面積(Km ²)	崩塌面積(Km ²)	分子 (該區間崩塌面積/ 總崩塌面積)	分母 (該區間面積/ 總面積)	FR
土壤 含水量	>10%	24.25	0.000000	0.00	0.02	0.00
	10%~20%	1.00	0.000000	0.00	0.00	0.00
	20%~30%	773.90	0.448475	1.00	0.63	1.58
	30%~40%	242.40	0.000000	0.00	0.20	0.00
	40%~50%	102.89	0.000000	0.00	0.08	0.00
	50%~60%	55.41	0.000000	0.00	0.05	0.00
	60%~70%	1.00	0.000000	0.00	0.00	0.00
	70%~80%	11.86	0.000000	0.00	0.01	0.00
	80%~90%	2.00	0.000000	0.00	0.00	0.00
	90%~100%	5.54	0.000000	0.00	0.00	0.00

表 4-12 24 小時平均土壤含水量

分類項目		面積(Km ²)	崩塌面積(Km ²)	分子 (該區間崩塌面積/ 總崩塌面積)	分母 (該區間面積/ 總面積)	FR
土壤 含水量	>10%	24.25	0.000000	0.00	0.02	0.00
	10%~20%	1.00	0.000000	0.00	0.00	0.00
	20%~30%	725.62	0.448475	1.00	0.59	1.68
	30%~40%	284.67	0.000000	0.00	0.23	0.00
	40%~50%	100.89	0.000000	0.00	0.08	0.00
	50%~60%	63.41	0.000000	0.00	0.05	0.00
	60%~70%	1.00	0.000000	0.00	0.00	0.00
	70%~80%	11.86	0.000000	0.00	0.01	0.00
	80%~90%	2.00	0.000000	0.00	0.00	0.00
	90%~100%	5.54	0.000000	0.00	0.00	0.00

表 4-13 36 小時平均土壤含水量

分類項目		面積(Km ²)	崩塌面積(Km ²)	分子 (該區間崩塌面積/ 總崩塌面積)	分母 (該區間面積/ 總面積)	FR
土壤 含水量	>10%	24.25	0.000000	0.00	0.02	0.00
	10%~20%	0.00	0.000000	0.00	0.00	0.00
	20%~30%	209.07	0.000000	0.00	0.17	0.00
	30%~40%	787.50	0.450125	1.00	0.65	1.55
	40%~50%	122.59	0.000000	0.00	0.10	0.00
	50%~60%	56.44	0.000000	0.00	0.05	0.00
	60%~70%	3.00	0.000000	0.00	0.00	0.00
	70%~80%	9.86	0.000000	0.00	0.01	0.00
	80%~90%	7.54	0.000000	0.00	0.01	0.00
	90%~100%	0.00	0.000000	0.00	0.00	0.00

表 4-14 48 小時平均土壤含水量

分類項目		面積(Km ²)	崩塌面積(Km ²)	分子 (該區間崩塌面積/ 總崩塌面積)	分母 (該區間面積/ 總面積)	FR
土壤 含水量	>10%	24.25	0.000000	0.00	0.02	0.00
	10%~20%	0.00	0.000000	0.00	0.00	0.00
	20%~30%	85.90	0.000000	0.00	0.07	0.00
	30%~40%	894.48	0.453725	1.00	0.73	1.36
	40%~50%	127.80	0.000000	0.00	0.10	0.00
	50%~60%	67.50	0.000000	0.00	0.06	0.00
	60%~70%	5.91	0.000000	0.00	0.00	0.00
	70%~80%	7.86	0.000000	0.00	0.01	0.00
	80%~90%	6.54	0.000000	0.00	0.01	0.00
	90%~100%	0.00	0.000000	0.00	0.00	0.00

第五章 坡地土砂災害地文脆弱度分析

本研究地文脆弱度採用兩個方法估計，第一是採用水保署地文脆弱度程度，第二是選用高程、坡度、坡向、地質、距水系距離等因子，配合崩塌目錄之崩塌事件紀錄以頻率比法(Frequency Ratio Method, FR)評估地文脆弱度，說明如下：

第一節 水保署地文脆弱度

陳振宇等人(2019)基於未來崩塌與歷史崩塌有高度相關，利用歷史崩塌時序資訊估計崩塌發生機率，進行地文脆弱度評估。其以 QPE 網格 (解析度 $1.3\text{km}\times 1.3\text{km}$) 為單元，將全臺分割為 21,000 個 QPE 網格，以此切割 2006~2022 事件型崩塌目錄圖層，並依各年度資料分別加總每個網格中的崩塌面積。切割完成後分別統計各網格於 2006~2022 年間的崩塌次數及 $\ln(\text{累計新生崩塌面積})$ 之平均值 (μ) 及標準差 (σ)，利用 μ 及一倍 σ 來分級各 QPE 網格之脆弱度，以矩陣方式將地文脆弱度分為低、中、中高、高及極高脆弱度五個分級。本研究範圍之地文脆弱度示如圖 5-1。

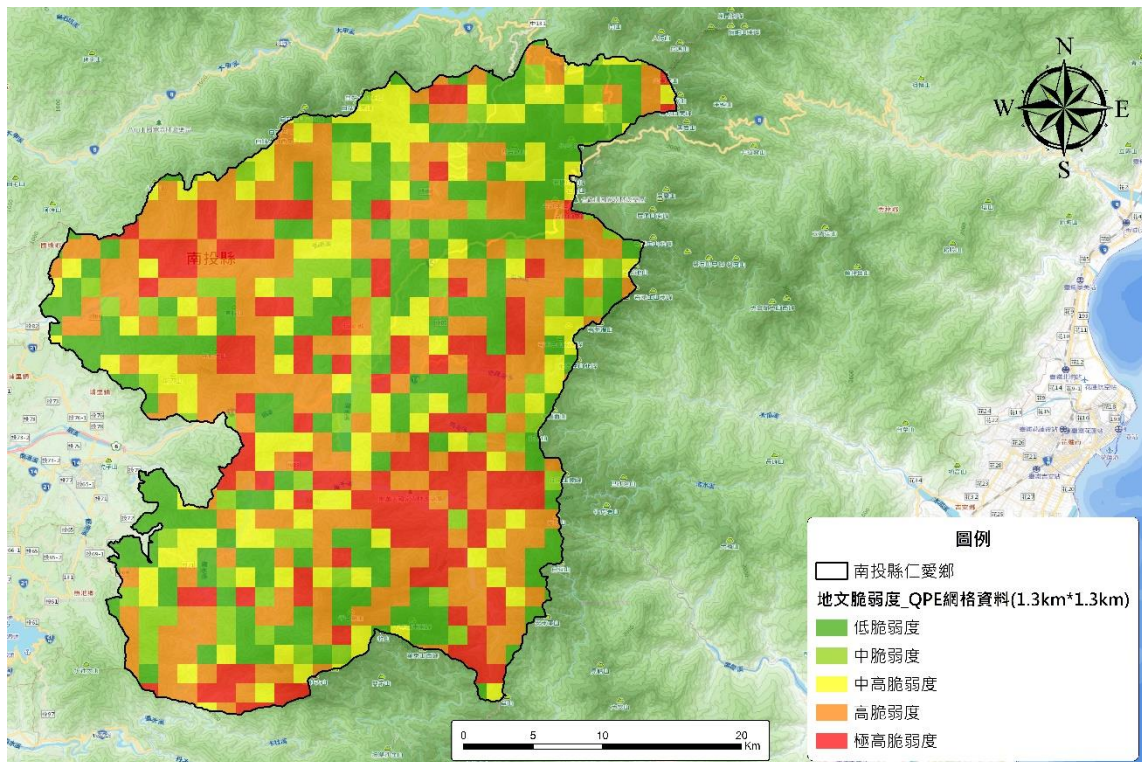


圖 5-1 水保署提供之地文脆弱度（南投縣仁愛鄉）

第二節 地文脆弱度因子

本研究選用高程、坡度、坡向、地質、距水系距離等因子作為地文脆弱度因子，各因子估計方式說明如下：

一、高程、坡度與坡向

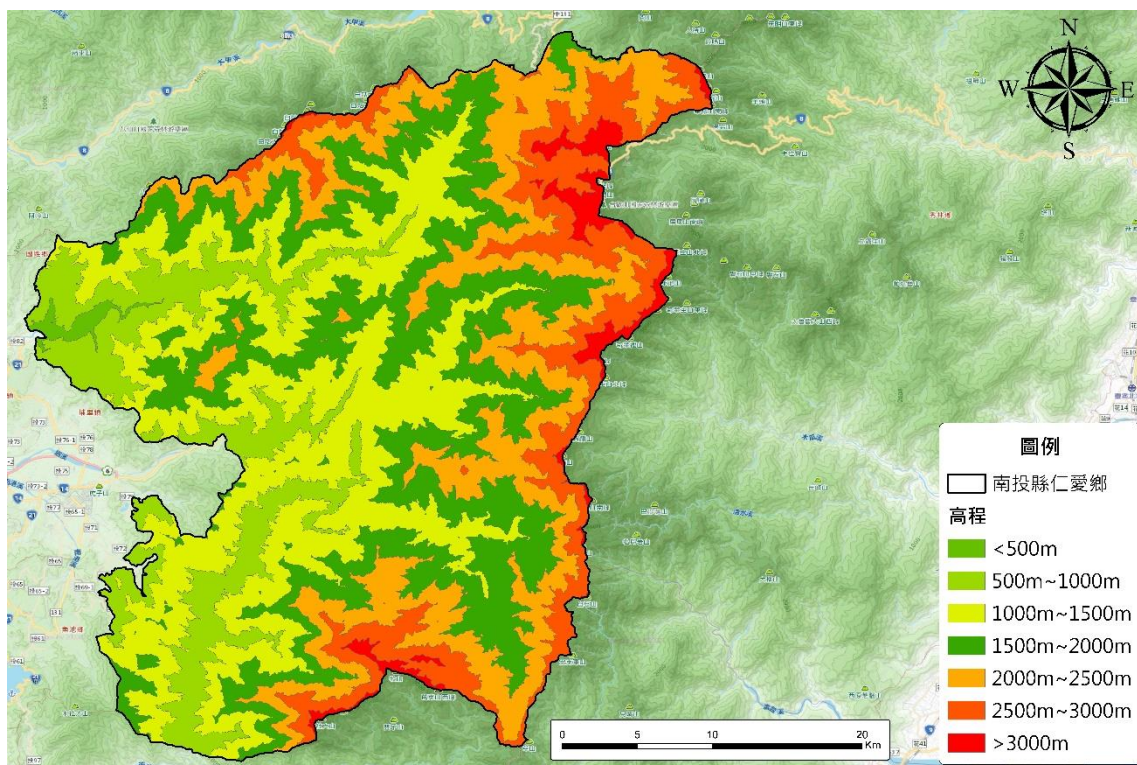
高程採用內政部發行之20m*20m網格DEM資料，並進一步利用ArcGIS軟體3D Analysis之slope以及aspect功能分析坡度及坡向，並依據水土保持技術規範第二十三條，將坡度分為六級坡。分析成果示如圖5-2~圖5-4。

二、地質

地質採用中央地調所地質產品，如圖5-5所示。

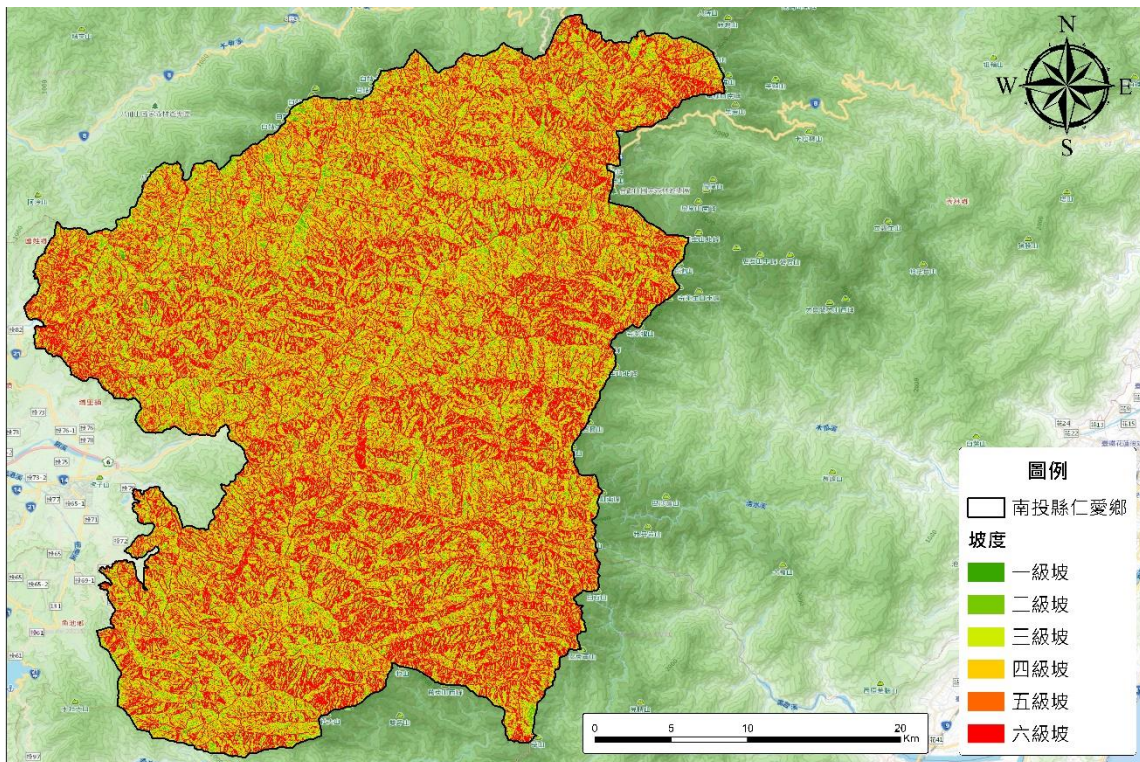
三、距水系距離

自水文資訊網蒐集河川水系圖資，並以鄰域分析方式(near analysis)估計網格距水系距離，以水系為中心網外分為5個區域，分別為距離水系250m內、250至500m內、500至750m內、750至1000m內及超過1000m以外區域，分析結果示如圖5-6。



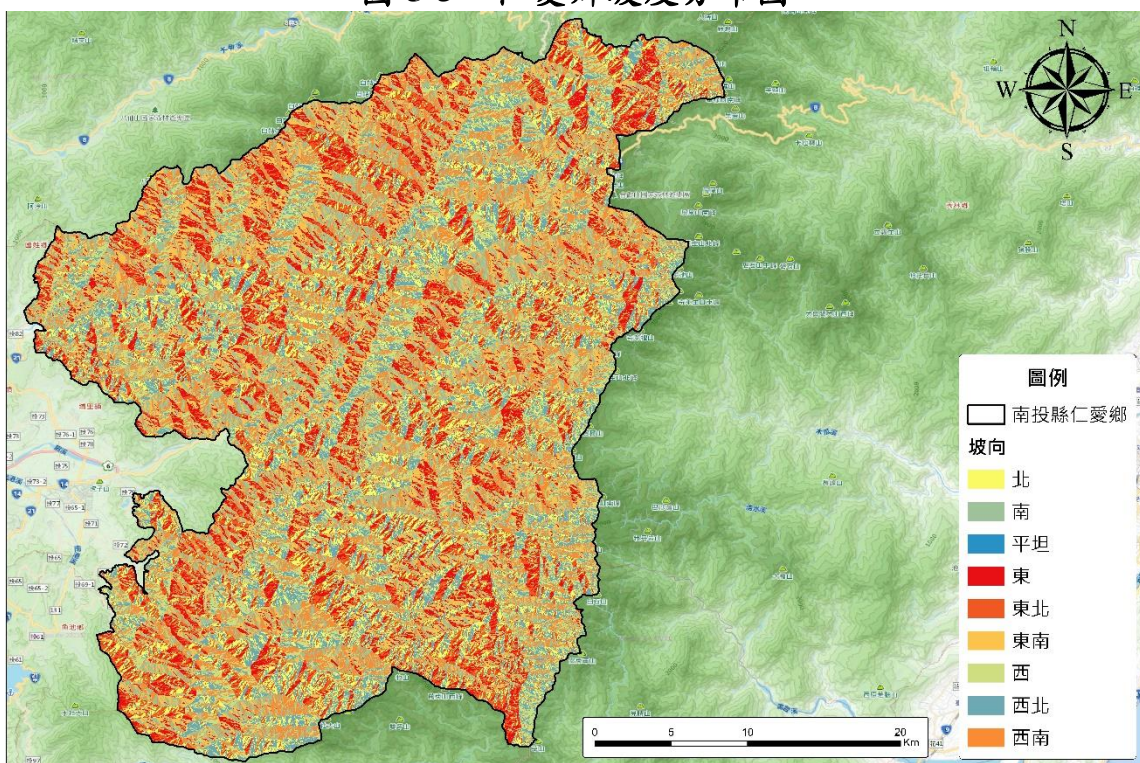
資料來源：本研究繪製

圖 5-2 仁愛鄉高程分布圖



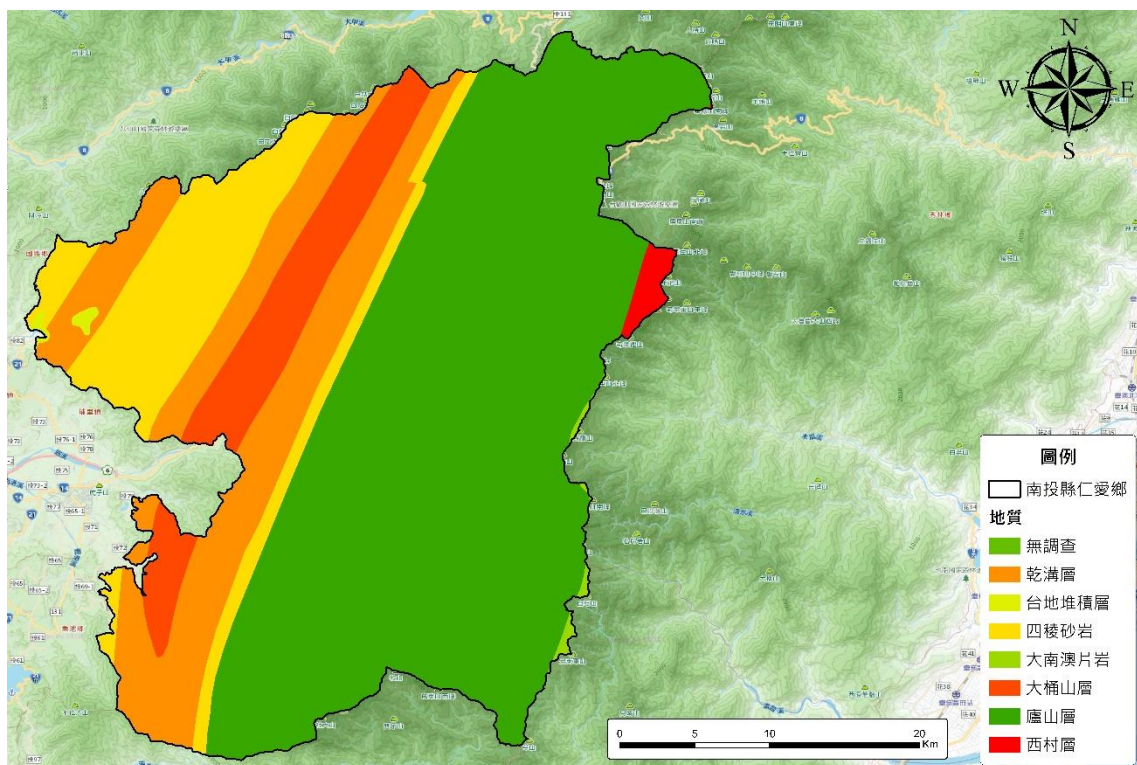
資料來源：本研究繪製

圖 5-3 仁愛鄉坡度分布圖



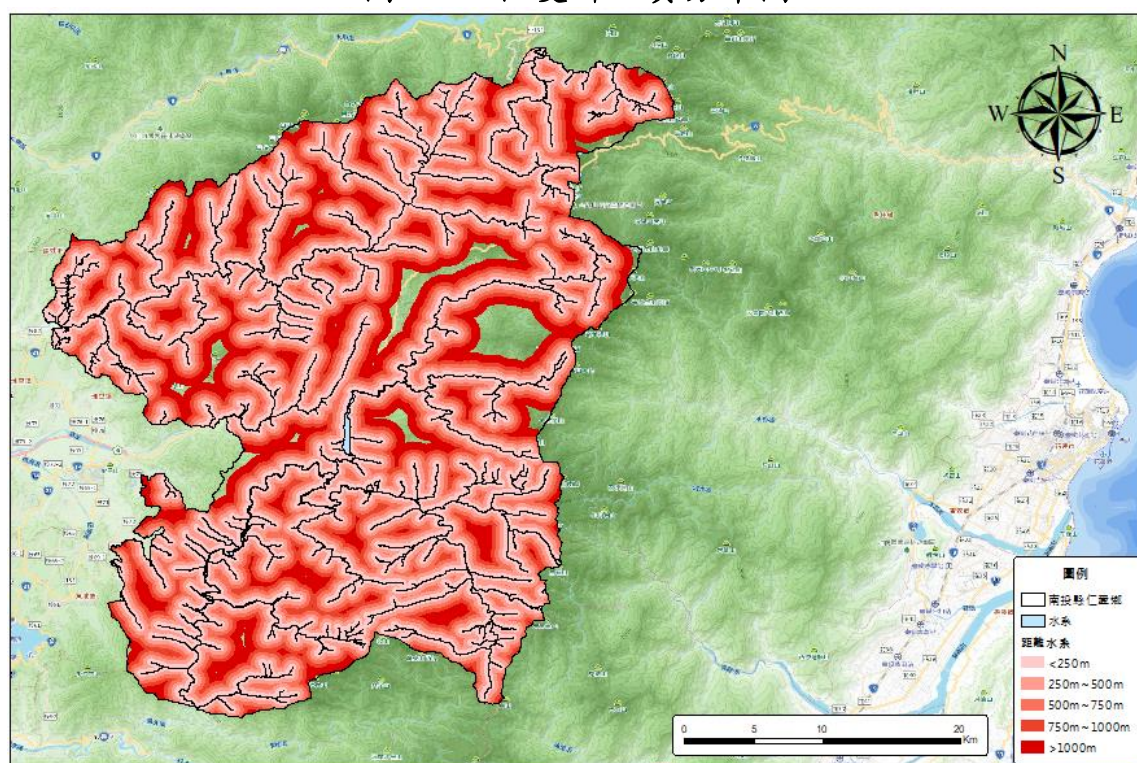
資料來源：本研究繪製

圖 5-4 仁愛鄉坡向分布圖



資料來源：本研究繪製

圖 5-5 仁愛鄉地質分布圖



資料來源：本研究繪製

圖 5-6 仁愛鄉水系距離圖

第三節 地文脆弱度因子頻率比分析成果

(一)高程

將高程分為7個區間(每10%一個區域間)，計算各區間之頻率比值(FR)，分析結果示如表5-1，崩塌好發於高程1000~1500公尺此區間。

(二)坡度

將坡度分為六個區間(每10%一個區域間)，計算各區間之頻率比值(FR)，分析結果示如表5-2，崩塌好發於六級坡。

(三)坡向

坡向分為九個類別，計算各類別之頻率比值(FR)，分析結果示如表5-3，崩塌好發於東南向坡向。

(四)地質

地質分為八個類別，計算各類別之頻率比值(FR)，分析結果示如表5-4，崩塌好發於大桶山層、四稜砂岩、乾溝層及廬山層。

(五)距水系距離

將距水系距離分為五個區間，計算各區間之頻率比值(FR)，分析結果示如表5-5，崩塌好發於距離水系500公尺~750尺。

表 5-1 高程因子 FR 值分布情況

分類項目		面積(Km ²)	崩塌面積(Km ²)	分子 (該區間崩塌面積/總崩塌面積)	分母 (該區間面積/總面積)	FR
高程	<500	7.250	0.000	0.000	0.006	0.000
	500~1000	154.350	0.037	0.082	0.126	0.651
	1000~1500	334.452	0.415	0.914	0.274	3.335
	1500~2000	310.049	0.002	0.004	0.254	0.014
	2000~2500	236.510	0.000	0.000	0.194	0.000
	2500~3000	144.674	0.000	0.000	0.119	0.000
	>3000	33.014	0.000	0.000	0.027	0.000

表 5-2 坡度因子 FR 值分布情況

分類項目		面積(Km ²)	崩塌面積(Km ²)	分子 (該區間崩塌面積/總崩塌面積)	分母 (該區間面積/總面積)	FR
坡度	<5(一級坡)	23.673	0.000	0.000	1.940	0.000
	5~15(二級坡)	156.376	0.004	0.793	12.815	0.062
	15~30(三級坡)	312.710	0.003	0.617	25.627	0.024
	30~40(四級坡)	174.519	0.000	0.000	14.302	0.000
	40~55(五級坡)	202.520	0.011	2.424	16.597	0.146
	>55(六級坡)	350.442	0.436	96.165	28.719	3.348

表 5-3 坡向因子 FR 值分布情況

分類項目		面積(Km ²)	崩塌面積(Km ²)	分子 (該區間崩塌面積/總崩塌面積)	分母 (該區間面積/總面積)	FR
坡向	平坦	0.002	0.000	0.000	0.000	0.000
	北	145.977	0.026	5.703	11.963	0.477
	東北	138.574	0.000	0.000	11.357	0.000
	東	142.284	0.002	0.364	11.661	0.031
	東南	151.687	0.412	90.716	12.431	7.297
	南	149.470	0.000	0.000	12.250	0.000
	西南	173.487	0.000	0.000	14.218	0.000
	西	158.540	0.000	0.000	12.993	0.000
	西北	160.172	0.015	3.218	13.127	0.245

表 5-4 地質因子 FR 值分布情況

分類項目		面積(Km ²)	崩塌面積(Km ²)	分子 (該區間崩塌面積/總崩塌面積)	分母 (該區間面積/總面積)	FR
地質	無調查	0.004	2.579	0.000	0.000	0.211
	大南澳片岩	61.958	3.673	0.000	0.000	0.300
	大桶山層	0.165	99.109	0.000	0.000	8.108
	台地堆積層	153.310	2.969	0.000	0.000	0.243
	四稜砂岩	15.413	168.214	0.000	0.000	13.761
	西村層	32.147	9.565	0.000	0.000	0.782
	乾溝層	59.977	216.495	0.031	6.920	17.710
	廬山層	110.657	719.822	0.422	93.080	58.885

表 5-5 距離水系因子 FR 值分布情況

分類項目		面積(Km ²)	崩塌面積(Km ²)	分子 (該區間崩塌面積/總崩塌面積)	分母 (該區間面積/總面積)	FR
距離水系	<250	384.576	0.095	20.833	31.514	0.661
	250~500	285.677	0.006	1.422	23.410	0.061
	500~750	214.388	0.350	77.084	17.568	4.388
	750~1000	147.915	0.003	0.661	12.121	0.055
	>1000	187.767	0.000	0.000	15.387	0.000

第六章 坡地土砂災害崩塌潛勢評估

本研究針對水文危害度及地文脆弱度進行坡地土砂災害崩塌潛勢評估，分析模式除了採用最常被用來評估崩塌潛勢之羅吉斯迴歸(logistic regression)統計模型外，亦納入用隨機森林演算法進行分析，整體分析流程示如圖 6-1，說明如下：

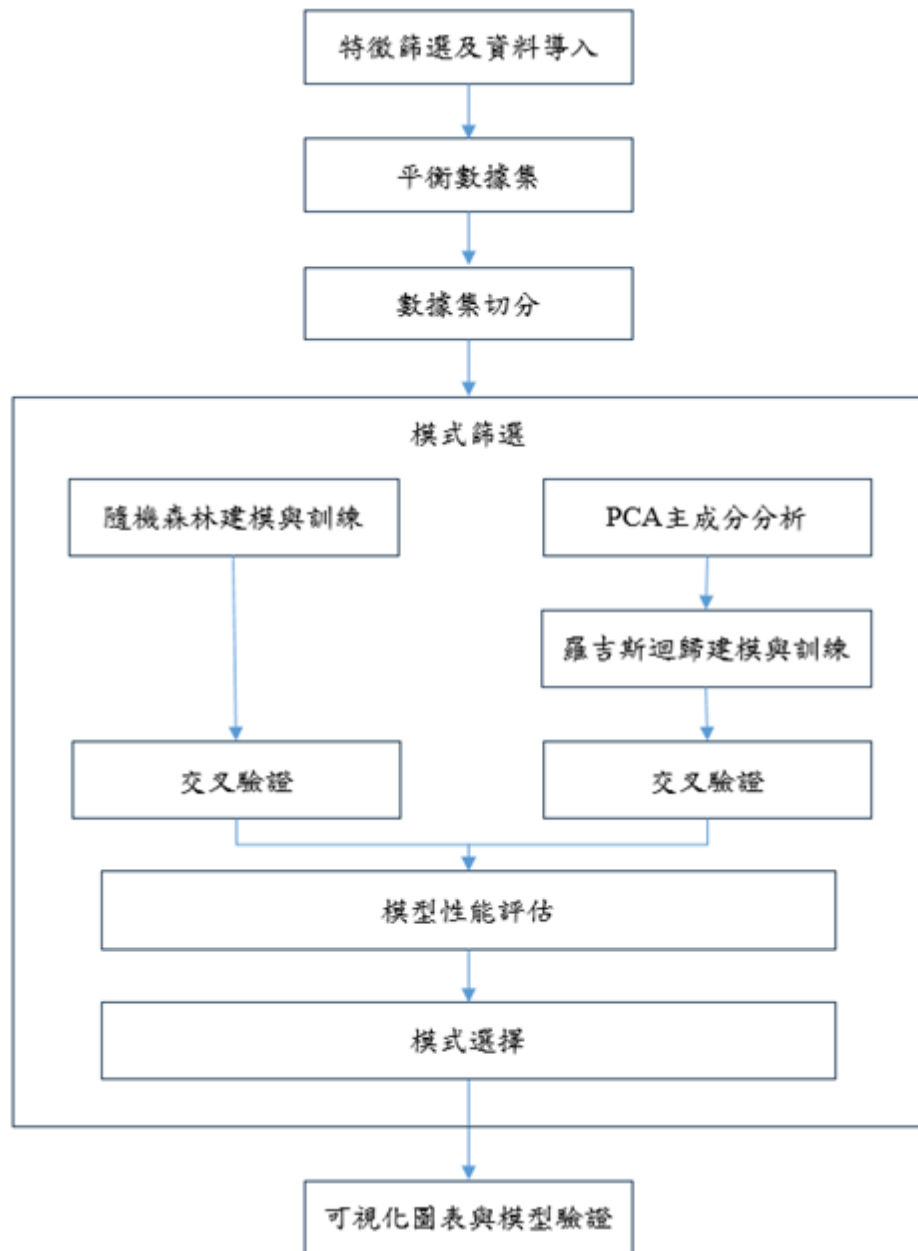


圖 6-1 坡地土砂災害崩塌潛勢分析流程圖

第一節 特徵篩選及導入資料

以網格是否發生崩塌為目標變數，水文危害度及地文脆弱度為預測變數，進行崩塌潛感分析，並進一步組合不同水文危害度及地文脆弱度之配對，探討對崩塌潛勢預測之影響，分析情境示如表 6-1。

表 6-1 崩塌潛感分析不同情境重要變數一覽表

方案 編號	方案說明			
	資料 說明	水文危害度	地文脆弱度	分析方法
1	頻率比	雨量	地質、坡向、高程、坡度、距水系距離	羅吉斯回歸
2				隨機森林
3		雨量	水保署地文脆弱度_QPE 網格	羅吉斯回歸
4				隨機森林
5		雨量+土壤含水量	地質、坡向、高程、坡度、距水系距離	羅吉斯回歸
6				隨機森林
7		雨量+土壤含水量	水保署地文脆弱度_QPE 網格	羅吉斯回歸
8				隨機森林
9	原始 資料	雨量	地質、坡向、高程、坡度、距水系距離	羅吉斯回歸
10				隨機森林
11		雨量+土壤含水量		羅吉斯回歸
12				隨機森林

第二節 平衡數據集

研究區域內網格數量共計 3,058,088 筆，其中發生崩塌為 1255 筆、未崩塌筆數為 3,056,833 筆，數據具有嚴重分佈不均的現象，將影響後續分類成果。通常處理數據分佈不均可以採用調整分類權重、oversampling（過採樣）和 undersampling（欠採樣）三種方法。

一、分類權重：

分類權重是為樣本較少的類別賦予更高的損失權重，以便在模型優化過程中更加關注這些類別。分類權重可以根據不同的需求進行調整。

在分類任務中，每個類別的損失函數通常是由模型進行最小化的目標。當樣本數量不平衡時，可以通過賦予每個類別不同的權重來調整損失函數。

對於二元分類，損失函數通常為二元交叉熵（Binary Cross-Entropy）。如下式：

$$-\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i \cdot \log(p(y_i)) + (1 - y_i) \cdot \log(1 - p(y_i)))$$

其中 $p(y_i)$ 為分類為1的機率、 $1 - p(y_i)$ 為分類為0的機率。

分類權重的選擇通常取決於數據的特性和任務的需求。一般來說，分類權重越高，模型在訓練時就越傾向於關注這些樣本。在實際應用中，可能需要通過交叉驗證等方法來調整這些權重，以找到最適合特定任務的設置。且需要注意的是，分類權重的使用可能導致過擬合（overfitting，過度適應了訓練數據中的雜訊和細節，使得模型在訓練數據上表現很好，但在未見過的數據上表現較差），因此應謹慎調整。

二、Oversampling（過採樣）：

Oversampling 是通過增加少數類別的樣本數量來平衡數據集。這可以通過多種方法來實現，包括隨機過採樣、SMOTE（Synthetic Minority Over-sampling Technique）等。隨機過採樣是從少數類別中隨機選擇樣本進行複製或是合成，直到數據達到平衡。這可能會導致過擬合，需謹慎使用。

二、Undersampling（欠採樣）：

Undersampling 是通過減少多數類別的樣本數量來平衡數據集。這可以通過隨機欠採樣多數類別的樣本來實現。欠採樣可以減少多數類別樣本對模型的影響，但可能會損失一些資訊，因此需要慎重選擇。

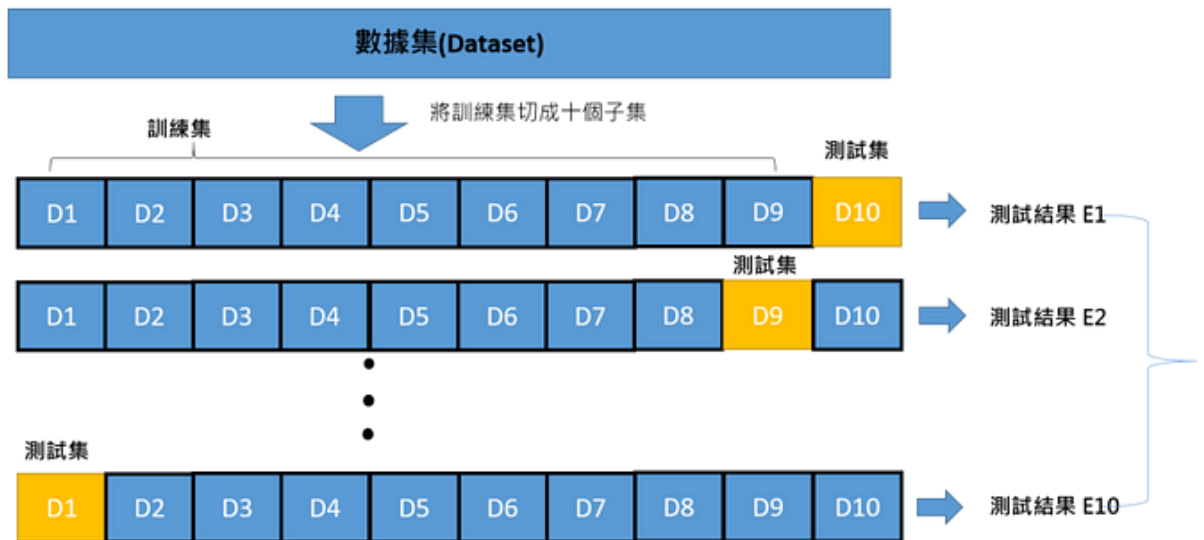
本研究為保留足夠之樣本數，且此任務數據並不適合使用過採樣方法，因此本研究將使用調整分類權重的方法來平衡數據集。

第三節 數據集切分與交叉驗證

本研究以 80 %數據當成訓練集，最後 20%作為測試集。訓練集目的是用於訓練機器學習模型的數據；測試集則是用於最終評估模型的性能，以確保模型在實際的應用中表現良好，而測試集是模型從未見過的數據，因此評估結果更接近模型的實際性能。

本研究導入交叉驗證進行分析，以降低模式過擬合(overfitting，是指模型在訓練數據上表現很好，但在未見過的數據上表現較差)風險，確保機器學習模型具有良好的泛化性能（generalization ability，是指模型對新數據的適應能力），並提供對模型性能的可靠評估。本研究採用 K 折交叉驗證（K-fold Cross-Validation，詳圖 6-2），將訓練集分為多個子集，然後模型會多次訓練和驗證，每次使用不同的子集作為驗證集，其餘子集作為訓練集。最後，所有測試結果的平均值或其他指標可用於評估模型性能。

若模型在交叉驗證時皆有高準確度，且每折準確度皆無明顯差異，這是一個很好的跡象，表明模型在不同的數據子集上都表現良好，意味著模型具有較好的泛化能力，能夠在新的未見過的數據上取得良好的性能。



資料來源：<https://reurl.cc/K3Rk09>

圖 6-2 k-fold 交叉驗證概念圖

第四節 模型性能評估

本研究以準確度（Accuracy）、召回率（Recall）、精確度（Precision）、F1 分數（F1-Score）、ROC 曲線（Receiver Operating Characteristic）、AUC-ROC（Area Under the ROC Curve）與學習曲線進行模型性能評估最後根據特徵重要性解釋各特徵對於模型的影響效果。其定義如下：

一、準確度

準確度是模型正確預測的樣本數量與總樣本數量的比例。它衡量模型的整體性能。如下式：

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN}$$

其中，TP（True Positives）為分類正確，且此樣本被分類為崩塌；TN（True Negatives）為分類正確，且此樣本被分類為非崩塌；FP（False Positives）為分類錯誤，且非崩塌被分類為崩塌；FN（False Negatives）為分類錯誤，且崩塌被分類為非崩塌。

二、精確度

精確度是衡量模型的預測準確性，如果更在乎的是預測出來的結果，就可以採用這個指標。當指定分類為陽性（即崩塌）時，精確度是指模型在預測為陽性的樣本中，實際為陽性的比例。如下式：

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP}$$

當指定分類為陰性（即非崩塌）時，精確度是指模型在預測為陰性的樣本中，實際為陰性的比例。如下式：

$$\text{Precision} = \frac{TN}{TN + FN}$$

三、召回率

召回率是用來衡量模型發現陽性（即崩塌）的能力，如果在意是否觸及了所有的陽性，就可以採用這個指標。當指定分類為陽性（即崩塌）時，召回率是指實際為陽性的樣本中，模型正確識別為陽性的比例。如下式：

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

當指定分類為陰性（即非崩塌）時，召回率是指實際為陰性的樣本中，模型正確識別為陰性的比例。如下式：

$$\text{Recall} = \frac{TN}{TN + FP}$$

四、F1分數

一般來說，精確度和召回率這兩個指標通常不可兼得。在兩者難以取捨的情況下，衍伸出另一個指標 F1-分數，F1分數是精確度和召回率的調和平均值，它提供了綜合考慮模型的指標，避

免只看精確度和召回率其中一個指標而忽視另一個，適用於不平衡數據集。公式如下：

$$F_1 = \frac{2 \times \text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

五、ROC曲線

ROC曲線是一種圖形表示，它顯示了不同閾值下真陽性率（在此研究即真實崩塌率）（True Positive Rate, TPR，也稱召回率）與假陽性率（在此研究即假性崩塌率）（False Positive Rate, FPR）之間的權衡關係，TPR與FPR公式如下。

$$\text{TPR} = \text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$\text{FPR} = \frac{FP}{TN + FP}$$

如果 ROC 曲線在左上角附近，表示模型具有較高的真陽性率和較低的假陽性率，通常是一個好的模型。然而，如果曲線接近對角線（45度直線），則可能表示模型存在偏斜性，需要進一步改進。

六、AUC-ROC

AUC-ROC是ROC曲線下面積，是一個用於比較模型性能的常見指標，AUC-ROC的範圍通常在0.5到1之間，值越接近1表示模型性能越好。

七、學習曲線

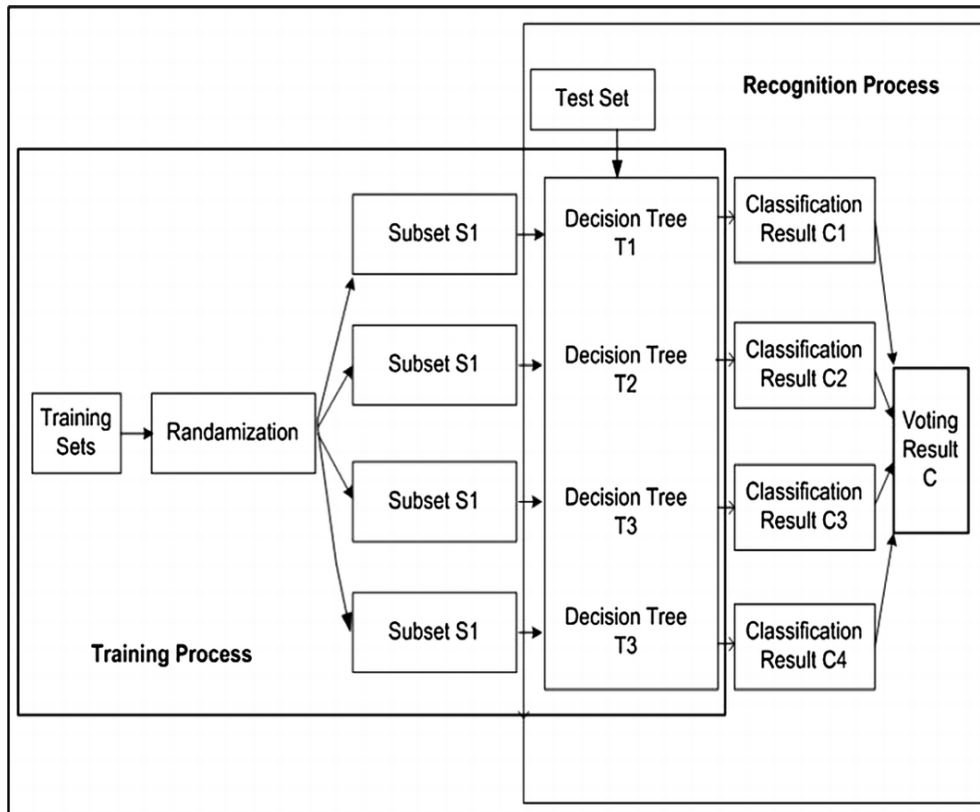
學習曲線顯示了隨著訓練樣本數量的增加，模型的性能如何變化。學習曲線可以幫助確定模型是否過擬合或欠擬合，以及是否需要更多數據來提高性能。學習曲線通常是評估模型的一部分，用於調整模型的複雜度或確定是否需要更多數據。

第五節 隨機森林模式

隨機森林是基於 Bagging 的集成學習方法，每次訓練的決策樹都基於不同的 Bootstrap 樣本，從而生成多個具有差異性的決策樹，詳圖 6-3。這些決策樹的預測結果最後通過投票組合以生成最終的隨機森林預測。可提高了模型的穩定性和性能。隨機森林可以透過下列方法處理變數間相依(共線性)問題。

- 一、特徵抽樣：在每棵樹的訓練過程中，隨機森林通常只考慮特徵的一個子集。這種特徵抽樣的過程有助於減輕特徵之間的共線性。由於每棵樹使用不同的特徵子集，因此每棵樹都可能對共線性產生不同的反應，進一步提高了模型的穩定性。
- 二、特徵重要性評估：隨機森林能夠提供特徵重要性的評估，這有助於理解每個特徵對於模型的影響程度。當多個特徵高度相關時，特徵重要性可以幫助你識別出哪些特徵對於預測較為重要，並根據需要選擇保留或刪除相關特徵。

雖然隨機森林對於共線性有一定的穩健性，但如果共線性問題嚴重，仍建議在建模前對數據進行特徵工程，觀察特徵之間的相關性，並根據需要進行適當的處理(如特徵選擇、主成分分析 (PCA) 或正規化)。



資料來源：https://doi.org/10.1007/978-3-030-03146-6_86

圖 6-3 隨機森林分類器架構

第六節 羅吉斯迴歸模型

羅吉斯迴歸是基於變數獨立性條件下之二元分類監督式機器學習演算法，其架構圖如圖 6-4，可將其視為一種針對分類問題的線性迴歸，羅吉斯迴歸主要使用下面定義的 logistic 函數來建模二進制輸出變量 (Tolles & Meurer, 2016)。

$$\text{logistic function} = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

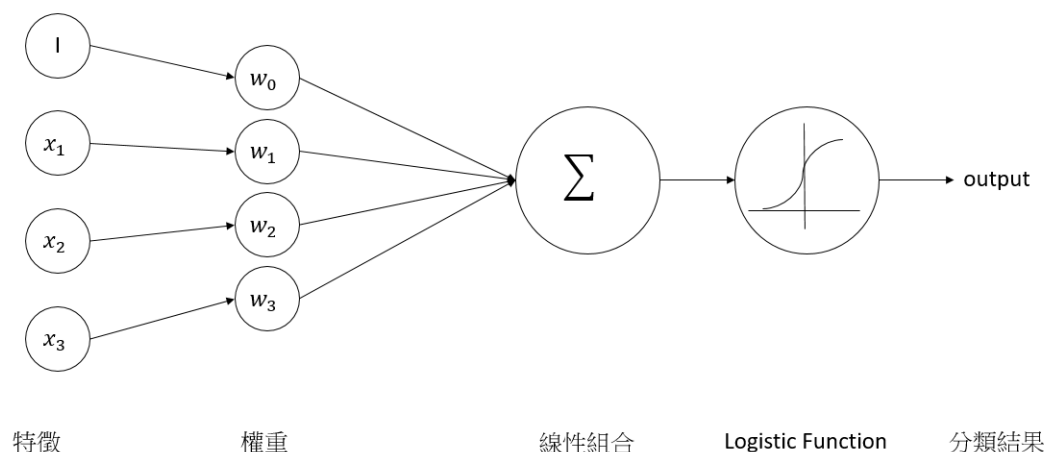


圖 6-4 羅吉斯迴歸架構圖

若變數間存在相依關係(共線性)，需先前處理才能進行後續分析。

PCA 主成分分析 (Principal components analysis) 是一種常被用來解決共線性的方法，PCA 主成分分析利用正交轉換來對一系列可能相關的變量的觀測值進行線性轉換，從而投影為一系列線性不相關變量的值，這些互不相關的變量稱為主成分 (Principal Components)。這一過程可以幫助我們將高維數據映射到低維空間，保留了數據中最重要的資訊，消除了冗餘資訊，有助於數據的可視化、降維和去除共線性等應用。其中，使用變異量和累積解釋比例來確定主成分的數量，遵循 Kaiser 準則，我們希望保留具有特徵值大於等於 1 (即標準化後的主成分變量的變異大於等於 1) 的主成分變量。此外，希望所保留的主成分數量能夠解釋總體變異的 70% 或 80% 以上，在本研究中，我們的標準是至少解釋 85% 的總變異。

第七節 崩塌潛勢評估成果

考量不同水文危害度、地文脆弱度及崩塌潛感分析模式，本研究共分析十二種方案，各方案分析成果示如表 6-2，五項績效指標中除了精確度外，大部分都高於 0.9，精確度低代表模式可能趨於保守，沒有

發生崩塌的地方，有可能被誤判為崩塌。而且從分析結果看來，分析結果顯示，水文危害度「導入土壤含水量」資訊較「未導入土壤含水量」表現略佳，地文脆弱度採用「崩塌比地文脆弱度」較「水保署地文脆弱度」表現佳，分析模式採用「隨機森林」較「羅吉斯迴歸」表現佳。

綜合以上討論，鑒於方案十二被視為最佳方案，我們將優先展示方案十二的成果內容。同時，方案十一雖然使用相同資料，但其分析方式有所不同，因此我們也將呈現其主成分和羅吉斯迴歸的相關內容。

一、方案十二成果展示

方案十二ROC成果如圖6-5所示，圖中黃色的ROC曲線貼合左上角且AUC為1，表明模型在二元分類問題中表現相當出色，具有優良分類性能，能夠有效地區分非崩塌區和崩塌區。學習曲線示如圖6-6，表示模型對訓練集和驗證集的大小都能夠有良好的適應，模型的擬合能力和泛化能力達到較佳的平衡。特徵重要性分析成果示如圖6-7，可發現降雨量重要性優於地文因子，土壤含水量優於地文因子，降雨量因子重要性排名依次為24小時、36小時、12小時及48小時累積雨量；地文因子重要性排名依次為高程、距水系距離、地質、坡向及坡度。

本研究進一步將方案十二成果繪製崩塌熱區地圖(詳圖6-8)，從圖顯示災害事件位置皆有在預測崩塌上，並統計不同崩塌區位實際崩塌面積與模式預估之崩塌面積示如表6-3，預測機率大於70%面積占比率99%，表示預測結果為佳。

表 6-2 各方案與模式性能評估

方案編號	方案說明								
	資料類別	水文危害度	地文脆弱度	分析方法	準確度	精確度	召回率	F1 score	AUC_ROC
1	頻率比	雨量	地質、坡向、高程、坡度、距水系距離	羅吉斯回歸	0.89	0	0.96	0.01	0.97
2				隨機森林	0.97	0.01	0.97	0.02	0.99
3		雨量	水保署地文脆弱度_QPE 網格	羅吉斯回歸	0.84	0	0.94	0	0.96
4				隨機森林	0.87	0	0.99	0.01	0.97
5		雨量+土壤含水量	地質、坡向、高程、坡度、距水系距離	羅吉斯回歸	0.88	0	0.96	0.01	0.96
6				隨機森林	0.98	0.02	0.99	0.04	0.99
7		雨量+土壤含水量	水保署地文脆弱度_QPE 網格	羅吉斯回歸	0.87	0	0.95	0.01	0.96
8				隨機森林	0.92	0	0.99	0.01	0.98
9	原始資料	雨量	地質、坡向、高程、坡度、距水系距離	羅吉斯回歸	0.89	0	0.94	0.01	0.96
10				隨機森林	0.99	0.09	0.98	0.16	1
11		雨量+土壤含水量		羅吉斯回歸	0.89	0	0.94	0.01	0.96
12				隨機森林	0.99	0.08	0.99	0.14	1

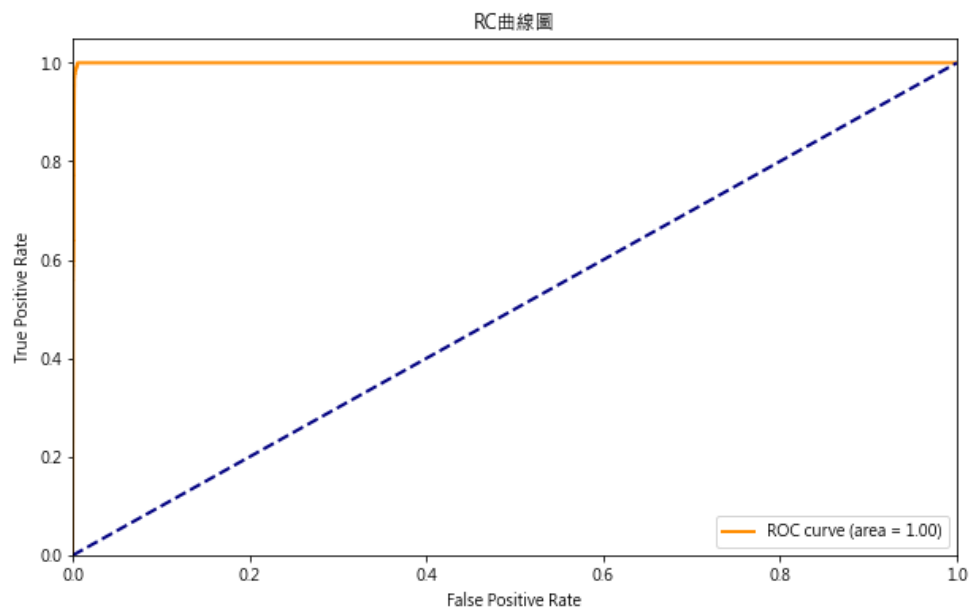


圖 6-5 方案十二 ROC 曲線圖

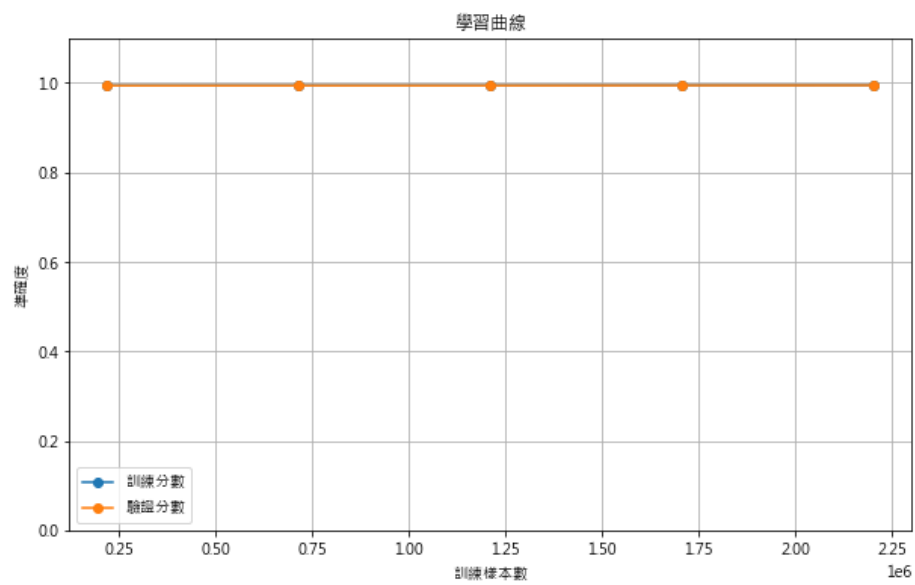


圖 6-6 方案十二學習曲線圖

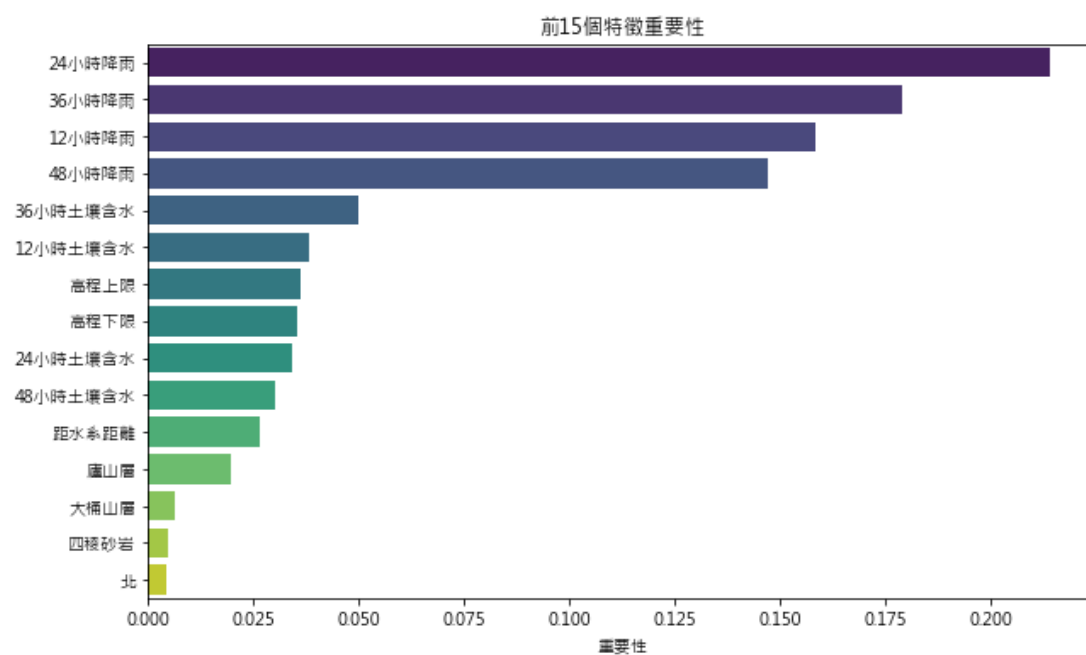
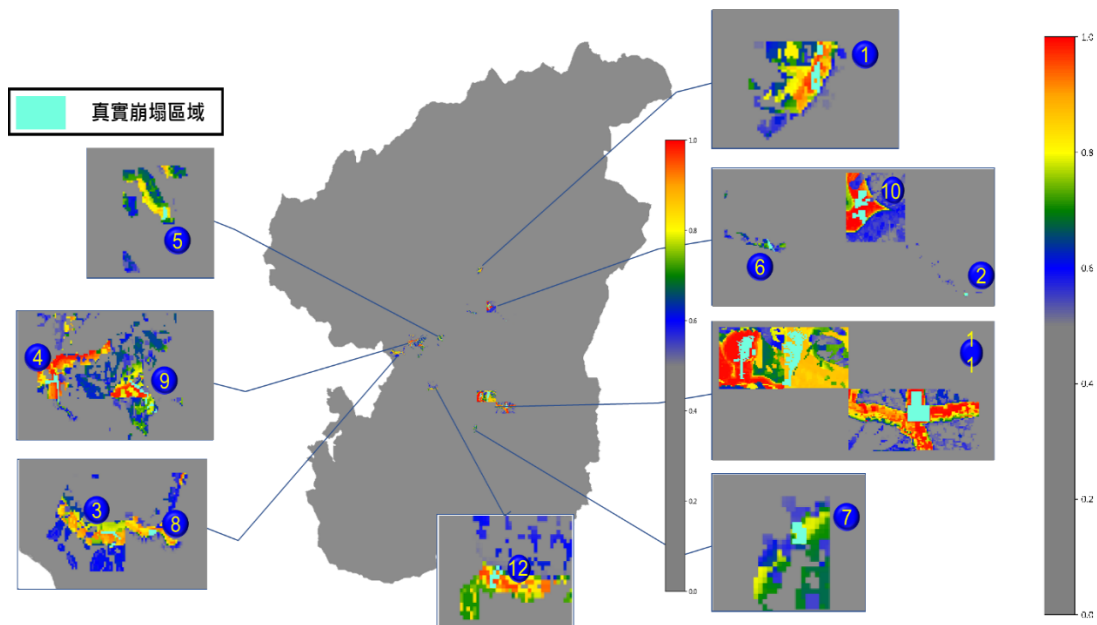


圖 6-7 方案十二特徵重要性分析成果



資料來源：本研究繪製

圖 6-8 坡地土砂災害崩塌潛勢熱圖(方案十二)

表 6-3 坡地土砂災害預測機率面積占比率

災害事件	崩塌面積 _km ²	預測崩塌面積 _km ² _>70%	崩塌面積及預測崩塌面積 比率值
12 處	0.502	0.4968	99%

二、方案十一成果展示

方案十一主成分成果如圖6-9、圖6-10、表6-4所示，因我們希望標準是至少解釋85%的總變異，而根據圖6-9所示，在主成分數量為19時，累積解釋比例已經來到了87%，可以跟據圖6-10、表6-4將這19個主成分詳細檢視。

而羅吉斯迴歸在進行主成分降維後，原始的特徵已經變成主成分，而不是原始的特徵。因此，在主成分降維之後，模型回歸式中的係數也是對應到主成分，而不是原始特徵，回歸式如下。

$$\begin{aligned}
 f(x) = & -15.630 + \text{主成分 1} \times -1.169 + \text{主成分 2} \times 1.685 + \text{主成分 3} \\
 & \times -4.397 + \text{主成分 4} \times 0.428 + \text{主成分 5} \times 1.375 \\
 & + \text{主成分 6} \times 5.213 + \text{主成分 7} \times -3.324 + \text{主成分 8} \\
 & \times -5.390 + \text{主成分 9} \times -9.507 + \text{主成分 10} \times 11.817 \\
 & + \text{主成分 11} \times 1.251 + \text{主成分 12} \times 1.954 + \text{主成分 13} \\
 & \times 3.025 + \text{主成分 14} \times 8.510 + \text{主成分 15} \times -9.945 \\
 & + \text{主成分 16} \times 2.298 + \text{主成分 17} \times -12.257 + \text{主成分 18} \\
 & \times -3.305 + \text{主成分 19} \times 0.178
 \end{aligned}$$

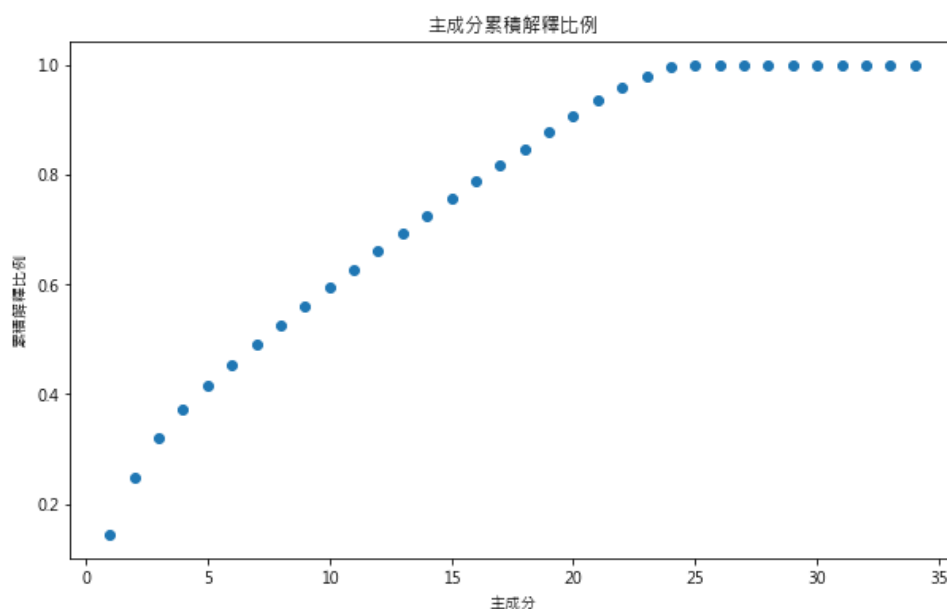


圖 6-9 主成分累積解釋比例(方案十一)

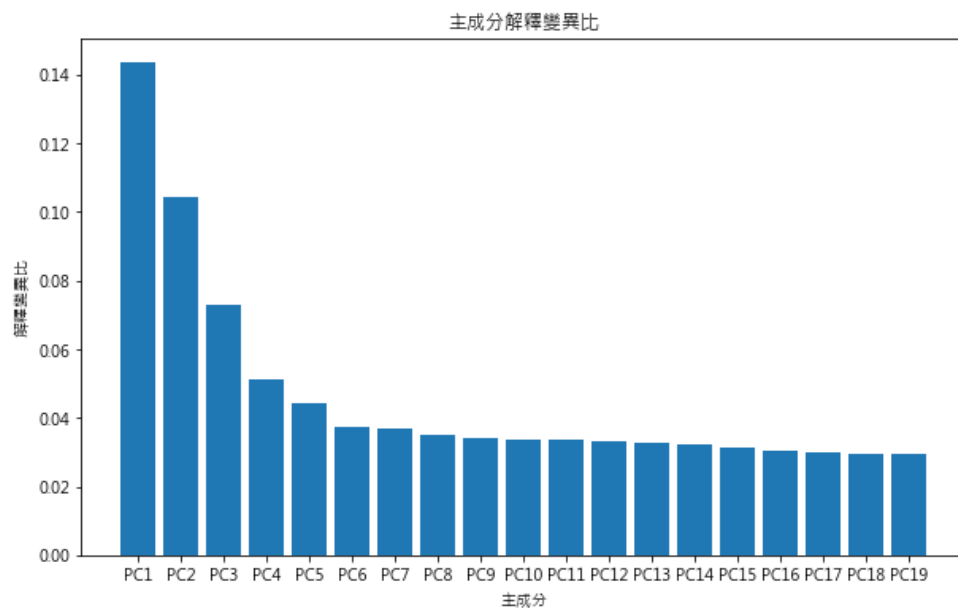


圖 6-10 主成分解釋變異比(方案十一)

表 6-4 19 個主成分內容

方案 11	主成 分 1	主成 分 2	主成 分 3	主成 分 4	主成 分 5	主成 分 6	主成 分 7	主成 分 8	主成 分 9	主成 分 10	主成 分 11	主成 分 12	主成 分 13	主成 分 14	主成 分 15	主成 分 16	主成 分 17	主成 分 18	主成 分 19
地質- 乾溝 層	-0.051	0.052	0.305	0.02	-0.029	-0.356	0.331	-0.212	-0.41	0.085	-0.071	0.114	0.301	0.133	-0.004	0.034	-0.033	-0.048	0.004
地質- 台地 堆積 層	-0.003	0.023	0.073	0.029	0.019	0.058	-0.124	-0.081	0.078	0.131	-0.035	0.011	0.095	-0.009	0.184	-0.032	0.47	0.39	-0.052
地質- 四稜 砂岩	-0.061	0.021	0.272	0.007	0.019	0.323	-0.128	0.476	0.115	0.06	0.115	-0.089	-0.236	0.098	-0.388	0.043	-0.141	-0.073	0.004
地質- 大南 澳片 岩	-0.001	-0.033	-0.026	-0.019	-0.016	-0.039	0.094	0.176	-0.062	-0.089	0.005	0.042	0.031	0.017	-0.038	-0.033	0.141	0.616	-0.101
地質- 大桶 山層	-0.048	0.015	0.139	-0.02	-0.041	-0.18	0.061	0.03	0.44	-0.388	-0.04	-0.131	-0.158	-0.405	0.388	-0.118	0.097	0.02	0.003
地質- 廬山 層	0.095	-0.05	-0.504	-0.012	0.037	0.166	-0.234	-0.273	0.006	0.161	0.006	0.031	0.004	0.036	0.062	0.004	-0.075	0.028	-0.008
地質- 乾溝 層	-0.051	0.052	0.305	0.02	-0.029	-0.356	0.331	-0.212	-0.41	0.085	-0.071	0.114	0.301	0.133	-0.004	0.034	-0.033	-0.048	0.004
地質- 台地 堆積 層	-0.003	0.023	0.073	0.029	0.019	0.058	-0.124	-0.081	0.078	0.131	-0.035	0.011	0.095	-0.009	0.184	-0.032	0.47	0.39	-0.052
地質- 四稜 砂岩	-0.061	0.021	0.272	0.007	0.019	0.323	-0.128	0.476	0.115	0.06	0.115	-0.089	-0.236	0.098	-0.388	0.043	-0.141	-0.073	0.004
地質- 大南	-0.001	-0.033	-0.026	-0.019	-0.016	-0.039	0.094	0.176	-0.062	-0.089	0.005	0.042	0.031	0.017	-0.038	-0.033	0.141	0.616	-0.101

方案 11	主成分 1	主成分 2	主成分 3	主成分 4	主成分 5	主成分 6	主成分 7	主成分 8	主成分 9	主成分 10	主成分 11	主成分 12	主成分 13	主成分 14	主成分 15	主成分 16	主成分 17	主成分 18	主成分 19
澳片 岩																			
地質- 大桶 山層	-0.048	0.015	0.139	-0.02	-0.041	-0.18	0.061	0.03	0.44	-0.388	-0.04	-0.131	-0.158	-0.405	0.388	-0.118	0.097	0.02	0.003
地質- 廬山 層	0.095	-0.05	-0.504	-0.012	0.037	0.166	-0.234	-0.273	0.006	0.161	0.006	0.031	0.004	0.036	0.062	0.004	-0.075	0.028	-0.008
坡向- 東北	-0.004	0.003	0.043	-0.052	-0.087	-0.234	0.011	-0.337	0.059	-0.2	-0.162	0.38	-0.575	0.016	-0.266	-0.018	-0.074	-0.003	-0.001
坡向- 東南	-0.012	0.007	0.054	-0.099	-0.118	-0.066	0.122	0.237	0.313	0.602	-0.46	0.069	0.107	-0.094	0.129	-0.034	-0.055	-0.071	0.016
坡向- 西北	0.002	-0.002	-0.021	-0.138	0.054	0.27	0.024	-0.137	-0.095	0.044	0.003	0.134	0.135	-0.365	-0.467	-0.144	0.452	0.02	0.018
坡向- 西南	0.016	-0.009	0.002	-0.167	-0.044	0.117	-0.121	-0.046	-0.27	-0.286	-0.437	-0.62	-0.015	0.216	0.04	0.056	0.004	0.029	-0.008
坡度- 一級 坡	0.004	-0.004	0.029	-0.051	-0.195	0.554	0.523	-0.223	0.086	-0.127	-0.038	0	0.074	-0.081	0.069	0.035	-0.118	-0.04	-0.008
坡度- 二級 坡	0.005	-0.008	0.027	-0.505	0.532	-0.21	-0.166	0.067	-0.037	0.032	0.011	0.009	0.008	-0.062	0.002	-0.009	-0.021	-0.024	0.001
坡度- 三級 坡	-0.003	0.004	-0.002	0.233	-0.617	-0.149	-0.393	0.122	-0.214	0.034	-0.014	0.038	0.003	-0.143	-0.014	-0.053	0.038	-0.003	0.003
坡度- 四級 坡	-0.005	0.008	-0.008	0.148	0.013	-0.066	0.151	-0.091	0.327	0.079	0.079	-0.076	-0.098	0.662	-0.068	-0.372	0.199	0.071	0.042
坡度- 五級 坡	-0.006	0.007	-0.015	0.169	0.071	-0.053	0.104	-0.029	0.135	0.071	0.003	-0.013	-0.117	0.038	-0.044	0.848	0.091	0.166	-0.095
坡度- 六級 坡	-0.002	0	-0.08	0.424	0.306	0.019	0.096	0.077	-0.091	-0.086	-0.026	-0.002	0.065	-0.21	0.027	-0.205	-0.142	-0.093	0.035
距水	0.049	-0.083	-0.147	-0.137	-0.121	-0.218	0.34	0.264	-0.034	-0.034	0.014	-0.023	0.054	-0.066	-0.175	-0.045	-0.157	0.08	-0.003

結合遙測土壤含水量降尺度方法及 QPESUMS 雨量資料建立坡地災害預警模式(3/3)

方案 11	主成 分 1	主成 分 2	主成 分 3	主成 分 4	主成 分 5	主成 分 6	主成 分 7	主成 分 8	主成 分 9	主成 分 10	主成 分 11	主成 分 12	主成 分 13	主成 分 14	主成 分 15	主成 分 16	主成 分 17	主成 分 18	主成 分 19
系距 離																			
高程 下限	0.229	-0.221	-0.395	-0.085	-0.081	-0.1	0.114	0.099	0.033	-0.022	0.011	-0.018	-0.011	0.008	-0.03	0.018	0.019	-0.033	0.003
高程 上限	0.228	-0.221	-0.396	-0.086	-0.082	-0.101	0.117	0.1	0.032	-0.026	0.012	-0.019	-0.014	0.007	-0.033	0.018	0.008	-0.041	0.005
12 小 時降 雨	-0.357	0.22	-0.261	-0.038	-0.022	-0.015	0.021	0.023	-0.009	-0.015	-0.001	0.002	-0.003	0.018	-0.013	0.008	0.022	-0.005	0.001
24 小 時降 雨	-0.375	0.229	-0.21	-0.047	-0.029	-0.026	0.046	0.055	-0.003	-0.022	0	-0.006	-0.001	0.007	-0.024	0.003	0.004	0.002	0.001
36 小 時降 雨	-0.378	0.234	-0.188	-0.045	-0.029	-0.036	0.053	0.048	-0.006	-0.025	-0.002	-0.005	0.005	0.002	-0.017	0.001	0.004	0.002	0
48 小 時降 雨	-0.379	0.232	-0.179	-0.048	-0.031	-0.035	0.057	0.061	-0.003	-0.026	-0.001	-0.008	0.003	0.002	-0.023	0	0	0.003	0
12 小 時土 壤含 水	0.293	0.398	-0.038	-0.01	-0.006	-0.005	0.016	0.033	0.004	-0.013	0.002	0	-0.01	-0.002	-0.005	0.001	0.013	-0.004	0
24 小 時土 壤含 水	0.289	0.404	-0.029	-0.009	-0.006	-0.006	0.018	0.033	0.001	-0.012	0.002	0	-0.008	-0.001	-0.007	0.002	0.01	-0.004	0
36 小 時土 壤含 水	0.277	0.417	-0.03	-0.011	-0.006	-0.009	0.018	0.025	0.004	-0.01	0.001	-0.002	-0.008	-0.005	-0.004	0	0.003	-0.005	0
48 小 時土 壤含 水	0.261	0.423	-0.026	-0.012	-0.007	-0.014	0.023	0.021	0.001	-0.006	0.002	-0.002	-0.006	-0.006	-0.005	0	-0.004	-0.007	-0.001

第七章 坡地土砂災害預警系統架構

坡地土砂災害預警系統架構示如圖 7-1，主要包含資料庫、模式庫及資訊發布三大部分，說明如下：

第一節 資料庫

資料庫包含原始資料庫(Raw Data Database)、風險因子資料庫和加值資料庫，本研究採用 Postgresql 開發多元時空異質資料庫，該資料庫軟體擁有可以存放地理資訊系統圖層的功能，PostgreSQL 是一種開放原始碼物件關聯資料庫管理系統，在 PostgreSQL 授權之下發布。此功能支援關聯 (SQL) 與非關聯 (JSON)，並提供進階的 SQL 函式，包括外鍵、子查詢和觸發條件。PostgreSQL 可讓您定義資料類型並產生自訂函式，各資料介接方式及來源示如表 7-1。目前相關資料多已完成自動化介接。

表 7-1 資料介接方式及來源

大類	中類	資料	介接方式	來源
原始 資料庫	多元衛星	SMAP 之 L2_SM_SP 土壤含 水量產品	採用 python 撰寫 爬蟲程式，並排 程下載	NSIDC(National Snow and Ice Data Center)
		MODIS 之 MOD12Q1 土地覆 蓋產品	採用 python 撰寫 爬蟲程式，並排 程下載	USGS LP DAAC(陸 地過程分布式主動 檔案中心)
		MODIS 之 MOD11A1 地面溫 度產品		
		MOD09GA 多光譜 產品		
	地理圖資	內政部 20 公尺網格 數值地形模型資料	人工下載	政府資料開放平台
		河川(支流)、河川 (河道)		水文地理資訊服務 平台
		1/5000 台灣地質圖		TGOS
	水文氣象	QPESUMS 雨量	發文申請，提供 FTP 介接，已並 排程下載	中央氣象局
		WRFD 預報雨量		
風險因 子資料 庫	水文危害 度崩塌比 分析成果	12 小時、24 小時、 36 小時及 48 小時之 累積降雨量	模式產出直接寫 入資料庫	本研究產出
		12 小時、24 小時、 36 小時及 48 小時之 平均土壤含水量降 雨量		
	地文危害 度崩塌比 分析成果	高程	模式產出直接寫 入資料庫	本研究產出
		坡度		
		坡向		
		地質		
		距水系距離		
加 值 資 料 庫	崩塌熱圖	各網格崩塌發生機 率	模式產出直接寫 入資料庫	本研究產出

第二節 模式庫

本研究開發模式包含「水文危害度及地文脆弱度頻率比分析模式」及「崩塌潛勢分析模式」，由於「水文危害度及地文脆弱度頻率比分析模式」需要運用到 ARCGIS PRO 軟體進行空間分析，目前受限於版權問題，無法將其打包為執行檔進行自動化排程分析，仍

需人工介入執行。「崩塌潛勢分析模式」目前已將訓練完成之模式，打包為執行檔，並納入自動化排程分析。

第三節 資訊發布

資訊發布一般可透過建立資訊系統平台提供使用者相關預警資訊，水保署目前資訊平台系統相關繁多，若建立新的平台將增加管理負擔，因此建議可以 API 介接方式，將本計畫崩塌潛勢熱圖轉為 TIF 檔或 SHP 檔供水保署介接，再放置既有系統平台(如 BIGGIS)進行預警資訊發布。

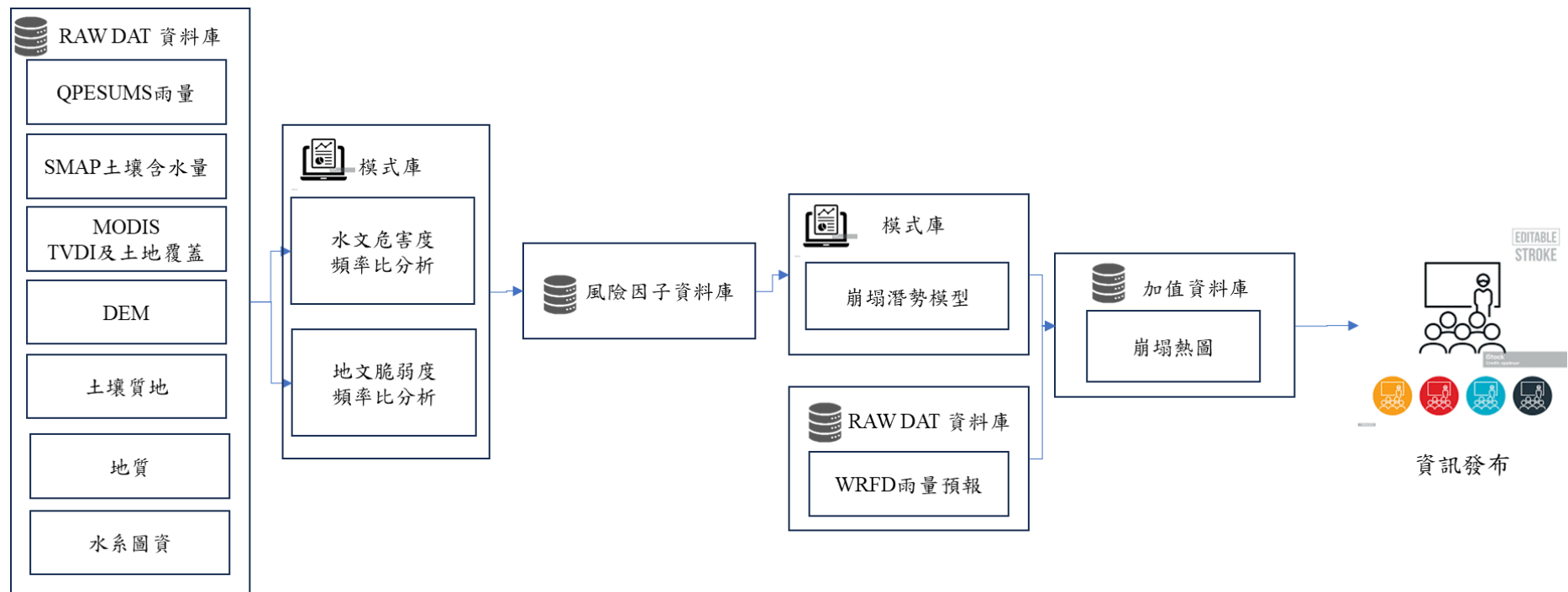


圖 7-1 坡地土砂災害預警系統流程圖

第八章 結論與建議

第一節 結論

- 一、本研究已建立一套完整的土砂災害崩塌潛勢分析架構，提供水文危害度及地文脆弱度評估方法，並利用羅吉斯回歸及隨機森林建立崩塌潛勢分析模式，可作為土砂災害預警之重要參考。
- 二、針對111年建立之遙測土壤含水量空間降尺度及時間降尺度方法進行精進，精進內容包含(1)對原始資料進行資料清理，將缺漏值進行補遺(2)將採用之觀測土壤含水量時間調整與SMAP影像拍攝時間一致(3)特徵加入不同延時累積降雨量及最大降雨量(4)改採用可以允許缺值之LightGBM模型進行分析。經重新檢討後，空間降尺度模式可以有效掌握土壤含水量變化趨勢(R^2 和 R^2_{adj} 都有0.76以上)，平均誤差為12.56(驗證階段之RMSE)。時間降尺度模式未來 $t+1\sim t+48$ 之 R^2 及 R^2_{adj} 皆高達0.99以上，平均誤差介於0.5~0.95間，分析成果相當優良，可以有效掌握土壤含水量變化趨勢並精確預報數值。
- 三、水文危害度頻率比分析結果顯示，崩塌好發於12小時累積降雨量 $>500\text{mm}$ 、24、36及48小時累積降雨量 $>600\text{mm}$ 、12小時平均土壤含水量20%~30%、24小時平均土壤含水量20%~30%、36小時平均土壤含水量30%~40%、48小時平均土壤含水量30%~40%等區間。

- 四、地文脆弱度頻率比分析結果顯示，崩塌好發於高程1000~1500公尺、坡度為六級坡、地質為大桶山層、四稜砂岩、乾溝層及廬山層、距離水系500公尺~750尺等區間。
- 五、考量不同水文危害度、地文脆弱度及崩塌潛感分析模式，本研究共分析八種方案，分析結果顯示，水文危害度「導入土壤含水量」資訊較「未導入土壤含水量」表現略佳，地文脆弱度採用「崩塌比地文脆弱度」較「水保署地文脆弱度」表現佳，分析模式採用「隨機森林」較「羅吉斯迴歸表現」佳，整體而言，以方案十二為最佳方案，方案十二特徵重要性依序為降雨量、土壤含水量及高程，從圖顯示災害事件位置皆有在預測崩塌上，預測機率大於80%面積占比率99%，表示預測結果為佳。
- 六、本計畫完成之崩塌情勢圖熱圖，以機率式預報取代傳統雨量決定性預報，提供較彈性的資訊供政府決策與民眾研判災情之參考。

第二節 建議

- 一、 本研究崩塌潛勢分析採用20m網格進行分析，光南投仁愛鄉即有300多萬網格，考量計算資源與時程限制，目前僅以卡努颱風單場崩塌事件進行分析，建議後續在硬體擴充條件下，可增加多場次之崩塌事件，以提升模式泛化性能。
- 二、 本研究空間應用分析採用ARCGIS PRO軟體，然受限於版權問題，無法將其打包為執行檔進行自動化排程，仍需人工介入執行，為利即時操作，建議後續研究可改採用QGIS等開放軟體取代ARCGIS PRO，以利自動化佈置。

參考文獻

- [1]. Abbaszadeh,P.,Moradkhani,H.,&Zhan,X.(2019).DownscalingSMAPradiometersoilmoistureovertheCONUSusinganensemblelearningmethod.WaterResourcesResearch,55(1),324-344.
- [2]. Alemohammad,S.H.,Kolassa,J.,Prigent,C.,Aires,F.,&Gentine,P.(2018).Globaldownscalingofremotelysensedsoilmoistureusingneuralnetworks.HydrologyandEarthSystemSciences,22(10),5341-5356.
- [3]. Chaubell,J.,S.Chan,R.S.Dunbar,J.Peng,andS.Yueh.(2020).SMAPEnhancedL1CRadiometerHalf-Orbit9kmEASE-GridBrightnessTemperatures,Version3.<https://doi.org/10.5067/XB8K63YM4U8O>. [2022/04/08]
- [4]. Du,J.,Kimball,J.S.,Galantowicz,J.,Kim,S.B.,Chan,S.K.,Reichle,R.,...&Watts,J.D.(2018).AssessingglobalsurfacewaterinundationdynamicsusingcombinedsatelliteinformationfromSMAP,AMSR2andLandsat.RemoteSensingofEnvironment,213,1-17.
- [5]. Entekhabi,D.,Yueh,S.,O'Neill,P.E.,Kellogg,K.H.,Allen,A.,Bindlish,R.,...&West,R.(2014).SMAPhandbook—soilmoistureactivepassive:Mappingsoilmoistureandfreeze/thawfromspace.
- [6]. GoddardEarthSciencesDataandInformationServicesCenter(GESDISC)(2021)READMEDocumentforLPRMSurfaceSoilMoistureDataProducts.Retrievedfromhttps://hydro1.gesdisc.eosdis.nasa.gov/data/WAOB/LPRM_AMSR2_DS_D_SOILM3.001/doc/README_LPRM.pdf
- [7]. Guevara,M.,&Vargas,R.(2019).Downscalingsatellitesoilmoistureusinggeomorphometryandmachinelearning.PloSone,14(9),e0219639.
- [8]. O'Neill,P.E.,S.Chan,E.G.Njoku,T.Jackson,R.Bindlish,J.Chaubell.andA.Colliander.(2021)SMAPEnhancedL2RadiometerPolarHalf-Orbit9kmEASE-

- GridSoilMoisture, Version5. <https://doi.org/10.5067/LOT311EZHH8S>.
[2022/04/08]
- [9]. Park, S., Im, J., Park, S., & Rhee, J. (2015, July). AMSR2 soil moisture down scaling using multisensor products through machine learning approach. In 2015 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS) (pp. 1984-1987). IEEE.
- [10]. Wu, C. Y., & Chen, S. C. (2013). Integrating spatial, temporal, and size probabilities for the annual landslide hazard maps in the Shihmen watershed, Taiwan. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 13(9), 2353-2367.
- [11]. Xia, Y., Ek, M. B., Wu, Y., Ford, T., & Quiring, S. M. (2015). Comparison of NLDAS-2 simulated and NASMDObserved daily soil moisture. Part I: Comparison and analysis. *Journal of Hydrometeorology*, 16(5), 1962-1980.
- [12]. Xia, Y., Sheffield, J., Ek, M. B., Dong, J., Chaney, N., Wei, H., ... & Wood, E. F. (2014). Evaluation of multi-model simulated soil moisture in NLDAS-2. *Journal of Hydrology*, 512, 107-125.
- [13]. Yang, C., Wang, N., & Wang, S. (2017). A comparison of three predictor selection methods for statistical downscaling. *International Journal of Climatology*, 37(3), 1238-1249.
- [14]. Belgiu, M., Dragut, L., (2016). Random forest in remote sensing: a review of applications and future directions. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 114: 24-31.
- [15]. Shao, Y., Campbell, J. B., Taff, G. N., Zheng, B., (2015). An analysis of cropland mask choice and ancillary data for annual corn yield forecasting using MODIS data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 38: 78-87.
- [16]. Shang, X., Chisholm, L. A., (2014). Classification of Australian native forest species using hyperspectral remote sensing and

- machine-learning classification algorithms. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 7: 2481-2489.
- [17].Lee, C.-T., Huang, C.-C., Lee, J.-F., Pan, K.-L., Lin, M.-L., Dong, J.J.,(2008). Statistical approach to storm event-induced landslide susceptibility. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 8: 941-960.
- [18].Dahal, R.K., Hasegawa, S., Nonomura, A., Yamanaka, M., Dhakal, S., Poudyal, P., (2008). Predictive modelling of rainfall-induced landslide hazard in the Lesser Himalaya of Nepal based on weights-of-evidence. *Geomorphology*, 102: 496-510.
- [19].王宗一(2000)。使用行動代理者作分散式資料庫資料擷取。行政院國家科學委員會專題研究計畫成果報告(編號:NSC89-2213-E006-056)。
- [20].張弼超 (2005)，「應用羅吉斯迴歸法進行山崩潛感分析：以臺灣中部國姓地區為例」，國立中央大學應用地質研究所碩士論文。
- [21].王敏旭(2017)。整併異質資料庫中的多維度資料之校務研究資料倉儲系統(未出版之碩士論文)。中央大學，桃園市。
- [22].王雁平(2008)。崩塌因子對崩塌率及崩塌深度關係之研究(未出版之碩士論文)。國立中興大學，台中市。
- [23].江昭輝,簡光佑,莊秉潔,黨美齡,李育棋,洪景山,...&蔡徵霖(2015)。台灣區域土壤含水率觀測網之建置與資料分析。大氣科學，43(2)，133-150。
- [24].李嶸泰、張嘉琪、詹勳全、廖珮妤、洪雨柔 (2012)，「應用羅吉斯迴歸法進行阿里山地區山崩潛勢評估」，中華水土保持學報，43(2)，167-176。
- [25].何碩倫(2015)。納入土壤含水因子於土石流有效累積雨量預警訂定與警戒解除時間之研究(未出版之碩士論文)。逢甲大學，台中市。

- [26].吳怡瑩、劉哲欣、張志新(2013)。降雨量與表層土壤含水量關係之研究。「社團法人中華水土保持學會 102 年度年會」發表之論文，國立中興大學。
- [27].李秉乾(2018)。應用坡地易損性模式於坡地災害損失評估及警戒模式研究。行政院農業委員會水土保持局委辦計畫(計畫編號:SWCB-107-316)。
- [28].姚銘輝,鍾昀軒,&徐永衡.(2015)。利用未來統計降尺度氣候資料評估臺灣水稻生產潛勢。作物,環境與生物資訊。
- [29].張婷婷、張雪飛、邵芸(2016)。一種土壤含水量產品降尺度方法，專利編號 CN106501186A，中國：中華人民共和國國家知識產權局。
- [30].張雅惠(1997)。一個達到異質性資料庫間互通能力的詢問句處理器。行政院國家科學委員會專題研究計畫成果報告(編號:NSC86-2213-E126-006)。
- [31].莊俊宏(2019)。異質資料庫軟體資源監控建置(未出版之碩士論文)。嘉義市，中正大學。
- [32].莊緯璉(2005)。運用判別分析進行山崩潛感分析之研究—以臺灣中部國姓地區為例(未出版之碩士論文)。國立中央大學，桃園市。
- [33].郭晶鵬(2017)。一種基於 AMSR2 土壤水分數據降尺度算法，專利編號 CN107424076A，中國：中華人民共和國國家知識產權局。
- [34].陳慶和,劉偉麟,陳嘉興,廖述良,陳清南,陳永信,...&李中和.(2004)。永續空氣品質監測網多目標規劃理論及系統之發展。2004 台灣環境資源永續發展研討會論文集---人文與科技之融合。台灣環境資源永續發展協會。
- [35].陳樹群(2012)。土石流防災整備模式檢討與更新。水保局計畫成果報告(計畫編號:SWCB-101-161)。
- [36].陳樹群、蔡喬文、何謹余、陳美珍、伊孝元(2013)。土壤雨量

- 指數分析崩塌地案例特性及其在防災整備階段之應用。「社團法人中華水土保持學會 102 年度年會」發表之論文，國立中興大學。
- [37].陳錕山(2009)。衛星遙測台灣地區土壤含水量與降雨量之研究。交通部中央氣象局委託研究計畫成果報告(編號:MOTC-CWB-98-2M-05)。
- [38].馮智偉(2017)。整合土壤雨量指數與降雨驅動指標之警戒模式可行性評估。行政院農業委員會水土保持局委辦計畫(計畫編號:SWCB-106-119)。
- [39].黃裕賢(2013)。102 年度「漁業產銷戰情決策與資訊整合服務」。行政院農業委員會漁業署 102 年度科技計畫研究報告(編號:102 農科-7.1.3-漁-F1)。
- [40].賈艷昌、謝漢文、姜紅濤(2017)。全球 36km 格網土壤水分逐日估算。地球信息科學學報，19(6)，854-860。
- [41].劉宜君,&陳樹群.(2018)。結合土壤雨量指數與頻率比法建構坡地災害潛勢模式。
.Journal of Chinese Soil and Water Conservation, 49(4), 243-253.
- [42].劉哲欣(2018)。坡地聚落的崩塌危害評估。國家災害防救科技中心計畫研究報告。
- [43].簡永仁(2000)。主動式異質資料庫系統之資料一致性維護--應用於電子商務。行政院國家科學委員會補助專題研究計畫成果報告(編號:NSC89-2213-E126-021)。
- 蘇文瑞(2018)。坡地災害情資功能模組開發與情資服務。國家災害防救科技中心計畫研究報告。

附錄

附錄一、細部計畫說明書審查意見暨回覆辦理情形

項次	審查意見	回覆辦理情形
報告內容審查意見：為配合本局業務需求，計畫內容建議調整(或納入後續執行評估參考)部分：		
一	氣象局針對颱風相關災害應用，有提供其他更好的系集預報產品，建議使用更好的雨量預報資料。	感謝委員建議，後續將洽氣象局了解目前有哪些雨量產品可供介接，再決定使用較佳之預報產品
二	這項三年期的計畫，第二年的主要成果，是推導出降解析度的土壤含水率產品，但是報告書中只有列出四種機器學習的方法，在空間和時間降尺度模型成果比較，沒有詳細說明更高時間空間解析度的資料，是如何獲得？這是關鍵成果，建議要補上詳細的說明。	本計畫第二年建立之空間降尺度方法可將十公里解析度之土壤含水量產品降至1公里解析度，時間降尺度方法可利用前1~4小時雨量，t時刻臨前土壤含水量及未來48小時降雨量，估計未來48小時逐時土壤含水量，後續將於文中加強說明。
三	請詳細說明拿到了事件型崩塌目錄，要如何使用？	利用事件型崩塌目錄，掌握崩塌事件位置之發生時間，並蒐集事件之水文氣象資料及發生地點之地文條件，並依據崩塌事件訂定各項風險因子之等級標準，以進行危害度及脆弱度風險評估。最後將分析結果(風險評估)與實際崩塌(事件型崩塌目錄)進行誤差矩陣分析。
四	應用遙測技術分析土壤含水量，具創新技術的應用，惟台灣森林茂盛，要分析土壤含水量，需特別注意植被的影響。	感謝委員建議，土壤含水量降尺度分析時已將土地覆蓋因素納入，以期反映植被之影響。

項次	審查意見	回覆辦理情形
五	含水量分析後的應用，在災害環境特性監測上應用之可行性？	依據111年之分析成果，茲與土壤含水量實際監測數據比較， 土壤含水量降尺度分析成果 R^2 達0.949(訓練階段)及0.882(驗證階段)，誤差比例約15%(驗證階段)及23%(訓練階段)，顯示分析成果有一定之信心水準，可作為災害環境特性監測之參考。
六	降雨期間，遙測影像品質的優劣影響後續分析，這部分建議納入應用評估。	光學衛星影像受雲層影像，因此降雨期間不易取得相關資訊，因此本計畫加入時間降尺度分析，利用前1~4小時雨量，t時刻臨前土壤含水量及未來48小時降雨量，估計未來48小時逐時土壤含水量，以預估降雨期間之土壤含水量，分析結果亦顯示 R^2 達0.99(訓練階段)及0.989(驗證階段)，分析成果相當良好，可有效預測降雨期間之土壤含水量
七	空間解析度從9公里降為1公里，如何驗證？	本計畫以11個水土保持局土壤含水量測站及3個本計畫設立之土壤含水量測站觀測資料進行驗證，分析成果 R^2 達0.949(訓練階段)及0.882(驗證階段)，誤差比例約15%(驗證階段)及23%(訓練階段)，顯示分析成果有一定之信心水準，可作為災害環境特性監測之參考。
八	SMAP、MODIS遙測影像觀測頻率為何？，如何做到時間解析為t、t-1、t-2、t-3、t-4時雨量？	SMAP和MODIS僅能提供每日的土壤含水量和TVDI資訊，t、t-1、t-2、t-3、t-4時雨量是採用中央氣象局的觀測雨量資

項次	審查意見	回覆辦理情形
		訊。
九	本計畫已邁入第三年，期待能提出更具實用性之預警方法。	感謝委員建議，第三年度將建立風險評估模式，並彙整第二年度之土壤降尺度模式，完成土砂災害預警模式建立，提供後續相關應用參考。

附錄二、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
報告內容審查意見：		
一	這項三年期的計畫，從雨量資料蒐集、衛星資料反演、到結合人工智慧來處理資料，並提出具體的預警服務，計畫成果預期對農村水保署實務工作將會非常實用，值得肯定。	感謝委員肯定。
二	SMAP土壤含水量產品，經機器學習的方法，將空間解析度從9公里降為1公里。但這種產品在取得資料的即時性如何？請詳加說明。若時間落差太大，對於預警工作要如何使用？或者改成作為驗證的來源？請於期末報告時詳加討論SMAP土壤含水量產品對農村水保署實務工作的可應用性。	SMAP產品之延遲性約為1日，僅作空間降尺度無法提供即時資訊，因此本研究提出時間降尺度分析，結合QPESUMS資料，提供未來48小之土壤含水量，以供即時預警參考。
三	P2-15坡地土砂災害風險評價方法，採用的是頻比值法，關鍵是崩塌面積。請問整個分析過程中，使用了多少時期的崩塌面積資料？來源為何？解析度為何？品質如何？請於期末報告時詳加討論。如果是多期的崩塌面積資料，降雨的因素也必然混合在其	1.由於本案採用20m網格進行分析，光南投縣仁愛鄉就有300多萬筆網格，考量計算資源與時程性，本計畫採用卡努颱風單期崩塌資訊進行分析，相關資料取自土石流及大規模崩塌防災資訊網。

項次	審查意見	回覆辦理情形
報告內容審查意見：		
	中，請問又要如何排除？	2.本研究同時考量水文危害度(降雨量及土壤含水量)及地文脆弱度進行崩塌潛勢分析。
四	報告使用陳有蘭溪流域為例子，建議應使用最近的幾場事件為實例來進行模擬與驗證，凸顯這項研究的價值，例如2021年的盧碧颱風，以及2023年的卡努颱風，都有豐富的雨量，也分別在南投仁愛鄉和高雄玉穗溪流域造成災害，是全面檢驗這項三年期計畫成果的最好機會。請於期末報告時詳加討論。	感謝委員建議，由於本案採用20m網格進行分析，光南投縣仁愛鄉就有300多萬筆網格，考量計算資源與時程性，採用卡努颱風於南投仁愛鄉之崩塌資訊進行驗證分析。
五	報告書第2-7頁，土石流防災資訊網，現已改名為「土石流及大規模崩塌防災資訊網」，網址則配合8月農業部組改，改為 https://246.ardswc.gov.tw/	感謝委員意見，已修正為「土石流及大規模崩塌防災資訊網」及 https://246.ardswc.gov.tw/ 。
六	本案以陳有蘭溪流域進行模擬，如要應用在臺灣其他流域，需要克服哪些技術問題？	本研究已建立崩塌潛勢分析架構，若應用於其他區域，只需取得該區域之SMAP衛星影像、MODIS衛星影像、降雨量、DEM、地質、水系圖資等資訊，即可進行應用分析。
七	讓保全住戶離災很重要的因素是「時間」，本案坡地土砂災害預警系統是否可評估在災害發生前平均多久可發出預警？	預警資訊取決於資料取得的延遲性與模式分析效率，SMAP產品與MODIS產品之延遲性約為1日，搭配本研究時間降尺度分析成果(推估未來48小時土壤含水量)，一增一減下，約

項次	審查意見	回覆辦理情形
報告內容審查意見：		
		可獲得未來24小時土壤含水量，若能搭配氣象局預報雨量資訊，可於災害發生前24小時提出預警。
八	建議期中報告書要有「結論與建議」章節。	感謝委員意見，已新增「結論與建議」章節。
九	為因應機關組織改造，機關名稱修正為「農業部農村發展及水土保持署」，報告書封面及內文等請依本署最新範本格式撰寫，相關範本檔案請至本署電子圖書管理中心下載 (https://elibrary.ardswc.gov.tw/)。	感謝委員意見，已將機關名稱修正為「農業部農村發展及水土保持署」，報告封面格式已依據貴署範本修正。

附錄三、期末審查意見暨回覆辦理情形

項次	審查意見	回覆辦理情形
報告內容審查意見：		
一	請補充主成分，羅吉斯係數、隨機森林等分析結果。	感謝委員意見，已補充主成分及羅吉斯係數成果，詳見第四章第七節，隨機森林是由985個決策樹以投票法決定是否崩塌，因此無法列出數學式。
二	此研究中以卡努颱風為事件來源，當套用其他事件時，事件樣本不足下，是否能保持準確率？	本案採用20m網格進行分析，光南投縣仁愛鄉就有300多萬筆網格，考量計算資源與時程性，本計畫採用卡努颱風單期崩塌資訊進行分析，透過卡努風颱風事件驗證本計畫提出之分析架構是可行的，建議後續研究可以持續納入更多地區與更多降雨情境之

項次	審查意見	回覆辦理情形
報告內容審查意見：		
		崩塌事件，以強化屬性強健性。
三	QC成效可以回饋至實際土壤含水量的校驗，並提供災害預警更多的有效資訊？	根據本研究分析成果顯示，降雨量仍為崩塌之主要影像因素，但加入土壤含水量後，可以有效提升崩塌預警精度，顯示土壤含水量亦為重要影響因子之一。
四	預警時間長度可提前多早？	本計畫建模是採用歷史卡努颱風事件進行分析，後續進行預警分析將配合雨量預報資料進行預警，因此預警長度將依據雨量預報決定，QPF預報為來決定預警長度。
五	土壤含水量與雨量之長期時序是否有相關，對於本模式有何影響？	土壤含水量與雨量通常呈現滯延關係，根據文獻回顧，有些崩塌事件並不是發生在最大降雨期間，而是發生在之後，與土壤含水量滯延現象有關，且根據本研究分析結果，納入土壤含水量確實較未納入土壤含水量之效能佳，因此研判土壤含水量確實與崩塌有關聯性。
六	坡高因子是否改為坡高比？排除不同坡地之高程差異問題。	感謝委員意見，感謝委員建議，除了高程外，本研究已納入坡度(即坡高比)因子，進行崩塌潛勢分析。
七	距斷層距離為何未納入分析？	感謝委員意見，影響崩塌之水文因子眾多，本研究主要針對水文事件進行崩

項次	審查意見	回覆辦理情形
報告內容審查意見：		
		塌潛勢分析，距斷層距離與地震較為相關，建議可於後續研究納入分析。
八	依研究成果與討論，水文危害度以導入土壤含水量表現略佳，而最佳方案（方案六）則以地文因子（如以高程最重要）優於土壤含水量，爰未來預測崩塌上可否不納入土壤含水量為背景值。	由於前一年度土壤含水量分析時，針對缺漏值是直接刪除不納入分析，導致樣本數較少，本年度針對缺失值進行補遺，以增加樣本數，並重新修正土壤含水量分析成果，以最新成果進行崩塌潛勢分析，重新分析成果顯示，土壤含水量確實為重要影響因子之一。
九	本計畫各項背景資料多（如坡度、高度、地質等），可增加精確度，惟研究成果或許可作為專業單位研判災害預警，但在民眾自行判斷上恐無實際效益，建議在結論與建議部分，納入後續運用之範圍，增加計畫成效。	感謝委員建議，本研究最終產出之崩塌潛勢熱圖，是以發生機率(0~1)呈現，故可以機率式預報取代傳統雨量決定性預報，提供較彈性的資訊供政府決策與民眾研判災情之參考。
十	QPE、地形、衛星影像解析度均不用，在分析時如何率定其有效解析度？並如何確保各資料昇降解析度時資料精確度？	受限於資料具有不同解析度，本研究利用空間內插(Bilinear)方法，將粗尺度之資料，降解至細尺度資料，以確保在同一尺度上進行分析。
十一	羅吉斯迴歸原則採獨立數據分析，惟研究中頻率比有雨量及QPE網絡同時分析，此兩數據看似相似，請說明。	為確保變數之獨立性原則，會先利用主成分分析，產出具獨立性之變數，在進行崩塌潛勢分析。
十二	土壤含水量資訊如何達到即時運算（衛星影像一天一次？）	SMAP衛星影像再現期為每天，但部分地區可能為

項次	審查意見	回覆辦理情形
報告內容審查意見：		
		1~3日，為解決SMAP非即時性問題，本研究採用時間降尺度分析，以SMAP衛星空間降尺度分析成果作為臨前土壤含水量，再配合雨量資料，透過時間降尺度分析，即可取得即時土壤含水量資訊。
十三	目前原始資料崩塌接近於多少小時，降雨量延時何者權重最大？	1.崩塌事件編號～編號6、編號9～編號12，崩塌發生時間為112年8月4日8時至17時之間；崩塌事件編號7與編號8則崩塌發生在112年8月5日8點10時至11時之間。 2.以累積雨量24小時影響權重最大。
十四	土壤含水量影響較小，是否因未區分淺層及深層崩塌資料？	由於前一年度土壤含水量分析時，針對缺漏值是直接刪除不納入分析，導致樣本數較少，本年度針對缺失值進行補遺，以增加樣本數，並重新修正土壤含水量分析成果，以最新成果進行崩塌潛勢分析，重新分析成果顯示，土壤含水量確實為重要影響因子之一。