

計畫編號：110 保發-8.1-保-01-06-001(30)

土砂災害肇生前兆之綜觀環境條件診斷
Diagnosis of Synoptic Environmental
Conditions on the Precursors of Soil-Sand
Disasters
成果報告書

執行單位：國立臺灣大學

執行期間：110 年 1 月 27 日至 110 年 12 月 31 日

計畫主持人：林得恩 助理研究員

共同主持人：張向寬 博士

協同主持人：張明瑞 博士

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)

土砂災害肇生前兆之綜觀環境條件診斷

摘要

從過往土砂災害事件統計發現，事件一旦肇生，其所造成的損失與災害均相當嚴重。

本研究計畫的執行，主要目的為透過科學量化的研判步驟，對歷史土砂災害事件進行診斷分析，藉此增進對事件發生前兆之綜觀環境條件更多的認識與掌握，釐清當時環境的關鍵氣象參數特徵，進而延長土砂災害可能肇生的事先預警整備時間，有效支援強化防災應變指揮官進行災害警戒調度的決心下達。

最後，利用機器學習建模，建置穩定可靠的崩塌潛勢預報模式，提出最佳崩塌潛勢前兆之 AI 方法論，並有效回饋至防災預警的實際整備作業上。

關鍵詞：土砂災害、氣象參數特徵、AI 方法論

Diagnosis of Synoptic Environmental Conditions on the Precursors of Soil-Sand Disasters

Abstract

From the statistics of past soil and sand disaster events, it is found that once the event occurs, the losses and disasters caused are quite serious.

The main purpose of the implementation of this research plan is to diagnose and analyze historical soil and sand disaster events through scientific and quantitative research and judgment steps, so as to enhance the understanding and grasp of the comprehensive environmental conditions of the precursors of the event, and to clarify the key meteorology of the environment at that time parameter characteristics, thereby extending the pre-warning preparation time for the possible occurrence of soil and sand disasters, and effectively supporting the determination of the strengthened disaster prevention and response commander to carry out disaster alert dispatch.

Finally, use machine learning modeling to build a stable and reliable collapse potential prediction model, and propose the best AI methodology for collapse potential precursors, and effectively feed back to the actual preparation operations of disaster prevention and early warning.

**Keywords: soil and sand disaster, meteorology parameter
characteristics, AI methodology**

目次

摘要.....	I
Abstract.....	III
目次.....	V
表次.....	VII
圖次.....	IX
第一章 緒論.....	1-1
第二章 工作執行方法與步驟.....	2-1
第一節 工作執行方法.....	2-1
第二節 工作執行步驟.....	2-49
第三章 工作進度與計畫交付項目.....	3-1
第一節 工作進度.....	3-1
第二節 計畫交付項目.....	3-2
第四章 結論及建議.....	4-1
第一節 結論.....	4-1
第二節 建議.....	4-4
參考文獻.....	參-1
附錄.....	附錄-1
附錄一、期初審查會議紀錄暨回覆辦理情形.....	附錄-1
附錄二、期中審查會議紀錄暨回覆辦理情形.....	附錄-7
附錄三、期末審查會議紀錄暨回覆辦理情形.....	附錄-15

表次

表 2-1 各年度崩塌資料筆數.....	2-39
表 2-2 資料來源與格式.....	2-39
表 2-3 各岩性崩塌百分比.....	2-40
表 2-4 混淆矩陣表.....	2-40
表 2-5 模式最佳參數搜尋範圍.....	2-40
表 2-6 逐年新增崩塌網格和採樣網格數.....	2-41
表 2-7 資訊增益比和共線性分析成果.....	2-42
表 2-8 模式最佳參數搜尋範圍.....	2-43
表 2-9 MLP 模式訓練(測試)結果之混淆矩陣.....	2-45
表 2-10 SVM 模式訓練(測試)結果之混淆矩陣.....	2-45
表 3-1 計畫重要工作項目與預期進度管制表.....	3-1
表 3-2 計畫交付項目管制表.....	3-2

圖次

圖 2-1 透過衛星雲圖中雲頂溫度及其所涵蓋的雲系面積，進一步來 分析劇烈降雨天氣系統的時空分佈及發展演變過程.....	2-4
圖 2-2 NCEP/DOE REANALYSIS-I 經緯度網格分析場資料.....	2-5
圖 2-3 中央氣象局劇烈天氣監測系統(QPESUMS) 資料.....	2-5
圖 2-4 呈現選取研究個案的降雨雨型、延時特徵以及強度變化.	2-6
圖 2-5 2006-2020 年 (共 15 年)臺灣土砂災害事件統計圖表.....	2-6
圖 2-6 2006-2020 年臺灣土砂災害事件的時空分布統計.....	2-7
圖 2-7 2006-2020 年臺灣土砂災害肇生時的環境天氣分析.....	2-7
圖 2-8 劇烈降雨前，從氣流場、風場、溫度場、氣壓場及水氣場等 時空差異分布，從底層、中層到高層也都有動力上以及熱力 上的貢獻特徵 (T1 至 T4 代表前後不同時間)	2-11
圖 2-9 臺灣地區梅雨鋒面劇烈降雨檢查表.....	2-12
圖 2-10 臺灣地區颱風劇烈降雨檢查表.....	2-12
圖 2-11 整體技術得分計算結果 (分別就土砂災害事件發生前 6 小 時、前 12 小時及前 24 小時).....	2-13
圖 2-12 分別就梅雨鋒面及颱風個別技術得分計算結果.....	2-13
圖 2-13 劇烈降雨檢查表內單一量場滿足項數佔總事件的百分比； 其中，藍 (紅) 色表示梅雨鋒面 (颱風) 個案.....	2-14
圖 2-14 計畫研究區域.....	2-30
圖 2-15 研究區域 93~106 年崩塌分布圖.....	2-31
圖 2-16 研究區域空間資訊圖.....	2-34
圖 2-17 支援向量機架構圖.....	2-37
圖 2-18 MLP 架構圖.....	2-37
圖 2-19 接收者操作特徵曲線示意圖.....	2-38

- 圖 2-20 99 年訓練資料展圖(a)新增崩塌地、(b) MLP 模式產製的崩塌潛勢圖、(c) SVM 模式產製的崩塌潛勢圖.....2-46
- 圖 2-21 103 年測試資料展圖(a)新增崩塌地、(b) MLP 模式產製的崩塌潛勢圖、(c) SVM 模式產製的崩塌潛勢圖.....2-47
- 圖 2-22 103 年測試資料展圖(a)新增崩塌地、(b) MLP 模式產製的崩塌潛勢圖、(c) SVM 模式產製的崩塌潛勢圖.....2-48

第一章 緒論

肇致坡地災害的 3 個重要條件，分別為一定的地形坡度、坡度上要有足夠的堆積物，以及充沛的降雨量；尤其是降雨行為，更是整個事件肇生的驅動者。然而，降雨只是結果，環境條件以及氣象量場在整個發展過程的前兆時刻，行為特徵已起變化。

因此，執行本計畫，擬解決以下幾個問題：延長土砂災害可能肇生的事先預警整備時間、增進對土砂災害事件發生前兆之綜觀環境條件的認識與掌握，以及有效支援強化防災應變指揮官進行土砂災害警戒調度的決心下達。

計畫目標，有以下 4 項：

- (1) 從土砂災害事件當中，診斷評估出事件發生前 6、12 及 24 小時之綜觀環境條件的特徵，以及氣象量場的特性，歸納釐清出異動變化的關鍵訊號。
- (2) 建置土砂災害事件可能肇生前兆的氣候概念模式，掌握氣象因子的變化趨勢與關鍵參數。
- (3) 利用機器學習建模，建置穩定可靠的崩塌潛勢預報模式。
- (4) 經由交叉驗證挑選後，提出最佳崩塌潛勢前兆之 AI 方法論，並有效回饋至防災預警的實際整備作業上。

第二章 工作執行方法與步驟

第一節 工作執行方法

彙整統計過去 15 年(2006-2020 年)臺灣土砂災害案例的時間、地點、肇因及災情等基礎背景資料，做為本研究的個案樣本（其中，土砂災害事件選取，以水保局官網公告標定之重大災害事件為準）。

(一)建置事件可能發生前兆的氣候概念模式：

形成土石流土砂災害的三個基本條件是豐富的鬆散土石、陡峻的坡度與大量的降雨（水）量。為能針對影響事件的因子進行研究，將先排除因地震所造成的土砂災害事件；單就肇因為大量降雨的土砂災害個案進行分析，概分颱風、鋒面豪雨及其他 3 大類，個別討論。

使用有經過 MB 色調強化及校正的紅外線衛星雲圖（因資料來源限制，2003 年 5 月 22 日以前用 GMS-5 地球同步衛星資料，5 月 22 日以後，則選用 GOES-9 紅外線衛星雲圖取代，2006 年後則使用 MTSAT 衛星資料，2015 年後改用向日葵氣象衛星資料），每張雲圖時間間隔為一小時（圖 2-1），選取範圍涵蓋大陸華南地區、海南島、南海、台灣海峽及本省地區（即 18-30°N，108-122°E），透過雲圖中雲頂溫度及其所涵蓋的雲系面積來分析颱風及梅雨鋒面的時空分佈及發展演變過程。

NCEP/DOE（National Centers for Environmental Prediction / Department of Energy）Reanalysis-I 經緯度網格分析場資料，水平經緯度網格解析度為 $1.0^{\circ} \times 1.0^{\circ}$ ，每日計有四次（分別為 0000、0600、1200 及 1800 UTC）之 1000 hPa、975 hPa、950 hPa、925 hPa、900 hPa、

850 hPa、800 hPa、750 hPa、700 hPa、650 hPa、600 hPa、550 hPa、500 hPa、450 hPa、400 hPa、350 hPa、300 hPa、250 hPa、200 hPa、150 hPa、100 hPa、70 hPa、50 hPa、30 hPa、20 hPa、10 hPa 等 26 層網格資料（圖 2-2），針對所選取崩塌個案，進行前 6、12 及 24 小時的不同氣象量場診斷分析；其中包含重力位高度、渦度、風向、風速、溫度、氣壓、降水、平均氣流、水氣通量、輻合、輻散以及相對位溫等氣象參數。

也利用中央氣象局官方網頁、國家災害防救科技中心的 WATCH 網頁、中央氣象局劇烈天氣監測系統(QPESUMS) 資料(Quantitative Precipitation Estimation and Segregation Using Multiple Sensor, 圖 2-3) 等，進行氣象量場診斷分析以及各崩塌個案降雨雨型、特徵以及強度的評估參考資料（圖 2-4），並擇坡地災害個案重點災區進行環境條件特性探勘觀測，瞭解氣候特徵變化與結構強度；統計彙整在土砂災害事件肇生前，綜觀環境條件的特徵以及氣象量場分布的特性，完成預報檢查表項目的挑選釐定。

圖 2-5 為 2006-2020 年 (共 15 年)臺灣土砂災害案例彙整資料(其中，土砂災害案例選取，以水保局官網公告標定之重大災害事件為準)，土砂災害事件包含有土石流、崩塌、地滑、洪水、沖蝕。統計分析結果顯示，土砂災害肇生次數有減少趨勢，前 7 年的肇生事件數，佔總數 72.9%；土砂災害事件肇生數量以 2009 年最多（共 127 件），2020 年最少（共 3 件）；分布並無年際變化，也就是說，土砂災害事件的肇生是與當年影響的天氣系統現況與當時環境量場有關，年際分布並無規律變化的特徵。再由土砂災害事件的時空分布來看（圖 2-6），最容易肇生的地區分別有新北市、宜蘭縣、南投縣、

嘉義縣、高雄市及屏東縣；其中，高屏兩地合佔總數的 26% 最多，本研究在後續第 2 部分，就會針對土砂災害事件最多的高屏流域進行更為深入的分析診斷與評估驗證。另一方面，最常發生的時段落在 6-10 月，暖季合佔總數的 96% 最多，與原先預期相當吻合。然而，我們更關心當有土砂災害事件發生之際，當時的天氣系統以及環境特徵。結果顯示（圖 2-7），主要可分為 5 大類型，

1. 第 1 種類型：颱風、熱帶擾動或颱風過後所引進的西南氣流，共計 373 件，佔總數的 75.4%。
2. 第 2 種類型：梅雨鋒面，共計 77 件，佔總數的 15.6%。
3. 第 3 種類型：非梅雨鋒面的鋒面，以及午後雷陣雨，共計 22 件。
4. 第 4 種類型：東北季風，以及東北季風與南方低壓系統所結合的共伴環流，共計 14 件。
5. 第 5 種類型：地震，共計 9 件。

其中，第 1 種類型加上第 2 種類型就佔總數的 91%，顯見颱風（以及熱帶擾動或颱風過後所引進的西南氣流）及梅雨鋒面對我土砂災害事件的肇生，扮演非常關鍵的角色；尤其是颱風（以及熱帶擾動或颱風過後所引進的西南氣流）。針對此，本研究在後續第 2 部分，也會針對颱風項目，進行更多的評估分析。

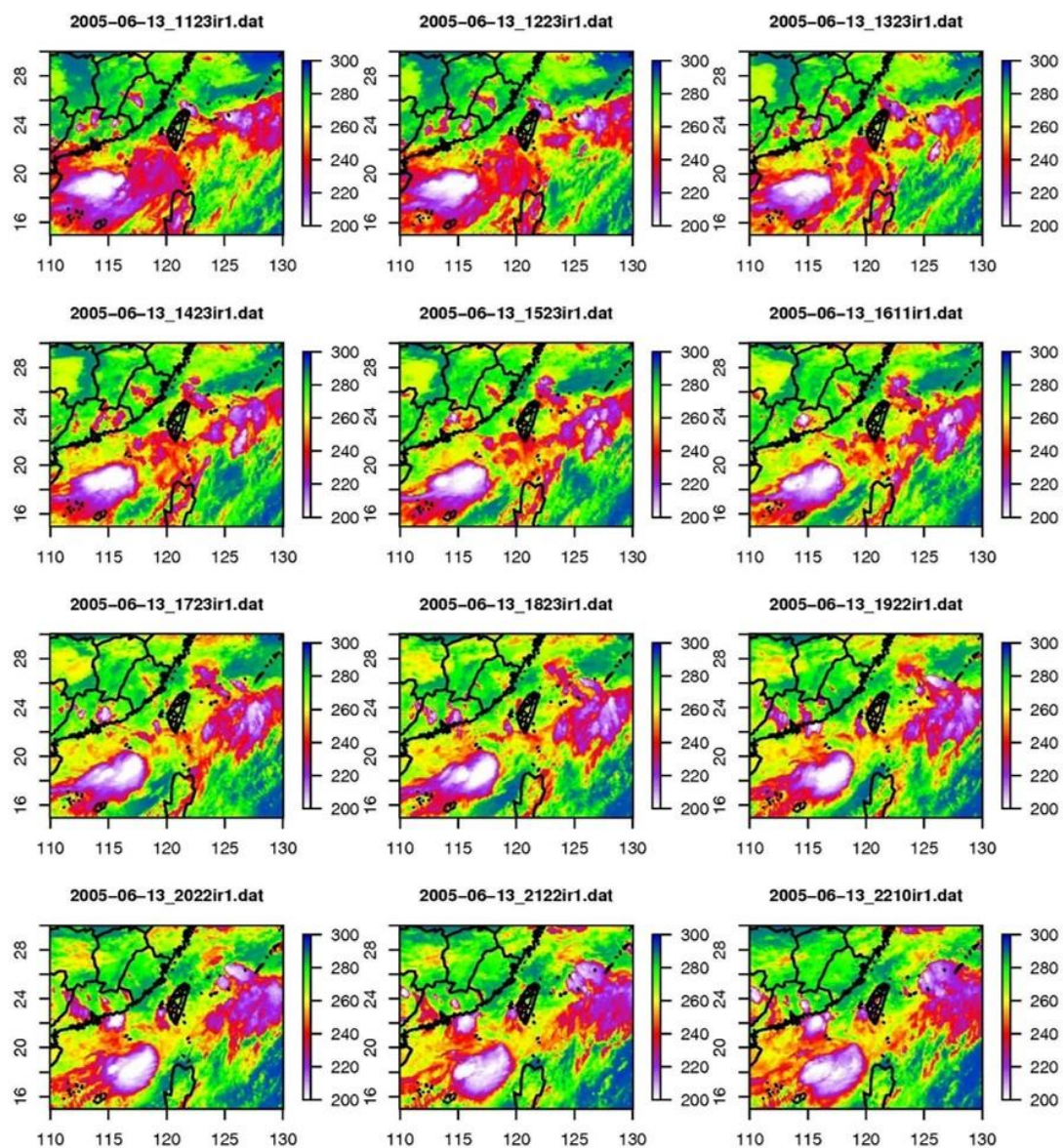


圖 2-1 透過衛星雲圖中雲頂溫度及其所涵蓋的雲系面積，進一步來
分析劇烈降雨天氣系統的時空分佈及發展演變過程

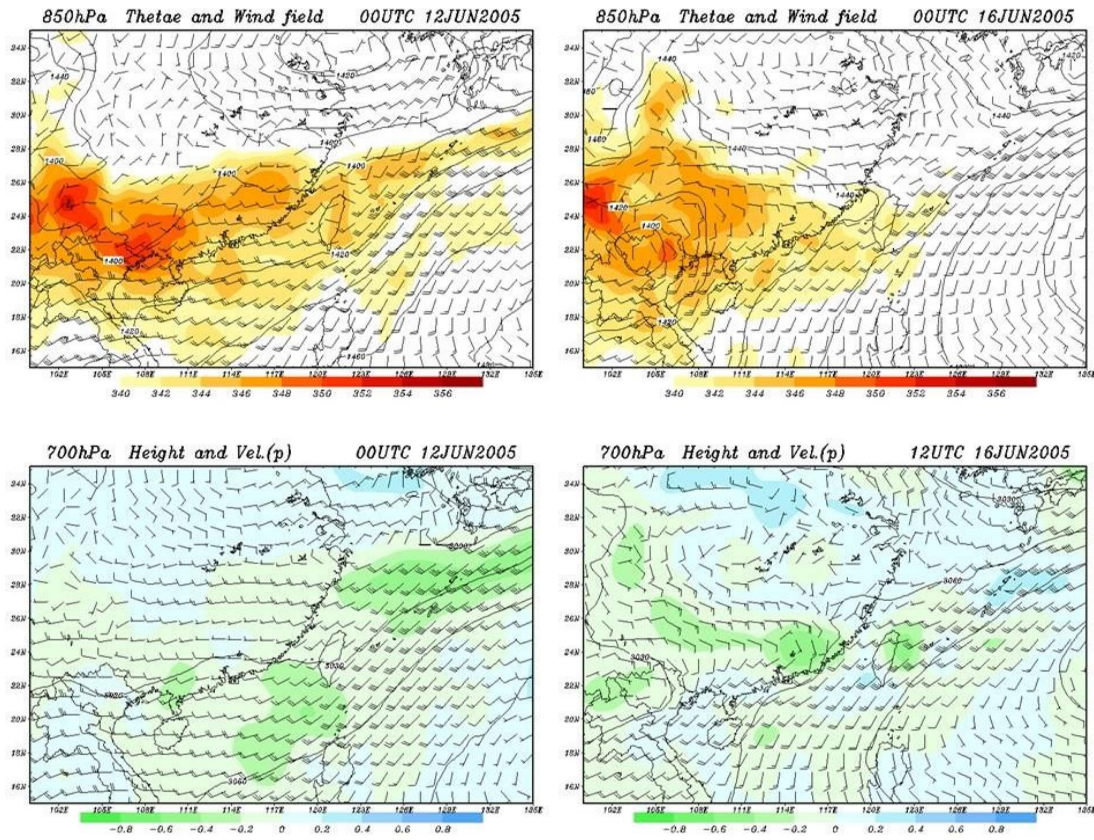


圖 2-2 NCEP/DOE Reanalysis-I 經緯度網格分析場資料

(例舉 850hPa 的位溫場及風場、700hPa 的高度場及垂直速度場)

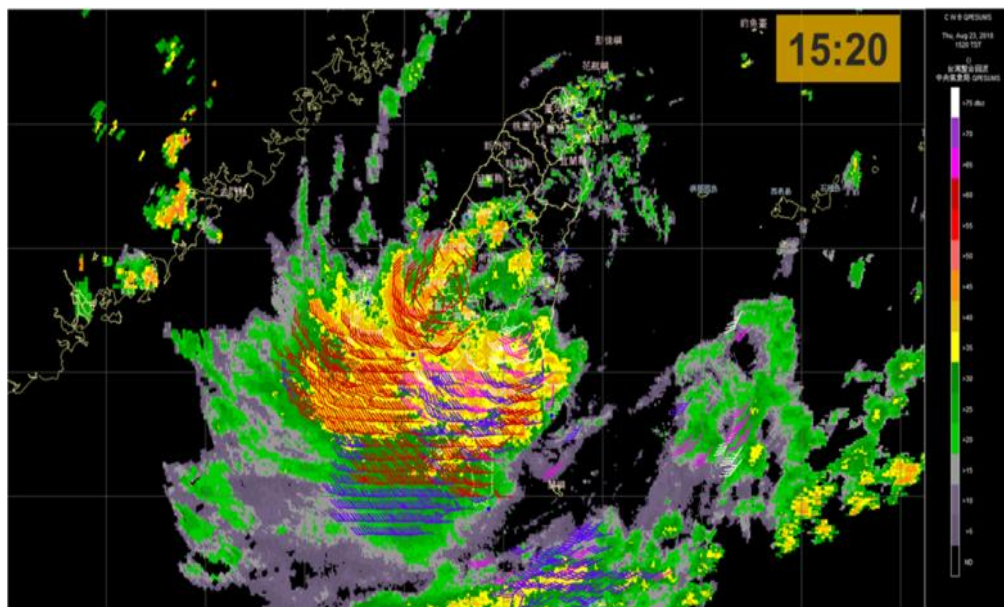


圖 2-3 中央氣象局劇烈天氣監測系統(QPESUMS) 資料

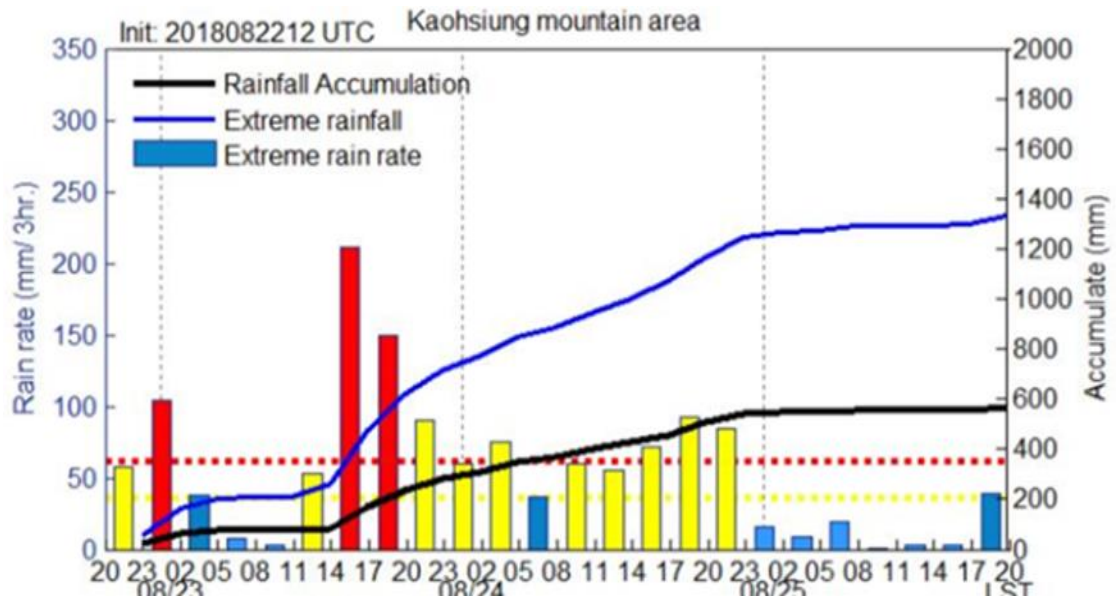


圖 2-4 呈現選取研究個案的降雨雨型、延時特徵以及強度變化
(其中，黃色柱條為時雨量大於 40mm，紅色柱條為 3 小時
雨量大於 100mm)

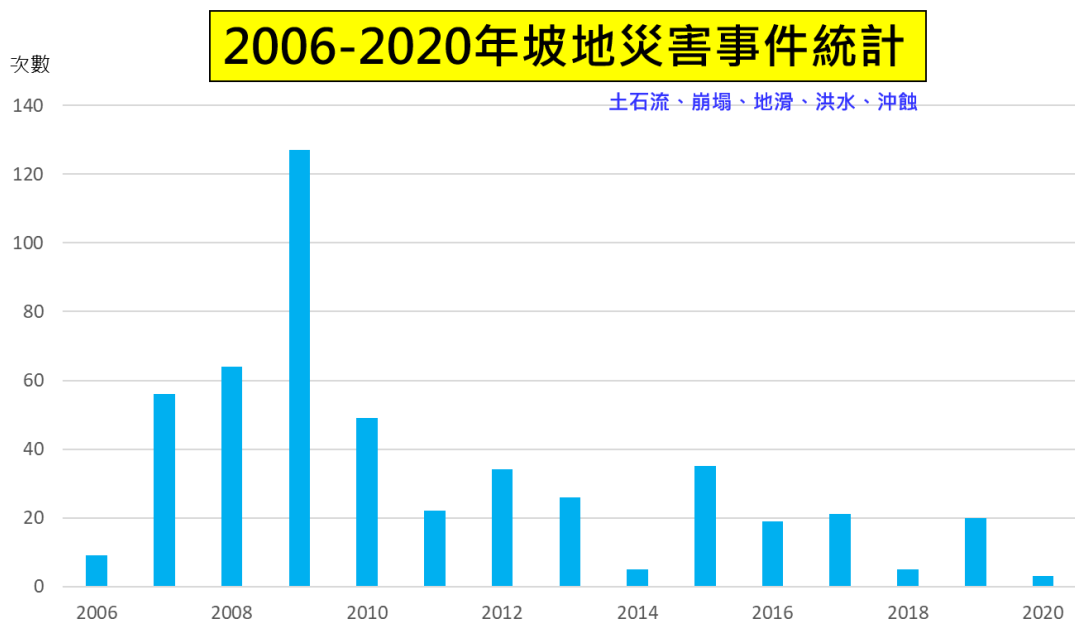


圖 2-5 2006-2020 年 (共 15 年)臺灣土砂災害案例統計圖表

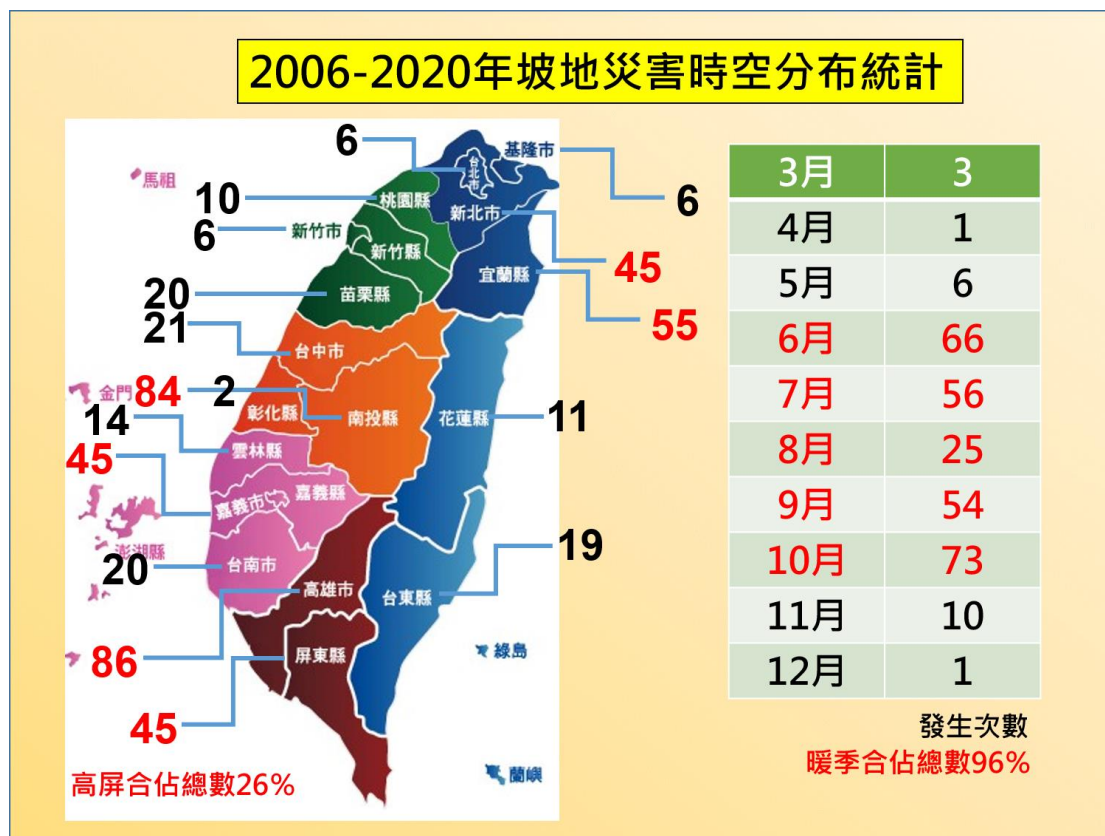


圖 2-6 2006-2020 年臺灣土砂災害案例的時空分布統計

2006-2020年坡地災害肇生時的環境天氣分析

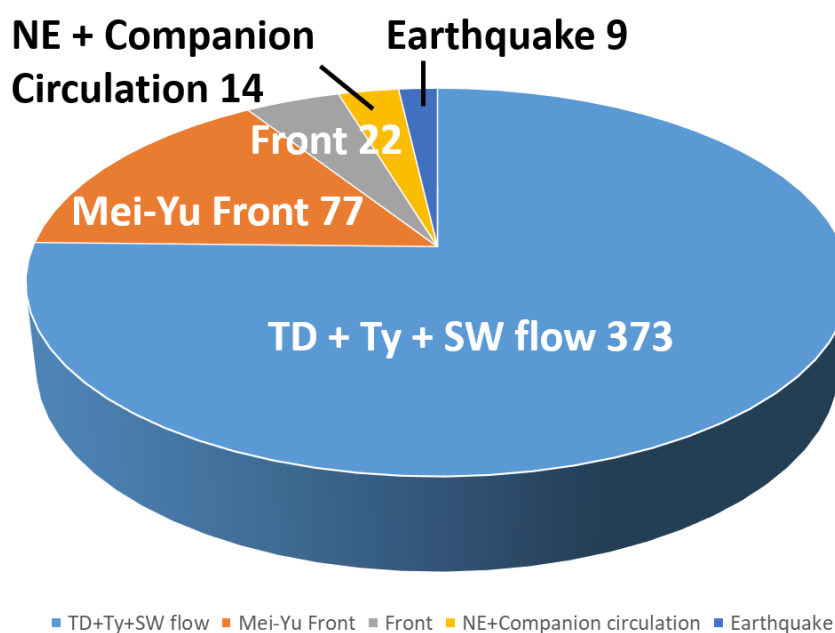


圖 2-7 2006-2020 年臺灣土砂災害肇生時的環境天氣分析

劇烈降雨前，反應在環境量場以及系統本身的變化與趨勢，均存在有顯著的關鍵訊號。從氣流場、風場、溫度場、氣壓場及水氣場等時空差異分布，從底層、中層到高層也都有動力上以及熱力上的貢獻特徵，再從系統本身強度變化與運動趨勢等，都是回饋後續可能土砂災害事件肇生的降雨雨型、時空特徵以及強度變化重要判斷評估的參考依據之一。

根據林（2010）、林等（2008）、Chen（2004）、張（2004）、陳（2007）、Qian et.al.（2004）、林（2007）等研究成果，完成臺灣地區梅雨鋒面劇烈降雨檢查表（圖 2-9），並透過本研究個案進行校驗分析，滾動式修正，嘗試找到關鍵的有效閾值。研究也發現，當滿足 8 項或以上的項數個案，肇致豪大雨現象機會相對提高，所對應的坡地災害肇生機率也相對增加。另一方面，也根據周等（2010）、呂等（2009）、趙（2013）、蔡（2012）、周等（2014）、Chen et.al.（2017）、李等（2004）、朱等（2010）、李等（2018）等研究成果，完成颱風劇烈降雨檢查表（圖 2-10），並同步進行評估診斷，藉此掌握颱風或熱帶擾動接近前後的環境變化、系統強度以及運動發展等重要特徵。

參考 Wilks（2011）技術得分計算，為評估綜觀環境條件各檢查滿足項目對於預報災區強降雨的預兆得分(Threat Score, TS)，設定觀測雨量門檻值，且設定目標災區中有任一測站達強降雨標準，即視為滿足強降雨發生。將各項目檢查預報結果與實際觀測資料分別進行比對，利用誤差矩陣判斷各次評估之準確率，誤差矩陣可分為 4 種情境，分別為滿足，有預測/有發生(hits)、滿足，有預測/無發生(misses)，無滿足，無預測/有發生(false alarms)，無滿足，無預測/無發生(no

events)。故可利用其分類結果，進一步計算可偵測率(Probability of Detection, POD)、誤報率(False Alarm Ratio, FAR)以及預兆得分(Threat Score, TS)等三種評估指標，藉以掌握可靠性較高且滿足土砂災害事件肇生的綜觀環境條件關鍵因子，可適時回饋於災區強降雨發生與否的預報決策參考。

從整體分析結果來看(圖 2-11)，在土砂災害案例發生前 6 小時、前 12 小時及前 24 小時的 TS 值，分別為 0.65、0.58 及 0.51，顯示就整體統計分析來看，TS 愈接近 1，累積降雨量門檻是具有預報技術能力。BS 值分別為 1.42、1.42 及 1.82，當 BS 大於 1，代表有過度預報情事，可以進行適度修正。顯示預報極端劇烈降雨事件時，預報人員對於天氣系統強度的掌握普遍都有高估的趨勢。POD 值在土砂災害事件發生前 6 小時、前 12 小時及前 24 小時均為 0.96，根據經驗，POD 愈高，代表預報技術愈好。FAR 值分別為 0.33、0.33 及 0.48，當 FAR 得分愈低，表示錯誤預報愈少。顯示無論是颱風（或熱帶擾動）及梅雨鋒面，在整個運動及發展過程中，仍存在有相當程度的不確定性。

另一方面，從土砂災害事件發生前 6-12 小時，無論是在可偵測率、誤報率或是預兆得分上，綜合整體的預報表現成效最佳，適可提供防災應變前置預警整備的重要參考資訊；就防災應變的資料判讀、決策擬定與信心下達而言，此階段的檢查執行效益表現具有相當程度的參考價值。

圖 2-12 為分別就梅雨鋒面及颱風個別技術得分計算結果，TS 值分別為 0.68 及 0.64，BS 值分別為 1.39 及 1.43，FAR 值分別為 0.31 及 0.34，顯示梅雨鋒面個案的預兆得分比颱風來的高，偏差得分與錯

誤預報率又比颱風來的少，這可能跟天氣系統的尺度大小、穩定度、環境條件、可預報度及天氣系統本身強弱可能相關。研究結果也適可做為在不同天氣系統所伴隨的降雨強度及數量時，診斷評估的權重調整與修正的關鍵參考。

劇烈降雨檢查表內單一量場滿足項數佔總事件的百分比，可以用來掌握對天氣系統變化以及發展運動的評估重要指標，由圖 2-13 結果顯示，梅雨鋒面個案中，主要是以環境場的水氣場及風場滿足項數最高，此一結果與林等（2008）及林（2010）的研究成果非常相近；而颱風個案，除了與當時的海水溫度以及環境的垂直風切項之外，則以颱風本身強度大小以及移動速度的滿足項數最高，與李等（2018）的研究成果相當吻合。另一方面，就整體滿足項數的趨勢來看，颱風個案又較梅雨鋒面個案來的偏低，顯見不同類型的天氣系統之發展強度、運動趨勢以及隨後可能伴隨的降雨影響，與環境量場強弱以及駛流場配置關係密切，研究診斷結果，可以有效回饋防災應變紅黃警戒發佈調整的決策參考。

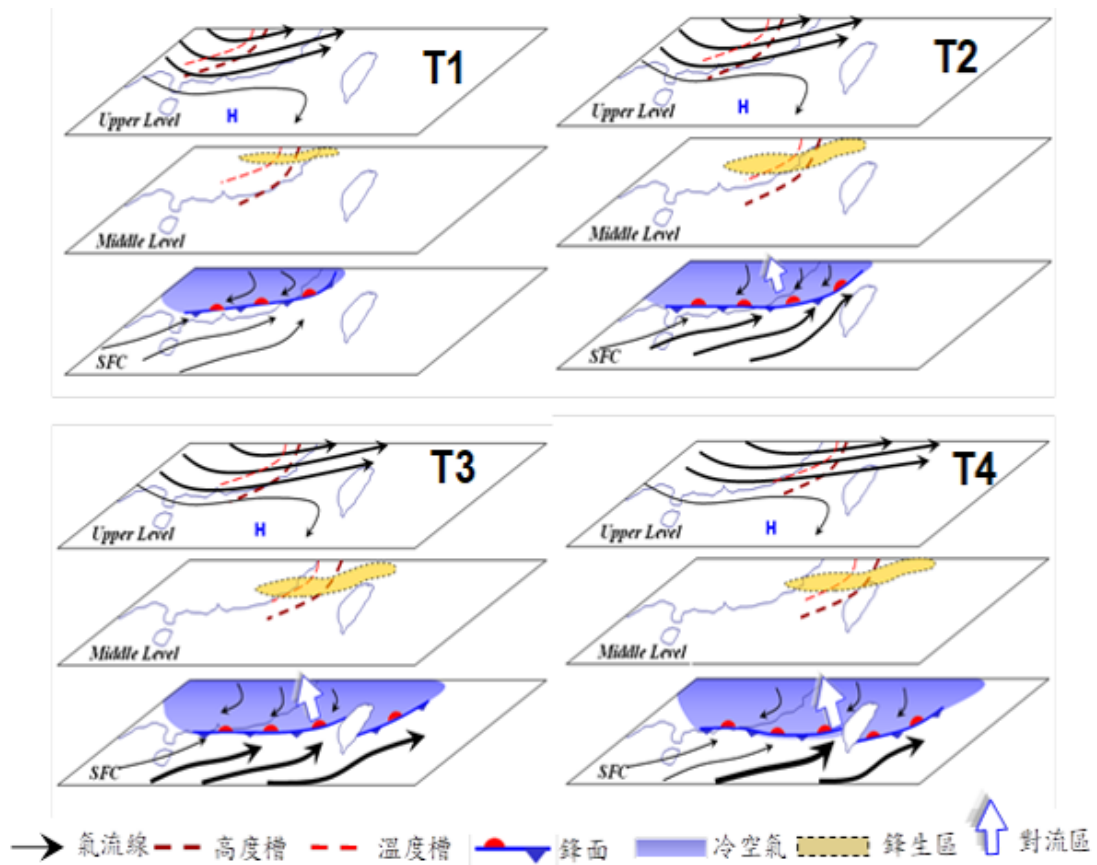


圖 2-8 劇烈降雨前，從氣流場、風場、溫度場、氣壓場及水氣場等時空差異分布，從底層、中層到高層也都有動力上以及熱力上的貢獻特徵（T1 至 T4 代表前後不同時間）

項次	層 別	檢 查 項 目	0時	前6 小時	前12 小時	前24 小時	參 考 文 獻
1	低層	鋒面系統在 20-28N ⁰ 與118-124E ⁰ 間	●	●	●	●	林，2010
2	低層	22-28N ⁰ 與114-127E ⁰ 間， 850hPa有無風切線					林等，2008
3	低層	850hpa Θ_e 主軸指向台灣， 且高於340K以上					Chen，2004
4	低層	850hpa 水氣通量大於 200gkg ⁻¹ s ⁻¹					張，2004
5	低層	850hpa 低層噴流 大於25kTs					陳，2007
6	中層	22-28N ⁰ 與114-127E ⁰ 間， 700hPa有短波槽					Chen, 2004
7	中層	700hPa相對濕度場 大於85%					Qian et. al., 2004
8	中層	500hPa渦度場有 大於 $5 \times 10^{-5} \text{s}^{-1}$ 正渦度					林，2007
9	高層	200hPa 高層噴流 大於45kTs					林，2010
10	高層	200hPa 輻散場 風場分流角度 > 45°					林，2010

圖 2-9 臺灣地區梅雨鋒面劇烈降雨檢查表

項次	層 別	檢 查 項 目	0時	前6 小時	前12 小時	前24 小時	備 考
1	低層	颱風移動速度 低於10kTs 海浬/時	●	●	●	●	周等，2010
2	低層	颱風近臺7級暴風半徑 大於200公里					呂等，2009
3	低層	850hPa 西南風 大於25kTs					趙，2013
4	低層	700hPa 西南風 大於30kTs					Chen et. al., 2017
5	低層	颱風路徑，中心以 距離台灣200公里範圍之內					蔡，2012
6	低層	SST大於28 ⁰ c					周等，2014
7	垂直層	垂直風切 小於5ms ⁻¹					李等，2018
8	低層	850hPa 水氣通量大於 200gkg ⁻¹ s ⁻¹					朱等，2010
9	中層	500hPa渦度場有 大於 $5 \times 10^{-5} \text{s}^{-1}$ 正渦度					周等，2010
10	低層	颱風本身的強度為 中度以上					李等，2004

圖 2-10 臺灣地區颱風劇烈降雨檢查表

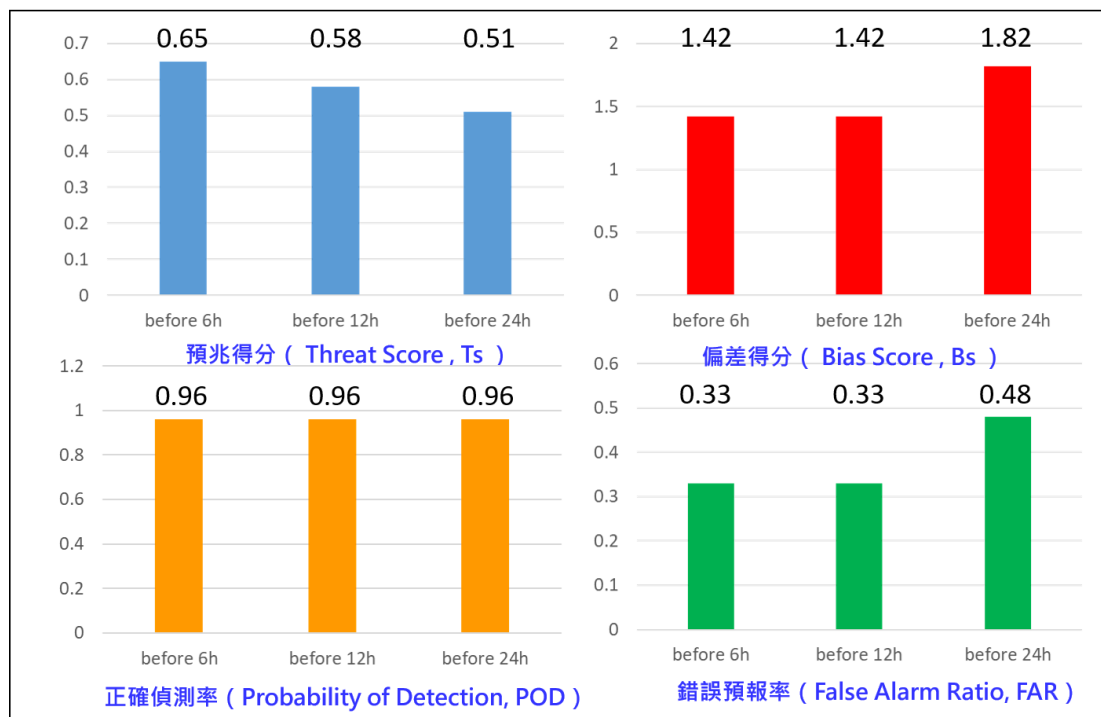
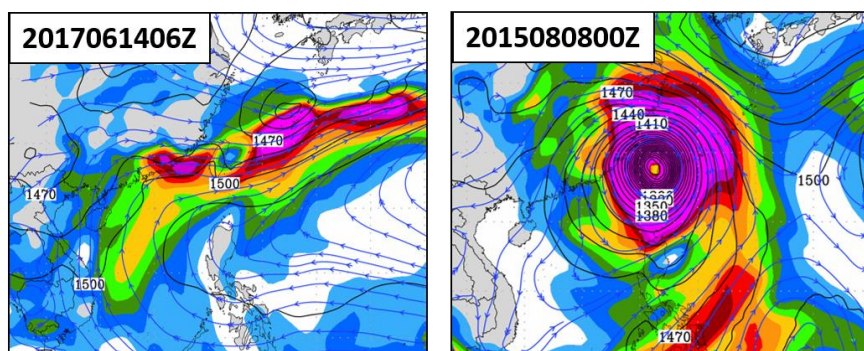


圖 2-11 整體技術得分計算結果（分別就土砂災害事件發生前 6 小時、前 12 小時及前 24 小時）



	梅雨鋒面	颱風	總和
預兆得分, Ts	0.68	0.64	0.65
偏差得分, Bs	1.39	1.43	1.42
正確偵測率, POD	0.96	0.96	0.96
錯誤預報率, FAR	0.31	0.34	0.33

圖 2-12 分別就梅雨鋒面及颱風個別技術得分計算結果

檢 查 項 目	滿足項數 佔總事件%	檢 查 項 目	滿足項數 佔總事件%
鋒面系統在 20-28N ⁰ 與118-124E ⁰ 間	83	颱風移動速度 低於10kTs 海浬/時	84
22-28N ⁰ 與114-127E ⁰ 間， 850hPa有無風切線	85	颱風近臺7級暴風半徑 大於200公里	78
850hpa Θ_e 主軸指向台灣， 且高於340K以上	95	850hPa 西南風 大於25kTs	73
850hpa 水氣通量大於 $200\text{gkg}^{-1}\text{s}^{-1}$	92	700hPa 西南風 大於30kTs	72
850hpa 低層噴流 大於25kTs	90	颱風路徑，中心以 距離台灣200公里範圍之內	79
22-28N ⁰ 與114-127E ⁰ 間， 700hPa有短波槽	86	SST大於28 ⁰ c	85
700hPa相對濕度場 大於85%	96	垂直風切 小於 5ms^{-1}	83
500hPa渦度場有 大於 $5 \times 10^{-5}\text{s}^{-1}$ 正渦度	77	850hPa 水氣通量大於 $200\text{gkg}^{-1}\text{s}^{-1}$	76
200hPa 高層噴流 大於45kTs	73	500hPa渦度場有 大於 $5 \times 10^{-5}\text{s}^{-1}$ 正渦度	77
200hPa 輻散場 風場分流角度 > 45°	78	颱風本身的強度為 中度以上	81

圖 2-13 劇烈降雨檢查表內單一量場滿足項數佔總事件的百分比；其中，藍（紅）色表示梅雨鋒面（颱風）個案

(二)進行機器學習建模，經由評估驗證，建置穩定可靠的崩塌潛勢預報模式：

土砂災害的種類很多，包括崩塌、土石流、坡面沖蝕等等，然而因本計畫搜集衛星判釋崩塌地資料最為完整，因此後續分析崩塌為主。引起崩塌發生的因素眾多且複雜，前人研究曾採用的崩塌影響因子多達 50 幾種，而崩塌影響因子分為潛在環境因子與動態誘發因子兩類。潛在環境因子又可區分為地形因子、地質因子以及區位因子。在過去文獻中，由於誘發崩塌發生的原因界定不易，大部分研究僅考慮潛在環境因子，以探討坡地本身之穩定度對於崩塌發生之相互關係 (Yao, 2008; Kavzoglu, 2014; Polykretis, 2015)。然而除了坡地本身之穩定度，外力也是造成崩塌的重要關鍵，是以近年來專家學者也嘗試將地震、降雨、融雪和火山爆發等動態誘發因子納入崩塌潛勢分析中 (Umar, 2014; Bai, 2014; Alkhasawneh, 2014; Su, 2015)，期望能提升模式之準確度。而台灣之崩塌事件多由降雨事件造成，是以本計畫採用降雨因子作為動態誘發因子進行分析。

歸納過去國內外專家學者之文獻，目前用於崩塌潛勢分析 (landslide susceptibility analysis) 之方法，大致可分為定性分析、物理機制分析、以及定量統計分析三大類。定性分析係指專家學者依據其經驗對崩塌地之成因進行判斷評估，並劃設崩塌潛勢區 (Varnes, 1984; Stevenson, 1977; Kienholz, 1978; Ives and Bovis, 1978)。其優點為權重給定容易，缺點是需要大量的人力、物力，且人為方式給定之權重或評分主觀性太強。物理機制分析係指根據引發邊坡崩塌之物理特性與力學機制為基礎，推導崩塌發生之臨界條件。其優點是分析的過程具有理論基礎，但在分析的過程中需要許多地工參數，由於參數資料取

得不易或有量測方面的困難，故常用使用經驗公式進行假設，使模式的實用性受到影響。定量統計分析乃藉由過去實際發生的崩塌歷史資料，篩選出肇致發生的可能因子，如地形、地質、區位及水文等崩塌影響因子，建置崩塌潛勢評估模式，計算出研究區域內各單元之崩塌潛勢值，其結果較為客觀且不需大量假設，可改善定性分析與物理機制分析之缺點。定量統計分析方法主要依賴回歸分析或是分類技術，其中最常見且被廣泛使用之技術為邏輯式回歸(Bai et al., 2011; Devkota et al., 2013)，以往主要應用在社會科學的研究中，其特點是可針對非連續性之問題進行分析，且可處理類別或是連續變數的資料型態(Chen, 2013; Lee, 2014)。

由於崩塌的發生非常複雜且高度非線性，而由過去的文獻中，類神經網路(Artificial Neural Network, ANN)證實在處理非線性問題上表現優異，是以近年來專家學者開始使用類神經理論應用在崩塌分析，如 Bi et al.(2014)利用倒傳遞類神經網路(Back-Propagation Network, BPN)建立中國湘西流域的崩塌潛勢圖，探討類神經應用在大尺度流域的表現。Polykretis et al. (2015)證實類神經網路應用於崩塌潛勢分析之可行性。此外，近年來新穎類神經網路多層感知機(Multilayer Perceptron, MLP)和支援向量機(Support Vector Machine, SVM)亦廣泛應用到許多領域，如災害預警等研究，結果均顯示支援向量機 SVM 在準確度、強健性和訓練模式之速度效率上，皆優於傳統上最常使用的倒傳遞類神經網路(Lin et al., 2009a; Lin et al., 2009b, Lin et al., 2010)。

本計畫採用定量統計方法多層感知器(MLP)和支援向量機(SVM)進行分析，探討由降雨所引起之崩塌，藉由地形、地質和區位因子及

累積雨量等分佈特性與崩塌之相互關係，建置高屏溪流域崩塌潛勢評估模式，進行崩塌潛勢地圖製作，以提供崩塌預警系統建置之參考，可作為相關單位政策施行之依據，達到減災之目的。

1. 研究區域與資料：

歷史崩塌資料為建置崩塌潛勢評估模式之基本資料，但台灣高山地區地形極為陡峭，在崩塌地現場調查上受地形影響而多有限制。因此，本計畫使用 93 年至 106 年衛星判釋全島崩塌地圖，該產品是由林務局委託成功大學，以當年度 1~7 月全島鑲嵌福衛二號衛星影像(93 年度使用 SPOT 衛星影像)，建立自動判釋崩塌地作業標準，繪製崩塌地判釋最小面積為 0.1 公頃，各年度統計的崩塌資料筆數如表

2-1，自動判釋的方法詳見 2010 年「運用衛星影像於全島崩塌地判釋與災害分析」、102 年「運用光學衛星影像於全島崩塌地判釋與災害分析」、103 年和 104 年「多尺度遙測空間資訊資料建置及擴充維運」、106 年「土砂災害空間資訊建置分析(1/3)」和 107 年「土砂災害空間資訊建置分析(2/3)」等計畫。本計畫以行政院農業委員會林務局之計畫書「國有林莫拉克風災土砂二次災害潛勢影響評估」的崩塌網格化判釋方法，將林務局由衛星影像判釋的崩塌範圍，此資料格式為多邊形向量(polygen)，轉為網格資料，以利後續模式建立。

擬以台灣地區近年來坡地災害頻繁的高屏溪流域作為示範區域，其地理位置如圖 2-14 所示。此地區位於台灣西南部，主要分布於高雄市和屏東縣，流域面積達 3,256.85 km²，為全臺灣第一大河，主流長度為 171 km，僅次於濁水溪的第二長河。高屏溪主要支流有荖濃溪、旗山溪、隘寮溪、美濃溪及濁口溪等，上游主流荖濃溪發源

於玉山山脈主峰。流域內東北部地形陡峭，西南部多為平原，高度落差將近 4,000 公尺，山坡地面積 2,634 km² 占全流域面積 81%，平均年降雨量 3,046 mm，但降雨時空分布不均，主要集中在 5 月~10 月，山區雨量較平地多，流域內總人口數約為 834,579 人(經濟部水利署第七河川局，2009)。依據水土保持局調查規劃報告，估計高屏溪集水區之年平均崩塌土砂量約為 18,000,000 m³，顯示高屏溪流域內的崩塌災害非常嚴重，歷年新增崩塌地如圖 2-15 所示。

2. 崩塌影響因子資料：

主要參考過去文獻中常使用之因子並經多變量統計分析，選用 12 個潛在環境因子。其選用因子為坡度、坡向、曲率、平面曲率、剖面曲率、坡長、與河川之距離、與道路之距離、與斷層之距離、高程、地形濕度指數及岩性，選用的資料來源如表 2-2 所示，除了岩性計算崩塌比以外的變數，均可使用內政部所提供之數值地形模型 (Digital Terrain Model, DTM) 再搭配地理資訊系統 (Geographic Information System, GIS) 計算求得，本計畫針對各因子的物理意義說明，計算的公式已有套裝軟體可執行，可參照 2017 年 ArcGIS 手冊第 2 版，本計畫不再贅述。由於高屏溪流域集水區面積大，40mx40m 網格數為 207 萬個，若使用 20mx20m 建模，資料量為 828 萬個，資料量過於龐大也增加建模困難，因此，本計畫使用 ArcGis 計算 40mx40m 網格的特性，即所有網格都算出 12 個崩塌影響因子，再做後續的採樣和建模。各因子詳細敘述如下所示：

(1) 地形因子

A. 高程(elevation)：高程不會直接影響崩塌發生與否，主要影響

生物和自然環境，本計畫區域高程分布大致呈東北往西南遞減，地勢最高達 3,941 公尺，如圖 2-16(a)。

B.坡度(slope)：坡度代表一個坡地平緩或陡峭的指標，坡度較陡代表邊坡具有較高的重力位能，因此發生崩塌的機率也愈高，故坡度之大小將有直接影響坡地安定的趨勢。本計畫區域坡度分布如圖 2-16(b)，坡度大致呈東北往西南遞減，坡度最陡為 81.97 度。

C.坡向(aspect)：坡向表示一個面所朝的方向，即為法向量(normal vector)之方向坡向本身對坡地穩定並無直接影響，但若考慮颱風(降雨)及地質等其他因子時，即會對坡地穩定產生影響。本計畫區域坡向分布如圖 2-16(c)所示。

D.曲率(curvature)：曲率是一種地形二次微分的概念，所代表的是坡度或坡向的改變率，在此計畫中考慮了三種曲率，分別為總曲率(curvature)、平面曲率(plan curvature)、剖面曲率(profile curvature)，如圖 2-16(d)至圖 2-16(f)。

E.坡長(slope length)：坡長之長短會影響到水流速度與土壤侵蝕量。

F.地形濕度指數(Topographic Wetness Index, TWI)：此指數表示地形對土壤濕度的控制，其基本概念為坡度陡則水迅速向下流動，因此入滲量會較低，土壤中的含水量亦可能較低；而於地勢低平處土壤中的含水量可能會較高。因而地形濕度指數被認為會影響到邊坡的穩定性，地形濕度指數之定義如下(Beven, 1986)：

$$TWI = \ln \left(\frac{A_s}{\tan \beta} \right) \quad (1)$$

式中 A_s 表示該網格上游集水區匯集面積(m^2)， β 為坡度，如圖

2-16(g)所示。

(2) 地質因子

地質是影響崩塌最主要的原因之一，不同的地質特性可反映出當地岩層的強弱程度，如土壤之凝聚力、岩石風化程度、褶皺等性質都對崩塌有一定程度的影響，然而許多參數都不易取得大範圍的研究資料。在本計畫中所考慮的地質因子為岩性 (lithology)，岩性可表現出不同的組成結構，以及岩層的年代。

本計畫所蒐集之地層資料是根據經濟部中央地質調查所提供之地質圖量化而得（如圖 2-10）。研究區域內地層共分為 15 類，地質年代大致由東北往西南遞減，橫跨古生代晚期 (late Paleozoic and Mesozoic) 至現代 (Present)，大南澳片岩 (Tananao Schist) 屬古生代晚期；畢祿山層 (Pilushan Formation)、十八重溪層 (Shihpachungchi Formation)、達見砂岩 (Tachien Sandstone) 屬始新世 (Eocene)；西村層、佳陽層 (Hsitsun Formation and Chiayang Formation)、四稜砂岩 (Szeleng Sandstone)、大桶山層 (Tatungshan Formation) 屬漸新世 (Oligocene)；廬山層、蘇樂層 (Lushan Formation and Sulo Formation)、瑞芳群及其相當地層 (Juifang Group and its equivalents)、三峽群及其相當地層 (Sanhsia Group and its equivalents) 屬中新世 (Miocene)；卓蘭層 (Cholan Formation)、錦水頁岩及其相當地層 (Chinshui Shale and its equivalents) 屬上新世 (Pliocene)；頭嵙山層及其相當地層 (Toukoshan Formation and its equivalents)、台地堆積 (Terrace Deposits) 屬更新世 (Pleistocene)；沖積層 (Alluvium) 屬現代。

高屏溪流域主要的地層為廬山層、蘇樂層、沖積層和三峽群及其

相關地層，分別佔研究區域的 30.38%、19.75%、19.28%，廬山層、蘇樂層主要由深灰色至黑色的硬頁岩、板岩、千枚岩夾深灰色硬砂岩互層組成；沖積層主要由黏土、粉砂、砂和礫組成；三峽群及其相關地層主要為砂岩、頁岩及砂頁岩互層組成。由於地層資料型態屬於類別變數，為了有效反應出不同地層對崩塌的影響，並統一崩塌潛在因子為連續變數，本計畫依據崩塌比，即地層內之崩塌面積與總面積之比值將資料轉換為連續變數，每個地層之崩塌比如表 2-3 所示，當崩塌比數值越高代表此地層在歷史紀錄裡相對其它地層較容易發生崩塌，反之，崩塌比數值越小代表過去歷史紀錄此地層崩塌所占的面積比例較少。

（3）區位因子

由於人為開發或是自然環境變動會改變地形與地貌的原始狀態，而這些變化會增加當地的脆弱度(vulnerability)，故本計畫中選用了 3 種區位因子來探討環境間接或直接對於崩塌造成的影響，包含與河川、道路以及斷層的距離。斷層選擇研究區域內兩條活動斷層，分別為旗山以及潮州斷層。

（4）水文因子

蒐集研究區域內 31 個中央氣象局雨量測站資料，其雨量站位置如圖 2-14。由於取得之衛星影像崩塌判釋結果之圖層是以年為單位，無法準確的判斷出每一崩塌地發生之時間點，因此本計畫假設崩塌皆是由當年度最大累積雨量所引起，分別計算各雨量測站每年最大 24 小時累積雨量，再以徐昇多邊形法(Thiessen's polygon method)分配各網格的雨量，由於雷達迴波產品(QPESUMS)於山區會有遮蔽效應，導致山區的降雨常常低估，因此本計畫使用觀測雨量站資料計算平均

降雨。

3. 因子篩選方法：

以常見的方差膨脹因子(Variance inflation factors, VIF)和容忍度(Tolerance, TOL)量化崩塌因子的共線性。VIF 是指解釋變數之間存在多重共線性時的方差與不存在多重共線性時的方差之比。TOL 為 VIF 的倒數，VIF 越大，顯示共線性越嚴重。當 $VIF > 4$ 或 $TOL < 0.1$ 則因子間具有嚴重的共線性問題(Hong et al., 2019; Jaafari et al., 2018)，應除去高共線性的因子避免因子共線性影響模式回歸結果。此外，具有高度預測能力的崩塌因子應優先選為模式有效輸入項，相對的較低的預測能力因子應該替除，為了量化因子的預測能力，引用資訊增益比(Information gain ratio ,IGR) (Dai and Xu, 2013)量化與崩塌是否發生高支配(High dominant)的因子，當 IGR 值越高代表影響崩塌越大，值越小代表影響小或沒影響。

(1) 支援向量機(SVM)

支援向量機(SVM)是一種監督式學習的方法，由 Vapnik 在 1990 年代早期發展出來解決統計分類的問題，更在 1995 年將應用範圍擴展到回歸分析的問題上。支援向量機(SVM)主要有兩個的優點：(1). 使用結構化風險最小誤差法(structural risk minimization)，有別於傳統類神經使用經驗風險最小化(empirical risk minimization)，支援向量機(SVM)不僅可以降低目標誤差函數，同時也考慮了網路結構複雜度，使模式能達到一定的準確度，又不至於使架構太大而增加運算時間；(2). 模式的結構和模式的權重被轉換成一個二次規劃問題(quadratic programming)，可以採用標準演算法快速求解，且能得到全域唯一最佳解，避免傳統方法求解時產生區域最佳解之缺失。

近年來支援向量機(SVM)逐漸在各研究領域拓展，以解決非線性回歸的問題(Cristianini and Shaw-Taylor, 2000)，如較新穎的技術稱為支援向量回歸(Support Vector Regression, SVR)，應用在許多領域上皆證實具有優秀的表現(Lin et al., 2009b; Lin et al., 2010)。支援向量回歸(SVR)基本原理為透過訓練資料產生回歸方程式，並在測試資料產生最小誤差之結果，架構圖如圖 2-17 所示。然而此方法尚未廣泛應用在崩塌潛勢之分析，故採用支援向量回歸(SVR)模式配合多年期崩塌資料、地文資料、以及雨量資料進行分析計算。在訓練過程中設定崩塌對應輸出之崩塌潛勢值為 1，未崩塌對應之輸出值為 0。詳細的支援向量回歸(SVR)原理敘述如下：

支援向量回歸(SVR)的目標為找出一個非線性函數，產生在容許誤差範圍內最近似目標輸出值 y 之網路輸出值 $\hat{y}$ 。考慮 N_d 筆訓練資料 $[(\mathbf{x}_1, y_1), (\mathbf{x}_2, y_2), \dots, (\mathbf{x}_{N_d}, y_{N_d})]$ ，首先，將輸入向量 $\mathbf{x}$ 經由非線性函數(nonlinear mapping function) $\phi(\mathbf{x})$ 轉換至高維度空間，因此經由輸入向量 $\mathbf{x}$ 產生輸出向量 $\hat{y}$ 的回歸方程式可表示如下：

$$\hat{y} = f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x}) + b \quad (1)$$

又基於結構風險最小化原理，推估回歸函數的權重 $\mathbf{w}$ 及偏權值 b ，目標函數如下式：

$$R = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + C \sum_{i=1}^{N_d} L_{\varepsilon}(\hat{y}_i) \quad (2)$$

式中的第一項和第二項分別代表複雜度和經驗誤差，模式複雜度越高其經驗誤差會越小。而此架構的複雜度和經驗誤差間之平衡，取決於懲罰係數 C ，懲罰係數 C 值越大代表經驗誤差對目標函數的影響越大，反之則越小。 L_{ε} 為誤差函數可表示為：

$$L_{\varepsilon}(\hat{y}) = |y - f(\mathbf{x})|_{\varepsilon} = \begin{cases} 0 & \text{for } |y - f(\mathbf{x})| < \varepsilon \\ |y - f(\mathbf{x})| - \varepsilon & \text{for } |y - f(\mathbf{x})| \geq \varepsilon \end{cases} \quad (3)$$

設定懲罰係數為 1，表示使用者視架構的複雜度和經驗誤差兩者同等重要；而容許誤差(tolerance) ε 設定為 0.01。Vapnik(1995)將 SVR 問題轉換成下列的最佳化問題：

$$\begin{aligned} &\text{Minimize} \\ &R(\mathbf{w}, b, \xi, \xi') = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + C \sum_{i=1}^{N_d} (\xi_i + \xi'_i) \\ &\text{subject to} \\ &y_i - \hat{y}_i = y_i - (\mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x}_i) + b) \leq \varepsilon + \xi_i \\ &\hat{y}_i - y_i = (\mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x}_i) + b) - y_i \leq \varepsilon + \xi'_i \\ &\xi_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, N_d \\ &\xi'_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, N_d \end{aligned} \quad (4)$$

式中 ξ 和 ξ' 稱為鬆弛變數(slack variables)，兩者分別代表資料點落在容忍誤差範圍外的誤差值，用以說明部分離群的訓練資料。將式(4)之最佳化問題，導入 Lagrange 乘數法(Lagrange multipliers)以 Lagrangian 求解，先轉換成一對偶問題(dual problem)，接著對主要變數 $(\mathbf{w}, b, \xi, \xi')$ 微分後，可整理改寫如下：

$$\begin{aligned} &\text{Maximize} \\ &\sum_{i=1}^{N_d} y_i (\alpha_i - \alpha'_i) - \varepsilon \sum_{i=1}^{N_d} (\alpha_i + \alpha'_i) \\ &\quad - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N_d} \sum_{j=1}^{N_d} (\alpha_i - \alpha'_i) (\alpha_j - \alpha'_j) \phi(\mathbf{x}_i)^T \phi(\mathbf{x}_j) \\ &\text{subject to} \\ &\sum_{i=1}^{N_d} (\alpha_i - \alpha'_i) = 0 \\ &0 \leq \alpha_i \leq C \\ &0 \leq \alpha'_i \leq C \\ &i = 1, 2, \dots, N_d \end{aligned} \quad (5)$$

上式為二次規劃問題，求解即可得 α_i 和 α'_i ，每組 α_i 和 α'_i 對應一筆訓練資料，非零的 $(\alpha_i - \alpha'_i)$ 表示該筆資料之估計誤差大於等於 ε ，用於

建立目標函數稱之為支援向量(support vector)，而為零的 $(\alpha_i - \alpha'_i)$ 則視為多餘可刪除；換言之，支援向量也就是指這些用來協助定義目標函數之資料。一般而言， ε 愈大支援向量就愈少，對解來說，每個支援向量相對重要性就愈高，因此只要使用訓練資料中一個小的子集合即可表示解，在運算上具有相當大的優勢。另外，此最佳化問題的解，由於目標函數為一個凸面(convex)方程式，因此可得唯一解且為全域最佳解。其中，最佳的 Lagrange 係數 α^* 可利用標準二次規劃演算法求得，回歸函數可以改寫成：

$$f(x) = \sum_{i=1}^{N_d} \alpha_i^* K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + b \quad (6)$$

式中 $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)$ 為核函數(kernel function)，使用核函數的好處是能處理任何維度的特徵空間，而不必實際進行計算。

Linear:

$$K(x_i, x_j) = x_i^T \cdot x_j \quad (7)$$

Polynomial:

$$K(x_i, x_j) = (\gamma \cdot x_i^T \cdot x_j + r)^d, \gamma > 0 \quad (8)$$

Radial basis function:

$$K(x_i, x_j) = (-\gamma ||x_i - x_j||), \gamma > 0 \quad (9)$$

Sigmoid:

$$K(x_i, x_j) = \tanh(\gamma \cdot x_i^T \cdot x_j + r) \quad (10)$$

其中 γ 是 gamma 項、 r 是偏差項 d 為次方項，這三種參數是必須根據不同主題率定的。

最後的回歸公式為

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^{N_{SV}} \alpha_k K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_k) + b \quad (11)$$

式中 $\mathbf{x}_k$ 為第 k 個支援向量； N_{SV} 為支援向量的個數。

過去在土地利用與規劃上，需要使用人工處理大量的地形、地質、水文和交通等多種地圖資料，隨著現今資訊技術的精進與地理資訊系統的發展，可利用電腦將各種不同空間與時間的圖資進行疊合，方便使用者進行相關規劃作業。由於崩塌潛勢分析為複雜的非線性問題，同時也需考慮大量的地文資料，因此本計畫利用地理資訊軟體 ArcGIS 進行歷史崩塌地圖套疊與資料處理，再將處理過的資料透過支援向量機(SVM)進行崩塌潛勢評估模式建置，此模式可計算研究區域內各網格之崩塌潛勢值，即可利用模式分析出崩塌潛勢值，繪製高精度與高效能之崩塌潛勢地圖。

(2) 多層感知機(MLP)

多層感知機(Multilayer Perceptron, MLP)是一種前向傳遞類神經網路，包含三層結構(輸入層、隱藏層和輸出層)，並且利用倒傳遞(Back Propagation)的技術達到學習 (Model Learning) 的監督式學習，由 Rumelhart 等人於 1986 年提出。MLP 由多個的節點層所組成，每一層都全連接到下一層。除了輸入節點外，每個節點都是一個帶有非線性激活函數的神經元（如圖 2-18 所示）。

MLP 的學習過程分為前饋式及倒傳遞，前饋式學習是指將輸入值由輸入層進入後，經過隱藏層的權重運算，再透過活化函數的轉換，最後在輸出層得到網路輸出值的過程。

$$h_k = f(W_{hx}x_n + b_h) \quad (12)$$

$$y_m = \text{softmax}(W_{yh}y_h + b_y) \quad (13)$$

其中， h_k 為隱藏層第 k 節點單元的輸出值， w_{ij} 為單元 i 連接到單元 j 的權重， x_i 為輸入層第 n 節點單元的輸出值， y_m 為輸出層第 m 節點單元的輸出值， b_i 表示單元 i 的偏差值 (bias)，下標 h 表示隱藏層單元，下標 x 表示輸入層單元，下標 y 表示輸出層單元， $f(\cdot)$ 為激活函數，可以是 sigmoid 函數或 tanh 函數，softmax 函數則為多類別回歸函數。而倒傳遞則是利用最後損失函數(Loss/Cost Function)來進行參數的更新，一般來說都是用誤差均方和 (Mean Square Error) 當作目標函數。如果誤差值越大，代表參數學習得不好，所以需要繼續學習，直到參數或是誤差值收斂。因此損失函數的優化 (Optimization) 是機器學習的重要研究目標，最典型的方法是採用隨機梯度下降法 (Stochastic Gradient Descent)。當線性關係資料的損失函數為凸函數，可以找到最佳解；然而問題在於非線性關係的資料：其損失函數為非凸函數，求解時容易陷入局部最佳解、而非全域最佳解，則為梯度消失 (Vanishing Gradient)，而梯度消失問題會隨著神經網路層數的增加而更加嚴重，意即，隨著梯度逐層不斷消散、導致神經網路對其神經元權重調整的功用越來越小，所以只能轉而處理淺層結構的網路，從而限制了性能。

(3) 評鑑指標

利用支援向量機(SVM)所建置之崩塌潛勢評估模式，可判斷出各網格之崩塌潛勢值，其潛勢值介於 0 到 1，崩塌潛勢值越大代表該地區為崩塌之高危險地區。利用系統性評估後，建議以崩塌潛勢值 0.5 作為門檻值，大於或等於 0.5 視為模式判斷其為崩塌網格；反之，小於 0.5 時模式判斷為穩定狀態(未崩塌網格)。將模式辨識之結果與實際觀測值比對，利用混淆矩陣(confusion matrix)判斷各模式之準確

率，混淆矩陣表如表 2-4 所示，利用其分類結果，可計算包含、真陽性率(True Positive Rate, TPR)、真陰性率(True Negative Rate, TNR)、偽陽性率(False Positive Rate, FPR)、偽陰性率(False Negative Rate, FNR)以及總準確率(Accuracy, ACC)。其分別定義如下：

TPR：表示歷史記錄之崩塌，模式判別正確的比率。

$$TPR = \frac{TP}{(TP + FN)} \quad (14)$$

TNR：表示歷史記錄之未崩塌，模式判別正確的比率。

$$TNR = \frac{TN}{(TN + FP)} \quad (15)$$

FPR：表示歷史記錄之未崩塌，模式判別成崩塌的錯誤比率。

$$FPR = \frac{FP}{(TN + FP)} \quad (16)$$

FNR：表示歷史記錄之崩塌，模式判別成未崩塌的錯誤比率。

$$FNR = \frac{FN}{(TP + FN)} \quad (17)$$

ACC：表示歷史紀錄之崩塌與未崩塌，模式判別正確的比率。

$$ACC = \frac{TP + TN}{(TP + TN + FP + FN)} \quad (18)$$

TPR 與 TNR 是兩項重要的指標，其值越高越好，在完美判斷的結果時 TPR 與 TNR 兩項指標皆為 1，然而在大部分情形下，TPR 與 TNR 為正負平衡關係。

使用接收者操作特徵曲線(Receiver Operating Characteristic curve, ROC curve)以評斷分類模式優劣。如圖 2-19 所示，ROC 曲線是以偽陽性率 FPR 為橫軸，真陽性率 TPR 為縱軸所構成。而在 ROC 曲線下之面積稱之為 AUC(Area Under the ROC Curve)，其優點是其值不受分類樣本數影響，可用來評鑑模式之識別力，其值範圍介於 0 至 1

之間，數值越大，代表分類效果越佳，當 AUC 值超過 0.5，代表模式具有識別能力。

4. 模式建置：

計畫目的為建置高屏河流域之崩塌潛勢評估模式，提供防災預警之參考。首先進行計畫區域資料之蒐集，而後利用 VIF 和 TOL 檢視因子共線性，挑選 $VIF < 10$ 且 $TOL > 0.1$ 之因子，並使用 IGR 檢視因子的預測能力，挑選 IGR 較高的因子做為模式的輸入項，接著應用支援向量機(SVM)和多層感知器(MLP)方法建模，建模中使用網格搜尋法搜尋各模式的最佳參數，候選的模式參數如表 2-5 所示。模式表現經過評鑑指標評估及驗證，最後利用所建置之崩塌潛勢評估模式，以此推求研究區域之崩塌潛勢地圖。

以網格為單位進行分析，其網格大小為 $40m \times 40m$ ，研究區域共有 2,073,849 個網格。網格與衛星影像於全島崩塌地判釋圖進行套疊，可得到逐年的崩塌地網格，然而本計畫建立的崩塌潛勢模式係預報特定條件的崩塌因子該網格為新增崩塌機率，因此定義新增崩塌地為前後年崩塌地之差集，即 100 年衛星判釋崩塌網格剔除 99 年衛星判釋崩塌網格，定義為 100 年新增崩塌地。雨量定義為最大 24 小時雨量，取保守算法，100 年衛星判釋崩塌圖判釋的年限為 99 年 8 月至 100 年 7 月，因此 24 小時最大降雨量要計算 99 年 8 月至 100 年 7 月間的最大 24 小時累積降雨，有鑑於此 98 年莫拉克颱風所造成的大量崩塌，會記錄於 99 年的衛星判釋圖中，因此表 2-6 所計算之新增崩塌網格數 99 年會遠大於其他年份，而 99 年計算 24 小時最大累積雨量的時間範圍為 98 年 8 月至 99 年 7 月，這區間才會包含 98 年 8 月 6 日至 98 年 8 月 10 日的莫拉克颱風降雨。

進行採樣時，由於崩塌與未崩塌之網格數量差異很大，為避免分析結果偏差，在進行分析時，崩塌資料與未崩塌資料選取之樣本數要相近。因此選取研究區全部的崩塌網格資料，而未崩塌的網格數量，為避免人為選取主觀印象產生誤差，未崩塌資料選取時，先剔除崩塌網格，再以亂數隨機選取與崩塌資料相同之網格數，單一網格不會被重複選取，一併納入模型中作分析，崩塌與未崩塌網格數比例為 1 比 1。在模式訓練與測試資料部分，由於類神經網路需要較多之訓練資料模式才會精準，因此採用 93 至 99 年資料作為訓練，而 100 年至 106 年為測試資料，訓練與測試資料之比例約為 2 比 1，由以上訓練和測試資料和分析之輸入因子建模，再以混淆矩陣等評鑑指標評估模式表現，最後繪製崩塌潛勢圖做為防災單位決策依據。

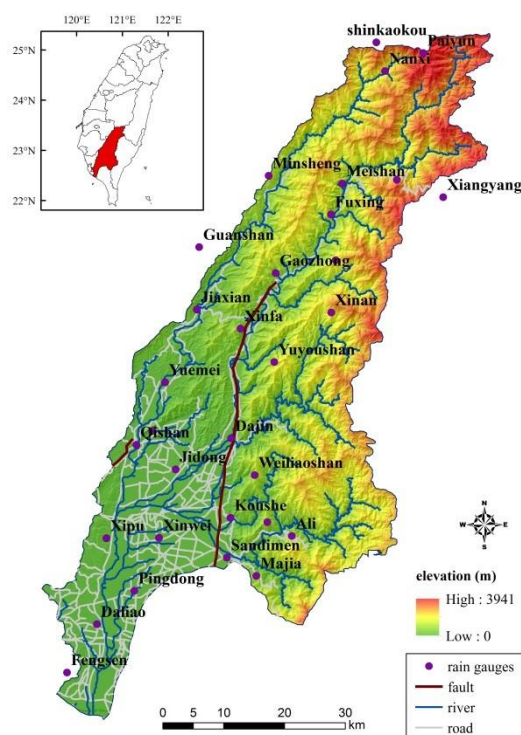


圖 2-14 計畫研究區域

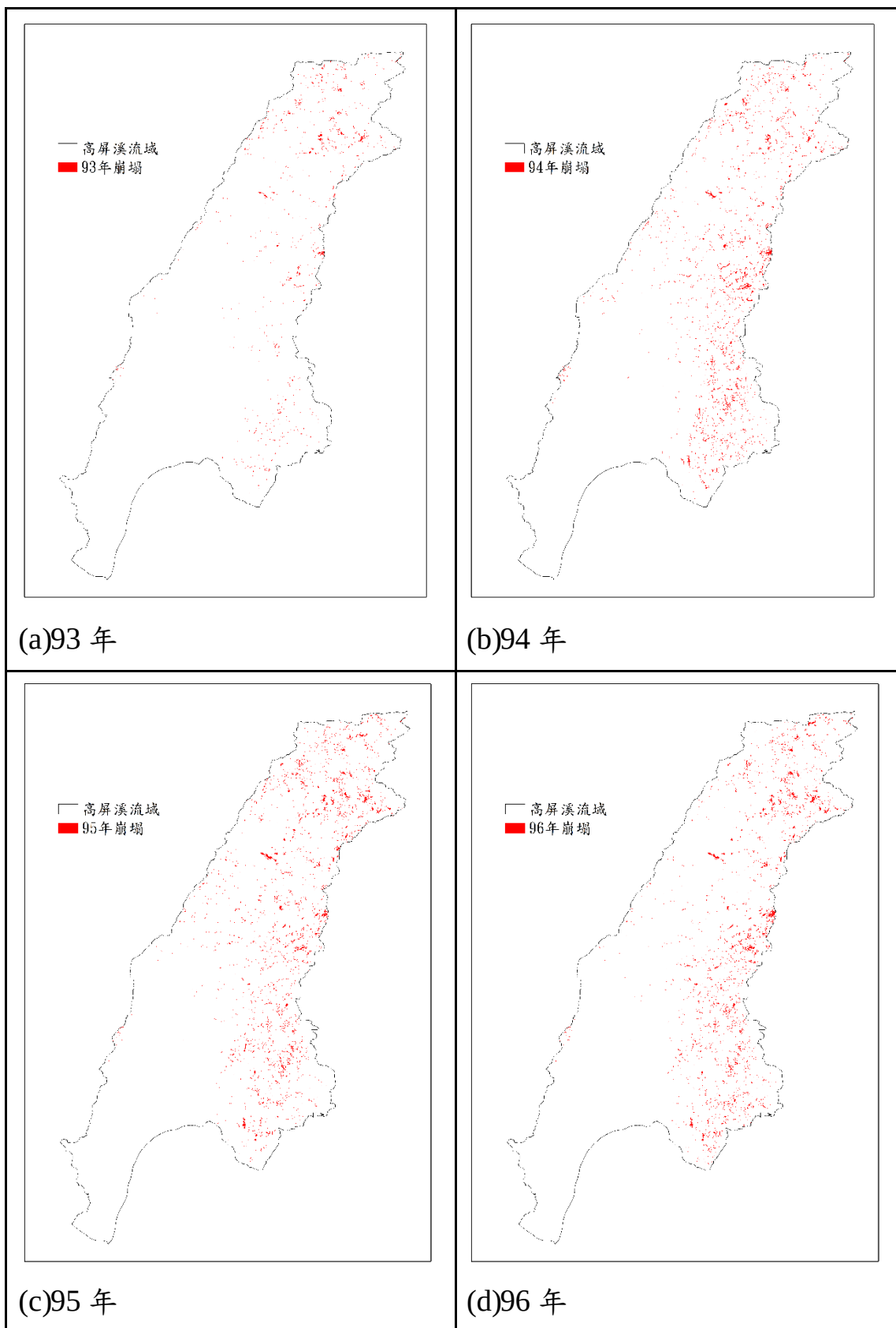


圖 2-15 研究區域 93~106 年崩塌分布圖

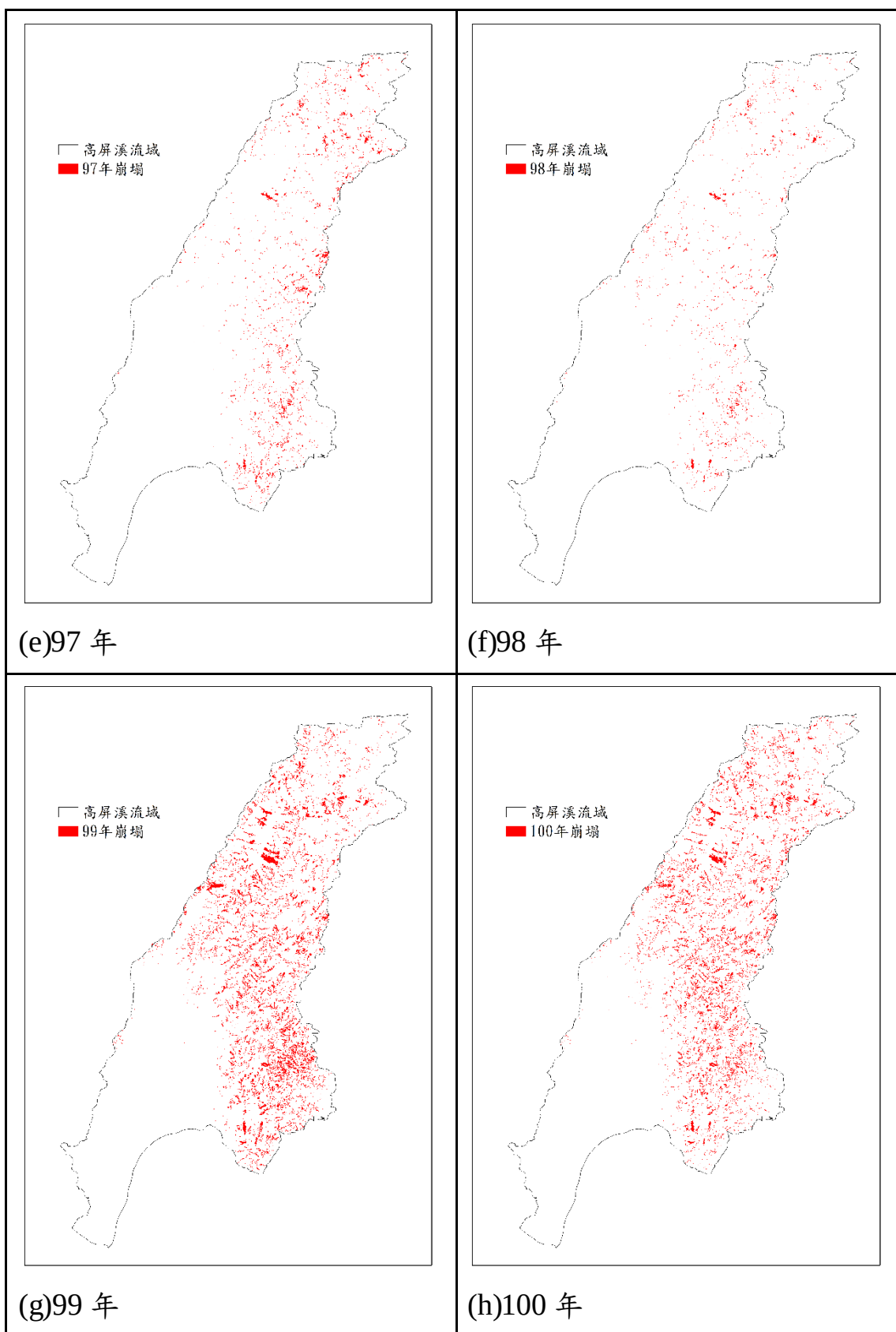


圖 2-15 研究區域 93~106 年崩塌分布圖(續)

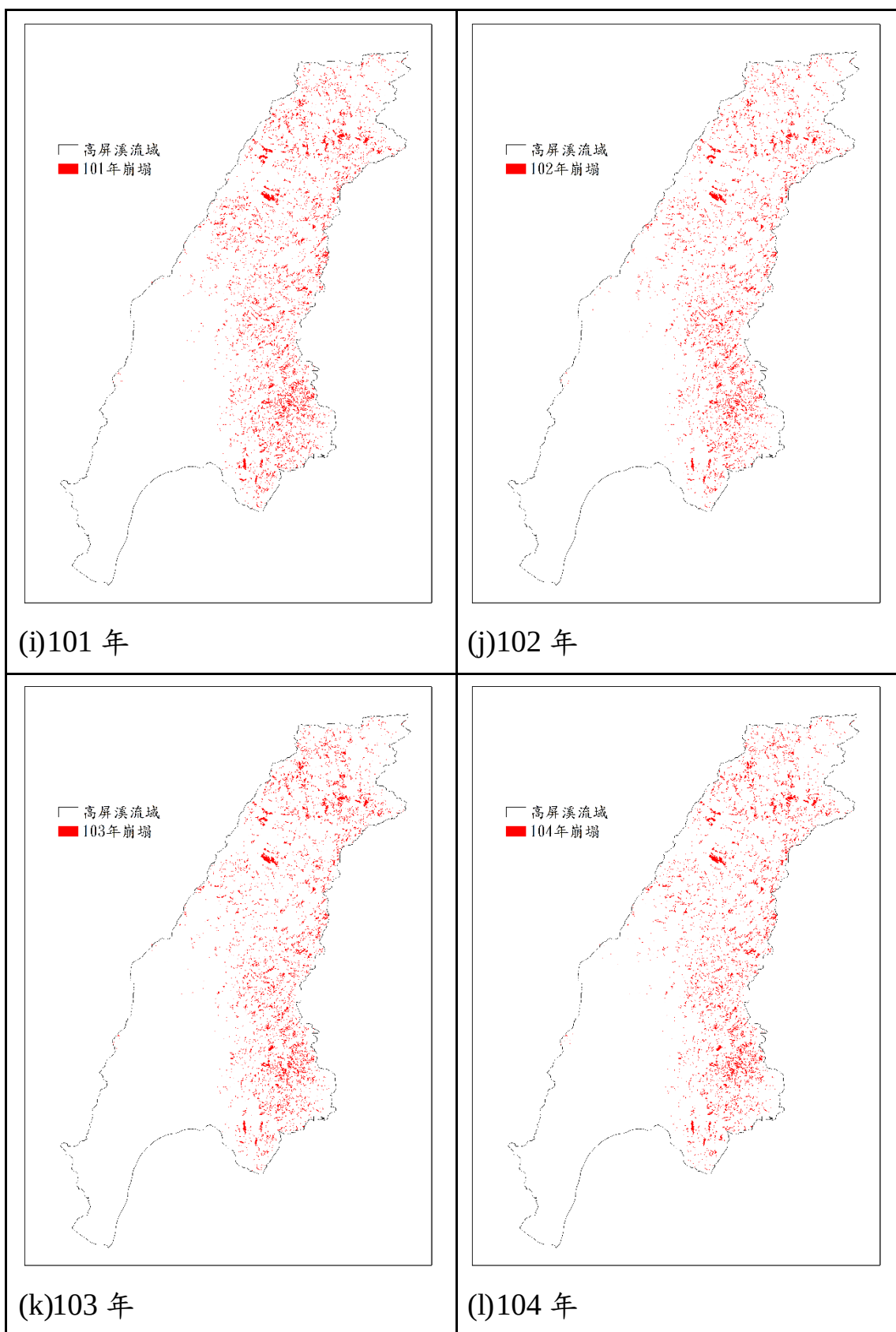


圖 2-15 研究區域 93~106 年崩塌分布圖(續)

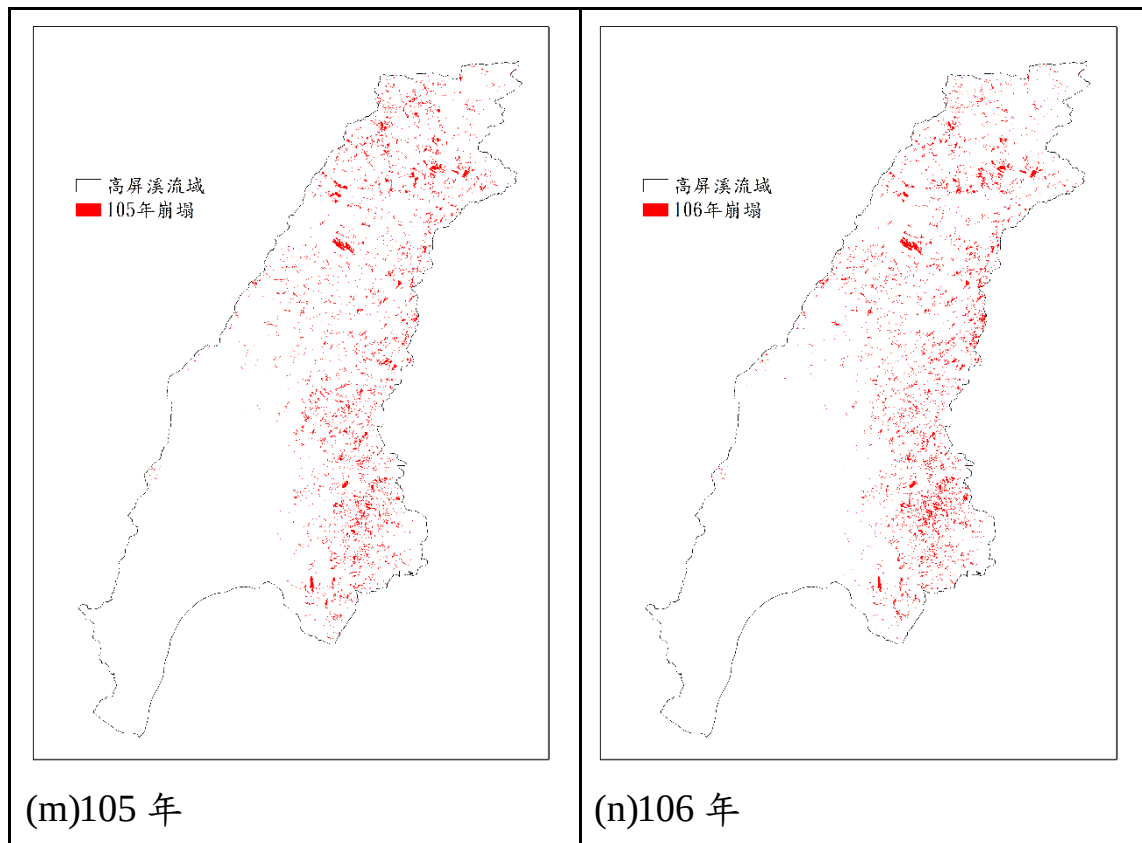
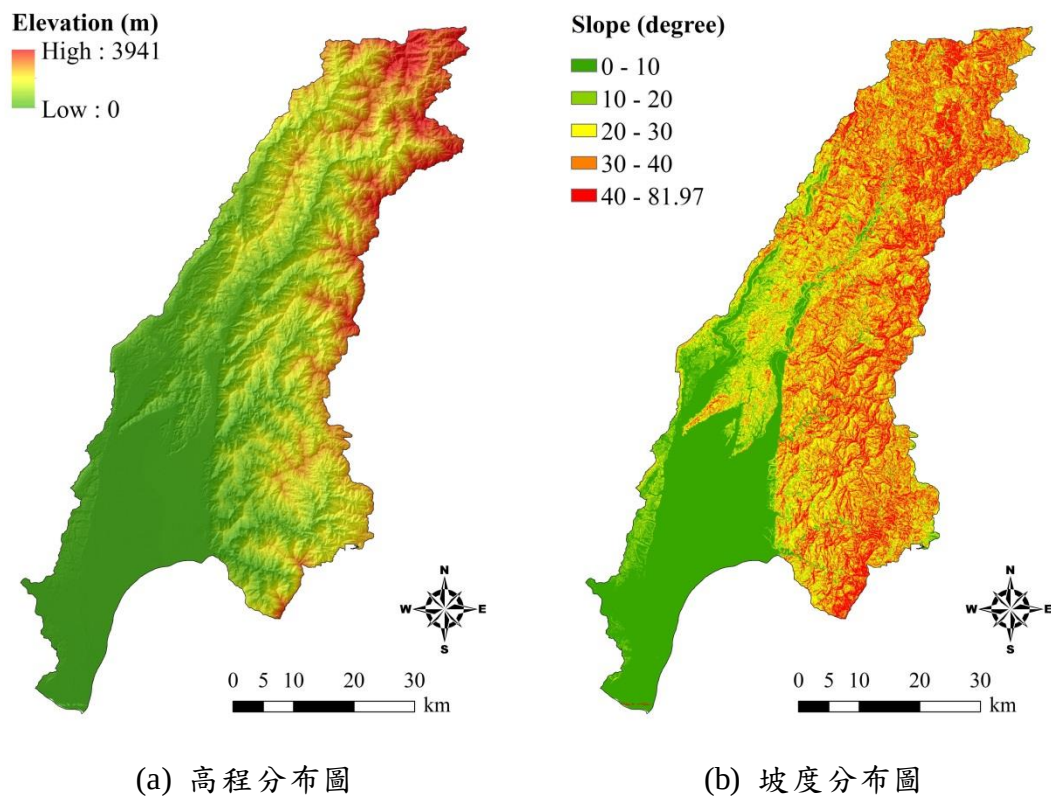
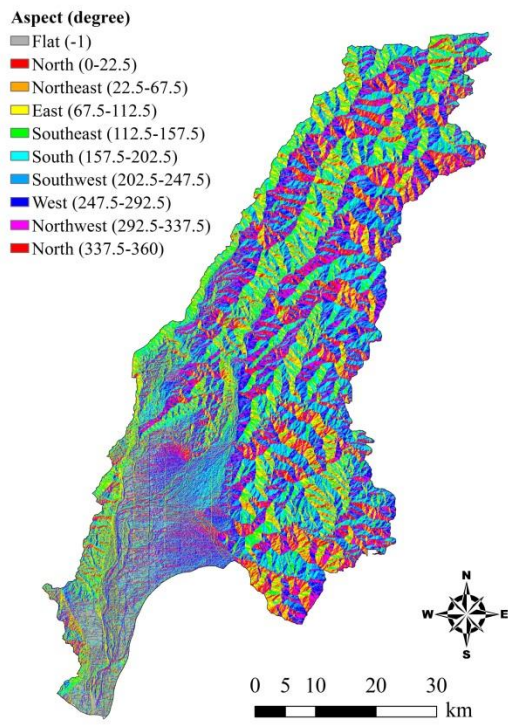
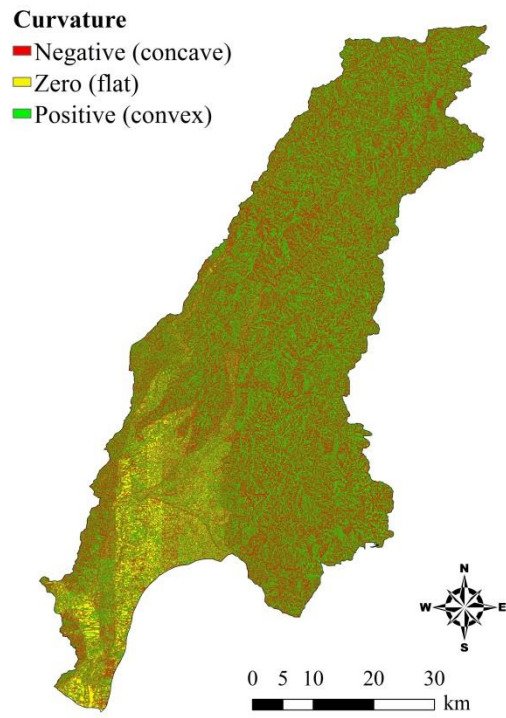


圖 2-15 研究區域 93~106 年崩塌分布圖(續)



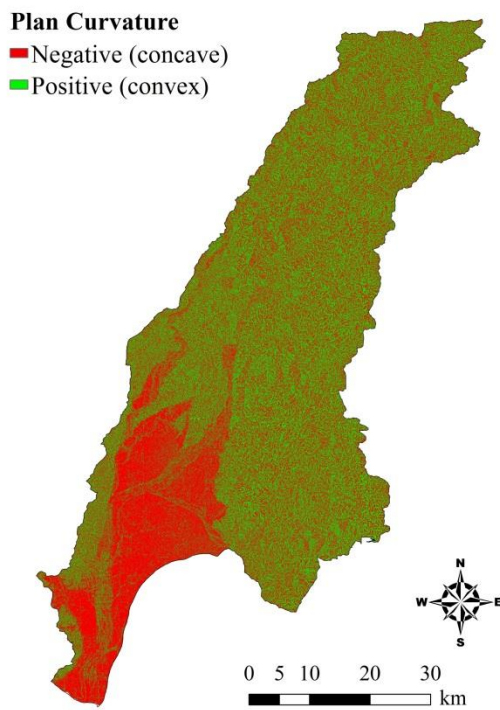


(c) 坡向分布圖

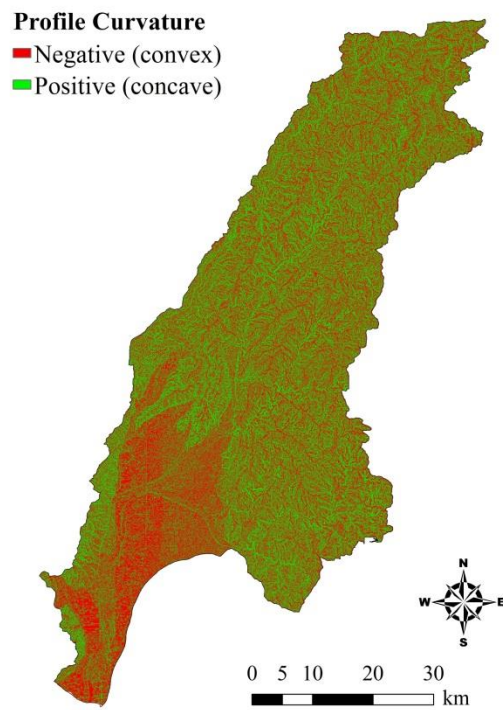


(d) 總曲率分布圖

圖 2-16 研究區域空間資訊圖



(e) 平面曲率分布圖



(f) 剖面曲率分布圖

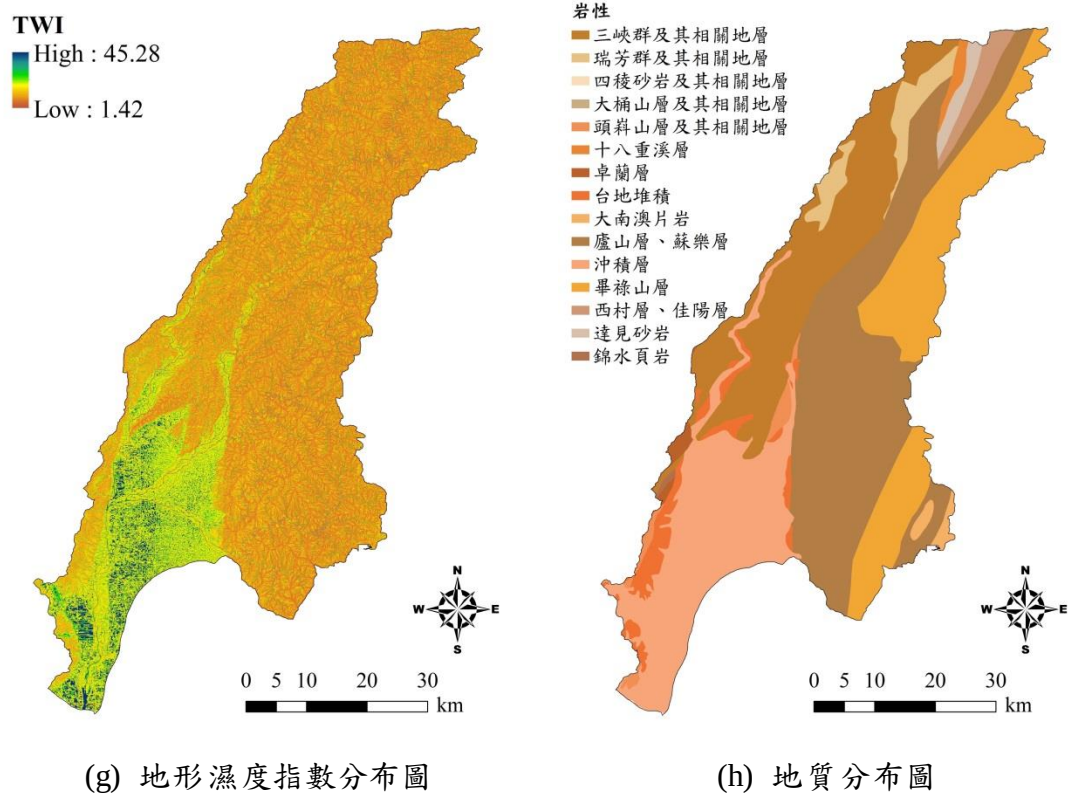


圖 2-16 研究區域空間資訊圖(續)

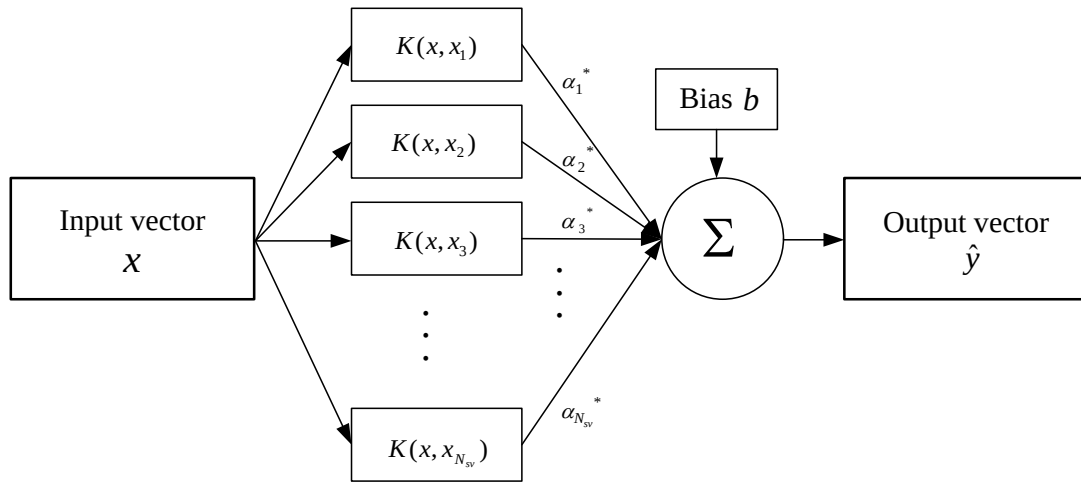


圖 2-17 支援向量機架構圖

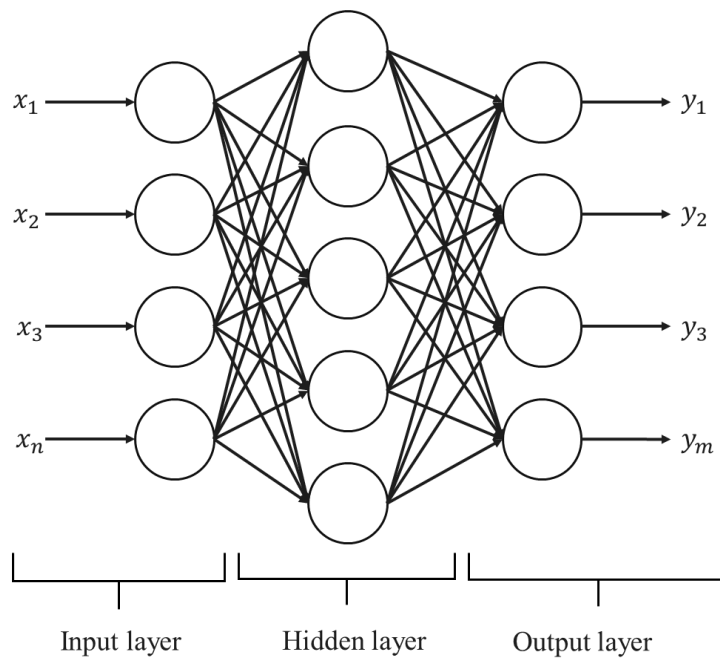


圖 2-18 MLP 架構圖

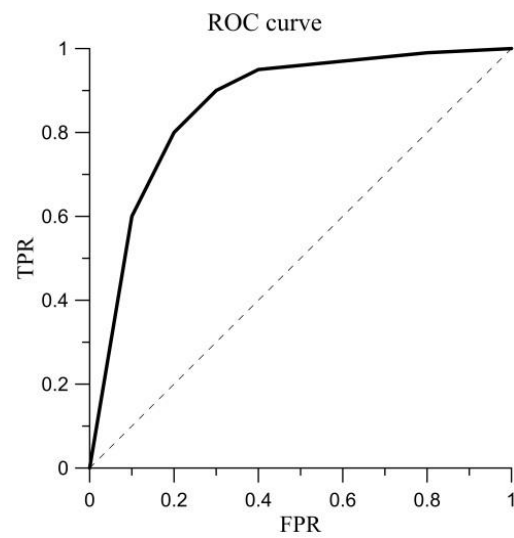


圖 2-19 接收者操作特徵曲線示意圖

表 2-1 各年度崩塌資料筆數

民國	衛星判釋高屏溪流域 崩塌地網格數
93	55263
94	150665
95	52862
96	41331
97	53221
98	21904
99	492854
100	120935
101	75425
102	46891
103	72954
104	46568
105	23748
106	76868

表 2-2 資料來源與格式

資料	圖層全名	資料格式	資料來源	更新日期
數值地形模型	全臺灣及部分離島 20 公尺網格數值地形模型 DTM 資料	網格	內政部地政司	2020
水系	河川(支流、河道)	線	水利署河川海岸組	2000
斷層	臺灣活動斷層分布圖(五十萬分之一紙圖版更新數值檔)	線	經濟部中央地質調查所	2013
道路	國道及省道(含快速公路以上等級)道路中線	線	內政部國土測繪中心	2017
地質	二十五萬分之一臺灣區域地質圖數值檔-臺灣	向量	經濟部中央地質調查所	2013

表 2-3 各岩性崩塌百分比

序號	岩性	崩塌百分比(%)
1	畢祿山層	1.465
2	西村層、佳陽層	2.144
3	廬山層、蘇樂層	1.062
4	瑞芳群及其相關地層	1.782
5	達見砂岩	2.218
6	三峽群及其相關地層	1.022
7	大南澳片岩	0.090
8	十八重溪層	1.627
9	卓蘭層	0.205
10	頭嵙山層及其相關地層	0.028
11	錦水頁岩	0.019
12	沖積層	0.012
13	台地堆積	0.001
14	大桶山層及其相關地層	0.000
15	四稜砂岩及其相關地層	0.000

表 2-4 混淆矩陣表 (Kohavi and Provost, 1998)

實際值 \ 模擬值	崩塌	未崩塌
	真陽性	偽陰性
崩塌		
未崩塌	偽陽性	真陰性

表 2-5 模式最佳參數搜尋範圍

模式	參數				
SVM	核函數	Gamma	Cost	Epsilon	Degree
	RBF, LN, PL, SIG	(2^{-8} , 2^8 , 2)	(2^{-8} , 2^8 , 2)	(2^{-8} , 2^{-3} , 2)	(2, 3, 1)
MLP	隱藏層	激活函數	優化器	批次數	初始學習速率
	32, 64, 128, 256, 384, 512, 640	Tanh, Relu	Adam, Sgd, Lbfgs	32, 64, 128	0.001, 0.0001

註: (n, m, d) 表示等差級數數列，由 n 搜尋至 m 間隔為 d 。

表 2-6 逐年新增崩塌網格和採樣網格數

民國	該年新增崩塌網格數	採樣網格數		
		採樣總網格數	崩塌網格數	未崩塌網格數
93	55263	13816	6908	6908
94	150665	37666	18833	18833
95	52862	13216	6608	6608
96	41331	10333	5167	5167
97	53221	13305	6653	6653
98	21904	21904	10952	10952
99	492854	123214	61607	61607
100	120935	30234	15117	15117
101	75425	18856	9428	9428
102	46891	11723	5862	5862
103	72954	18239	9120	9120
104	46568	11642	5821	5821
105	23748	5937	2969	2969
106	76868	19217	9609	9609

5. 結果與討論

本計畫採用 12 個潛在環境因子分別搭配 24 小時累積雨量，以支援向量機(SVM)和多層感知器 MLP 建置兩個崩塌潛勢評估模式。研究中以利用嚴謹之評鑑指標以評估模式表現，並由模式產製崩塌潛勢圖與實際崩塌範圍進行詳細分析。

5.1 因子篩選和參數最佳化

在因子篩選的過程中，使用 IGR 檢定因子的預測能力，接著使用 TOL 和 VIF 檢定分析崩塌因子間的共線性，結果如表 2-7 所示。表中 IGR 最大的為三個區位因子與斷層、道路和河川之距離，其次為誘發因子累積最大 24 小時雨量，接著是地形因子(坡向、高程等)

和地質因子(岩性)，而第一次檢定共線性，TOL 小於 0.1 且 VIF 大於 10 的有與斷層之距離、高程、坡度、坡長、岩性、剖面曲率、平面曲率和曲率，考量 IGR 預報能力和共線性，剔除 IGR 最小的平面曲率和曲率，以及 VIF 較大的高程和坡長，經第二次檢定後，剩餘的九個因子 TOL 和 VIF 皆滿足 TOL 大於 0.1 和 VIF 小於 10 之條件，此外經由網格搜尋法運跑所有組數得出的最佳參數如表 2-8 所示，SVM 最佳的核函數為 RBF，MLP 使用 640 個神經元並使用 Adam 和小批次訓練結果較佳。因此使用通過檢定的九個因子和最佳之參數組合探討後續模式的準確度。

表 2-7 資訊增益比和共線性分析成果

序號	崩塌因子	IGR	第一次檢定		第二次檢定	
			TOL	VIF	TOL	VIF
1	與斷層之距離	0.604	0.09	11.6	0.13	7.6
2	與道路之距離	0.587	0.18	5.5	0.21	4.7
3	與河川之距離	0.193	0.22	4.6	0.37	2.7
4	累積最大 24 小時雨量	0.156	0.13	7.6	0.10	9.9
5	坡向	0.151	0.20	4.9	0.25	4.1
6	高程	0.112	0.05	21.7	-	-
7	坡度	0.097	0.04	23.2	0.11	9.3
8	坡長	0.094	0.02	53.9	-	-
9	岩性	0.085	0.08	13.0	0.15	6.5
10	剖面曲率	0.045	0.04	25.0	0.94	1.1
11	地形濕度指數	0.039	0.17	6.0	0.33	3.1
12	平面曲率	0.039	0.05	20.2	-	-
13	曲率	0.027	0.02	65.7	-	-

表 2-8 模式最佳參數搜尋範圍

模式		參數			
SVM	核函數	Gamma	Cost	Epsilon	Degree
	RBF	2^8	2^{-1}	2^{-2}	-
MLP	隱藏層	激活函數	優化契	批次數	初始學習速率
	640	Relu	Adam	32	0.001

註: (n, m, d) 表示等差級數數列，由 n 搜尋至 m 間隔為 d 。

5.2 模式訓練與驗證

本計畫利用評鑑指標以評估模式之表現，結果如表 2-9 和表 2-10 所示。由表 2-9 混淆矩陣結果可知 MLP 在訓練階段，其模式判斷崩塌之準確率(TPR)可高達 85.7%，以及總準確率(ACC)為 79.4%，表示模式在崩塌判斷上具有良好的判斷能力。MLP 在測試階段也能維持良好的表現，實際崩塌資料共 24,897 筆，模式成功模擬出 18,602 筆，結果顯示準確率高達 74.7%，表示模式在辨別崩塌上具有高度的判釋能力，模式總準確率也高達 73.5%。此外，MLP 在測試階段 ROC 曲線下面積 AUC 值為 0.815，顯示模式具有良好之識別能力($AUC > 0.5$)。

如表 2-10 所示，SVM 訓練與測試結果之混淆矩陣表，其中 SVM 在訓練階段總準確率(ACC)為 79.9%，而判斷崩塌的表現高達 87.4%(TPR)，分析結果顯示模式在訓練階段表現優異。SVM 在測試階段判釋崩塌之準確率(TPR)為 69.9%，實際崩塌總數量為 24,897 筆，模式判斷出 17,413 筆。而總準確率(ACC)也維持 72.6%。此外，ROC 曲線下面積 AUC 值於訓練階段為 0.873，測試階段為 0.794，由此分析結果顯示本模式具有良好之識別能力($AUC > 0.5$)。

上述利用採樣比較各模式訓練與測試表現外，本計畫亦將模式應用到完整研究區域，將分析結果與實際觀測值相比較，如圖 2-20 展示 99 年訓練結果應用、圖 2-21 和圖 2-22 展示 103 和 106 年訓練結果應用所示，以利瞭解模式應用在完整研究區域表現之優劣。本計畫將崩塌潛勢值結果分為 6 類：崩塌潛勢值在 0.5 以下視為模式判斷為未崩塌地區(穩定)屬於非常低潛勢值，崩塌潛勢值 0.5 以上代表模式判斷為崩塌區域(不穩定)，再將崩塌潛勢值 0.5 以上細分為 4 個等級，0.5~0.7 為低潛勢，0.7~0.8 為中潛勢，0.8~0.9 為高潛勢，0.9~1 為非常高潛勢，可容易觀察模式所分析出各網格之崩塌潛勢大小，崩塌潛勢值越大代表發生崩塌的可能性越大，屬於崩塌高危險地區。由圖 2-20 (a)可發現 2011 年新增之崩塌地多分布在東半部山區，而本計畫所模擬之結果圖 2-20 (b)及圖 2-20 (c)顯示模式在研究區域西半部平原地區，能有效反映出研究區域內未崩塌地區，而模式分析出崩塌潛勢值高的地區主要分布在東半部山區，與實際觀測值之崩塌分布趨勢相同，圖 2-21 和圖 2-22 也具有相同趨勢，此外 MLP 和 SVM 兩模式判勢崩塌的範圍與實際觀測值相似，但模式對崩塌潛勢值的推估略有不同，如 MLP 對推估高潛勢區的範圍較大(0.9~1)，而 SVM 對於中高潛勢(0.7~0.9)的推估範圍較廣，此現象也反映在 TPR 的值中，MLP 的測試資料 TPR 為 74.7%，而 SVM 的 TPR 僅 69.9%。

依據混淆矩陣結果顯示，MLP 和 SVM 在判釋崩塌上之準確率皆約為 70%，而總準確率也能達到 72%以上。此外，MLP 和 SVM 之 ROC 曲線下面積 AUC 值在測試分別為 0.815 以及 0.794，表示模式具有良好識別能力($AUC > 0.5$)。本計畫亦將兩模式應用到完整流域中，繪製崩塌潛勢地圖，結果顯示模式能有效區分出低潛勢與高潛勢

地區。整體而言，潛勢圖展示中 MLP 或 SVM 沒有明顯的差異，而由 TPR 和 AUC 均顯示 MLP 表現比 SVM 佳，建議未來可使用 24 小時累積雨量(一日暴雨)配合 MLP 模式進行崩塌潛勢評估。由上述分析結果可知，無論由評鑑指標或崩塌潛勢圖模擬，均顯示本計畫所建置之模式具有良好之模擬能力，是以可利用此崩塌潛勢評估模式，分析不同雨量情況下之崩塌潛勢圖，以判斷崩塌可能發生之區域，以利民眾進行防災準備。

表 2-9 MLP 模式訓練(測試)結果之混淆矩陣

模擬值 實際值	崩塌	未崩塌	準確率 (%)
	崩塌	未崩塌	準確率 (%)
崩塌	132195 (18602)	41541 (6900)	85.7 (74.7)
未崩塌	22140 (6295)	112794 (17997)	73.1 (72.3)
ACC = 79.4% (73.5%); AUC = 0.873 (0.815)			

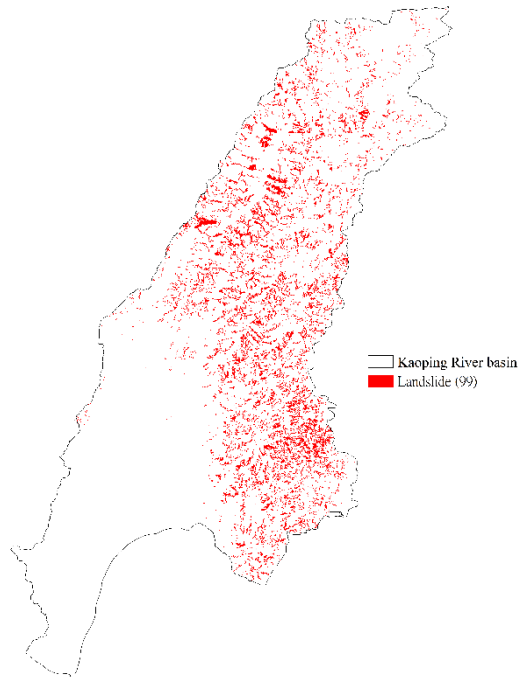
註：總準確率(ACC)、ROC 曲線下的面積(AUC)

表 2-10 SVM 模式訓練(測試)結果之混淆矩陣

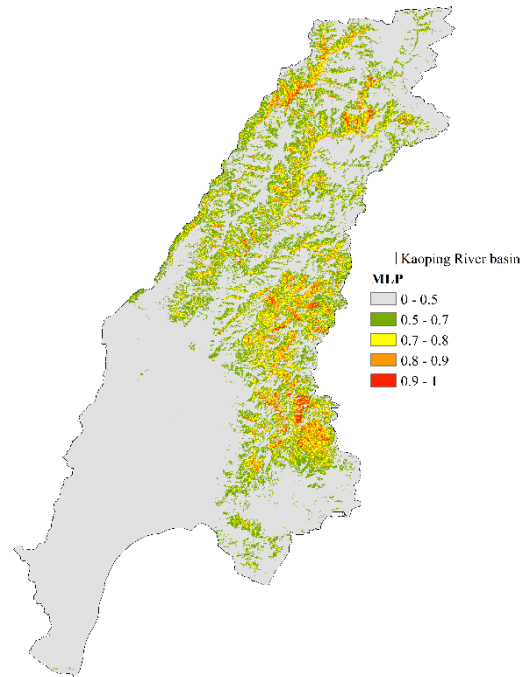
模擬值 實際值	崩塌	未崩塌	準確率 (%)
	崩塌	未崩塌	準確率 (%)
崩塌	134898 (17413)	42648 (6168)	87.4 (69.9)
未崩塌	19437 (7484)	111687 (18729)	72.4 (75.2)
ACC = 79.9% (72.6%); AUC = 0.873 (0.794)			

註：總準確率(ACC)、ROC 曲線下的面積(AUC)

(a)



(b)



(c)

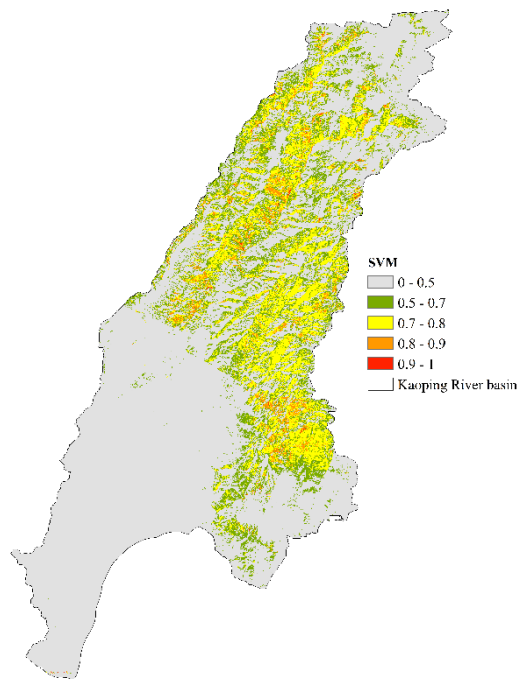
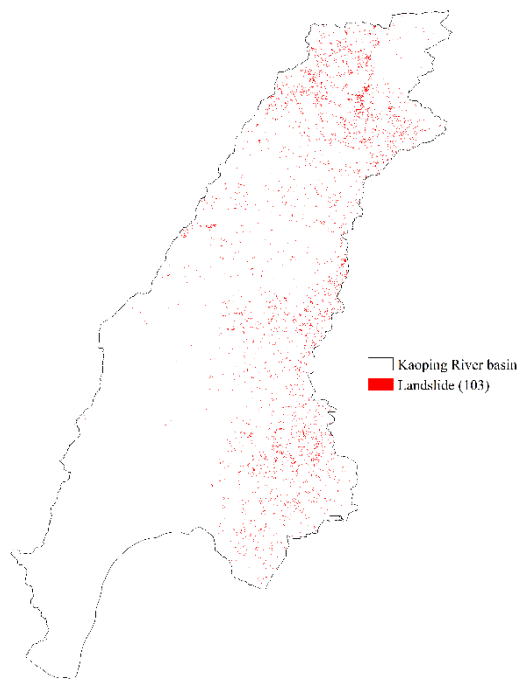


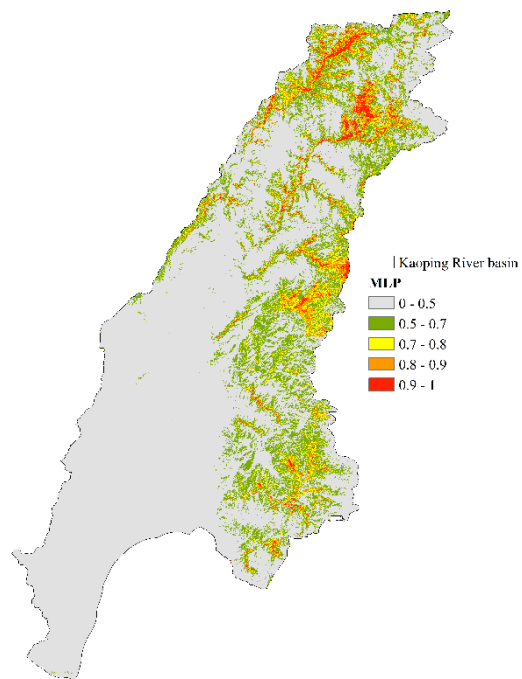
圖 2-20 99 年訓練資料展圖(a)新增崩塌地、(b) MLP 模式產製的崩塌潛勢

圖、(c) SVM 模式產製的崩塌潛勢圖

(a)



(b)



(c)

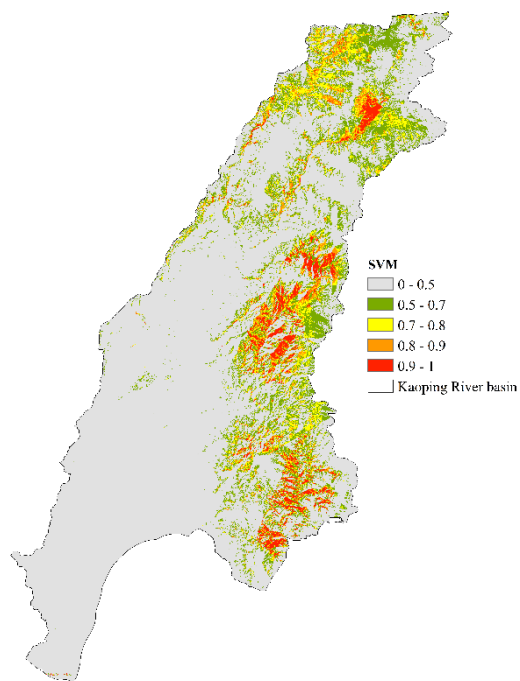


圖 2-21 103 年測試資料展圖(a)新增崩塌地、(b)MLP 模式產製的崩塌潛勢圖、(c)SVM 模式產製的崩塌潛勢圖

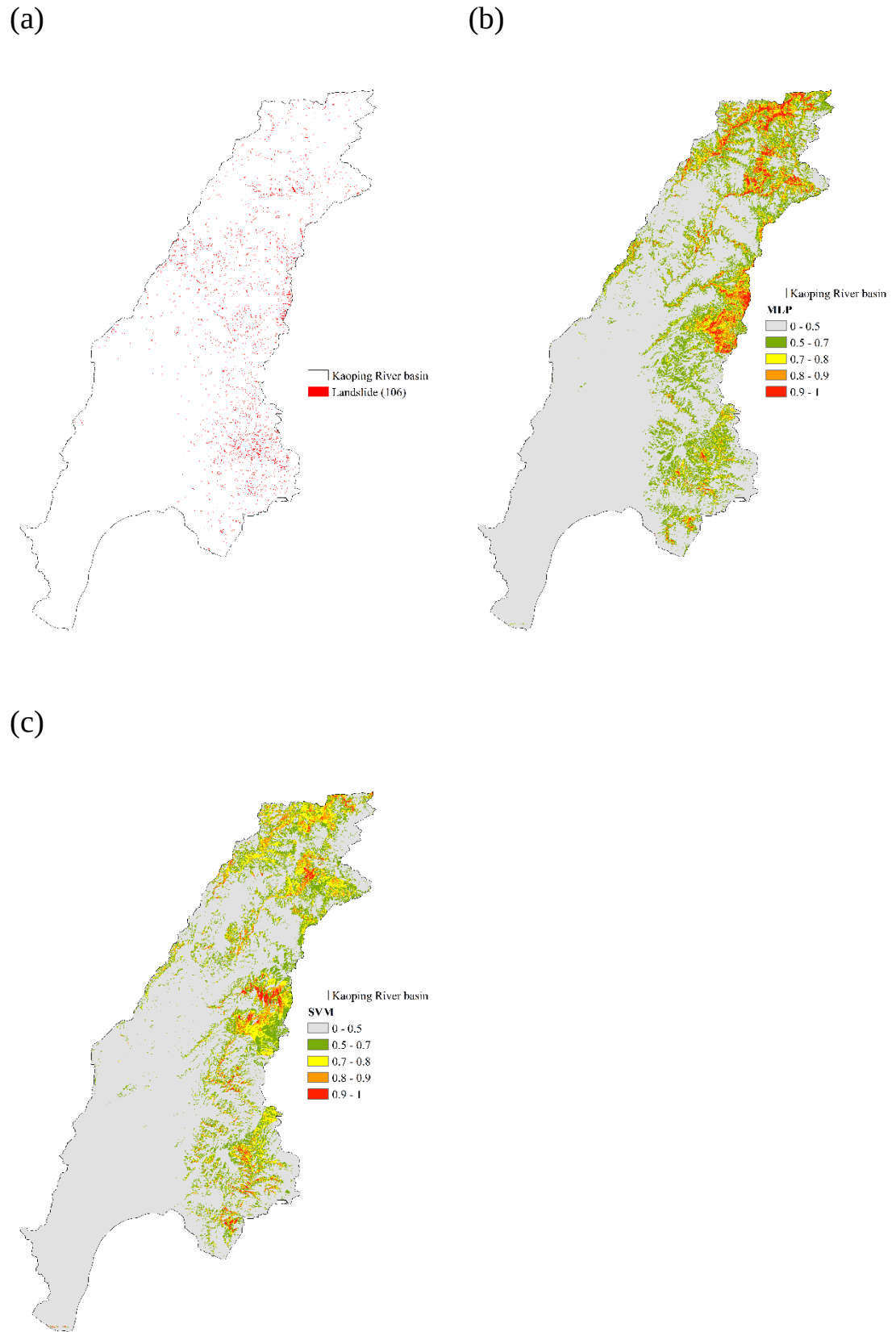


圖 2-22 106 年測試資料展圖(a)新增崩塌地、(b) MLP 模式產製的崩塌潛勢圖、(c) SVM 模式產製的崩塌潛勢圖

第二節 工作執行步驟

- (1)彙整統計過去 15 年(2006-2020 年)臺灣崩塌案例的時間、地點、肇因及災情等基礎背景資料。
- (2)對應(1)所篩選的個案，找出各個案降雨的雨型、特徵以及強度，並擇坡地災害個案重點災區進行環境條件特性探勘觀測，瞭解氣候特徵變化與強度。
- (3)根據(1)、(2)的結果，透過診斷統計分析方法，釐清綜觀環境條件的特徵，與氣象量場的特性。
- (4)依據(3)分析的結果，採用處理非線性問題且表現良好的支援向量機(Support vector machine, SVM)及簡單遞迴神經網路 (Simple Recurrent neural network, RNN)進行機器學習建模，經由篩選挑選最佳因子和模式後，建置穩定可靠的崩塌潛勢預報模式。
- (5)綜上，由(3)、(4)的結果，透過交叉驗證挑選後，提出土砂災害事件肇生前的最佳的 AI 方法論，並具體回饋實際防災預警作業上。

第三章 工作進度與交付項目

第一節 工作進度

表 3-1 計畫重要工作項目與預期進度管制表

重要工作項目	工作比重	預期進度	1-3 月	4-6 月	7-9 月	10-12 月	備註
土砂災害肇生前兆之綜觀環境條件診斷		工作量或內容	歷史土砂災害事件的基礎背景資料彙整統計	診斷釐清土砂災害肇生前兆之綜觀環境條件，以及氣象量場特徵	利用機器學習建模，建置穩定可靠的坡地災害潛勢預報模式	經由交叉驗證挑選後，提出最佳坡地災害潛勢前兆之 AI 方法論，並回饋至防災預警的實際整備作業上	年度分期完成擇坡地災害個案重點災區進行環境條件特性探勘觀測，瞭解氣候特徵變化與天氣系統之結構強度
		累計百分比	25%	50%	75%	100%	

統計至 11 月 10 日止，業已陸續完成歷史土砂災害事件的基礎背景資料彙整統計、診斷釐清土砂災害肇生前兆之綜觀環境條件，以及氣象量場特徵、利用機器學習建模，建置穩定可靠的坡地災害潛勢預報模式、提出最佳坡地災害潛勢前兆之 AI 方法論，並嘗試回饋至防災預警的實際整備作業上等計畫工作項目；達成率 100%。

第二節 計畫交付項目

表 3-2 計畫交付項目管制表

重要工作項目	工 作 數 量				備 註
		全程計畫目標 110 年 1 月至 110 年 12 月	至 110 年度止 累計成 果	本 度 年 預 目 定 標	
綜觀環境條件 的特徵，與氣 象量場的特性	2-3 人	110 年 1 月 27 日 至 110 年 6 月 30 日	100%	100%	建置事件可 能發生前兆 的氣候概念 模式
崩塌潛勢預報 模式	2-3 人	110 年 7 月 1 日 至 110 年 12 月 31 日	100%	100%	進行機器學 習建模，經 由評估驗 證，建置穩 定可靠的崩 塌潛勢預報 模式

計畫預計完成交付項目：

- 1.彙整統計歷史土砂災害事件的基礎背景資料，瞭解坡地災害崩塌事件的時空分佈、肇因及災情影響。（3月20日已完成）
- 2.診斷釐清土砂災害肇生前兆之綜觀環境條件，以及氣象量場特徵，具體回饋防災應變整備預警作業。（5月15日已完成）
- 3.進行預報災區降雨的預兆得分評估。（6月3日已完成）
- 4.利用機器學習建模，建置穩定可靠的崩塌潛勢預報模式。（8月25日已完成）
- 5.經由交叉驗證挑選後，提出最佳土砂災害潛勢前兆之AI方法論，並回饋至防災預警的實際整備作業上。（10月5日已完成）
- 6.有效掌握環境異動變化訊號，預早完成疏散警戒預警佈署，提供指揮官下達決策參用。（11月10日已完成）

第四章 結論及建議

第一節 結論

透過氣候統計分析結果，土砂災害案例最常發生的時段落在每年的 6-10 月，暖季合佔總數的 96% 最多，對應當天的天氣系統以及環境特徵，以颱風、熱帶擾動或颱風過後所引進的西南氣流，共計 373 件，佔總數的 75.4% 最多。梅雨鋒面，共計 77 件，佔總數的 15.6% 次之。

參考 Wilks (2011) 技術得分進行診斷評估，發現在土砂災害案例發生前 6 小時、前 12 小時及前 24 小時的預兆得分數值，分別為 0.65、0.58 及 0.51，顯見累積降雨量門檻是具有預報技術能力。偏差值分別為 1.42、1.42 及 1.82，代表有過度預報，顯見預報人員對於天氣系統強度的掌握普遍都有高估的趨勢。而在土砂災害事件發生前 6-12 小時，無論是在可偵測率、誤報率或是預兆得分上，綜合整體的預報表現成效最佳，適可提供防災應變前置預警整備的重要參考資訊。

從梅雨鋒面個案中，主要是以環境場的水氣場及風場滿足項數最高，此一結果與林等 (2008) 及林 (2010) 的研究成果非常相近；而颱風個案，除了與當時的海水溫度以及環境的垂直風切項之外，則以颱風本身強度大小以及移動速度的滿足項數最高，與李等 (2018) 的

研究成果相當吻合。另一方面，就整體滿足項數的趨勢來看，颱風個案又較梅雨鋒面個案來的偏低，顯見不同類型的天氣系統之發展強度、運動趨勢以及隨後可能伴隨的降雨影響，與環境量場強弱以及駛流場配置關係密切，研究診斷結果，可以有效回饋防災應變紅黃警戒發佈調整的決策參考。

崩塌潛勢評估需要考慮地形、地質、雨量等不同因素，並包含時間與空間之變異性及非線性因子，一般傳統模式並無法有效分析，因此本計畫利用處理非線性問題中表現良好之方法支援向量機(SVM)及多層感知器(MLP)建立高屏溪流域崩塌潛勢評估模式。蒐集過去文獻中常使用之潛在環境因子，篩選出適合本計畫區域之因子，除了選用 12 個潛在環境因子外，為進一步瞭解降雨對崩塌之影響，加入 24 小時累積雨量作為誘發因子，以進行模式建置與討論。

本計畫探討降雨所造成之淺層崩塌，蒐集 12 個潛在環境因子和 24 小時最大累積降雨，並以方差膨脹因子(VIF)和容忍度(TOL)量化崩塌因子的共線性，且以資訊增益比(IGR)量化因子的預測能力，篩選崩塌影響因子，利用支援向量機(SVM)及多層感知器(MLP)建立高屏溪流域崩塌潛勢評估模式，模式經過測試與評估後，映射不同重現期距雨量之崩塌潛勢圖。

使用 93 年至 106 年衛星影像判釋之崩塌資料，以 101 年至 106

年資料進行模式驗證，透過混淆矩陣和 ROC 曲線下面積(AUC)評估模式之表現以確立此方法之可行性。結果顯示，共線性分析和剔除掉共線性高且預測能力低的高程、坡長、曲率和平面曲率。由多層感知器 MLP 的建置之崩塌潛勢評估模式模擬崩塌之準確率(TPR)高達 74.7%，總準確率(ACC)為 73.5%，AUC 值高達 0.815，顯示建置此模式對於坡地災害崩塌潛勢分析有優異之成果。使用採樣並配合評鑑指標以評估模式表現，透過所建置之模式分析完整研究區域之崩塌潛勢圖，藉以探討模式在各年度大範圍區域之掌握能力，結果亦顯示模式能精準的模擬出崩塌分布的趨勢。

第二節 建議

透過氣候統計、診斷分析及機器學習等不同研究方法，嘗試釐清土砂災害前兆之綜觀環境變化特徵，適可回饋防災應變前置預警整備的重要參考。後續工作推展，短期目標將朝綜觀環境氣象量場的運動過程，進行更高解析度的時空尺度診斷分析，瞭解變化的熱力及動力物理機制以及強度演變，建置劇烈降雨個案環境的基礎資料庫，精進對土砂災害前兆的關鍵訊號掌握，並在實際守視監測作業上，進行數據量化的校驗修正；第一階段，將以影響土砂災害最為嚴重的颱風及梅雨鋒面為主要探討對象。

中、展期目標，藉以本研究建置之崩塌潛勢評估模式，分析研究區域中各網格之崩塌潛勢值，建立崩塌潛勢地圖，讓應用者透過此圖層提前判斷易發生崩塌之地區，俾利進行後續防災之規劃。未來，將納入深度學習模式，精進崩塌潛勢評估模式模擬崩塌之準確率，並可再行搭配即時的 24 小時累積降雨資訊（如：QPESUMS 等），有效產製崩塌潛勢圖，提供防災人員決策運用的參考資訊。

參考文獻

- 尹孝元、嚴科偉，2019：氣候變遷下大規模崩塌防減災計畫，*地質*，**38-2**，57-60。
- 朱吟晨、吳宜昭、林李耀，2010：低層大氣水氣通量對颱風降雨的影響，氣象災害防治組/國家災害防救科技中心，共5頁。
- 李紀恩、呂木村、林裕豐、林得恩，2004：敏督利颱風過後對臺灣中南部地區造成豪大雨之個案探討。*氣象預報與分析*，**181**，25-34。
- 李清勝、饒心誠、謝宜桓，2018：康芮颱風（2013）侵台期間台灣西南部強降雨事件之研究，*大氣科學*，**46-2**，149-171。
- 李鎮洋、賴文基、陳振宇、黃效禹、郭力行，2011：莫拉克颱風複合型災害發生歷程的時空重建—以小林村深層崩塌為例，*中華水土保持學報*，**42-4**，313-324。
- 周仲島、于宜強、鳳雷、陳永明、李清勝、鄭明典，2010：莫拉克颱風綜觀環境以及降雨特徵分析，*大氣科學*，**38-1**，21-38。
- 周昆炫、遲正祥、葉峻銘、沈逸翎，2014：凡那比颱風(2010)侵台期間降水與結構演變之數值模擬探討，*大氣科學*，**42-3**，181-205。
- 呂貴寶、林得恩、楊忠權、林裕豐，2009：卡玫基颱風（2008）侵台期間臺灣中南部地區豪大雨事件初步分析，*氣象預報與分析*，**198**，1-7。

林裕豐、林得恩，2008：梅雨季超大豪雨事件之診斷分析，*氣象預報與分析*，**194**，1-10。

林得恩，2007：影響飛安甚巨之劇烈對流個案環境特徵分析--以 2006 年 6 月 9-10 日梅雨鋒面期間臺灣中南部豪大雨個案為例，*飛航天氣*，**8**，18-31。

林得恩，2010：梅雨季超大豪雨個案之模擬與診斷分析，國立臺灣大學理學院大氣科學研究所博士論文，1-190。

林冠瑋、顏心儀、郭賢立，2015：豪雨觸發之大規模山崩的降雨條件分析，*工程環境會刊*，**35**，1-16。

林冠瑋、洪瀨，2019：大規模崩塌之促崩降雨分析，*地工技術*，**161**，29-36。

趙子瑩，2013：西南季風對莫拉克颱風降雨模擬之影響，中央大學大氣科學研究所碩士論文。

陳泰然，2007：最近之梅雨研究回顧。*大氣科學*，**35**，261-286。

張子琦，2004：梅雨季台灣中南部地區豪雨事件之數值模擬研究，台灣大學大氣科學研究所博士論文。

蔡元融、賴文基、許登傑、謝正倫、黃效禹，2016：潛在大規模崩塌區影響範圍劃設，*中華防災學刊*，**8-2**，159-172。

蔡宜君，2012：使用偏極化/多都卜勒雷達資料研究莫拉克颱風(2009)

地形降雨特性，中央大學大氣科學研究所碩士論文。

謝信良，1996：嘉南地區定量降水預報整合計畫—總計畫(二)。國科

會防災研究報告 NSC85-2621-P-052-002，161 頁。

Alkhasawneh, M. S., Ngah, U. K., Tay, L. T., and Isa, N. A. M., 2014：

Determination of importance for comprehensive topographic factors on landslide hazard mapping using artificial neural network.

Environmental Earth Sciences, **Vol. 72**, No. 3, pp. 787-799.

Bai, S. B., Lu, G. N., Wang, J. A., Zhou, P. G., and Ding, L. A., 2011：

GIS-based rare events logistic regression for landslide-susceptibility mapping of Lianyungang, China., *Environmental Earth Sciences*, **Vol. 62**, No. 1, pp. 139-149.

Bai, S. B., Wang, J., Thiebes, B., Cheng, C., and Chang, Z. Y., 2014：

Susceptibility assessments of the Wenchuan earthquake-triggered landslides in Longnan using logistic regression. *Environmental Earth Sciences*, **Vol. 71**, No. 2, pp. 731-743.

Beven, K. J., 1986：*Hillslope runoff processes and flood frequency*

characteristics, in Adrahams, A. D. (ed.), *Hillslope Processes*, Allen and Unwin, Boston, pp. 187-202.

Bi, R. N., Schleier, M., Rohn, J., Ehret, D., and Xiang, W., 2014：

Landslide susceptibility analysis based on ArcGIS and Artificial Neural Network for a large catchment in Three Gorges region, China.

Environmental Earth Sciences, **Vol. 72**, No. 6, pp. 1925-1938.

Chang M.J., Chang H.K., Chen Y.C., Lin G.F., Chen P.A., Lai J.S., Tan

- Y.C. ,2018: A support vector machine forecasting model for typhoon flood inundation mapping and early flood warning systems. *Water* ,**10(12)**,1734.
- Chen, C. S., Y. L. Chen, C. L. Liu, P. L. Lin, and W. C. Chen, 2007: Statistics of heavy rainfall occurrences in Taiwan. *Wea. Forecasting*, **22**, 981-1002.
- Chen, G. T.-J., 2004: Research on the phenomena of Mei-Yu during the past quarter century. World Scientific Series for Meteorology of East Asia.vol.2,East Asian Monsoon,C.P.Chang,Ed., World Scientific Publishing Co.,357-403.
- Chen, S. C., Chang, C. C., Chan, H. C., Huang, L. M., and Lin, L. L.,2013 : Modeling typhoon event-induced landslides using GIS-based logistic regression: A case study of Alishan forestry railway, Taiwan., *Mathematical Problems in Engineering*, **Vol. 2013**, pp. 1-9 .
- Chen, Y. -H., H. -C. Kuo, C. -C. Wang, and Y. -T. Yang, 2017: Influence of southwest monsoon flow and typhoon track on Taiwan rainfall during the exit phase: modelling study of typhoon Morakot (2009). *Q. J. R. Meteorol. Soc.* **143**, 3014-3024.
- Cristianini, N., and Shaw-Taylor, J., *An Introduction to Support vector machines and Other Kernel-Based Learning Methods*, Cambridge University Press, Cambridge, UK, (2000).
- Devkota, K. C., Regmi, A. D., Pourghasemi, H. R., Yoshida, K., Pradhan, B., Ryu, I. C., Dhital, M. R., and Althuwaynee, O. F.,2013 : Landslide susceptibility mapping using certainty factor, index of

- entropy and logistic regression models in GIS and their comparison at Mugling-Narayanghat road section in Nepal Himalaya., *Natural Hazards*, **Vol. 65**, No. 1, pp. 135-165.
- Hong, H., Jaafari, A., Zenner, E.K., 2019 : Predicting spatial patterns of wildfire susceptibility in the Huichang County, China: An integrated model to analysis of landscape indicators. *Ecol. Ind.* 101, 878–891.
- Huang C.C., Fang H.T., Ho H.C., Jhong B.C., 2019 : Interdisciplinary application of numerical and machine-learning-based models to predict half-hourly suspended sediment concentrations during typhoons. *J Hydrol* , **573**, 661-675
- Ives, J. D., and Bovis, M. J., 1978 : Natural hazards maps for land-use planning, San Juan Mountains, Colorado, U.S.A., *Arctic and Alpine Research*, **Vol. 10**, No. 2, pp. 185-212.
- Jaafari, A., 2018 : LiDAR-supported prediction of slope failures using an integrated ensemble weights-of-evidence and analytical hierarchy process. *Environ. Earth Sci.* 77.
- Kavzoglu, T., Sahin, E. K., and Colkesen, I., “Landslide susceptibility mapping using GIS-based multi-criteria decision analysis, support vector machines, and logistic regression,” *Landslides*, **Vol. 11**, No. 3, pp. 425-439 (2014).
- Kienholz, H., 1978 : Maps of geomorphology and natural hazards of Grindelwald, Switzerland: scale 1:10,000, *Arctic and Alpine Research*, **Vol. 10**, No. 2, pp. 169-184.
- Lee, C. S., L. R. Hwang, H. S. Shen, and S. T. Wang, 2006 : A

Climatology Model for Forecasting Typhoon Rainfall in Taiwan.
Natural Hazards, **37**, 87-105.

Lee, C. T., “Statistical seismic landslide hazard analysis: An example from Taiwan,” *Engineering Geology*, Vol. 182, pp. 201-212 (2014).

Lin, G F., Chen, G. R., Huang, P. Y., and Chou, Y. C., “Support vector machine-based models for hourly reservoir inflow forecasting during typhoon-warning periods,” *Journal of Hydrology*, Vol. 372, No. 1-4, pp. 17-29 (2009a).

Lin, G F., Chen, G R., Wu, M. C., and Chou, Y. C., “Effective forecasting of hourly typhoon rainfall using support vector machines,” *Water Resources Research*, Vol. 45, No. 8 (2009b).

Lin, G. F., Chen, G. R., and Huang, P. Y., “Effective typhoon characteristics and their effects on hourly reservoir inflow forecasting,” *Advances in Water Resources*, **Vol. 33**, No. 8, pp. 887-898 (2010).

Polykretis, C., Ferentinou, M., and Chalkias, C., “A comparative study of landslide susceptibility mapping using landslide susceptibility index and artificial neural networks in the Krios River and Krathis River catchments (northern Peloponnesus, Greece),” *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, **Vol. 74**, No. 1, pp. 27-45 (2015).

Qian, J. H., W. K. Tao, and K. M. Lau, 2004: Mechanisms for torrential rain associated with the Mei-Yu development during SCSMEX 1998. *Mon. Wea. Rev.*, **132**, 3-27.

Stevenson, P. C., “An Empirical Method for the Evaluation of Relative Landslide Risk,” *Bulletin of International Association of*

- Engineering Geology*, **Vol.16**, pp. 69-72 (1977).
- Su, C., Wang, L. L., Wang, X. Z., Huang, Z. C., and Zhang, X. C.,
2015 : Mapping of rainfall-induced landslide susceptibility in
Wencheng, China, using support vector machine, *Natural Hazards*,
Vol. 76, No. 3, pp. 1759-1779.
- Umar, Z., Pradhan, B., Ahmad, A., Jebur, M. N., and Tehrany, M.
S.,2014 : Earthquake induced landslide susceptibility mapping using
an integrated ensemble frequency ratio and logistic regression
models in West Sumatera Province, Indonesia, *Catena*, **Vol. 118**, pp.
124-135 .
- Vapnik, V.,1995 : The Nature of Statistical Learning Theory, Springer,
New York.
- Varnes, D. J.,1984 : Landslides Hazard Zonation: A Review of Principles
and Practice, Unesco Press, Paris.
- Wilks, Daniel S.,2011 : Statistical methods in the atmospheric sciences.
Elsevier Inc.,**8**.
- Yao, X., Tham, L. G., and Dai, F. C., 2008 : Landslide susceptibility
mapping based on Support Vector Machine: A case study on natural
slopes of Hong Kong, China, *Geomorphology*, **Vol. 101**, No. 4, pp.
572-582.

附錄

附錄一、期初審查會議紀錄暨回覆辦理情形

(一)本研究以天氣（氣象）系統為研究對象，但預測對於致災前兆之時間空間尺度為何？才能跟土砂災害之規模及時間相連結。

答：謝謝委員的提問。本研究的研究方法與研究規畫，隸屬創新開發範疇，仍在校驗比對與彙整歸納階段。就目前氣候經驗模式來看，受限觀遙測工具之時空解析度問題，可以做到區域鄉鎮預報，研究也嘗試評估致災前6小時、前12小時及前24小時的可預報度，尚無法直接與土砂災害的肇生地點與時間直接對應；但從氣候分析與機器學習來支援診斷區域鄉鎮變化的趨勢，可以適時提醒防災人員預先完成整備防範，有效改善過往監測繁縟流程，爭取最大防災作業時效。

(二)如何量化影響參數之值（致災門檻值）以供防救災參考。

答：研究透過過往學者專家對梅雨鋒面以及颱風的研究成果做為量化基礎，加上研究計畫採逐案校驗比對與量場診斷，釐清致災門檻閾值在不同天氣系統中的關鍵表現。

(三)氣象資料庫與地文參數如何搭配進行 AI 模擬，請再說明。

答：氣象資料庫量化為降雨誘發因子，地文參數量化為地形、地質和區位因子，這些因子將網格化，輸入AI模式中進行崩塌潛勢模擬。

(四)目前極端的事件數量，是否滿足SVM或RNN的大量數據的要求？

答：本計畫使用93年至106年衛星判釋全島崩塌地圖，若一年當作一場事件，則有14場事件，每年兩萬至五萬個多邊形崩塌樣本，若網格化成40*40公尺的網格，則樣本數會更多，此數量滿足淺層和深層神經網路所需之建模資料量。

(五)目前的氣象量場診斷分析條件很多，是否已經針對SVM或RNN的選取特徵值？還是全部都用？

答：本計畫於建模前，會進行因子篩選，探討各種氣象量場對於崩塌的影響程度，增加對模式有幫助的因子做為特徵值。即除了雨量做為誘發因子，加入額外的氣象量場是否增加準確度。

(六)氣象量場的分析條件對降雨系統的影響關係明確。但是空間解析度能做到那裏？

答：就目前氣候量場經驗模式來看，受限觀遙測工具之時空解析度問題，可以做到區域鄉鎮的預報，研究計畫納入機器

學習與客觀分析，嘗試將診斷尺度再求精緻化，釐清劇烈

天氣系統對流域集水區域的降水特徵行為。

(七)擬採用的AI 技術，是否有相關文獻，請補充？

答：感謝委員建議，AI相關技術和文獻將補充至後續報告中。

(八)用遙測影像推估的土壤含水率有幾個根本問題要釐清：

1.太慢：拿到資料已是好幾天後了。

2.太粗：空間解析度以？公里計？就應用而言呢？

3.太差：誤差多少？影響模式多少？

答：謝謝委員的提問，1.研究計畫以建立梅雨鋒面及颱風對區域降雨

的特性分析為主，累積預報診斷經驗，並藉此研判坡地災害肇生

的可能，俟樣本母數充足，會再思考即時回饋防災運用。2.氣候

歸納診斷空間解析度最高可達數十公里，機器學習可再提昇為數

公里，經過交叉比對驗證，有效精進應用效益。3.平均誤差分別

為數公里及數百公尺，已列入下階段力求突破的重要課題。

(九)建議用實際雨量站資料，QPESUM 時間預測不夠準，既然本

計畫是回顧分析，建議直接用實際雨量站資料。

答：感謝委員建議，根據氣象局建議QPESUM已經與實際雨量站

同化，即地面實際雨量站點位的雨量會與QPESUM相同，而

QPESUM的優勢在於空間分布較觀測雨量站使用徐昇平均

來的準確，本計畫後續會比較兩者的雨量，看是否一致，再決定使用哪種產品。

(十)本計畫可在今年完成全台山坡地崩塌潛勢預報模式？或只完成一部分集水區的預報模式？

答：本計畫今年度只完成單一集水區，集水區選定高屏溪流域或宜蘭流域，做為示範區域。

(十一) 是否需對山坡地之崩面進行分區，再對每一分區的崩塌潛勢進行評估？

答：以山坡地之崩面進行分區為坡單元分析，即將相同的坡面(崩面)視為同一單元，分析此坡單元是否發生崩塌，而網格化的結果會比坡單元更細緻，現行的研究空間解析度已從坡單元漸漸地演進成網格化。

(十二) 是否已挑選出坡面崩塌的影響因子做為神經網路學習指標。

答：本計畫參考過去文獻中常使用之因子並經多變量統計分析，選用12個潛在環境因子。其選用因子為坡度、坡向、曲率、平面曲率、剖面曲率、坡長、與河川之距離、與道路之距離、與斷層之距離、高程、地形濕度指數及岩性。

(十三) 本案進行機器學習建模，惟使用之相關圖資多為大氣觀測

圖資，並利用表單檢核，如何將圖資轉成可用數值應用，建議說明。

答：謝謝委員提醒，研究案目標，思索建立環境監測分析基礎資料庫，強化診斷評估經驗與效益，並透過機器學習建置土砂災害潛勢預報模式，將氣象圖資有效轉換成數值應用。

(十四) 各氣象預報資訊尺度差異極大(如 NCEP/DOE 分析場解析度約1 萬平方公里，qpesums 資料為1 點多平方公里)，如何整理尺度間差異運用，請說明。

答：謝謝委員提醒，天氣診斷與預報供應，由外而內、由大至小，差異尺度的轉化，彼此關聯、相互影響。由綜觀尺度的環境條件進入到中小尺度的激發機制，釐清因果，不但可以掌握系統變化與延時，也可進一步瞭解運動趨勢，以及評估可能影響程度。

(十五) AI 學習是演算法發展趨勢，本案所建立之模式中，在預測各時間尺度下(六、十二、二十四小時)，其預測結果在空間的解析度為何？精確度又是多少係未來成果之重要指標，後續報告需予說明。另使用模式之軟、硬體需求為何亦請提供，做為水保局未來應變資源運用之參考。

答：本計畫提出之崩塌潛勢圖的空間解析度為40*40公尺網格，

精確度會於後續報告呈現，模式運跑所需要的硬體為一般的家用電腦，其詳細的CPU型號和記憶體需求將詳列於後續的報告中。

(十六) 本案之成果，建議可朝建立模式可改善現行土石流警戒發布模式哪些缺失來著手(如現有資訊缺少哪一部分模式可加強，或模式可如何強化分析研判之操作等)。

答：現行的土石流警戒發布模式是以雨量做為土石流警戒基準值，界定該溪流是否達到警戒標準，而本計畫提出的崩塌潛勢模式可以量化至每個網格的發生機率，其精細度較現行的土石流警戒基準值詳細，而準確度會在後續報告中評估呈現。

(十七) 本案強降雨指標設定之基準為何？如應變時某區域達強降雨指標標準時，對應之建議處置作為是什麼？請說明。

答：謝謝委員提醒，現階段，採中央氣象局的豪雨為準，即 24 小時累積降雨量達 200mm 或以上，或 3 小時累積降雨量達 100mm 或以上。建議的處置，會在豪雨事件肇生之際，逐 6 小時進行檢查表的審評，瞭解環境量場的變化趨勢；另一方面，同步運用本案研究所建置的土砂災害潛勢預報模式，進一步釐清劇烈天氣系統對流域集水區域的降水特徵行為，有效支援強化防災應變指揮官進行土砂災害警戒調度的決心下達。

附錄二、期中審查會議紀錄暨回覆辦理情形

(一)本計畫鎖定高屏溪流域為研究區域，則期中報告中的圖、表應以研究區域為主，因此，圖 2-5、圖 2-6、圖 2-7、圖 2-13、圖 2-15、表 2-1、表 2-2、表 2-5，請修正。

答：謝謝委員的提問。研究範疇設計規畫從外而內、從大至小、從統計到診斷，嘗試從綜觀環境的條件變化，找到與局部地區坡地災害肇生的可能關聯。對應高屏溪流域的分析圖表，均依委員指導完成改正。

(二)圖 2-4 為高雄地區 2018 年 8 月 22 日的研究個案，但圖例中並未交待紅色及黃色柱狀所代表的意義。

答：謝謝委員的提問。已依委員指導完成改正；其中，黃色柱條為時雨量大於 40mm，紅色柱條為 3 小時雨量大於 100mm。

(三)期中報告全文中一直以「崩塌」及「土砂災害」交互陳述，但土石流及坡面沖蝕亦為土砂災害的肇因，是否納入分析，宜清楚說明。

答：謝謝委員的提問。計畫前半部的氣候統計模式，主要是以土石流、崩塌、沖蝕、地滑及洪水等坡地災害為整體全面的研究對象。後半部希望能夠更加鎖定某特定重點區域，進行更為深入的探討與分析。由於林務局委託成功大學判釋出的結

果為崩塌地，因此目前計畫後半部暫以人工智慧分析僅針對崩塌，推估降雨導致的淺層崩塌。

(四) P2-16 倒數第 9 行「網格話」，P2-18 第 4 行「總取率」錯字，請修正。

答：謝謝委員指正，已完成修正。

(五) P2-18 公式 (1) 中的 β 為坡度，請補充說明為網格坡度或其他代表坡度，同時，地形濕度指數 (TWI) 是否受網格大小影響，其影響程度為何？

答：謝謝委員提問。公式 (1) 中的 β 為 40mx40m 網格的平均坡度。TWI 受上游集水區匯集面積(m^2)和網格平均坡度影響，上游集水區匯集面積固定，網格越小越符合上游集水區真實面積，若網格較粗邊界算出的上游集水區面積會有些微出入，AI 模式建立時，是學習 TWI 的相對值，因此不影響模式推估的準確度。

(六) P2-27 第 5 行的網格數係指全島或僅限於高屏溪流域？

答：謝謝委員提問。是指高屏溪流域的網格數目，修正後報告中的內文皆已高屏溪流域為主，已將全台的資料移除避免混淆。

(七) P2-27 倒數第 5 行所述「...未崩塌資料則是以亂數隨機選

取...」選取域是否與崩塌資料屬同域，應明確說明。

答：謝謝委員提問。未崩塌資料選取時，先剔除崩塌網格，再以亂數隨機選取與崩塌資料相同之網格數，單一網格不會被重複選取，已補充於報告中。

(八) P2-39 表 2-4 中所列的核函數，激活函數、優化器應另闢一至二節詳加說明。

答：謝謝委員提問。核函數，激活函數、優化器等內容過多，已簡要補充於方法論。請參見 3-1~3-3、3-6。

(九) P2-2 第 3 段所稱土砂災害”事件”是否改為土砂災害”案例”或”災例”較不易誤解(圖 2.5 請一併考慮)。一般事件係指造成災害之颱風或豪雨名稱，災例則是同一事件中不同地區的災害。另內容引用來源為何亦請補上。

答：謝謝委員提醒，已完成修正。

(十) P.2-9 整體分析內容，其結論為執行效益不錯，其評判的基準為何？是否有量化的標準可供參考？建議可將現行其他預測模式之績效與本計畫成果對比，會更容易看出效益之優勢。

答：謝謝委員提問。從整體分析結果來看，在土砂災害案例發生前 6 小時、前 12 小時及前 24 小時的預兆得分數值來看，分

別為 0.65、0.58 及 0.51，顯示累積降雨量門檻是具有預報技術能力。跟過往實作監測經驗相較，有略為提昇。然，委員所提非常具有建設性的作法，未來可將現行其它預測模式之績效與本計畫成果對比，將會更容易看出效益之優劣，俾利進行修正改善的方針與目標。

(十一) 本次計畫所採用之崩塌判釋資料為林務局 93 年至 106 年崩塌地判釋資料，其為年度資料，並未隨各降雨事件有所變化，就模式分析部分如何分出該年度多次降雨對崩塌之潛勢影響？

答：謝謝委員提問。林務局 93 年至 106 年崩塌地判釋資料中，部分判釋資料有精準的崩塌日期，大多數崩塌資料沒有確切的日期，且根據崩塌時間擷取降雨，發現許多發生崩塌日期當日和前一日並無降雨，此現象不太合理，因此決定不使用判釋資料上的日期。

本計畫假設該崩塌網格是該年度最大降雨所造成，且配合崩塌地判釋資料為該年度 1 月 1 日至 7 月 31 日，8 月~12 月雲層遮蔽判斷不易，因此 8~12 月的崩塌判釋結果會算至隔年的 1 月 1 日，因此本計畫採用的 2020 年崩塌資料實際的結果為，2019 年 8 月至 2020 年 7 月底，因此雨量也是選用 2019 年 8 月至 2020 年 7 月底的 24 小時累積最大降雨。

(十二) P-16：文中提及「...崩塌網格”話”判釋方法，將衛星影像由多邊形轉為網格資料，以利...」，網格話應為網格化；另衛星影像原本就是網格資料，為何會需要再轉網格資

料？衛星影像所判釋出的崩塌範圍才是向量資料，方有轉為網格之需求。請再確認其標的，清楚描述計畫方法。

答：謝謝委員提問。林務局提供的資料為崩塌範圍，因此修正敘述如下，「本計畫以行政院農業委員會林務局之計畫書「國有林莫拉克風災土砂二次災害潛勢影響評估」的崩塌網格化判釋方法，將林務局由衛星影像判釋的崩塌範圍，此資料格式為多邊形向量(polygen)，轉為網格資料，以利後續模式建立」。

(十三) 土砂災害影響因子部分：

- (1) 坡度、坡向、曲率、坡長計算之資料計算之解析度，網格分析配置及相關公式為何？
- (2) 地質因子引用之資料為地調所提供之地質圖，但地調所產製之地質圖種類繁多，引用地質圖名稱、比例尺、產製年份建議說明並註記。
- (3) 區位因子部分悉採與道路、河川及斷層之距離，其計算方法為何？道路、河川及斷層資料來源為何？請說明。
- (4) 水文因子雨量資料來源為何？QPESUMS亦有類似資料，採雨量站自行以徐昇氏法計算之考量為何，請說明。
- (5) 因子選用資料來源解析度為何？如解析度不同時如何將資料昇階或降階以統一計算？模式最後採用之因子共幾項？直接用其數值(單位為何？)或是有進行分類？如有分類，各分類之閥值為何？(如高程是否為每 100m 分一類？坡度是否有分幾級坡？坡向是否有分東南西北或更細)。

(6) 因子進入篩選時，所採用網格解析度為何？是否為 P2-27 所述 40mx40m？如是，其解析度是否足夠？請說明。

答：謝謝委員提問。

(1)坡度、坡向、曲率、坡長計算之解析度(40mx40m)、資料來源、已增列於報告中。

(2)同上相關資料訊息已增列於報告中。

(3) 解析度(40mx40m)、資料來源、公式已於報告中增列。

(4)本計畫蒐集氣象局和水利署觀測雨量站資料，由於 QPESUMS 屬於雷達回波資料，於山區會有遮蔽效應，雨量不確定性大，因此使用雨量站以徐昇氏法計算平均降雨，較符合山區降雨。

(5-1)本計畫統一將不同資料解析度轉換為 40mx40m 網格解析度，如徐昇氏平均降雨、地質資訊降階至 40mx40m。

(5-2)本計畫以常見的方差膨脹因子(Variance inflation factors, VIF)和容忍度(Tolerance, TOL)量化崩塌因子的共線性。當 $VIF > 4$ 或 $TOL < 0.1$ 則因子間具有嚴重的共線性問題(Hong et al., 2019; Jaafari et al., 2018)此外，具有高度預測能力的崩塌因子應優先選為模式有效輸入項，相對的較低的預測能力因子應該替除，為了量化因子的預測能力，本計畫引用資訊增益比(Information gain ratio ,IGR) (Dai and Xu, 2013)量化與崩塌是否發生高支配(High dominant)的因子，當 IGR 值越高代表影響崩塌越大，值越小代表影響小或沒影響。

(5-3)人工智慧建模時考量時使用連續變數，優於類別行變數(相關文獻已列於報告中)，常見的層級分析則使

用類別變數，將因子分類進行分析，如委員提及不同高程、不同坡向等等。

(6)本計畫網格解析度使用 40mx40m，因高屏溪流域以 40mx40m 計算有 207 萬個，若使用 20mx20m 解析度網格數為 828 萬個，計算量過大，因此建議使用 40mx40m 網格建模。

(十四) 第三章部分：

- (1) 工作進度及計畫交付項目均僅見一張表，其進度、目前成果及交付項目未見詳細說明，請補充。
- (2) 前開表中，僅列預定進度，計畫實際進度及後續辦理事項為何？亦請補充說明。
- (3) 本計畫採用網化的方式做為單元，網格化的大小恐影響分析的準確性，如何選擇合適的網格大小？
- (4) 如何合理及系統化的分析出網格之 12 個潛在環場因子？

答：謝謝委員提問。

- (1)工作進度及計畫交付項目，及(2)計畫實際進度及後續辦理事項，均依委員指導補充說明。
- (3)本計畫網格解析度使用 40mx40m，因高屏溪流域以 40mx40m 計算有 207 萬個，若使用 20mx20m 解析度網格數為 828 萬個，計算量過大，因此建議使用 40mx40m 網格建模。
- (4)地形因子都使用數值地形模型經地理資訊系統計算而得，區位因子則經由河道、道路、斷層等圖層計算最小垂直距離，地質因子經由各地質發生崩塌發生次數，將類別型變數轉換為連續型變數，詳細的計算方

式和物理意義已增於報告中。

附錄三、期末審查會議紀錄暨回覆辦理情形

(一) 梅雨及颱風之風場回波等十個指標，參考性高！

答：謝謝委員肯定。

(二) 具備可操作性，時間跨度再加多案例，加上外部環境異動

一併分析，提高 AUC。

答：謝謝委員肯定。後續將再納入更多劇烈降雨個案進行診斷

分析，搭配差異的環境條件分布，釐清與土砂災害以及降

雨的可能存在關係。

(三) 分析 2006 年至 2020 年近 15 年的颱風事件，並製作高

屏河流域的崩塌潛勢圖，實用性非常高。

答：謝謝委員肯定。

(四) 計畫成果可參考。

答：謝謝委員肯定。