

臺灣中部區域之崩塌地動訊號觀測及延伸應用研究

計畫編號：SWCB-111-239

執行單位：國立成功大學

計畫主持人：國立成功大學地球科學系 林冠璋副教授

摘要

在台灣山區常因為強降雨導致大規模崩塌，而此種災害類型常造成居民與聚落財產上的危害，為此大規模崩塌的防減災策略已進入區域尺度或坡地尺度，針對高風險地區或邊坡持續加強各項的觀測工作，並制定雨量警戒基準。地震站紀錄可以獲得崩塌地動訊號並進行定位，有助於加速瞭解災害發生時間與地點等資訊，並運用於分析促崩雨量條件。本年度計畫整理了中部區域(台中、南投、彰化、雲林)一帶地震站，找出具有崩塌特徵之地動訊號資料集，再以卷積神經網路分類法建立地動訊號時頻圖的分類模型，其崩塌分類的召回率超過 97%。將時頻圖的分類模型應用於 2012 年至 2020 年的連續地動訊號紀錄，最終共有 36 個時間點可於至少 2 個以上的地震站紀錄中同時偵測到崩塌地動訊號。後續進行崩塌地動之振動源定位、檢查與配對，最終共 6 起崩塌事件之定位結果位於中部地區範圍內。計畫亦於梨山及清境架設地震站，並利用分類模型偵測 2022 年 10 月 16 日豪雨期間之地動紀錄。崩塌之降雨門檻分析顯示，以涵蓋 50% 資料的雨量門檻曲線來看，研究區內大規模崩塌多數發生於累積降雨量大於 547 mm、降雨延時 79 小時以上的降雨條件之下，綜合各項降雨基準可做為制定大規模崩塌的警戒標準之基礎。同時，本計畫更新崩塌訊號自動辨識測試系統，新增崩塌面積與體積推估值，經由研究人員判讀後再發佈於展示網頁。

關鍵字:大規模崩塌、崩塌地動訊號、機器學習、深度學習

The study on observation and extended application of ground motions for landslides in Central Taiwan

ABSTRACT

Disaster prevention and mitigation strategies for large-scale landslides have turned to focus on the regional scale or slope scale. Strengthening various observations for high-risk areas or slopes and revising the rainfall thresholds will be continued. The seismic records can provide landslide-induced ground motion signals and be used to locate the landslide, which helps to obtain the time and location of the disaster, and it is used to analyze the rainfall conditions. This project collated existing seismic stations in the central region and used continuous seismic records to find ground motion signals with landslide characteristics. A classification model for the ground motion spectrogram is built by the convolutional neural network, and its recall rate for landslide signals is over 90%. The classification model is applied to the seismic records from 2012 to 2020. Finally, 36 landslides were detected simultaneously at least 2 seismic stations. A total of six landslide events were located in the central region. Two seismic stations were set up in Lishan and Qingjing, and the classification model were applied to detect the ground motion record during the heavy rainfall on October 16, 2022. The rainfall threshold about the large-scale landslides located in the study area reveals the critical rainfall for

triggering large scale landslide which includes >547 mm of accumulative rainfall and >79 hours of rainfall duration. These basic information about critical rainfall for large scale landslide will be useful for preparing the operation of disaster prevention. The project has updated the test system to provide the information of event area and volume after detecting the landslide signal, and automatically send a brief report, which will be read by the researcher before being released on the webpage.

Keywords: Landslide quake, Large-scale landslide, Machine learning, Deep learning.

一、前言

1.1 背景說明

臺灣位於副熱帶季風氣候區，年平均雨量豐沛，加上活躍板塊構造作用導致臺灣的地質條件破碎[1, 2]，因此邊坡崩塌成為台灣山區常見的地質災害[3, 4]。經過大規模崩塌防減災第一期計畫以水土保持技術及土石流防減災工作經驗為基礎，已經初步完成大區域尺度以雨量為參考指標之警戒基準。在現階段，大規模崩塌的防減災策略已進入區域尺度或坡地尺度，針對高風險地區或邊坡持續各項的觀測工作，並修正雨量警戒基準。透過地表振動紀錄獲取更多大規模崩塌的確實發生時間，將可作為分析雨量參考指標的基礎資料[5, 6]。除此之外，崩塌地動訊號的快速辨識技術，將有助於快速得知崩塌發生時間與地點，甚至可望發展為區域型災害警示系統[7, 8]。前期計畫中已經成功以區域型地震網絡建立高屏地區及嘉南地區的地動訊號自動分類器，結果顯示區域型地震站有助於發現規模較小的崩塌，且能獲得較多可靠的振動源定位結果。

臺灣中部地區在 1999 年集集大地震後數年內，坡地土砂災害頻繁，有助於蒐集 AI 分類器所需之訓練樣本。本年度將彙整臺灣中部地區現有地表振動觀測網，並採用從地震站紀錄中辨識出崩塌作用引致之地動訊號，透過機器學習及深度學習技術建立該區域之大規模崩塌地動訊號自動分類器，並且提供警戒值研究之基礎數據，建立區域尺度大規模崩塌之雨量警戒值。本年度計畫同時將呈現地動訊號辨識結果之資訊報告於即時辨識測試平台，提供延伸應用功能。

1.2 計畫目的

- (1) 彙整中部地區(台中、南投、彰化)一帶及週邊地區現有地表振動觀測站(含寬頻地震站與 24 位元短週期地震站)，呈現現有觀測站之基礎資訊，並評估是否需加強。
- (2) 收集豪雨期間土砂運動引致之地表振動紀錄，並計算訊號辨識指標。結合深度學習及監督式機器學習技術建立觀測區域內大規模崩塌之地動訊號分類器，並釐清分類器之限制或極限。
- (3) 利用觀測區中歷史崩塌事件，釐清大規模崩塌之地動訊號可能提供之災害評估資訊，擬定大規模崩塌之地動訊號辨識結果之資訊報告(含測站資訊、定位結

果、可能規模及崩壞類型等資訊)。

- (4) 持續改善及精進崩塌地動訊號近即時辨識測試網頁。
- (5) 結合地動訊號資訊及水文觀測紀錄，分析中部地區之促崩雨量條件。

1.3 重要工作項目

- (1) 歸納出台中、南投、彰化一帶及週邊地區區域尺度之地震觀測網。
- (2) 收集豪雨期間土砂運動引致之地表振動紀錄，並計算訊號辨識指標。
- (3) 建置中部地區崩塌地動訊號自動分類器並驗證分類器之可靠度
- (4) 崩塌訊號源定位及配對
- (5) 增設臨時地震站，探討區域型或坡地型觀測網改善策略。
- (6) 搭配崩塌發生時間，分析集水區尺度促崩雨量條件。
- (7) 精進現有崩塌地動訊號近即時辨識測試平台。

二、研究方法

2.1 中部地區觀測網篩選與地動訊號偵測

地表振動訊號使用來自中央研究院及中央氣象局共同設立之臺灣寬頻地震網，以及中央氣象局設置之短週期地震站[9]。由於並非每個測站都適合用於崩塌訊號的分析，本計畫將先利用人工辨識方式，初步檢視鄰近台中、南投、彰化一帶的現有地震站是否記錄下崩塌之地表振動。為了提升地動訊號效率，減少系統耗費時間辨識無事件之地動紀錄，本計畫將以短窗格/長窗格移動平均比值法(STA/LTA)，先偵測突發之地動訊號，後續僅針對具有突發訊號之地動紀錄進行分析。

2.2 卷積神經網路(Convolutional Neural Networks, CNN)

卷積神經網路為一種深度學習演算法，一般被認為是目前深度神經網路(deep neural network)領域的主力演算法，運用於圖片辨別時甚至可以比人類還精準。CNN 透過解析圖片裡的各個局部特徵，藉由在兩張不同圖片中比對相似位置上的大略特徵，便能分辨是否為相同的圖片。因此，不管圖片是否受到平移、縮小、旋轉或變形等情況，CNN 都能進行正確判斷。當 CNN 對一張新圖片進行分辨時，由於不知道可進行比對的特徵在何處，所以會比對圖片中的任何地方。

在卷積神經網路演算法中，為了對圖片中任何局部位置都進行比對，與 Feature Detector 進行卷積計算，其中 Feature Detector 矩陣能提取物體邊界，透過與圖形窗格相乘後相加，獲得圖片中每個像素與某一局部特徵的卷積值。過程中 Feature Detector (Filter) 會隨機產出多種的矩陣。當卷積值越接近 1，表示該像素和局部特徵越相似，而卷積值越接近-1 則表示差異越大。在本計畫中將採用 256x256x3 的彩色時頻圖進行卷積神經網路分析，建立時頻圖自動分類模型。其中包含兩層卷積層、兩層池化層，以及兩層全連

結層，卷積神經網路模型如圖 1。並以此方式建立臺灣中部地區崩塌地動訊號自動分類器。

2.3 訊號分類結果應用於崩塌振動源定位

本計畫採用 Kao and Shan (2004, 2007)[10, 11]提出的震源掃描演算法(SSA)進行崩塌振動源的定位，其程式為 Lee et al. (2019)[12]所製作的反向投影法(back projection method)程式。首先，需將寬頻地震站與短週期地震站的地動紀錄進行前處理，包括訊號裁切、移除平均、移除趨勢、1~3Hz 巴特沃斯帶通濾波、10 秒窗格移動平均、振幅標準化，以及計算包絡線函數，接著再使用震源掃描演算法進行定位。

2.4 促崩降雨分析方法

崩塌產生的振動訊號完整記錄大規模崩塌發生的起始時間，經過判釋與配對驗證後，得以藉由振動訊號的時間記錄計算出崩塌發生時當下的雨量資料。統計降雨強度、累積雨量、降雨延時等參數作為引發崩塌的降雨門檻因子分析，累積雨量(R_c)，單位為毫米(mm)；平均降雨強度(I_a)，單位為 mm/h。本計畫為了完整分析促崩雨量與大規模崩塌事件的關係，除了累積雨量外，也加入前期降雨量(R_a)進行促崩雨量條件分析。前人研究對於累積雨量與雨場的定義會因研究不同的邊坡災害而有所差異：網干壽夫(1972)[13]使用當日雨量與事件發生前 14 日的累積雨量，建立土石流的降雨臨界值界線；吳積善等人(1990)[14]在觀測土石流的研究內，使用十分鐘降雨量與前期降雨量建立土石流發生的判別式與受災判別式，而本研究使用前期計畫[15]提出的有效累積雨量模式，其中包括有效累積雨量(R_e)、統計至事件前的累積降雨量(R_c)、前期累積雨量(R_a)。

本計畫選擇三種雨量關係式來進行大規模崩塌促崩雨量門檻降雨條件的討論，分別為 I_a - D 法、 I_a - R_e 法與 R_e - D 法。

三、結果與討論

臺灣本島設有數百處地震站，維護及資料收集耗費巨大，本計畫目前挑選位於中部地區及鄰近地區 41 處地震站進行崩塌地動訊號觀察使用，使用到的資料時間段為 2012 至 2021 年的地動訊號資料。本計畫所採用的寬頻地震站位於中部地區西側平原、台地及東側山區，分布範圍較短週期地震站廣。寬頻地震站之紀錄的可用頻段為 0.0083 Hz 至 50 Hz。寬頻地震儀之優勢為能夠記錄地動訊號的頻率範圍較為寬廣，以及其感測器較靈敏，能夠記錄到資訊豐富的地動訊號。考量中部山區現有地震站分布狀況，可以明顯發現研究區內高山區域廣，不易設站也不易維護，因此高山地區地震站數量較少，尤其以研究區東南側玉山山脈的地震站密度最低。若考量研究區東南側高山地區的土砂災害保全對象較少，地震站數量較少的狀況應仍在可接受的程度。若需要大量增設地震站，較建議採用短週期地震儀，並優先針對具有保全對象且活動性較大的邊坡周邊增設地動觀測站。中部山區範圍內有 6 處水土保持局劃設之大規模崩塌優先辦理區(圖 2)，

分別為編號 D036(松茂 1)、D016(達觀)、T003(新佳陽)、D052(梨山)、T002(九份二山)，以及 D066(廬山)。本計畫目前建議選擇的三處地震站中僅 DPDB 為寬頻地震站，其他兩處為短週期地震儀。若欲增設地震站，建議可考量於九份二山大規模崩塌潛勢區西南側設置地震站。

本年度計畫改用深度學習卷積神經網路演算法建構地動訊號時頻圖的分類模型，由於崩塌或地震訊號不論在何種類型地震儀的記錄下，都會呈現其獨特的時頻特徵，卷積神經網路演算法也僅針對圖片中的圖案的特徵進行辨識，而非以統計數值進行分類，所以將有機會改善過去使用隨機森林演算法建置分類器所產生之問題。本計畫採用卷積神經網路演算法訓練分類模型，其中 80%的樣本用於訓練模型，另外 20%用於驗證分類模型。模型驗證結果如表 1 所示，775 驗證樣本中，有 748 筆被正確分類，以及 9 筆被分類為噪訊，對於崩塌地動訊號的召回率為 97%；810 筆地震驗證樣本中，有 766 筆被正確分類，以及 16 筆被分類為崩塌，對於地震的召回率為 95%；786 筆噪訊驗證樣本中，有 745 筆被正確分類，對於噪訊的召回率為 95%；781 筆儀器問題訊號驗證樣本中，有 762 筆被正確分類，對於噪訊的召回率為 96%。上述結果顯示，地動訊號均能有超過 95%的召回率。但在環境噪訊中確實可觀察到許多訊號存在類似崩塌地動訊號的時頻圖特徵，而導致分類模型的辨識失誤。

運用移動平均與閃爍指數的計算方法，計算出本計畫所獲得之崩塌地動訊號的 8 項時間域特徵值。同時，也將計畫中做為地震訊號的訓練樣本進行 8 項特徵值的計算。表 2 呈現了兩類訊號的各項特徵值之平均值，其統計結果顯示崩塌訊號之移動平均確實大於地震訊號，但兩者之移動平均的平均值(μMA)差異並不明顯，而移動平均的標準差與移動平均比才呈現較為顯著的差異。有關閃爍指數的相關特徵值統計結果則顯示出，崩塌與地震的特徵值差異非常有限。由此可知，崩塌與地震都會產生與環境噪訊顯著差異的突波，因此與閃爍指數相關的各項特徵值計算結果差異不大，表示閃爍指數應較適合用於區分崩塌與環境噪訊，而難以運用於區分崩塌與地震訊號。

本計畫將地動訊號分類器運用於中部地區 2012 年至 2020 年的連續地動紀錄，以及後續人工再檢核後，總共找出 6 個時間點可於至少 2 個以上的地震站紀錄中同時偵測到崩塌地動訊號，並進一步進行崩塌振動源定位。在 2012 年至 2020 年間，共有 6 起崩塌地動事件的定位結果位於中部地區內。進一步結合 109 年計畫、110 年計畫與本計畫之定位結果，共有 23 處位於中部山區之崩塌進一步進行促崩降雨條件分析。

本次計畫於清境及梨山地區分別各架設了 1 處短週期地震站，期望能對台灣中部具有大規模崩塌潛勢區的山坡地進行地表振動訊號的監測。將 2022/10/16~10/18 於清境站及梨山站所記錄之地動訊號運用於突波偵測及訊號分類模型，分別偵測到 98 個與 147 個顯著的突波事件，再經過自動訊號分類後，兩站均無辨識出可能為崩塌引致之振動訊號。

在本次計畫的 6 起配對完成之崩塌事件當中，有 4 起屬於舊有崩塌地再次發生崩塌事件，2 起則是屬於新增崩塌地。降雨延時多落在 22 至 44 小時之間，有效累積降雨為

250 mm 至 550 mm 之間。23 起崩塌事件中有兩起累積降雨大於 1000 mm 事件，降雨延時各為 52.5 與 72.8 小時，長延時的高強度降雨也是引發大規模崩塌的主因之一。利用 23 處大規模崩塌發生時的平均降雨強度 I_a 與降雨延時 D ，可以計算出本計畫大規模崩塌的 I_a - D 降雨門檻公式為： $I_a = 7.16 D^{-0.19}$ (圖 3)。針對 23 處崩塌進行 Re - D 降雨門檻分析(圖 4)，將結果涵蓋資料百分比為 5% 時 Re 與 D 之乘積為 1988 mm×h，百分比為 50% 時為 39278 mm×h，90% 時則是 151266 mm×h。

本計畫結合地動訊號分類器，透過自動辨識與自動定位排程，建立了一套崩塌振動訊號自動判釋與定位結果展示網頁。其中，參考 Chao et al. (2017)[7] 運用震波即時反演技術建置崩塌引致地動訊號的快速辨識，於流程中置入判斷條件，降低誤判的可能性。最後加上自動寄信通知功能，在經過人工檢查偵測報告確認無誤後，才發佈到展示頁面上進行結果呈現。若經查可能屬於偵測錯誤，則手動排除偵測報告。

四、結論

本計畫針對台中、南投、彰化、雲林進行區域尺度坡地土砂運動之地表振動訊號自動分類之研究，成果與建議總結如下：

1. 本計畫使用 2012 年至 2020 年豪雨期間之連續地動訊號進行突波偵測，以獲得具有振動事件之地動紀錄。再將具有突波的地動紀錄之時頻圖進行 K-means 集群分析，並混入前期計畫獲得的崩塌振動訊號，最後以人工進行辨識，找出具有崩塌特徵之地動訊號作為建立地動訊號自動分類模型之資料集。本年度採用深度學習卷積神經網路分類法建立地動訊號時頻圖的分類模型，以 20% 的資料集對分類模型進行驗證，其崩塌分類的召回率超過 90%。
2. 將時頻圖的分類模型應用於 2012 年至 2020 年的連續地動訊號紀錄，最終共有 36 個時間點可於至少 2 個以上的地震站紀錄中同時偵測到崩塌地動訊號。後續進行崩塌地動之振動源定位，最終共 6 起崩塌事件之定位結果位於中部地區範圍內。
3. 將 6 筆定位成功資料與歷年崩塌目錄進行配對之後，確定其崩塌發生時間與位置，進而蒐集雨量資料，進行促崩降雨條件分析，台灣中部地區分析出的促崩降雨門檻為：
 - (1) I_a - D 降雨門檻： $I_a = 7.16 D^{-0.19}$
 - (2) Re - D 降雨門檻： $Re \times D = 39278 \text{ mm} \times \text{h}$
 - (3) I_a - Re 降雨門檻： $I_a \times Re = 5470 \text{ mm}^2/\text{h}$
4. 本計畫於 8 月在清境、梨山兩地區架設臨時地震站，進行長時間地表振動訊號的監測，並將取得資料進行室內分析。針對 2022 年 10 月 16 日至 18 日的豪雨期間，已進行地動紀錄的突波偵測，其中並無發現具有崩塌地動特徵之訊號。
5. 結合前期計畫與本計畫完成的地動訊號分類器分類成果，更新崩塌振動訊號監測網頁，系統包含每 2.5 分鐘進行一次自動辨識崩塌振動訊號，以及所有辨識過後的崩

塌資訊網頁，內容包含事件時間、位置、振動規模、崩塌面積、崩塌體積等，並自動寄發報告給研究人員。

五、參考文獻

1. Shieh, S. L. (2000). User's guide for typhoon forecasting in the Taiwan area (VIII). Central Weather Bureau, Taipei.
2. Chang, K. T., Chiang, S. H., and Hsu, M. L. (2007). Modeling typhoon-and earthquake-induced landslides in a mountainous watershed using logistic regression. *Geomorphology*, 89(3-4), 335-347.
3. Huang, Y., Zhang, W., Xu, Q., Xie, P., and Hao, L. (2012). Run-out analysis of flow-like landslides triggered by the Ms 8.0 2008 Wenchuan earthquake using smoothed particle hydrodynamics. *Landslides*, 9(2), 275-283.
4. Liu, H. D., Li, D. D., and Wang, Z. F. (2018). Dynamic process of the Wenjiagou rock landslide in Sichuan Province, China. *Arabian Journal of Geosciences*, 11(10), 233.
5. Hung, C., Lin, G. W., Leshchinsky, B., and Kuo, H. L. (2019). Extracting region-specific runoff behavior and rainfall thresholds for massive landslides using seismic records: a case study in southern Taiwan. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 78(6), 4095-4105.
6. Lin, G. W., Hung, C., Chang Chien, Y. F., Chu, C. R., Liu, C. H., Chang, C. H., and Chen, H. (2020). Towards Automatic Landslide-Quake Identification Using a Random Forest Classifier. *Applied Sciences*, 10(11), 3670.
7. Chao et al. (2017). A first near real-time seismology-based landquake monitoring system. *Scientific Reports*, 7, Article number 43510.
8. Kuo, H. L., Lin, G. W., Chen, C. W., Saito, H., Lin, C. W., Chen, H., and Chao, W. A. (2018). Evaluating critical rainfall conditions for large-scale landslides by detecting event times from seismic records. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 18, 2877-2891.
9. 中央氣象局臺灣地震與地球物理資料管理系統 <https://gdmsn.cwb.gov.tw/>
10. Kao and Shan (2004). The Source-Scanning Algorithm: mapping the distribution of seismic sources in time and space. *Geophysical Journal International*, 157(2), 589-594.
11. Kao and Shan (2007). Rapid identification of earthquake rupture plane using Source- Scanning Algorithm. *Geophysical Journal International*, 168(3), 1011-1020.
12. Lee, E. J., Liao, W. Y., Lin, G. W., Chen, P., Mu, D., & Lin, C. W. (2019). Towards automated real-time detection and location of large-scale landslides through seismic waveform back projection. *Geofluids*, 2019
13. 網干壽夫 (1972) 集中豪雨とっせ土斜面の崩壊，*施工技術*，5(11)，第 45 頁。
14. 吳積善、康志成、田達權、章書成 (1990) 雲南蔣家溝土石流之觀測研究，*中國大陸科學出版社*。
15. 林冠璋 (2021) 嘉義、台南山區大規模崩塌之地動訊號監測網建置研究，行政院農業委員會水土保持局 110 年科技計畫，南投縣：水土保持局。

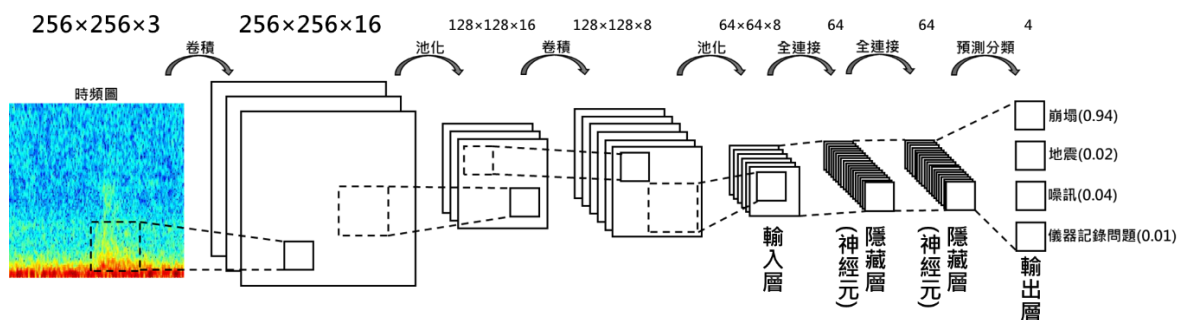


圖 1、卷積神經網路示意圖

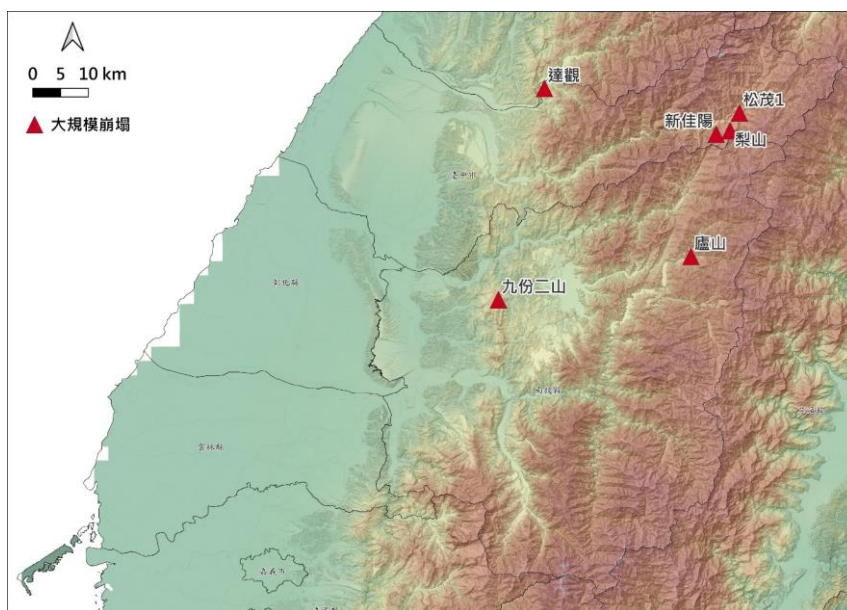


圖 2、臺灣中部地區大規模崩塌優先辦理區分布圖

表 1、地震-崩塌 A 型訊號分類器混淆矩陣

		實際類別				準確率
		地震	崩塌	噪訊	儀器問題	
分類結果	地震	766	11	9	2	0.97
	崩塌	16	748	16	8	0.95
	噪訊	25	9	745	9	0.95
	儀器問題	3	7	16	762	0.97
召回率		0.95	0.97	0.95	0.98	

表 2、崩塌與地震訊號的時間域特徵值統計結果

特徵值	崩塌	地震
μ MA	1.67	1.58
σ MA	0.65	0.28
MAR	2.27	1.73
σ MA/ μ MA	0.29	0.26
μ SI	0.82	0.83
σ SI	0.15	0.15
SIR	1.92	1.80
σ SI/ μ SI	0.16	0.14
M_L/M_D	0.71	> 1.0

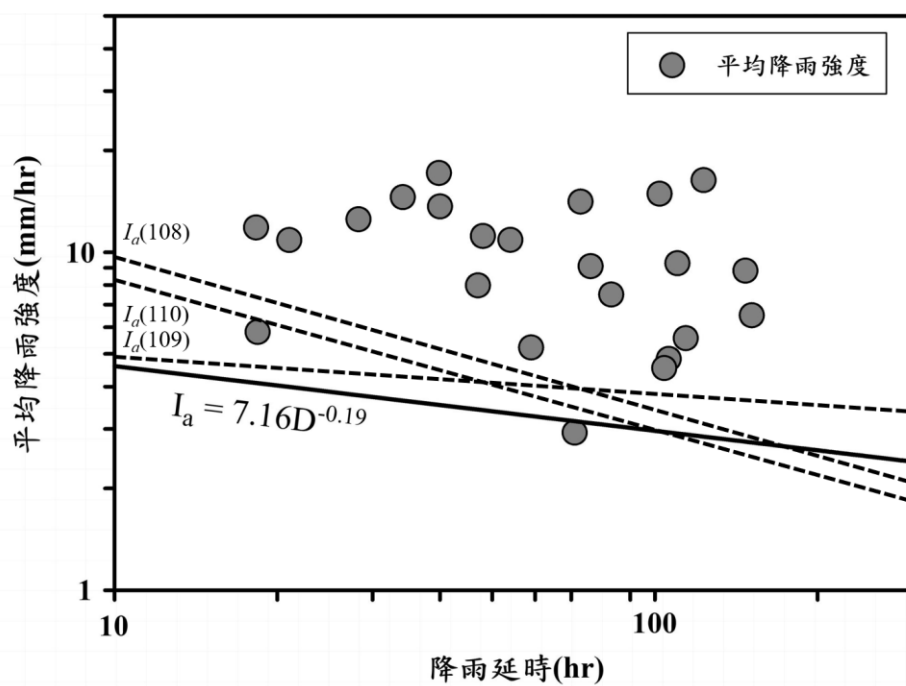


圖 3、 I_a -D 降雨門檻

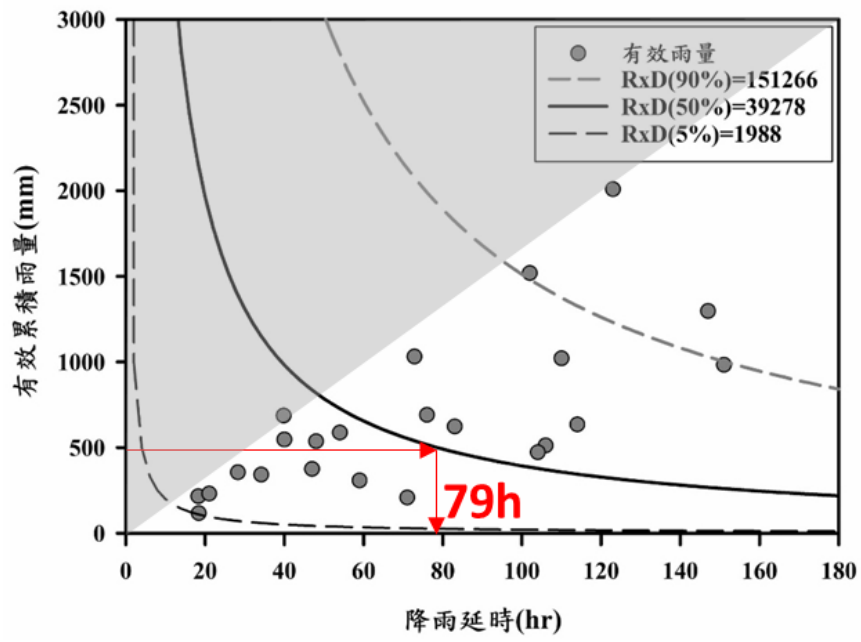


圖 4、 R_e - D 降雨門檻