

# 崩塌地動訊號自動化辨識技術精進及其應用之研究

## Improvement and application of automatic landslide-quake identification technology

主管單位：農業委員會水土保持局

林冠瑋

Lin, Guan-Wei

國立成功大學地球科學系

### 摘要

大規模崩塌產生的地表振動訊號可被鄰近地震儀記錄下來，因此近年來地動訊號分析被廣泛用於邊坡塊體滑動的研究。從連續地動記錄中判別出崩塌訊號以往多是仰賴人工判讀，不僅過於曠日廢時，判釋結果也深受分析人員的經驗及主觀判斷影響。將機器學習技術應用到地動訊號的自動判釋，可更加快速且客觀的找出崩塌事件的時間點，大量減少在判釋崩塌事件的時間及人力成本。本計畫利用 642 個已知振動類型的地動訊號作為分類器的訓練樣本，藉由計算時間域及頻率域上的訊號特徵值，配合機器學習演算法，建立起連續地震記錄的自動分類器。將自動分類器運用於 2018 年及 2019 的颱風及豪雨事件，可以成功辨識出 6 個由崩塌所產生的地表振動訊號。分析崩塌地動訊號發現崩塌面積與包絡線面積，以及崩塌體積與平均地表速度大致呈現正相關，表示利用崩塌地動訊號有機會進一步用於評估崩塌量體。利用崩塌地動訊號提供的 93 個崩塌發生時間，進一步統計促崩降雨參數，結果反映出引發大規模崩塌並不需要極端的小時降雨量，長時間的持續降雨以及大量的累積降雨是引發大規模崩塌的主要因素。引發大規模崩塌的土壤水分指數統計結果顯示，需要大量的水分進入深層材料中才能引發大規模崩塌，且觸發大規模崩塌的前期降雨高於小規模崩塌。

**關鍵詞：**大規模崩塌、地動訊號、機器學習、訊號特徵值

### Abstract

The seismic signals generated by landslides could be recorded by nearby seismometers. Using machine learning methods to create an automatic landslide-quake identification model, the time information of landslides can be gotten more quickly and objectively. This study used 642 seismic signals are treated as training samples of machine learning classifier. By calculating the attributes of signals in the time domain and the frequency domain, an automatic classifier for continuous seismic records is established. The automatic landslide-quake classifier was then used to auto-identify the landslide-induced signals occurring during typhoons and rainstorm in 2018 and 2019. Six landslide-quakes were identified by the automatic landslide-quake classifier. The analysis of the landslide-quakes indicates that the landslide-quake is useful to evaluate the landslide magnitude. Using the 93 occurrence times provided by the landslide-quakes, further statistics on the triggering rainfall reflect that long duration and large cumulative rainfall are the main factors to cause large-scale landslide. The statistics of the soil water index showed that a large amount of water in deep material was required to cause large-scale landslide, and the antecedent rainfall that triggered large-scale landslides was higher than that of small-scale landslides.

**Keywords :** Large scale landslide, Seismic signal, Machine learning, Signal features

## 一、前言

### 1.1 背景說明

邊坡崩塌是山區最主要的地質災害之一，崩塌的發生可能會導致基礎設施的破壞並威脅著人類的生命。大地震和暴雨被認為是觸發崩塌的重要因素，而臺灣位於副熱帶季風氣候區，平均每年會有 4 至 5 個颱風，帶來大量的降雨，且臺灣位於歐亞板塊與菲律賓板塊的邊界上，不僅導致臺灣的地震相當頻繁，活躍的板塊運動也造成山多平原少的地形，同時形成臺灣丘陵及山區破碎的地質條件。在 2009 年莫拉克颱風期間，南臺灣降下了超過 2,000 mm 的累積雨量，進而引發小林村旁獻肚山面積 2,500,000 m<sup>2</sup>、最大深度達 80 m 的大規模崩塌，並淹沒小林村造成大量傷亡(李錫堤等人, 2009)。除了小林村事件，經前後期影像判釋發現，莫拉克颱風期間在全台各地一共出現了超過 400 處面積大於 10 公頃的崩塌地(Wu et al., 2011)。因莫拉克颱風而產生的崩塌事件造成的人員傷亡及財產的損失，使得邊坡崩塌災害的潛在危機更加受到重視。

過去崩塌災害相關的研究中，不論是探討崩塌發生的機制或促崩降雨條件，崩塌發生的時間點都是一項不易取得卻又相當重要的資訊。對此，前人研究已經指出地震儀除了用來記錄地震產生的振動訊號，崩塌及火山活動等事件也都會引發顯著的地表振動，而被記錄在地震波形之中，且不同類型的地動事件，在訊號特徵上會有顯著的差異(Suriñach et al., 2005; Dammeier et al., 2011)。對於崩塌災害發生的時間點，以往都是依據當地居民目擊後口頭轉述得知，若能藉由分析地震訊號，從中找出屬於崩塌事件的波形，不僅可以獲得較客觀的崩塌發生時間資訊，對於發生在較偏遠地區的崩塌也有機會更深入的研究。

### 1.2 計畫目的及工作項目

以往在進行崩塌事件的地動訊號分析都是仰賴人工判釋，不僅曠日廢時，分析結果也會受到個人主觀意識影響。依據前人研究，不同類型的地動事件在訊號上會有不同的特徵，藉由蒐集訓練樣本，並將這些差異量化成特徵值後，便可利用機器學習演算法建構出分類模型，進行地動事件的自動分類，大量減少在判釋崩塌事件的時間及人力成本。

本計畫使用臺灣寬頻地震網(Broadband Array in Taiwan for Seismology, BATS)提供之地動訊號紀錄，著重在將崩塌事件的訊號從地震及背景噪訊中分類出來，主要研究目的包括：

- (1) 蒐集 3 種類型地動事件的訓練樣本，並計算訊號特徵參數，建構自動分類器。
- (2) 探討各特徵參數的分類效能，將分類器應用到經人工判釋之 2009 年莫拉克颱風期間的地動訊號紀錄進行測試。
- (3) 崩塌地動訊號特徵值與崩塌幾何特徵之相關性。
- (4) 大規模崩塌之促崩降雨條件分析。

## 二、研究方法

### 2.1 建立自動分類器

先蒐集欲自動分類之地動事件訓練樣本，將訊號做基本前處理後計算訊號特徵值，再使用隨機森林演算法建構自動分類器，之後便可將連續地動記錄輸入分類器內，快速得到各測站記錄到的崩塌事件發生時間，再做進一步的驗證。

### 2.2 偵測訊號的定位、崩塌配對及訊號特徵值計算

前人研究指出，山崩訊號和一般地震訊號不同的地方在於無法明確地分辨出 P 波與 S 波的到時(Hibert et al., 2011; Kao et al., 2007)。因此，無法將傳統的定位機制運用於山

崩訊號的定位。故本計畫採用 Wech and Creager (2008) 監測微震(tremor)所發展出來的定位方法，以波形相似性為基礎，進行崩塌定位，再與實際崩塌位置比對。將定位及配對結果良好之地動訊號進行各項特徵值的計算，包括在時間域及頻率域共 24 項特徵值來反映出每一個地動事件的訊號特徵。

### 2.3 促崩降雨門檻分析

針對從地表振動紀錄判釋出來的崩塌區，就其發生時間及地點，進行降雨資料蒐集，可得到崩塌區之降雨強度、累積雨量、降雨延時等降雨特性，並將這些資料進行崩塌發生時間與累積雨量進行資料點繪，以利後續降雨特性之分析。大規模崩塌警戒因子分析依據不同的降雨參數選定，會產生不同的雨量關係式。本計畫分別採用了以下雨量關係式分析方法：(1)以平均降雨強度  $I_{ave}$  及有效降雨量  $R_e$  為警戒指標(I-R 法)(譚萬沛，1991；謝正倫，2001；詹錢登，2004)、(2)以平均降雨強度  $I_{ave}$  及降雨延時  $D$  為警戒指標(I-D 法)(Caine, 1980; Cannon & Ellen, 1985; Wieczorek, 1987; Keefer et al., 1987; Arattano & Marchi, 2000)、(3)以有效累積雨量  $R_t$  及降雨延時  $D$  為警戒指標(R-D 法)(青木佑久，1980；范正成等人，1999、2002)、(4)以降雨延時  $D$  及土壤水分指數  $SWI$  為警戒指標(SWI-D 法)(岡田憲治，2002；陳樹群等人，2013)、(5)臨界水量法(I-D-Qc)(Keefer et al., 1987)。

## 三、研究成果

### 3.1 分類器正確度

本研究使用 642 筆 5 分鐘長度的地動訊號訓練樣本測試了 22 種機器學習演算法，其中隨機森林(Random Forest)演算法得到最高之分類正確度(91.3%)及崩塌事件敏感度(86.9%)，而其崩塌事件 PPV 雖不是最高，但也高達 89% (圖 1)，因此最終選用隨機森林演算法製作自動分類器。針對地震、崩塌及噪音三種訊號類別各自的敏感度、PPV 及 F1 分數也都達到 85% 以上，代表該分類器可以成功辨別出訓練資料庫中大部分的地動事件之間的差異。

### 3.2 自動分類器測試結果

選用 2009 年莫拉克颱風期間 8/7 至 8/10 共 4 天的地動訊號進行分類器的測試，整體的分類正確度為 87.0%。在 194 次崩塌事件中，分類器成功判釋出 191 個崩塌事件，只有 1 個事件被誤判為地震、2 個事件未偵測到，對於崩塌事件的敏感度為 98.5%；在 52 次地震事件中，分類器成功判釋出 23 個地震事件，卻有 29 個事件被判釋為崩塌，因此對於地震事件的敏感度只有 44.2%。而 220 筆被歸類為崩塌的訊號中，有 191 筆確實屬於崩塌，另外 29 筆實際上是地震訊號，對於崩塌訊號的 PPV 為 86.8%；24 筆被歸類為地震的訊號中，有 23 筆確實屬於地震，另外 1 筆實際上是崩塌訊號，對於地震訊號的 PPV 為 95.8%。上述結果顯示出本計畫建構之自動分類器有較大的機率將地震訊號判釋為崩塌，但不容易將崩塌訊號判釋為地震。自動分類器針對崩塌地動訊號的 F1 分數為 0.92。也以 2015 年蘇迪勒颱風期間(8 月 6 日至 8 月 10 日)，共 5 天的地動訊號進行分類器的測試。利用人工方式共判釋出 17 次崩塌事件，以及 15 次地震事件。其中 17 次崩塌事件都可以從 3 個以上的測站紀錄中判釋出來，將判釋結果與人工判釋之事件目錄進行對照，整體的分類正確度為 87.5%。在 17 次崩塌事件中，分類器成功判釋出 17 個崩塌事件，對於崩塌事件的敏感度達到 100%；在 15 次地震事件中，分類器成功判釋出 11 個地震事件，有 4 個事件被判釋為崩塌，因此對於地震事件的敏感度約 73%。而 21 筆被歸類為崩塌的訊號中，有 17 筆確實屬於崩塌，另外 4 筆實際上是地震訊號，對於崩塌訊號的 PPV 為 81%；11 筆被歸類為地震的訊號中，有 11 筆確實屬於地震，對於地震訊號的 PPV 為 100%。上述結果再一次顯示出本計畫建構之自動分類器有較大的機率

將地震訊號判釋為崩塌，但不容易將崩塌訊號判釋為地震。相較於雨量更為極端的 2009 年莫拉克颱風，蘇迪勒颱風期間雖然崩塌較少，但自動分類器的敏感度相對較高。本計畫所建立的崩塌地動訊號自動分類器也的確可以達到 87% 以上的準確度，F1 分數為 0.90。

### 3.3 特徵值個別分類效果

圖 2 中編號第 1~9 是時間域特徵值，編號第 10~24 項是頻率域特徵值，而黑線代表使用所有 24 種特徵值建構分類器得到的 90.2% 分類正確度；藍線是將特徵值逐一刪去，只使用剩下的 23 種特徵值建構分類器，用於討論缺少某一項特徵值時的分類正確度的變化；紅線是只使用單一種特徵值建構分類器，用於討論單一特徵值的分類效果。

從紅線的變化可以發現，各個特徵值之間的分類正確度落差相當大，其中能產生最佳分類效果的特徵值為 MAR (正確度 85.5%)，而分類效果最差的則是 0.02-0.05 Hz PSD，其正確度為 56.0%。另外，時間域特徵值整體的分類正確度(80.97%)高於頻率域特徵值(64.64%)。從藍線的變化可以發現，雖然並非每個特徵值都能有效區分三種事件，但將任何一種特徵值刪去後，分類正確度都下降了約 2~3%，代表每種特徵值在分類器中還是有一定程度的分類效果，只要分類正確度在 50% 以上，該特徵值對分類器就有正面的影響。

### 3.4 2018 年與 2019 年颱風期間連續地動訊號分類結果

在經過模型自我驗證及兩場颱風驗證後，將崩塌地動訊號自動分類器運用於 2018 年瑪莉亞颱風及山竹颱風，以及 2019 年白鹿颱風期間及豪雨事件的連續地動訊號，一共判釋出 6 次崩塌事件(圖 3)。比對各場颱風及豪雨的累積雨量集分布後可發現，編號 2018-001、2019-001、2019-004 及 2019-005 之崩塌事件位置明顯落在降雨集中之地區，表示引發大規模崩塌的主要條件還是與降雨多寡有關；而編號 2019-002 及 2019-003 之崩塌事件則與雨量分布無關聯。這六場事件之累積雨量均小於 350 mm，僅編號 2019-004 崩塌之累積雨量大於 200 mm。另外，4 處崩塌之降雨延時均超過 24 小時，顯示地層中長時間含水對於崩塌的發生具有顯著影響。

### 3.5 訊號分類結果應用於崩塌類型或規模評估

本計畫分別計算了 164 處崩塌訊號的訊號包絡線面積(EA)、最大地表速度(PGV)、平均地表速度(AGV)。包絡線面積(EA)、最大地表速度(PGV)、平均地表速度(AGV)又以崩塌地與地震站間的距離作標準化。相互比較結果呈現，崩塌面積與包絡線面積(圖 4)，以及崩塌體積與平均地表速度大致呈現正相關(圖 5)，該結果也表示利用偵測所獲得之崩塌地動訊號，有機會用於計算訊號規模，並進一步用於評估崩塌量體。然而，此崩塌規模與訊號規模之間的相關性並非線性，而且在崩塌或訊號規模較小的條件下，相關性並不佳。該現象說明了較小的崩塌事件或當震源距離較遠的狀況下，要運用地動訊號的特徵值進行崩塌規模的評估較不可行。崩塌邊坡平均坡度與最大地表速度之間則沒有明顯的趨勢相關(圖 6)，顯示單一地動訊號特徵可能難以反應出崩塌地之地形或運動特性，甚或是崩塌類型。除此之外，崩塌類型是屬於定性分類，並且需要對於每一處崩塌進行現地調查才能建立崩塌類型目錄，故在本計畫中便難以透過量化地動訊號與崩塌類型建立分類方法。期望未來能透過收集更多可進行現地調查之崩塌，並且將量化的地動訊號特徵做定性的分類，嘗試以地動訊號進行崩塌類型的分類評估。

### 3.6 觸發大規模崩塌的降雨條件

在本研究中，分析各年度颱風事件的降雨型態，選定有效累積雨量大於 350 mm 或降雨延時大於 24 小時當作標準，符合以上兩點其中之一的大規模崩塌事件即納入統計。於 2001 年至 2019 年間共 93 處大規模崩塌發生時之雨量條件符合上述選用標準，並用

於進行後續各項雨量分析。

針對促崩降雨延時的統計結果顯示，只有 1 個事件在連續降雨短於 30 小時就發生崩塌，然而其降雨延時也有 28 小時。該事件發生於旗山溪流域山區，屬於舊有崩塌地再擴大類型之事件，因此在延時相對較短時便發生崩塌。大部分事件的降雨延時都超過 50 小時，表示長時間的持續降雨是引發大規模崩塌的可能主要因子之一。

在 93 個用於雨量分析的大規模崩塌事件中，其中 41 個崩塌發生時的累積雨量超過 1,000 mm，表示大量的累積降雨是引發大規模崩塌重要的因素。25 個崩塌之累積雨量未達 500 mm，而這些崩塌事件多集中發生於 2001 年至 2004 年間，以及 2015 年之後。另外前期雨量的統計可以明顯發現前期降雨最大值為 70 mm，僅佔該崩塌事件有效降雨量的 11%。而所有事件之前期降雨也平均僅佔有效降雨量的 1.1%，顯示前期降雨對有效降雨量並沒有顯著的影響，可能是因為本研究採用的權重計算方式以及雨場分割方法使得前期降雨的效應被弱化，未來應可針對前期降雨的部分另外分析，可能會有不一樣的結果。

前述兩個雨量因子的統計結果顯示，引發大規模崩塌的雨量條件應與長延時以及高累積雨量有較顯著的關聯性，而在降雨強度因子分析之中，本研究分別分析了崩塌發生時的小時降雨強度( $I_1$ )、三小時降雨強度( $I_3$ )、六小時降雨強度( $I_6$ )以及平均降雨強度( $I_{ave}$ )。可以發現只有少部分崩塌事件的  $I_1$ 、 $I_3$ 、 $I_6$  有顯著的極端高值( $>80$  mm/h)，降雨強度超過 20 mm/h 的事件數量不到一半，表示大規模崩塌的發生與數小時內的降雨強度沒有明顯關係。此外，因為長時間降雨的關係，造成整場雨的平均降雨強度並沒有顯著的極端高值，甚至部分事件發生時之降雨條件因為降雨延時持續很久，而導致平均降雨強度低於 5 mm/h 的狀況。

利用 93 處大規模崩塌發生時之平均降雨強度  $I_{ave}$  與降雨延時  $D$ ，所計算出之大規模崩塌的  $I$ - $D$  降雨門檻公式為  $I = 25.75 D^{-0.43}$ ，此一曲線為下方涵蓋 5% 的資料(圖 7)。大規模崩塌發生時的降雨條件多數集中在延時為 60 小時至 80 小時，平均降雨強度集中在 10 mm/h 到 30 mm/h 之間。雖然也存在超過 100 小時的長降雨事件，但占有事件數的比例並不高，而且在長延時的影響下，平均降雨強度會相對地降低，這也反映出大規模崩塌並不需要特別極端強度的單一小時降雨量。根據  $I$ - $D$  法的雨量門檻值，可以推論長延時的降雨型態是引發大規模崩塌的重要條件之一。

對 93 處大規模崩塌地進行  $Re$ - $D$  降雨門檻的分析。其結果顯示涵蓋資料百分比為 5% 之  $Re$  與  $D$  之乘積值為 11932 mm×h (圖 8)，表示當降雨時間超過 24 小時的時候，涵蓋資料百分比為 5% 的有效降雨量為 497 mm；也可以說，當有效累積雨量超過 500 mm 的時候，涵蓋資料百分比為 5% 的降雨延時為 24 小時。將大規模崩塌發生的時間和累積雨量分別標準化後繪製雨量組體圖，各事件的雨量組體線顯示了降雨型態的差異。以 50% 的累積雨量出現之時間點作為分類的依據，第一類為 50% 的累積雨量發生在雨場前 25% 的時間內；第二類為 50% 的累積雨量發生在雨場的 25% - 75% 時間內；第三類為 50% 的累積雨量發生於雨場的 75% - 100% 時間內。根據上述三類降雨型態的分析，本研究認為尖峰降雨雖然帶來豐沛的雨量，但並不是左右大規模崩塌發生的主要原因，且在第三類降雨型態中反映出前期降雨對大規模崩塌的促崩機制仍有相當程度的影響。

探討 93 處已發生大規模崩塌的平均降雨強度  $I_{ave}$  與有效降雨量  $Re$  之間的相關性，並求得涵蓋資料百分比為 5% 時的  $I$  與  $Re$  乘積值，結果顯示  $I_{ave}$  與  $Re$  的乘積為 856 mm<sup>2</sup>/h (圖 9)。該結果表示當累積雨量達 500 mm 時，引發崩塌之降雨強度門檻為 1.7 mm/h。相對來說，當平均降雨強度超過 10 mm/h 時，涵蓋資料百分比為 5% 之有效累積雨量為 85.6 mm。綜合此結果與單因子統計結果顯示，若要採用  $I$ - $Re$  法作為制定大規模崩塌門檻值的參考，且考慮某一有效雨量為致崩降雨條件，則將會產生相對之降雨強度門檻值過低

的狀況。

參考 Keefer et al. (1987) 應用於舊金山灣區的警戒模式，並使用臺灣之地質材料參數，以及土壤水分指數分析結果，進行大規模崩塌臨界水量  $Q_c$  的評估計算。93 處崩塌之  $Q_c$  及  $I_0$  的最小值分別為 192 mm 及 1.0 mm/h，因此建議門檻曲線公式為  $(I - 1.0) D = 192$  (圖 10)。在此降雨警戒模式下，多數崩塌於 I-D 圖中之資料點會落在警戒曲線之上，僅 7 處崩塌之臨界降雨條件低於警戒曲線，因此當  $Q_c$  值的計算合理時，便使得警戒曲線公式得以適用於大部分的崩塌事件。

本計畫以臺灣參數計算土壤水分指數，SWI 值包含了降雨事件期間的降水資訊，以及降雨事件發生前 30 天的前期降水。平均前期 SWI 值為 16.3 mm，範圍在 1.2 mm 到 56.2 mm 之間；在大規模崩塌發生時的 SWI 值平均為 301.1 mm，最大值和最小值分別是 706.3 mm 及 14.0 mm；在發生時的第三桶水深( $S_3$ )值平均為 127.3 mm，高於第一桶水深( $S_1$ )值得平均 75.1 mm。在 SWI 計算中，三桶不同深度的水深( $S_1$ 、 $S_2$ 、 $S_3$ )分別代表了三個不同深度的模擬土壤層中的含水量。SWI 值雖然無法直接表示在深層岩層中的實際含水量，但是在傳統的雨量分析中所使用的降雨強度及累積雨量也沒有辦法代表岩層中的實際含水量，上述的兩個雨量因子忽略了入滲以及排水這些水文因素。反之在 SWI 的計算中，入滲以及排水是有被考慮進去的，可以推定在深層土壤中之含水量和岩層中之含水量的關係相較於累積雨量是更加密切的。因此，本計畫認為以 SWI 值(包含  $S_1$ 、 $S_2$ 、 $S_3$ )取代累積雨量因子來建立崩塌發生的降雨門檻值是一種可行的方法。根據 SWI 的歷時曲線型態，大規模崩塌之 SWI 歷時曲線的下降和平緩趨勢意味著降雨事件的減弱以及邊坡上部材料中的水補給不足，這種現象也符合觸發大規模崩塌的高累積降雨和長降雨延時的特徵。本計畫使用 2015 年至 2019 年的強降雨觸發的 12 個大規模崩塌去驗證由 2001-2013 年所有事件建立的 SWI-D 門檻值(圖 11)。其中有 10 個事件符合 2001-2013 年的 SWI-D 門檻，證明 SWI 可以被視為觸發大規模崩塌的指標。雖然有兩個事件低於 SWI-D 門檻，但也相當接近門檻線。該驗證確定了使用 SWI 作為門檻值因子的優勢，例如 SWI 通常在崩塌發生前會迅速增加，可用於預警之參考。根據 2001-2019 年的數據，使用中位數計算出觸發大規模崩塌的 SWI 總體趨勢，並與 Chen et al. (2017) 計算出的臺灣小規模崩塌的 SWI 總體趨勢比較。Saito et al. (2010) 將觸發小規模崩塌的降雨條件分為兩種類型，短延時-高強度(SH)和長延時-低強度(LL)。臺灣大規模崩塌的 SWI 隨時間變化的總體趨勢介於 SH 型和 LL 型之間。在 93 個事件中，僅有一處發生於 2006 年的大規模崩塌是由 LL 型降雨事件觸發的。而總體來說，與具有 SH 類型的小規模崩塌相比，觸發大規模崩塌的降雨條件與長延時-高強度(LH)較為相關。

## 四、討論

### 4.1 時間域及頻率域特徵值分類效能比較

從各項特徵值的正確度可以得知，時間域特徵值在分類三種地動事件上有較佳的結果。為了進一步驗證該現象，本計畫測試了分別只使用時間域及頻率域特徵值的分類器。模型驗證結果顯示，只使用時間域特徵值的分類器能夠得到 87.7% 的正確度，而只使用頻率域特徵值的分類正確度則是相對較低的 84.7%，該結果符合個別特徵值測試的結果。其中可以發現，兩種測試結果對於地震事件的敏感度並無太大的差異，但對於崩塌事件及噪訊兩者互相誤判的比例明顯上升，崩塌事件的敏感度下降 6.1%，噪訊的敏感度下降 3.7%，代表整體而言，使用的時間域特徵值相較於頻率域特徵值，對於崩塌及噪訊兩類訊號有較好的鑑別度。相較於分別使用所有的時間域或頻率域特徵值，只使用兩個類別中最佳的特徵值建構的分類器，在正確度上仍有些微的下降，但也較當中任何一個特徵值的個別正確度都高，再次驗證了每個特徵值都佔有一定比例的分類效果。

## 4.2 崩塌訊號傳遞距離

崩塌規模較大的事件所產生的地動訊號大多能被三個以上的測站所記錄，以 UTC 時間 2009 年 8 月 8 日 18 時 19 分發生在隘寮南溪的崩塌為例，其崩塌面積為 79 公頃(Chen et al., 2013)，從距離較近的 TWGB 測站(40 公里)，到即使是距離 230 公里的 YHNB 測站依然能接收到微弱的崩塌訊號。而規模較小的崩塌，以 UTC 時間 2010 年 4 月 25 日 6 時 29 分發生在國道三號 3.1K 處的崩塌為例，其崩塌面積為 1.42 公頃(陳樹群等人，2014)，距離 10 公里的 WFSB 測站可觀察到崩塌訊號，但卻無法被距離 18 公里的 ANPB 測站所記錄。現有 BATS 寬頻地震測站網絡的密度約為 30 公里，若只考慮本計畫使用的 11 個測站則密度約為 50 公里，對於較大規模崩塌事件，以目前的測站密度應是相當足夠。若想深入研究規模較小的崩塌，則須要使用更密集的測站網絡，或是考慮納入其它類型之地震網。

## 4.3 2009 年莫拉克颱風期間崩塌定位及雨量討論

為了進一步探討降雨對於崩塌事件發生的影響，本計畫分別將 2009 年莫拉克颱風期間 4 天臺灣南部的平均時雨量與累積雨量，及這 4 天每小時的崩塌數量與累積數量作圖。可觀察到，莫拉克颱風期間主要的降雨集中在 8 月 8 日及 9 日兩天，而在這兩天也是崩塌發生頻率最高的時間段，相對而言，雨量較平緩的 8 月 7 日及 10 日，則只有較零星的崩塌分布，兩者呈現非常一致的趨勢，有非常顯著的正相關性。雖然時雨量與每小時崩塌數量沒有顯著的線性關係，但還是可觀察到，每小時崩塌數量的上限，與小時雨量的多寡有關。本計畫也針對人工判釋結果中，可以被 3 個以上的地震測站紀錄到的 67 個崩塌事件進行震源定位。在這 67 個崩塌之中，共有 32 個事件定位結果在臺灣本島陸地上，29 個事件定位於海上，另有 6 個事件無法順利定位。對於位在陸地上的崩塌事件，可發現主要集中在臺灣南部，而 2009 年莫拉克颱風帶來超過 2,000 mm 的最大累積雨量(李錫堤等人，2009)，且強降雨也幾乎集中在臺灣南部，與定位結果相符合。

## 4.4 短週期地聲計於崩塌地動訊號自動分類的測試

本計畫測試了設置於苗栗鹿湖崩塌之短週期地聲計，該崩塌邊坡上堆積大量殘留土石材料，容易受到擾動而產生大小規模不一的落石或岩屑崩滑事件。該實驗區所採用之地聲計觀測頻率 100 赫茲，可靠頻率為 4.5 赫茲至 50 赫茲，無法計算本計畫之自動分類器所採用的頻率域第 10 至 14，以及第 17 至 24 特徵值。故本計畫利用時間域特徵值建立之自動分類器，進行 2019 年 5 月 17 日至 20 日之觀測記錄的自動分類。由於地聲計距離崩塌位置僅數十公尺，因此能記錄下小型土石崩落振動。測試結果顯示，本計畫所採用的時間域分類特徵值可以成功分類出由落石或岩屑崩塌所產生的地動訊號，在 4 天記錄中獲得 15 個崩塌地動訊號。本計畫之測試顯示出，針對不同類型之地表振動觀測儀器，需採用不同之分類特徵值組合，再進行自動分類器建置。

## 4.5 前期降雨對大規模崩塌的影響

將降雨事件前一個月的前期土壤水分指數(antecedent SWI)和大規模崩塌的促崩降雨條件做比較，根據 Chen et al. (2017)所提出的分類方法，以平均前期土壤水分指數 14.7 mm 及兩倍平均值 29.4 mm 將前期土壤水分指數分成三類，分別是小於 14.7 mm、大於 29.4 mm 以及介於兩者之間。前期 SWI 高於 29.4 mm 的崩塌事件之  $P_{98}$  降雨條件分別是降雨延時 121 小時、累積雨量 826.9 mm 以及平均降雨強度 23.4 mm/h；前期 SWI 介於 29.4 mm 和 14.7 mm 之間的崩塌事件之  $P_{98}$  降雨條件分別是降雨延時 134 小時、累積雨量 1681.1 mm 以及平均降雨強度 24.7 mm/h；前期 SWI 低於 14.7 mm 的崩塌事件之  $P_{98}$  降雨條件分別是降雨延時 134 小時、累積雨量 2159.8 mm 以及平均降雨強度 30.6 mm/h。隨著前期 SWI 值的升高，各項促崩降雨條件逐漸下降。若將大規模崩塌和小規模崩塌的



促崩降雨條件變化進行比較，可以發現在隨著前期 SWI 值上升的情況下，大規模崩塌的促崩降雨強度和累積雨量的下降幅度明顯較小規模崩塌來的顯著。上述結果表示在大規模崩塌的降雨觸發條件中，降雨事件前的地層含水量造成的影響是非常顯著的。在前期 SWI 低於 29.4 mm 的情況下，引發大規模崩塌的  $P_{98}$  降雨強度和  $P_{98}$  累積雨量較相同情況下的小規模崩塌之促崩降雨條件還高。而大規模崩塌的  $P_{98}$  降雨延時雖然超過 100 小時，仍然比小規模崩塌的  $P_{98}$  降雨延時還短。在前期 SWI 值高於 29.4 mm 的條件下，引發大規模崩塌降雨延時的減少幅度比相同前期 SWI 情況下的小規模崩塌來的少，這結果表示長延時的降雨可以被認為是引發大規模崩塌的主要降雨條件之一。

## 五、結論

本計畫使用機器學習演算法，並分別從地動訊號的時間域及頻率域提取不同地動事件的特徵值，建構出一套針對崩塌、地震及噪訊 3 種地動事件的自動分類器，研究得到的各項結論如下：

1. 本計畫蒐集欲分類的三種地動訊號類型(崩塌、地震及噪訊)之訓練樣本，各挑選 214 筆紀錄，從時間域計算 9 項特徵值、頻率域計算 15 項特徵值，以隨機森林演算法為基礎，使用 100 棵決策樹建構出分類正確度高達 91.3% 的分類器。其中對於崩塌事件的敏感度及 PPV 都高達 86.9% 及 89.0%，能夠有效區分出三種地動訊號間的差異。
2. 將 2009 年莫拉克颱風期間的連續地動訊號以自動分類器內進行測試，也成功從預先人工判釋出的 194 個崩塌時間點中，判釋出 191 個崩塌，只有 1 個事件被誤判為地震及 2 個崩塌未被成功偵測。整體分類正確度達 87%，F1 分數達 0.92。將 2015 年蘇迪勒颱風期間的連續地動訊號以自動分類器內進行測試，自動判釋出 17 個崩塌，並無事件被誤判為地震或噪訊。相對地，有 4 個地震事件被誤判為崩塌。整體分類正確度達 87.5%，F1 分數達 0.90。
3. 未被成功判釋之崩塌事件大多是由於其持續時間短或是振幅太小，導致分類器無法將其與噪訊區隔。對於規模夠大之崩塌，以現有的 BATS 測站密度已足夠進行監測，但若希望進一步研究小規模崩塌，則需要提高測站網絡的密度。
4. 對 24 項訊號特徵值分別進行分類效能測試後發現，整體而言時間域特徵值的分類效果優於頻率域特徵值。雖然各項特徵值的分類效果落差非常大，正確度最高的是 MAR (85.5%)，最低的則是 0.02-0.05 Hz PSD (56.0%)，但只要單一特徵值能夠有 50% 以上的正確度，該特徵值就會對分類器有正面的影響，不必因為分類效果較差就將其刪去。
5. 時間域及頻率域特徵值對分類器的影響，最主要的差異來自於崩塌及噪訊的辨別能力。在辨識地震時，整體而言兩類特徵值並無太大的優劣之分，但在區分崩塌與噪訊時，頻率域特徵值對於兩者的誤判明顯高於時間域特徵值。
6. 崩塌地動訊號自動分類器運用於 2018 年瑪莉亞颱風及山竹颱風，以及 2019 年白鹿颱風期間及豪雨事件的連續地動訊號，一共判釋出 6 次崩塌事件。
7. 崩塌面積與包絡線面積，以及崩塌體積與平均地表速度大致呈現正相關，表示利用崩塌地動訊號有機會進一步用於評估崩塌量體。崩塌邊坡平均坡度與最大地表速度之間則沒有明顯的趨勢相關，顯示單一地動訊號特徵可能難以反應出崩塌地之運動特性或是崩塌類型。
8. 在降雨強度與降雨延時的關係中，大規模崩塌發生的降雨門檻為  $I = 25.75 D^{-0.43}$ ，此門檻值反映出引發大規模崩塌並不需要極端的小時降雨量。在有效累積降雨量與降雨延時的關係中發現，當降雨延時為 24 小時，涵蓋 5% 崩塌所需



之有效累積降雨量為 497 mm。在降雨強度與有效累積降雨量的關係中，涵蓋 5% 崩塌時的 I 與 Re 乘積值為 856 mm<sup>2</sup>/h，若以此數值當作大規模崩塌門檻值的選取參考值，且考慮某一特定有效降雨量為致崩降雨條件，將會產生降雨強度門檻值過低的狀況。

9. I-D-Qc 法門檻曲線公式為  $(I - 1.0)D = 192$ ，此方法可成功對大部分崩塌事件達到警戒效果，因此當 Qc 值的計算合理時，便使得警戒曲線公式得以適用於大部分的崩塌事件。
10. 使用 2001 年至 2013 年的資料來建立 SWI-D 門檻值 ( $SWI = 155.20 - 1.56D$ ，且  $D \geq 24$  h)，並透過 2015 年至 2019 年的事件進行檢驗。結果顯示需要大量的水分進入深層材料中才能引發大規模崩塌，此結果驗證了 SWI 可以作為觸發大規模崩塌的警戒指標。
11. 比較大規模崩塌和小規模崩塌的促崩降雨條件，顯示觸發大規模崩塌的前期降雨高於小規模崩塌。對比觸發小規模崩塌的降雨條件，用於觸發大規模崩塌的降雨條件具有長延時-高強度的特徵。

## 參考文獻

1. 李錫堤、董家鈞、林銘郎 (2009) 小林村災變之地質背景探討，地工技術。
2. 范正成、吳明峰、彭光宗 (1999)，豐丘土石流發生臨界降雨線之研究，地工技術，第 74 期，第 39-46 頁。
3. 范正成、劉哲欣、吳明峰 (2002)，南投地區土石流發生臨界降雨線之設定及其於集集大地震後之修正，中華水土保持學報，第 33 卷，第 31-38 頁。
4. 陳樹群、陳冠翰、吳俊鎰 (2014)，地下水引發自由端順向坡土體滑動特性分析，Journal of Chinese Soil and Water Conservation, 45(2), 110-118.
5. 陳樹群、蔡喬文、陳振宇、陳美珍 (2013)，筒狀模式之土壤雨量指數應用於土石流防災警戒，中華水土保持學報，44(2)，第 131-143 頁。
6. 詹錢登 (2004)，豪雨造成的土石流，科學發展月刊，第 374 期，第 14-23 頁。
7. 謝正倫 (2001)，桃芝颱風土石流災害發生基準初步研究，土石流災害及其防制對策研討會論文集，第 83-102 頁。
8. 譚萬沛 (1991)，降雨泥石流的臨界雨量研究，第二屆全國泥石流學術會議論文集，第 136-142 頁。
9. 岡田憲治 (2002) 土壤雨量指數，測候時報。
10. 青木佑久 (1980)，土石流等の災害をもたらず"危険雨量，防災科学技術，第 38 期，22-26 頁。
11. Arattano, M. and Marchi, L. (2000) "Video-derived velocity distribution along a debris flow surge," Physics and Chemistry of the Earth, Part B: Hydrology, Oceans and Atmosphere, Vol. 25, No. 9, pp. 781-784.
12. Caine, N. (1980) "The rainfall intensity-duration control of shallow landslides and debris flows," Geografiska Annaler: Series A, Physical Geography, Vol. 62, pp. 23-27.
13. Cannon, S. H. and Ellen, S. D. (1985) "Rainfall conditions for abundant debris avalanches in San Francisco Bay region California," California Geology, Vol. 38, No. 12, pp. 267-272.
14. Chen, C. H., Chao, W. A., Wu, Y. M., Zhao, L., Chen, Y. G., Ho, W. Y., Lin, T. L., Kuo, K. H., and Chang, J. M. (2013). A seismological study of landquakes using a real-time broadband seismic network. Geophysical Journal International, 194(2), 885-898.
15. Chen, C. W., Saito, H., and Oguchi, T. (2017). Analyzing rainfall-induced mass movements in Taiwan using the soil water index. Landslides, 14(3), 1031-1041.

16. Dammeier, F., Moore, J. R., Haslinger, F., and Loew, S. (2011). Characterization of alpine rockslides using statistical analysis of seismic signals. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 116(F4). doi:10.1029/2011jf002037
17. Hibert, C., Mangeney, A., Grandjean, G., and Shapiro, N. M. (2011). Slope instabilities in Dolomieu crater, Réunion Island: From seismic signals to rockfall characteristics. *Journal of Geophysical Research*, vol. 116(F4). doi:10.1029/2011jf002038.
18. Kao, H., Tompson, P. J., Rogers, G., Dragert, H. and Sponce, G. (2007). Automatic detection and characterization of seismic tremors in northern Cascadia. *Geophys. Res. Lett.*, 34, L16313, doi:10.1029/2007GL030822.
19. Keefer, D. K. et al. (1987) "Real-Time Landslides Warning During Heavy Rainfall," *Science*, Vol. 238, pp. 921-925.
20. Saito, H., Nakayama, D., and Matsuyama, H. (2010). Two types of rainfall conditions associated with shallow landslide initiation in Japan as revealed by Normalized Soil Water Index. *Sola*, 6, 57-60.
21. Suriñach, E., Vilajosana, I., Khazaradze, G., Biescas, B., Furdada, G., and Vilaplana, J. (2005). Seismic detection and characterization of landslides and other mass movements. *Natural Hazards and Earth System Science*, 5(6), 791-798.
22. Wech, A. G., and Creager, K. C. (2008). Automated detection and location of Cascadia tremor. *Geophysical Research Letters*, vol. 35(20). doi:10.1029/2008gl035458.
23. Wiczorek, G. F. (1987) "Effect of Rainfall Intensity and Duration on Debris Flows in Central Santa Cruz Mountains," *Reviews in Engineering Geology*, Vol. 7, pp. 93-104.
24. Wu, C. H., Chen, S. C., and Chou, H. T. (2011). Geomorphologic characteristics of catastrophic landslides during typhoon Morakot in the Kaoping Watershed, Taiwan. *Engineering Geology*, 123(1-2), 13-21.

		Predicted			Sensitivity
		LS	EQ	Noise	
Actual	LS	186	25	3	86.9%
	EQ	19	190	5	88.8%
	Noise	4	0	210	98.1%
PPV		89.0%	88.4%	96.3%	<b>91.3%</b>

圖 1、分類模型訓練結果(5 重交叉驗證)

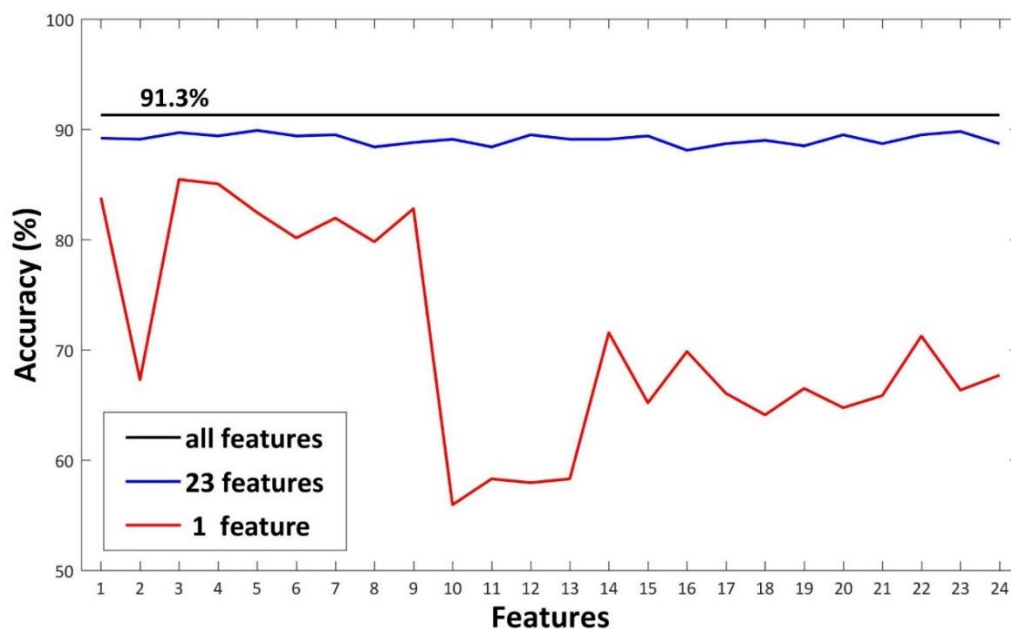


圖 2、特徵值分類效果比較

颱風事件	時間 (local time)	編號	D (h)	I (mm/h)	R (mm)	S1 (mm)	S2 (mm)	S3 (mm)	SWI (mm)
2018年瑪莉亞颱風	7月10日 08:40	2018-001	68	0	20.5	0	1.2	12.8	14.0
2019年豪雨	6月25日 11:05	2019-001	53	0	78	1.4	14.7	32.8	48.9
2019年白鹿颱風	8月23日 00:17	2019-002	-	-	-	-	-	-	-
	8月23日 07:39	2019-003	-	-	-	-	-	-	-
	8月25日 04:33	2019-004	35	3	210.5	34.2	50.4	39.7	124.4
	8月26日 03:19	2019-005	59	0	94	1.8	16.6	36.1	54.5

圖 3、2018-2019 年颱風期間崩塌地動訊號自動判釋結果

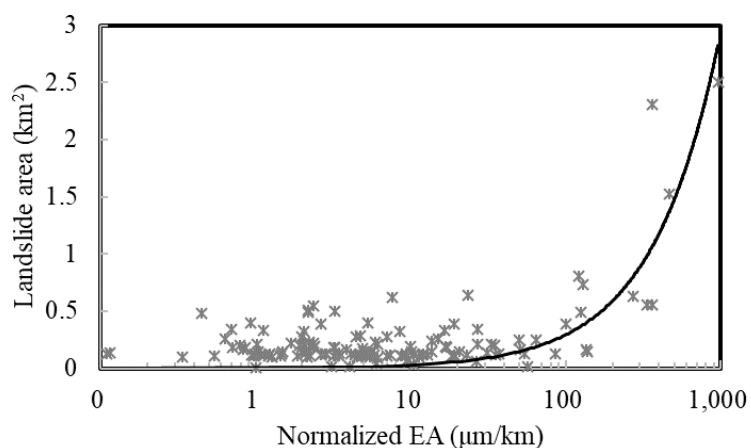


圖 4、地動訊號包絡線面積與崩塌面積之相關性

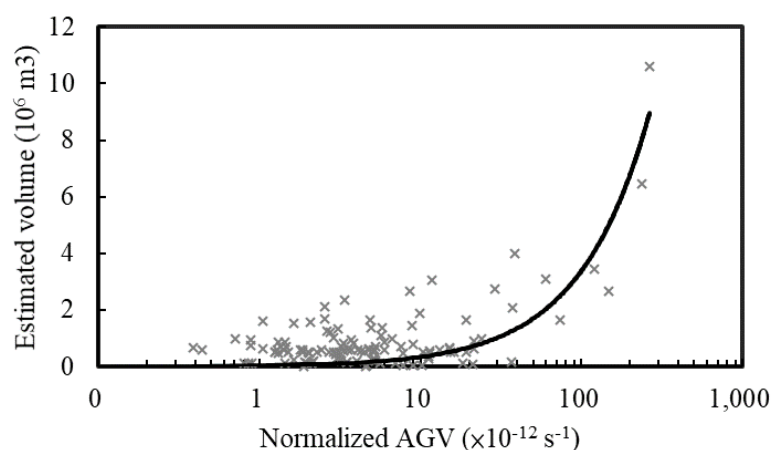


圖 5、地動訊號平均振幅與崩塌推估體積之相關性

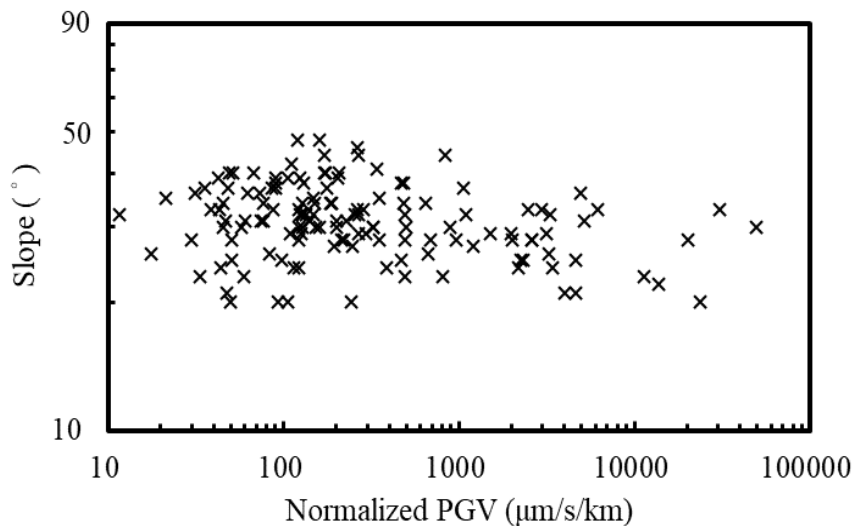


圖 6、地動訊號最大地表速度與崩塌平均坡度之相關性

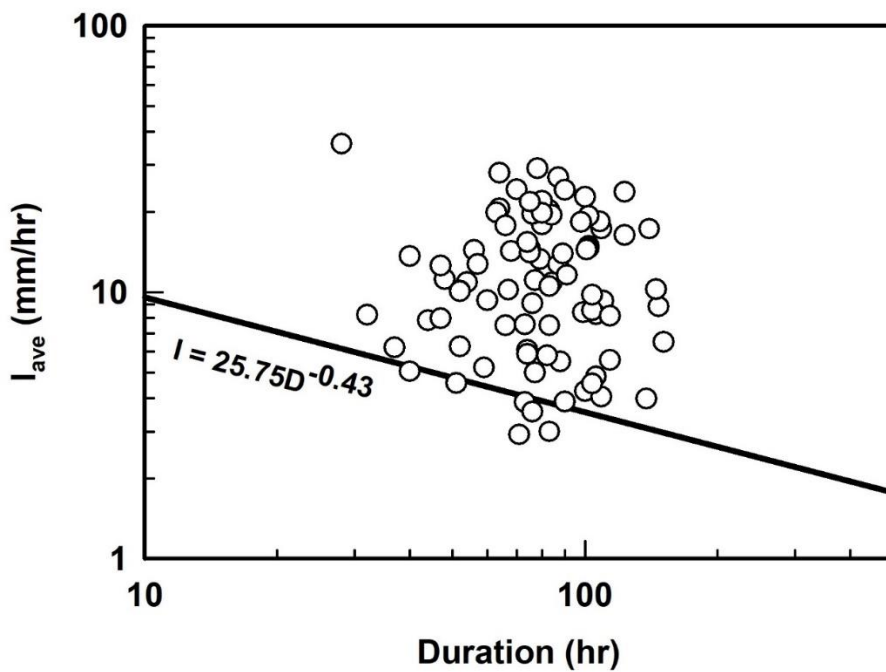


圖 7、降雨強度與降雨延時之降雨門檻

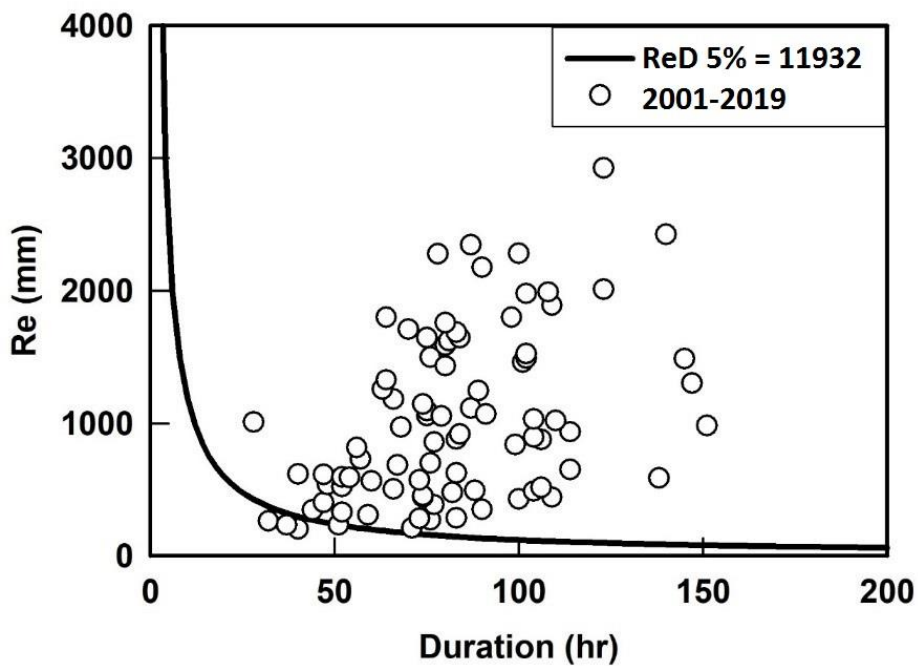


圖 8、有效降雨量與降雨延時之降雨門檻

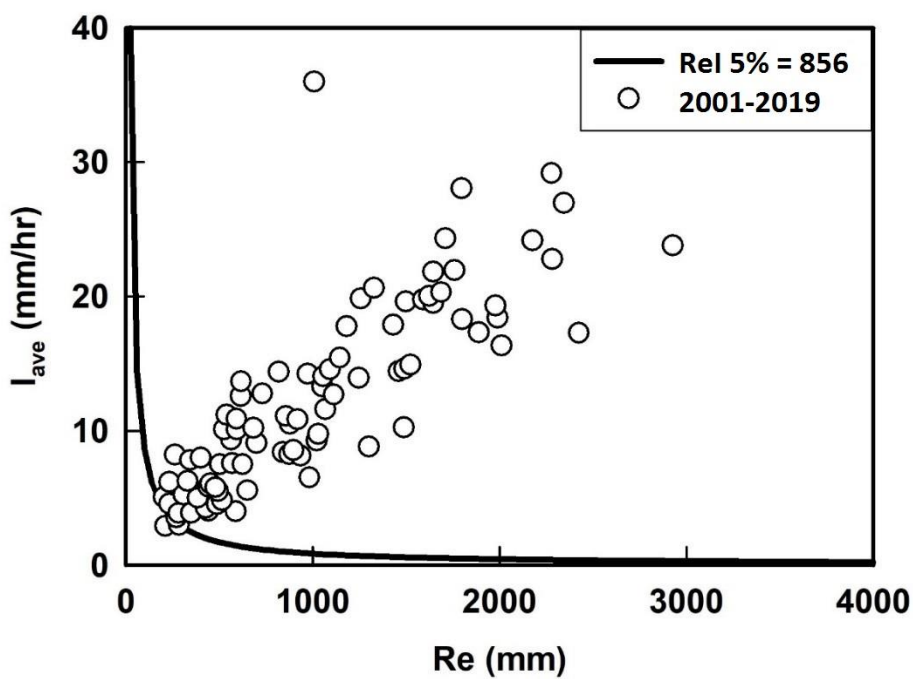


圖 9、平均降雨強度與有效降雨量之降雨門檻

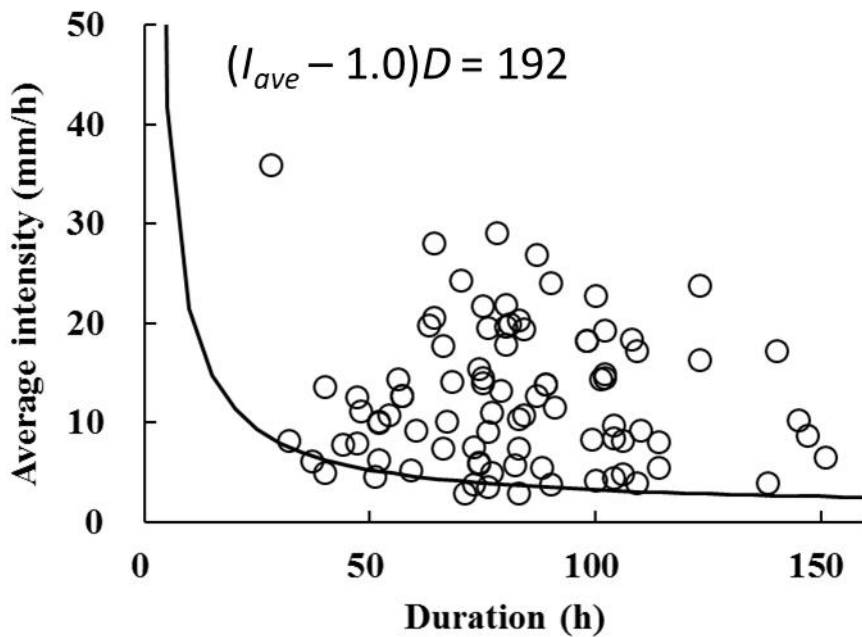


圖 10、平均降雨強度及降雨延時與臨界水量關係圖

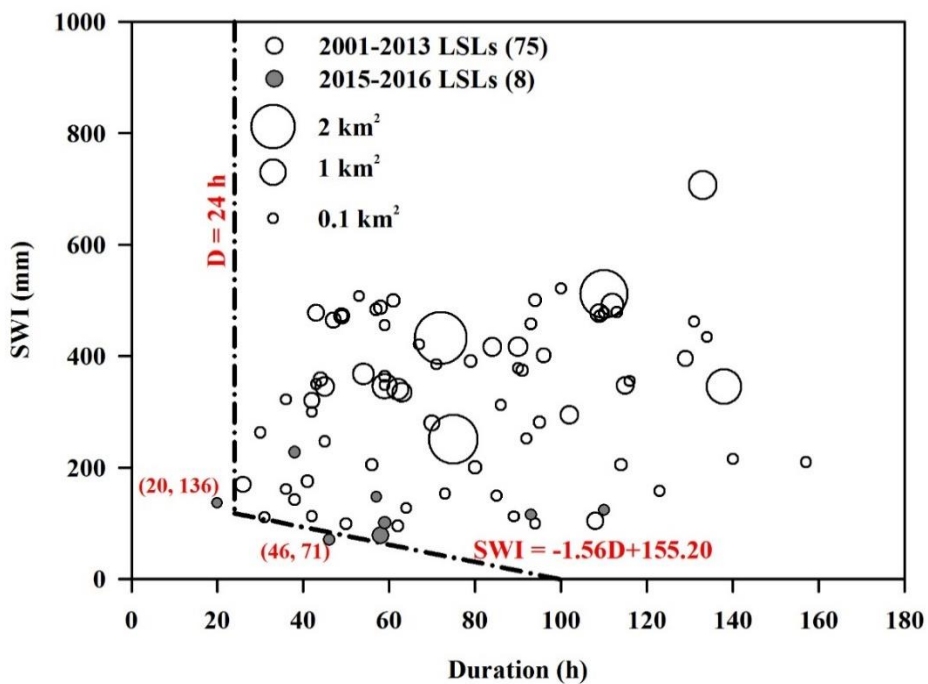


圖 11、土壤水分指數與降雨延時門檻線驗證