
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

執行單位：國立成功大學

執行期間：108年01月01日至108年12月31日

計畫主持人：林冠璋 副教授

行政院農業委員會水土保持局 編印

中華民國 108 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)

崩塌地動訊號自動化辨識技術精進及其應用之研究

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。

關鍵字：大規模崩塌、地動訊號、機器學習、訊號特徵值

Improvement and application of automatic landslide-quake identification technology

Abstract

The ground motions generated by large-scale landslide can be recorded by nearby seismometers. Therefore, in recent years, the analysis of ground motions has been widely used in the study of slope failure. Identifying the landslide-quake signals from the continuous seismic records used to rely on manual interpretation in the past. Not only is it too time-consuming, but the interpretation result is also deeply affected by the experience and subjective judgment of the analyst. Applying machine learning technology to the automatic interpretation of ground motion signals can more quickly and objectively find the time point of a landslide event, and greatly reduce the time and labor cost in interpreting a collapse event.

This project uses 642 ground motion signals of known ground-motion types as training samples for the classifier. By calculating signal attribute values in the time and frequency domains, and using machine learning algorithms, an automatic classifier for continuous seismic records is established. Applying the automatic classifier to the typhoons and heavy rain events in 2018 and 2019 can successfully identify 6 ground motion signals generated by the landslide. Analysis of the landslide-quake signal found that the landslide area and the envelope area, and the landslide volume and the average ground velocity showed a roughly positive correlation, indicating that the use of the landslide-quake signal may be used to further evaluate the landslide magnitude.

Using the 93 occurrence times provided by the landslide-quakes, further statistics of the triggering rainfall parameters were obtained. The results reflect that extreme hourly rainfall is not required to initiate a large-scale landslide. Long duration and large cumulative rainfall are the main factors to cause a large-scale landslide. The statistical results of soil water index that caused large-scale landslide showed that a large amount of water was required to enter the deep material to cause a large-scale landslide, and the rainfall that triggered the large-scale landslide was higher than that of small-scale collapse.

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

目次

摘要	I
Abstract	II
目次	IV
表次	VI
圖次	VIII
第一章 前言	1-1
第一節 背景說明	1-1
第二節 計畫目的	1-2
第三節 期末檢核點	1-2
第四節 文獻回顧	1-3
第二章 研究方法	2-1
第一節 研究資料來源	2-1
第二節 分類器訓練樣本	2-5
第三節 時間域特徵值	2-6
第四節 頻率域特徵值	2-9
第五節 建立自動分類器	2-17
第六節 崩塌地動訊號定位	2-25
第七節 促崩降雨條件分析	2-28
第三章 研究成果	3-1
第一節 演算法測試結果	3-1
第二節 分類器正確度	3-2
第三節 自動分類器測試結果	3-3

第四節 測試結果討論.....	3-6
第五節 特徵值個別分類效果.....	3-15
第六節 2018 年與 2019 年颱風期間連續地動訊號分類結果.....	3-20
第七節 訊號分類結果應用於崩塌類型或規模評估.....	3-28
第八節 降雨觸發大規模崩塌的降雨條件.....	3-31
第四章 討論.....	4-1
第一節 時間域及頻率域特徵值分類效能比較.....	4-1
第二節 崩塌訊號傳遞距離.....	4-4
第三節 2009 年莫拉克颱風期間崩塌定位及雨量討論.....	4-7
第四節 前期降雨對大規模崩塌的影響.....	4-10
第五章 結論及建議.....	5-1
參考文獻.....	參-1
附錄.....	附錄-1
附錄一、建構自動分類器之崩塌事件訓練樣本.....	附錄-1
附錄二、建構自動分類器之地震事件訓練樣本.....	附錄-6
附錄三、驗證分類器之 2009 年莫拉克颱風訊號人工判釋結果..	附錄-10
附錄四、期中審查意見回覆.....	附錄-21
附錄五、期末審查意見回覆.....	附錄-27
附錄六、公文.....	附錄-36

表次

表 1.1 自動分類器相關研究.....	1-6
表 1.2 本計畫與吳昱杰(2018)研究內容之比較.....	1-9
表 2.1 本計畫使用的 11 個測站及其座標.....	2-5
表 2.2 24 項訊號特徵值.....	2-14
表 2.3 24 項訊號特徵值及訓練樣本之平均數值.....	2-15
表 2.4 混淆矩陣.....	2-23
表 2.5 土壤水分指數計算所用之參數.....	2-37
表 3.1 22 種演算法測試結果.....	3-1
表 3.2 自動分類器的混淆矩陣.....	3-3
表 3.3 2009 年莫拉克颱風期間人工判釋崩塌數量.....	3-4
表 3.4 2009 年莫拉克颱風期間自動判釋結果的混淆矩陣.....	3-4
表 3.5 2015 年蘇迪勒颱風期間自動判釋結果的混淆矩陣.....	3-5
表 3.6 成功偵測之崩塌訊號之特徵值的平均值.....	3-8
表 3.7 成功偵測之地震訊號之特徵值的平均值.....	3-10
表 3.8 未偵測到之崩塌訊號之特徵值的平均值.....	3-12
表 3.9 偵測錯誤之地震事件之特徵值的平均值.....	3-14
表 3.10 σ MA 分類器的混淆矩陣.....	3-17
表 3.11 三種類別訊號 σ MA 平均數值.....	3-17
表 3.12 0.02-0.1 Hz / 1-8 Hz 功率譜密度比值分類器的混淆矩陣.....	3-19
表 3.13 三種類別訊號 0.02-0.1 Hz / 1-8 Hz 功率譜密度比值數值.....	3-19
表 3.14 2018 年颱風期間崩塌地動訊號自動判釋結果.....	3-21
表 4.1 時間域特徵值分類器的混淆矩陣.....	4-1

表 4.2 頻率域特徵值分類器的混淆矩陣.....	4-2
表 4.3 4 項時間域特徵值分類器的混淆矩陣.....	4-2
表 4.4 4 項頻率域特徵值分類器的混淆矩陣.....	4-3
表 4.5 4 項效果最差特徵值分類器的混淆矩陣.....	4-4
表 4.6 三類前期土壤水分指數所對應的 P_{98} 平均降雨強度、 P_{98} 降雨延時 及 P_{98} 累積雨量.....	4-11

圖次

圖 1.1 雪崩事件時頻圖	1-3
圖 1.2 山崩事件時頻圖	1-4
圖 2.1 YULB 的小林村崩塌事件訊號.....	2-2
圖 2.2 YHNB 的小林村崩塌事件訊號	2-2
圖 2.3 RLNB 的小林村崩塌事件訊號.....	2-3
圖 2.4 TWKB 的小林村崩塌事件訊號	2-3
圖 2.5 本計畫使用之 BATS 測站分布	2-4
圖 2.6 不同類型地動事件之移動平均及閃爍指數波形.....	2-7
圖 2.7 不同類型地動事件平均頻譜圖.....	2-10
圖 2.8 地動事件能量分布之劃定.....	2-12
圖 2.9 訊號處理流程.....	2-13
圖 2.10 時間域特徵值數值分布	2-16
圖 2.11 頻率域特徵值數值分布	2-16
圖 2.12 決策樹演算法架構示意圖.....	2-18
圖 2.13 隨機森林演算法架構示意圖.....	2-19
圖 2.14 Holdout Validation 示意圖	2-20
圖 2.15 5-fold Cross Validation 示意圖	2-21
圖 2.16 Leave-one-out Cross Validation 示意圖	2-22
圖 2.17 地動訊號分類器建置與應用	2-25
圖 2.18 崩塌定位方法示意圖	2-28
圖 2.19 雨場切割與降雨參數計算示意圖.....	2-30
圖 2.20 三種常見雙雨量參數門檻曲線.....	2-32

圖 2.21 筒狀模型與地表逕流類比.....	2-36
圖 2.22 筒狀雨量模式說明.....	2-37
圖 2.23 陳有蘭溪 2018 年之觀測流深與預測流深.....	2-38
圖 2.24 計算土壤水分指數示意圖.....	2-38
圖 3.1 成功偵測之崩塌事件範例一.....	3-7
圖 3.2 成功偵測之崩塌事件範例二.....	3-7
圖 3.3 成功偵測之地震事件一.....	3-9
圖 3.4 成功偵測之地震事件二.....	3-9
圖 3.5 未偵測到之崩塌事件.....	3-11
圖 3.6 判釋錯誤之地震事件一.....	3-13
圖 3.7 判釋錯誤之地震事件二.....	3-13
圖 3.8 24 項特徵值分類效能比較.....	3-16
圖 3.9 三種類別訊號的移動平均波形.....	3-18
圖 3.10 三種類別訊號的平均頻譜圖.....	3-19
圖 3.11 (a)編號 2018-001 事件時頻圖、(b)2018 年瑪莉亞颱風期間每日累積 雨量及崩塌位置.....	3-22
圖 3.12 編號 2018-001 事件之累積雨量及 SWI 曲線.....	3-23
圖 3.13 (a)編號 2019-001 事件時頻圖，(b) 2019 年 6 月 23 日至 25 日豪雨 累積雨量及崩塌位置.....	3-24
圖 3.14 編號 2019-001 事件之累積雨量及 SWI 曲線.....	3-25
圖 3.15 2019 年白鹿颱風期間崩塌事件時頻圖：(a) 2019-002、(b) 2019- 003、(c) 2019-004、(d) 2019-005、(e) 2019 年白鹿颱風期間 8/22-8/26 累積 雨量及崩塌定位點.....	3-26
圖 3.16 編號 2019-004 事件之累積雨量及 SWI 曲線.....	3-27

圖 3.17 濾波後波形與訊號包絡線面積、PGV、AGV	3-29
圖 3.18 地動訊號包絡線面積與崩塌面積之相關性.....	3-30
圖 3.19 地動訊號平均振幅與崩塌推估體積之相關性.....	3-30
圖 3.20 地動訊號最大地表速度與崩塌平均坡度之相關性	3-30
圖 3.21 2001 至 2019 年大規模崩塌分布圖.....	3-32
圖 3.22 崩塌事件之降雨延時統計.....	3-34
圖 3.23 崩塌事件累積雨量.....	3-35
圖 3.24 崩塌事件之降雨強度統計.....	3-36
圖 3.25 <i>I-D</i> 降雨門檻.....	3-37
圖 3.26 <i>Re-D</i> 降雨門檻.....	3-39
圖 3.27 降雨型態與崩塌發生時間的關係.....	3-39
圖 3.28 <i>I-Re</i> 降雨門檻.....	3-40
圖 3.29 平均降雨強度及降雨延時與臨界水量關係圖.....	3-41
圖 3.30 引發大規模崩塌之土壤水分指數及三桶水深的數量統計	3-43
圖 3.31 大規模崩塌之 SWI 歷時曲線.....	3-43
圖 3.32 (a)大規模崩塌與小規模崩塌之 SWI-D 門檻線比較、(b)大規模崩塌 與小規模崩塌發生時的 S3/SWI 百分率分布、(c)大規模崩塌與小規模崩塌 發生時的 S3/SWI 數量機率分布.....	3-46
圖 3.33 SWI-D 門檻線驗證.....	3-46
圖 4.1 TWGB 的隘寮南溪崩塌事件訊號	4-5
圖 4.2 YHNB 的隘寮南溪崩塌事件訊號.....	4-5
圖 4.3 WFSB 的國道三號 3.1K 崩塌事件訊號	4-6
圖 4.4 ANPB 的國道三號 3.1K 崩塌事件訊號.....	4-6
圖 4.5 2009 年莫拉克颱風期間累積雨量及累積崩塌數量.....	4-7

圖 4.6 (a)累積雨量與累積崩塌數量 (b)時雨量與每小時崩塌數量.....	4-8
圖 4.7 2009 年莫拉克颱風期間崩塌定位結果.....	4-9
圖 4.8 前期土壤水分指數與降雨強度、延時，及累積雨量之相關性	4-12

第一章 前言

第一節 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 m²、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。

第二節 計畫目的

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器，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：

- 一、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。
- 二、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。
- 三、崩塌地動訊號特徵值與崩塌幾何特徵之相關性。
- 四、大規模崩塌之促崩降雨條件分析。

第三節 期末檢核點

本計畫已完成所有工作項目：

- 一、崩塌地動訊號自動化辨識指標計算及篩選(至少測試 20 種訊號指標)
- 二、訊號分類機器學習模型測試
- 三、訊號分類結果應用於崩塌類型或規模評估
- 四、大規模崩塌促崩降雨門檻修正

第四節 文獻回顧

一、崩塌事件產生的地動訊號特徵

崩塌塊體在邊坡上的運動過程中會產生一連串的地動訊號，並且能夠有效的被鄰近地震測站記錄，因此地動訊號分析已被廣泛應用於邊坡塊體運動的研究。根據前人研究，山崩事件產生的地動訊號大多具有以下特徵：(1)無明顯 P 波及 S 波的區分；(2)波形呈「雪茄型」(Suriñach et al., 2005; Dammeier et al., 2011)。Suriñach et al. (2005)將雪崩事件的地動訊號繪製成時頻圖後，發現其時頻圖中可觀察到三角型的高能量區塊(圖 1.1)；而 Dammeier et al. (2011)在山崩事件的時頻圖也觀察到類似的三角型特徵(圖 1.2)。

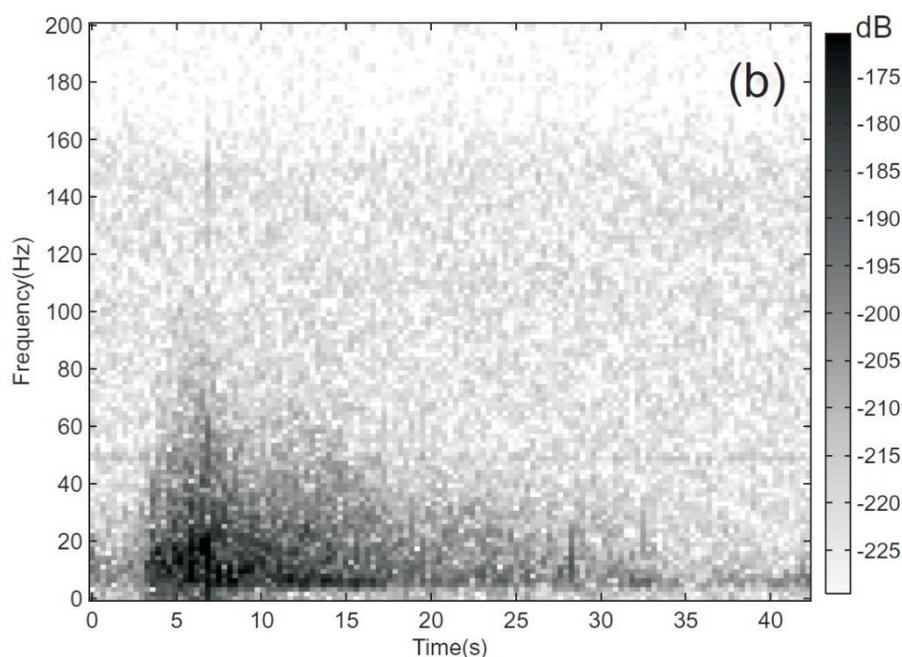


圖 1.1 雪崩事件時頻圖(Suriñach et al., 2005)

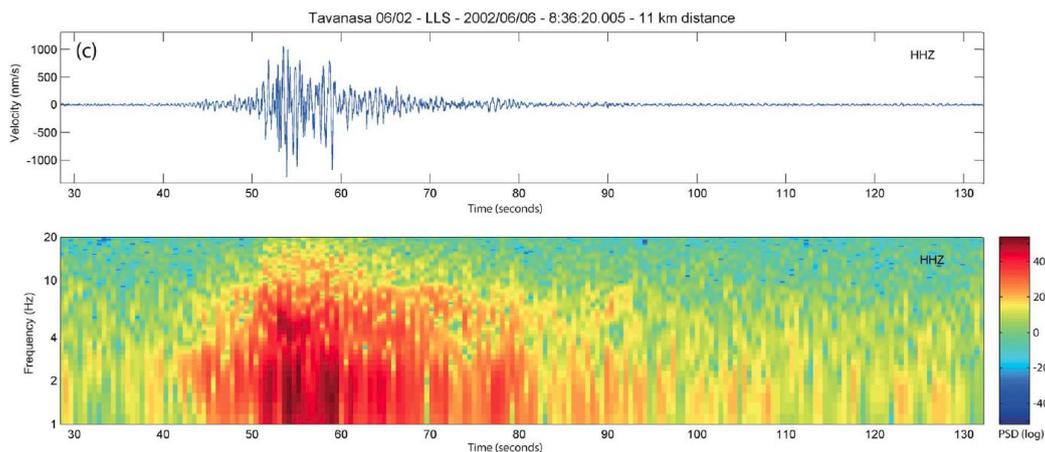


圖 1.2 山崩事件時頻圖(Dammeier et al., 2011)

對於振源機制的解釋方面，Kanamori and Given (1982)及 Dahlen (1993)均指出比起一般斷層地震常見的雙力偶機制(double-couple)，單力機制(single-force)更適合用來反應山崩的運動過程。當考慮到長週期訊號時，山崩的震源可以被描述為一隨著時間變化、有三維向量的固定點源(Brodsky et al., 2003)。對於崩塌訊號在不同頻率段的能量來源，Huang et al. (2007)及 Schneider et al. (2010)認為崩塌塊體內部顆粒的撞擊或摩擦會產生頻率數赫茲到數十赫茲的較高頻震波；而 Kanamori and Given (1982)及 Eissler and Kanamori (1987)認為崩塌塊體在坡面上加速及減速的過程，會產生週期數十到數百秒的長週期震波。在 2009 年莫拉克颱風過後，Lin et al. (2010)使用全台的寬頻測站資料，以週期 20~50 秒的長週期訊號，成功判釋並定位出 52 處位於陸上的崩塌地；Kao et al. (2012)則是使用 0.5~5 Hz 做為判釋崩塌的主要頻帶。

二、機器學習演算法在地動訊號分析上的應用

對於崩塌、火山活動及人為爆破等地動事件的監測，地震儀是一項非常有利的工具，但由於地動事件及噪訊種類繁多，因此時常利用到機器學習技術偵測目標事件，以減少人為判釋的工作量。

Kortström et al. (2016)使用數字化時頻圖的方式，針對芬蘭的地震及礦場的人為爆破進行自動分類，其研究中使用支援向量機(Support Vector Machine, SVM)在分類器上得到 94%的正確度(正確度之定義：代表所有被正確分類的樣本佔總體樣本數量的比例)。Benítez et al. (2007)則是為了監測南極迪塞普遜島(Deception Island)上的火山活動，使用隱藏式馬可夫模型(Hidden Markov Model, HMM)建構自動分類器觀測島上的長週期事件、火山構造地震、火山微震及綜合型事件等四種地動事件，並在分類器上得到 90%的正確度。Esposito et al. (2006)用類神經網路(Neural Networks)建構義大利斯特隆伯利火山島(Stromboli Volcano)的監測模型，使用線性預測編碼(Linear predictive coding, LPC)作為特徵參數，對火山活動、崩塌及微震三種事件達到 97%的分類正確度。Del Pezzo et al. (2003)及 Scarpetta et al. (2005)皆是使用類神經網路及 LPC 建構的自動分類器對義大利拿坡里(Napoli)地區的火山活動進行監測，前者針對火山活動及水下爆破兩種事件的區分；後者則探討火山構造地震、水下爆破、兩種礦場爆破及閃電等五種事件，並另外加入波型特徵做為特徵值，兩者在分類器上分別得到 91%及 94%的正確度。Provost et al. (2017)針對法國 Super-Sauze 崩塌地持續產生的邊坡運動進行監測，研究中使用隨機森林演算法(Random Forest, RF)，並從波形、頻譜、時頻圖、測站網路及極性五種面向計算了 71 種特徵值，分類正確度達 93%。Parihar et al. (2018)使用日本及印度的地震資料，從時間域及頻率域計算 13 種訊號特徵值，比較了 4 種演算法對於地震事件的辨識能力，其結果顯示 SVM 演算法具有最高的正確度(99%)。Tian et al. (2002)相異於其他研究，主要是探討兩種軍事車輛產生的地動訊號，研究中使用最近鄰居法(k-Nearest Neighbor)，結合頻譜統計和小波係數特徵分類法(spectral statistics and wavelet coefficients characterization, SSWCC)，分別從頻譜圖、功率譜密度、

小波係數中提取了共 22 種特徵值建構分類器，並得到 90% 的分類正確度，其研究結果顯示機器學習技術可以被廣泛運用到各種類型的地動事件監測。

若要將機器學習技術應用到即時監測，有時訊號特徵的運算量過大會使計算時間過長，因此 Cortés et al. (2015) 討論了兩類將訊號特徵降維度的方法：特徵選擇 (Feature Selection) 及特徵空間轉換 (Feature Space Transformation)。兩種處理方式的目的皆是要找出具有較佳辨識度的特徵值，可以依不同的資料庫類型及使用上的需求選擇最適合的降維度方法，以減少分類器的計算量。

將以上自動分類器之相關研究整理成表 1.1。

表 1.1 自動分類器相關研究(依年度排序)

作者	年份	事件類型	演算法	正確度
Tian et al.	2002	兩種軍事車輛	k-NN	90%
Pezzo et al.	2003	火山活動、 水下爆破	Neural Networks	91%
Scarpetta et al.	2005	火山構造地震、 水下爆破、 石灰岩礦場爆破、火 山岩屑礦場爆破、 閃電	Neural Networks	94%
Esposito et al.	2006	火山活動、崩塌、 微震	Neural Networks	97%
Benítez et al.	2007	長週期事件、 火山構造地震、 火山微震、 綜合型事件、噪訊	HMM	90%

作者	年份	事件類型	演算法	正確度
Kortström et al.	2016	地震、礦場爆破	SVM	94%
Provost et al.	2017	邊坡內部破裂、 落石、地震、 人為噪訊	Random Forest	93%
Parihar et al.	2018	地震、噪訊	k-NN	87%
			ML	86%
			SVM	99%
			ANN	88%

三、與吳昱杰(2018)之比較

吳昱杰(2018)提出崩塌地動訊號偵測方法(Landslide-quake Automatic Detection, LQAD)，其使用支援向量機(Support Vector Machine, SVM)演算法做為分類器的基礎，同樣對崩塌、地震及噪訊三種類別的地動訊號進行自動偵測。

在時間域訊號特徵值的部分，吳昱杰(2018)在移動平均及閃爍指數兩種訊號轉換方式後，參考 Kao et al. (2007)的計算方式，只使用移動平均計算平均值及標準差，對於閃爍指數則計算最大值與平均值比值，以及標準差與平均值的比值。本計畫則發現移動平均及閃爍指數波形在這四種統計方式上應該都能反映出訊號的特徵，因此便增加計算了 4 種時間域特徵值。另外吳昱杰(2018)在時間域上還計算了似機率時間序列(Pseudo-probability time series, PPTS)(Ross and Ben-Zion, 2014)，即 STA/LTA(短時窗平均/長時窗平均)事件偵測法的延伸，PPTS 不使用單一短時間窗格及長時間窗格長度，而使用了 10 種不同的時間窗格長度組合，每組窗格長度組合皆會對地

動訊號進行事件的偵測，並生成一個事件機率序列，將 10 組結果之機率相乘即得到該地動訊號的似機率序列，當似機率大於門檻值時便會被判定為一個地動事件。PPTS 避免了單一窗格長度無法概括偵測所有事件的情況，使用 10 種不同的窗格長度組合可以更穩定的得到可能的事件時間點，因為在同一時間點，若有其中幾組窗格的偵測結果認為該時間點有較低的事件機率，即使有另外幾組窗格計算出非常高的事件機率，經相乘後，整體的似機率依然會被顯著地拉低，避免誤判的情形發生。

在頻率域特徵值的部分，吳昱杰(2018)將地動訊號的能量分為低頻段及高頻段，低頻段範圍為 1-5 Hz，高頻段範圍為 5-10 Hz，再使用這兩個頻段的功率譜密度(PSD)計算比值。而本計畫考慮了小於 1 Hz 的頻段，進一步計算了 7 個不同頻帶的功率譜密度，及 5 組不同頻帶的功率譜密度比值。

在崩塌與地震的區隔上，吳昱杰(2018)也計算了事件的芮氏規模(local magnitude, M_L)及延時規模(duration magnitude, M_D)比值，其中 M_L 及 M_D 的計算方式如下：

$$M_L = \log_{10} A + 1.11 \log_{10} R + 0.00189R + 3.591 \quad \text{式(1.1)}$$

$$M_D = 2 \log_{10} \tau + 0.082R - 0.87 \quad \text{式(1.2)}$$

其中 A 為經轉換過後的芮氏地震儀振幅值； R 為測站與震央的距離； τ 為訊號持續時間。根據 Manconi et al. (2016) 的研究，地震事件有相對較大的規模及較短的延時，因此 M_L/M_D 數值會大於 1。崩塌事件則有相對較小的地震規模及較長的延時，因此 M_L/M_D 數值會小於 1，藉此來對崩塌及地震做進一步的區隔。

崩塌地動訊號偵測方法採用階段式的事件篩選，先使用時間域特徵值將噪訊去除，再使用頻率域特徵值及 M_L/M_D 區分地震及崩塌，而本計畫則

是同時使用全部的時間域及頻率域特徵值對事件進行分類，整體的差異如表 1.2 所示。

在分類器訓練樣本的選擇上，吳昱杰(2018)使用了 34 個崩塌訊號及 446 個非崩塌訊號，共 480 筆訓練樣本，其中崩塌訊號內包含了地震訊號及環境噪訊，而本計畫為了更有效的反應分類器的正確度，因此在三種類別地震訊號上選用了相同的數量。

表 1.2 本計畫與吳昱杰(2018)研究內容之比較

		本計畫	吳昱杰(2018)
訓練樣本種類		崩塌、地震及噪訊	
訓練樣本數		崩塌：214 地震：214 噪訊：214	崩塌：34 非崩塌：446
偵測時間窗格		5 分鐘	3 分鐘
演算法		Random Forest	SVM
特徵值	時間域	移動平均、閃爍指數及振幅平均值等共 9 種	移動平均、閃爍指數及 PPTS 等 共 5 種
	頻率域	各頻段之功率譜密度、功率譜密度比值及能量集中頻率等共 15 種	1-5 Hz / 5-10 Hz 功率譜密度比值
	其它	無	M_L / M_D
分類器正確度		91.3%	98.1%

第二章 研究方法

第一節 研究資料來源

本計畫使用中研院及中央氣象局共同設立的臺灣寬頻地震網(Broadband Array in Taiwan for Seismology, BATS)提供之地動訊號紀錄(IES, 1996)。BATS 地震測站的分布密度大約是 30 公里，其地震儀紀錄了連續且高精度的地震訊號，訊號頻段也有效記錄了崩塌造成的地表振動，本計畫所採用之記錄取樣率為 20 Hz。截至 2018 年，BATS 共架設 39 個運作中的地震測站，但本計畫著重在發生於臺灣本島的大規模崩塌事件，因此並非每個測站都適合用於崩塌訊號的分析，故在本計畫中先排除了離島測站，再分析島內各個測站之記錄品質。圖 2.1 至圖 2.4 為 2009 年莫拉克颱風期間 UTC 時間 8 月 8 日 22 時 16 分小林村崩塌發生時，各測站接收到的訊號波形及時頻圖。距離崩塌 70 公里的 YULB 測站為最近之地震站，其紀錄中可以清晰發現由小林崩塌所引致的地表振動，地震訊號可觀察到明顯的雪茄型波形，而時頻圖中三角形的高能量區塊被認為是崩塌塊體中，土石互相撞擊產生的訊號，三角形的頂點代表崩塌塊體撞擊河谷的時間點，隨著崩塌塊體的運動停止，高頻能量也逐漸消散(Lin, 2015)。距離最遠的 YHNB 測站(185 公里)依然可以觀察到清晰的崩塌訊號，而相對較近的 RLNB 測站(85 公里)及 TWKB 測站(135 公里)卻完全無法觀察到小林村崩塌的地動訊號。由於水平向之地動訊號振幅會受到崩塌坡向之影響，因此本研究皆使用垂直向地動訊號進行分析。本計畫以小林崩塌之地動訊號在不同地震站中的紀錄狀況，最終篩選出 11 個用來研究崩塌事件的地震測站。表 2.1 及圖 2.5 展示了本計畫所使用的測站及 BATS 地震測站的分布位置。

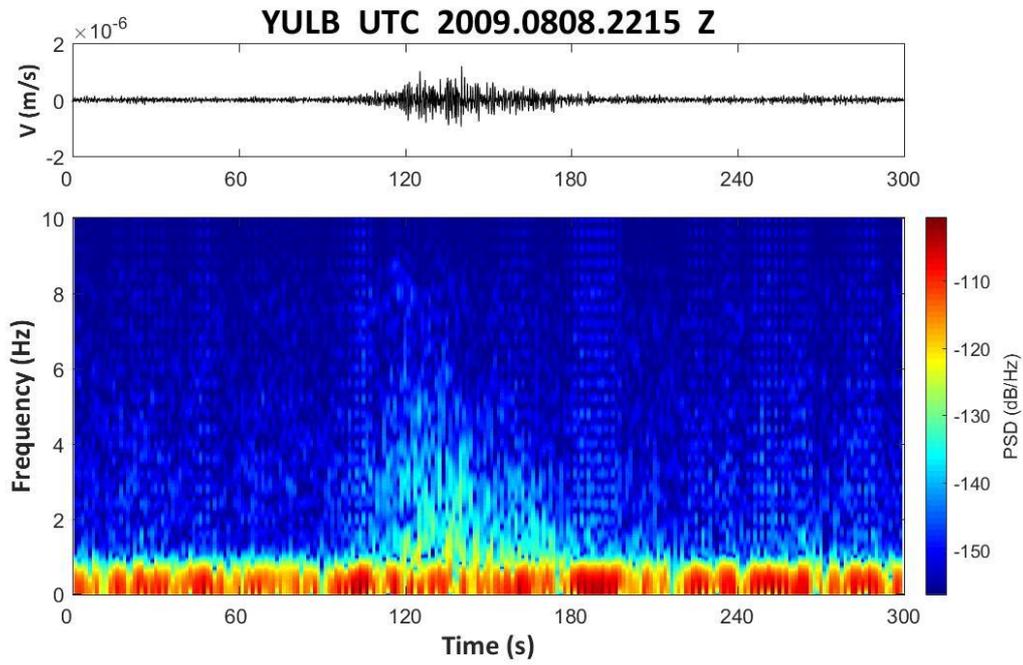


圖 2.1 YULB 的小林村崩塌事件訊號

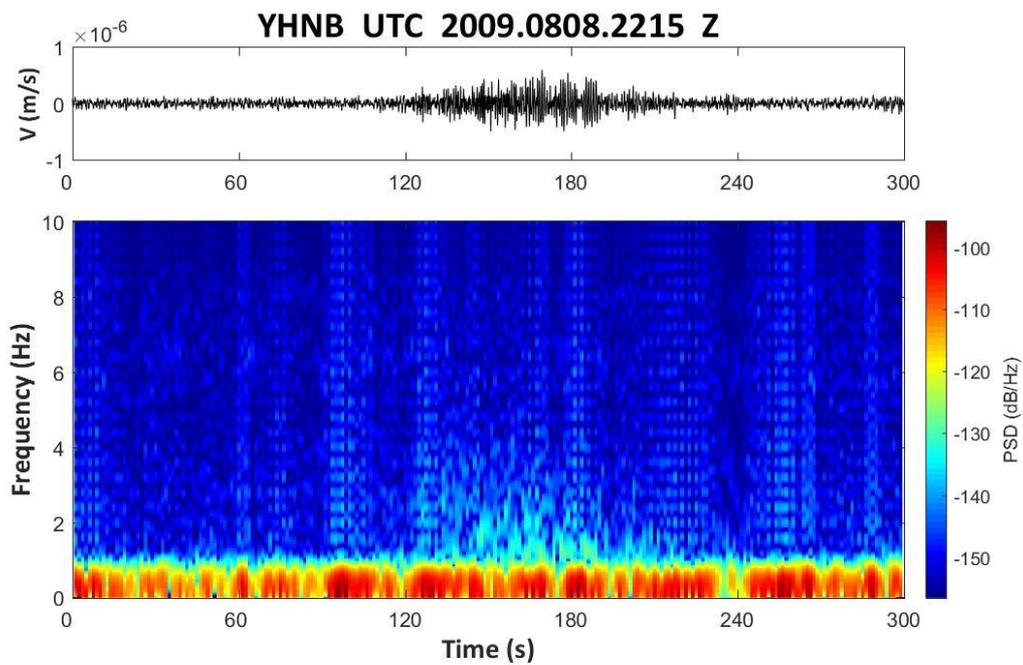


圖 2.2 YHNB 的小林村崩塌事件訊號

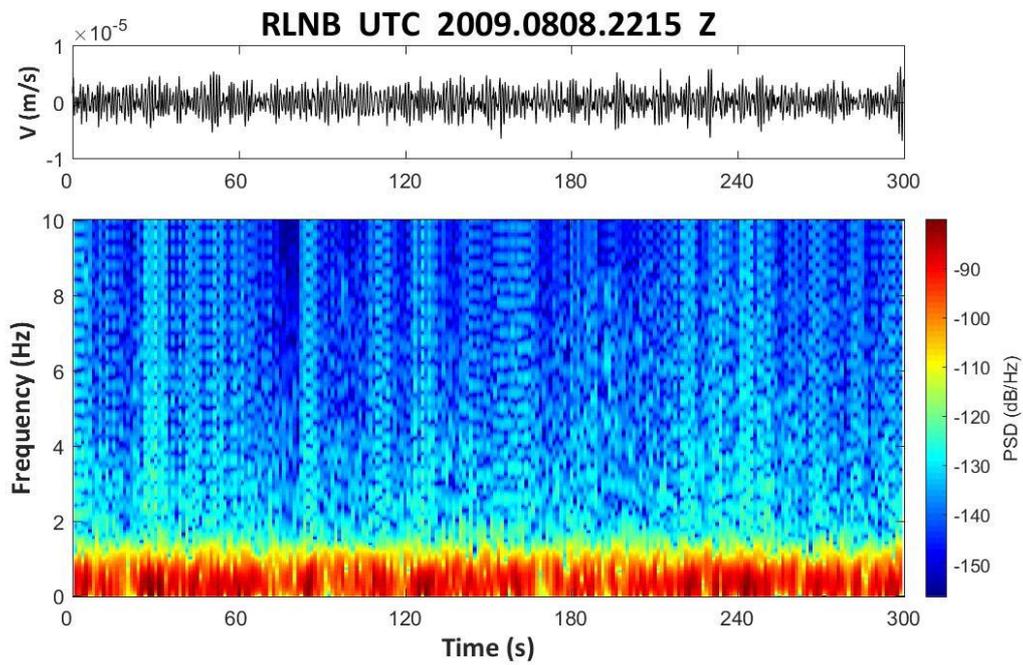


圖 2.3 RLNB 的小林村崩塌事件訊號

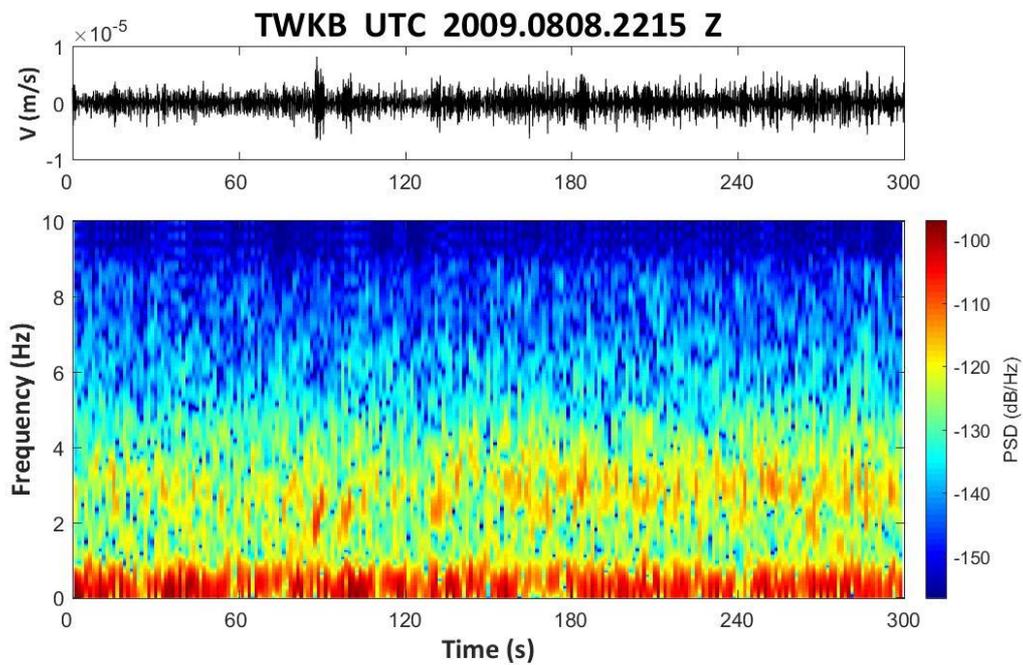


圖 2.4 TWKB 的小林村崩塌事件訊號

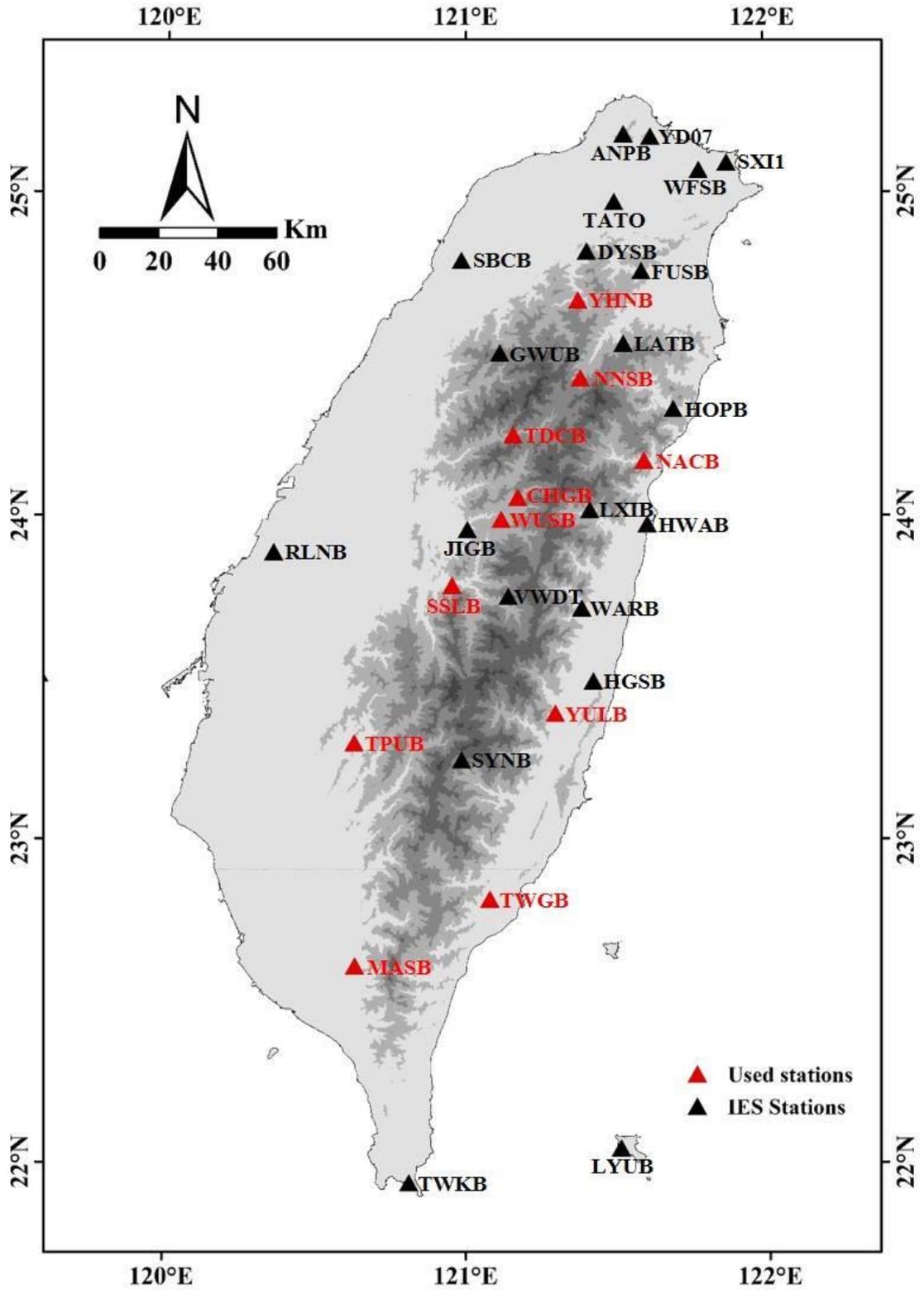


圖 2.5 本計畫使用之 BATS 測站分布

表 2.1 本計畫使用的 11 個測站及其座標

測站名稱	經度	緯度
CHGB	121.1740	24.0602
MASB	120.6326	22.6109
NACB	121.5947	24.1738
NNSB	121.3828	24.4284
SSLB	120.9540	23.7876
TDCB	121.1583	24.2527
TPUB	120.6296	23.3005
TWGB	121.0799	22.8177
WUSB	121.1175	23.9919
YHNB	121.3757	24.6695
YULB	121.2971	23.3925

第二節 分類器訓練樣本

建構自動分類器必須要有足夠代表性的事件來做為訓練樣本，因此本計畫從前人文獻(Chen et al., 2013; Chao et al., 2016)及 RLMS reports (Chao et al., 2017)蒐集崩塌事件發生的時間點，再依崩塌發生時間對 11 個地震測站的訊號紀錄進行人工判釋，最終挑選出 214 筆振動紀錄做為崩塌的訓練樣本(附錄一)。由於分類器內不同類型的訓練樣本數保持相近的數量能較公平地反應分類效果，因此依照崩塌樣本數，亦從中央氣象局公布的區域地震時間點，在 11 個地震測站同樣挑出 214 筆地震事件訓練樣本(附錄二)。另外，再以人工挑選 214 筆背景噪訊作為訓練樣本，一般地動訊號之噪訊，海浪、

人為活動、降雨等皆為可能的來源，本計畫在收集噪訊樣本時並無選用特定之噪訊種類，而是廣泛收集不同的噪訊，增加分類器的辨識度。最終使用 3 種事件類型共 642 筆訓練樣本來製作分類器，每筆訓練樣本的時間窗格皆為 5 分鐘。在計算訓練樣本的特徵值前，所有地動訊號皆會先進行移除平均、移除線性趨勢及去除儀器響應的處理，再依事件發生時間切出完整包含事件的 5 分鐘長度訊號段，計算時間域及頻率域的特徵值。

第三節 時間域特徵值

Kao et al. (2007)對週期性微震及滑坡事件(episodic tremor and slip, ETS)進行了自動監測，其中使用了時間域的移動平均(Moving Average, MA)及閃爍指數(Scintillation Index, SI)兩種特徵值來量化波形隨時間的變化。在訊號前處理後，本計畫先使用四階巴特沃斯帶通濾波器進行濾波後才做時間域特徵值的計算，濾波頻段為 1~5 Hz，因為此頻段最可以清晰的觀察出崩塌事件的地動訊號(Kao et al., 2006)。

一、移動平均(MA)

移動平均即是對地動訊號進行平滑化，可以反映整體訊號隨時間的變化趨勢。在計算移動平均前，先將 5 分鐘訊號之振幅取絕對值，再除以每 5 分鐘訊號的前 8 個最大值的平均值做標準化，然後再放大 10 倍。取 8 個數值最大值的平均值做標準化的目的是為了避免異常值造成的影響。本計畫計算每一時間窗格內訊號振幅絕對值的平均值，做為計算窗格中央時間點之數值。移動平均的計算方式如下：

$$i\mu_{|y|} = \left(\sum_{j=i-(t-1)/2}^{j=i+(t-1)/2} |y(j)| \right) / N \quad \text{式(2.1)}$$

其中 $i\mu_{|y|}$ 表示為第 i 個計算窗格的移動平均值； y 為窗格內振幅值； $|y(j)|$ 代表第 j 個數據點的振幅絕對值； N 代表以 i 為中心點的時間窗格內的資料點總數； t 為計算窗格的時間長度。一般來說，時間窗格的長度必須能夠完整反映出波形的變化趨勢，因此本計畫使用的計算窗格長度為 100 秒，而訊號採樣率為 20Hz，即每個計算窗格內有 2000 個資料點。

從圖 2.6 可看出，將訊號進行標準化過後，由於噪訊本身訊號的起伏就不大，因此整段訊號的移動平均數值皆偏大；相反的在地震及崩塌訊號的部份，由於有明顯的事件訊號段，因此除了事件本身的波段，其餘的噪訊段的移動平均數值皆被壓低。

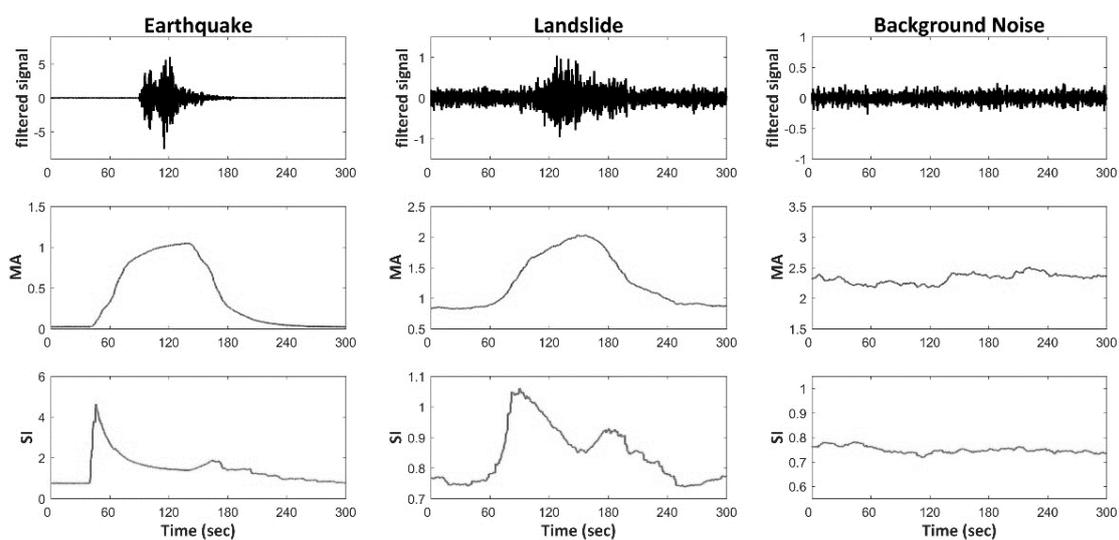


圖 2.6 不同類型地動事件之移動平均及閃爍指數波形

將濾波後的訊號波形轉化成移動平均波形後，Kao et al. (2007)認為有 4 項統計指標可以有效反映出整體的變化趨勢，分別為平均值(μMA)、標準差(σMA)、移動平均比(Moving Average Ration, MAR)及標準差平均值比值($\sigma MA/\mu MA$)。其計算方式如下：

$$\mu MA = \left(\sum_{i=1}^K i \mu_{|y|} \right) / K \quad \text{式(2.2)}$$

$$\sigma MA = \sqrt{\sum_{i=1}^K (|y(i)| - \mu MA)^2 / K} \quad \text{式(2.3)}$$

$$MAR = MA_{max} / \mu MA \quad \text{式(2.4)}$$

其中 $|y(i)|$ 代表第 i 個數據點的振幅絕對值； K 代表訊號段內的資料總數。

二、閃爍指數(SI)

閃爍指數是 Yeh and Liu (1982)提出用來計算電離層無線電波強度變化的指標，而 Kao et al. (2007)將其應用於地動訊號分析，同樣能反映地動訊號強度的變化。閃爍指數值即是訊號強度標準化變異數的平方根，也就是說，當時間窗格內偵測到訊號強度改變(振動事件發生)時，閃爍指數值便會驟然上升。其計算方式如下：

$$SI_i = \sqrt{[(i \mu_{|y|^2} - i \mu_{|y|}^2) / i \mu_{|y|}^2]} \quad \text{式(2.5)}$$

其中 $i \mu_{|y|^2}$ 代表以 i 為中心點的時間窗格內的振幅絕對值平方的移動平均值；

$i \mu_{|y|}^2$ 代表以 i 為中心點的時間窗格內的振幅絕對值的移動平均值的平方。

將濾波後的訊號波形轉化成閃爍指數波形後，同樣計算 4 種指標：平均值(μSI)、標準差(σSI)、閃爍指數比(Scintillation Index Ration, SIR)及標準差平均值比值($\sigma SI / \mu SI$)。其計算方式參考移動平均所延伸的 4 種指標。

從圖 2.6 可以發現，相較於地震及崩塌，背景噪訊由於本身在訊號上就沒有太大的起伏，因此其移動平均及閃爍指數的數值隨著時間幾乎沒有產

生顯著的變動，導致移動平均及閃爍指數的標準差及MAR(及SIR)數值也都偏低；而平均值的部份，上述提到由於進行標準化的關係， μMA 的數值會呈現 $\mu MA_{\text{噪訊}} > \mu MA_{\text{崩塌}} > \mu MA_{\text{地震}}$ 的趨勢，但在 μSI 的數值上，由於閃爍指數反應的是訊號強度的變化，因此會呈現 $\mu SI_{\text{地震}} > \mu SI_{\text{崩塌}} > \mu SI_{\text{噪訊}}$ 。

三、平均振幅

除了移動平均及閃爍指數，地動訊號本身的平均振幅也反映了不同事件之間的差異，因此也納入作為時間域特徵值。

第四節 頻率域特徵值

除了時間域上的差異，前人研究已經指出不同類型的地動事件，其訊號能量在不同頻段的分布也有差異(Kao et al., 2006)。

圖 2.7 顯示 10 個區域地震、10 個崩塌及 10 個背景噪訊的平均頻譜，並對最大值做標準化後的頻譜圖。在高頻段(>1 Hz)，地震的能量明顯大於崩塌能量；但相反的在低頻段(<0.1 Hz)，崩塌事件的能量高於地震事件。因此，我們可以計算單一事件在不同頻段的能量，來反映該事件之能量在不同頻率的分布，作為頻率域上的特徵值。圖 2.7 中崩塌及背景噪訊之尖峰頻率約為 0.2-0.3Hz，而 0.1~0.6 Hz 為海浪噪訊之頻率，由於颱風期間風浪較大，地動訊號在該頻段皆會包含高能量的訊號，因此計算各項特徵值時也大多會避開該頻率段。本計畫所使用之寬頻地震測站的有效低通截止頻率為 8 Hz，而高通截止頻率為 0.00833 Hz。所以，雖然測站本身的採樣率為 20 Hz，但在 8~10 Hz 頻段的訊號無法有效被記錄，若採計此頻段之訊號會有失真的疑慮，因此在計算頻率域特徵值時，最高頻率為 8 Hz。本計畫計算頻率域特徵值時不做濾波處理，直接使用原始地動訊號計算。

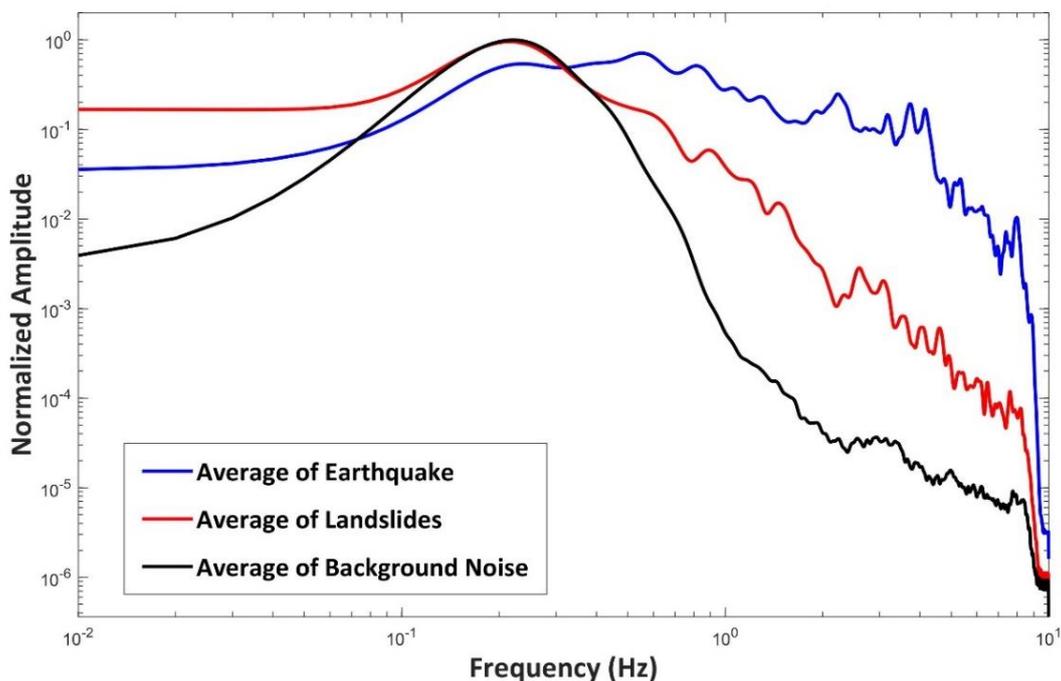


圖 2.7 不同類型地動事件平均頻譜圖

一、功率譜密度(PSD)

功率譜密度為 Welch (1967)所提出，將快速傅立葉轉換用於功率譜 (power spectra)的計算，得到一段時間序列紀錄在頻率上的能量分布。藉由不同類型地動事件在頻率分布上的差異，便可以計算在不同頻段之功率譜密度，用來區分不同類型之地動事件。計算功率譜密度時，本計畫使用的頻率解析度為 0.01 Hz，時間窗格為 5 秒鐘、窗格間有 50%的重疊率。為了避免因事件大小或與測站間的距離直接反應到各個頻段功率譜密度的絕對數值，在計算功率譜密度後會以最大值做標準化，因此最終得到之功率譜密度數值實為各頻段所佔總能量的比例。

在本計畫中共計算了 7 個頻段的功率譜密度，分別為：

1. 0.02-0.05 Hz

2. 0.05-0.1 Hz
3. 0.02-0.1 Hz
4. 0.1-1 Hz
5. 1-5 Hz
6. 5-8 Hz
7. 1-8 Hz

二、功率譜密度比值(RPSD)

在計算完各個頻段之功率譜密度後，並計算各個頻段間功率譜密度的比值，同樣作為頻率域的特徵值。

其中共計算了 5 組功率譜密度的比值，分別為：

1. 0.02-0.1 Hz / 1-8 Hz
2. 0.02-0.05 Hz / 1-5 Hz
3. 0.05-0.1 Hz / 1-5 Hz
4. 0.02-0.05 Hz / 5-8 Hz
5. 0.05-0.1 Hz / 5-8 Hz

三、能量集中範圍

在 Provost et al. (2018)對於地動事件類型的研究中，將事件能量集中的頻率範圍做為判斷事件類型的參考依據，包括最高能頻率(F_{max})、最高頻率(F_{high})及最低頻率(F_{low})。將一段事件訊號進行快速傅立葉轉換繪製頻譜圖後(圖 2.8)，振幅最大值對應到的位置即是該事件能量最高的頻率，再由該振幅值取 0.2 倍做為門檻值(紅線)，該門檻值與頻譜圖相交的 2 點即為該事件能量集中的最高頻率及最低頻率。其計算方式如下：

$$F_{high} = \max_F(PSD(F) < 0.2 \times \max(PSD)) \quad \text{式(2.6)}$$

$$F_{low} = \min_F(PSD(F) < 0.2 \times \max(PSD)) \quad \text{式(2.7)}$$

其中 $PSD(F)$ 代表對應到 F 頻率的功率譜密度值。

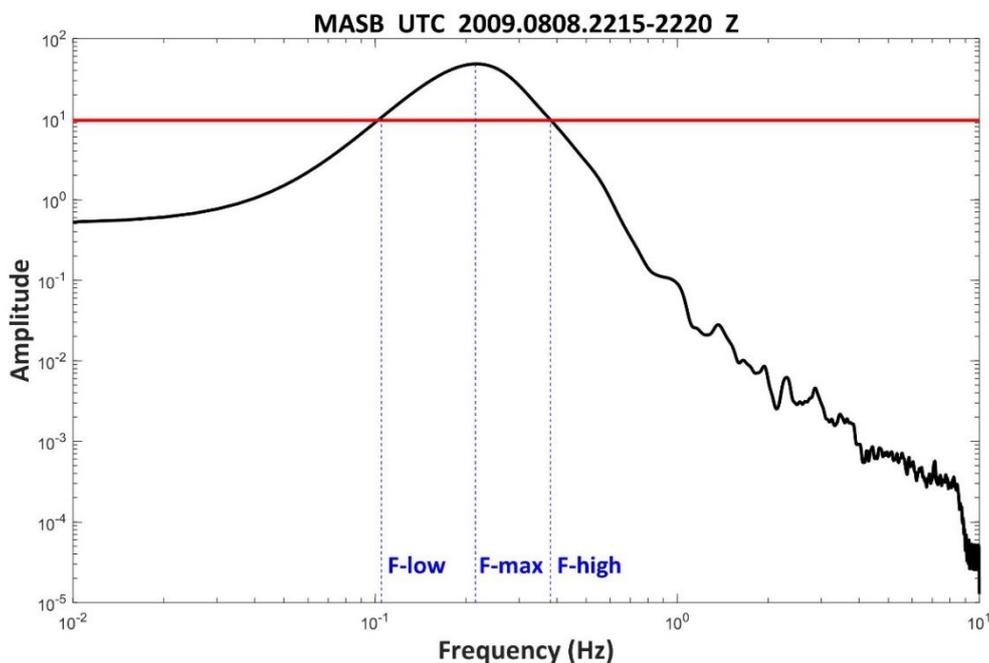


圖 2.8 地動事件能量分布之劃定

最終在時間域及頻率域共計算了 24 項特徵值來反映出每一個地動事件的訊號特徵(表 2.2)，整體訊號處理過程如圖 2.9 所示。在計算 642 筆訓練樣本的 24 項特徵值後，本計畫統計了三種類型之地動事件在各項特徵值的平均值(表 2.3)，並且也將三種類型之地動事件的各個特徵值數值分別對其最大值做標準化，用於觀察各個特徵值數值的分布情形(圖 2.10、圖 2.11)。其結果顯示並沒有任何一個特徵值可以完美的區分出三種事件，但 3 類事件的特徵值箱型圖顯示，不同類型之事件的各個特徵值還是具有一定程度的分布差異，因此需透過結合多個特徵值來建構自動分類器，以達到更好的分類效果。

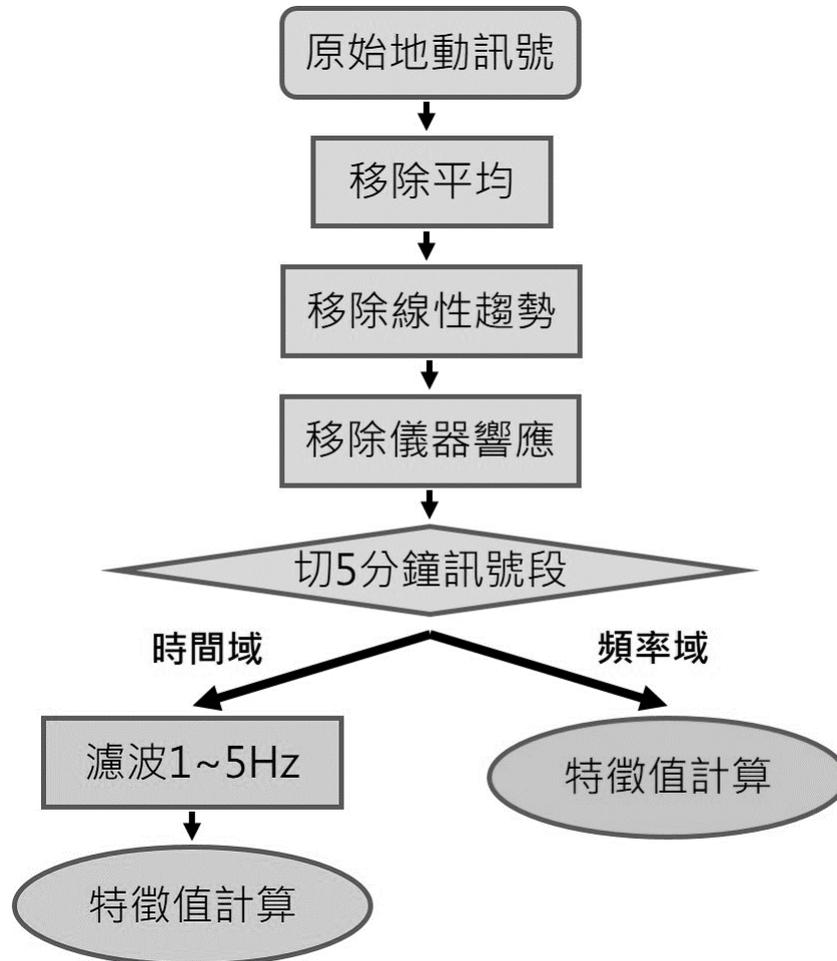


圖 2.9 訊號處理流程

表 2.2 24 項訊號特徵值

時間域	頻率域
1. μ MA	10. 0.02-0.05 Hz PSD
2. σ MA	11. 0.05-0.1 Hz PSD
3. MAR	12. 0.02-0.1 Hz PSD
4. σ MA/ μ MA	13. 0.1-1 Hz PSD
5. μ SI	14. 1-5 Hz PSD
6. σ SI	15. 5-8 Hz PSD
7. SIR	16. 1-8 Hz PSD
8. σ SI/ μ SI	17. 0.02-0.1 Hz / 1-8 Hz RPSD
9. 平均振幅	18. 0.02-0.05 Hz / 1-5 Hz RPSD
	19. 0.05-0.1 Hz / 1-5 Hz RPSD
	20. 0.02-0.05 Hz / 5-8 Hz RPSD
	21. 0.05-0.1 Hz / 5-8 Hz RPSD
	22. F_max
	23. F_high
	24. F_low

表 2.3 24 項訊號特徵值及訓練樣本之平均數值

編號	特徵值	崩塌訓練樣本 特徵值平均值	地震訓練樣本 特徵值平均值	噪訊訓練樣本 特徵值平均值
1	μ MA	1.066	0.423	2.291
2	σ MA	0.382	0.436	0.100
3	MAR	2.255	4.103	1.097
4	σ MA/ μ MA	0.543	1.322	0.044
5	μ SI	0.875	1.132	0.756
6	σ SI	0.196	0.626	0.018
7	SIR	1.870	5.387	1.058
8	σ SI/ μ SI	0.203	0.531	0.024
9	平均振幅	0.107	0.042	0.229
10	0.02-0.05 Hz PSD	0.092	0.033	0.030
11	0.05-0.1 Hz PSD	0.146	0.080	0.147
12	0.02-0.1 Hz PSD	0.127	0.063	0.106
13	0.1-1 Hz PSD	0.240	0.258	0.190
14	1-5 Hz PSD	0.021	0.177	0.00016
15	5-8 Hz PSD	0.010	0.052	0.00030
16	1-8 Hz PSD	0.017	0.123	0.00022
17	0.02-0.1 Hz / 1-8 Hz RPSD	828.867	73.914	5508.433
18	0.02-0.05 Hz / 1-5 Hz RPSD	200.426	17.856	1070.261
19	0.05-0.1 Hz / 1-5 Hz RPSD	794.365	64.146	5255.047
20	0.02-0.05 Hz / 5-8 Hz RPSD	1985.425	149.191	6567.327
21	0.05-0.1 Hz / 5-8 Hz RPSD	5585.904	580.960	32874.808
22	F_max	0.348	1.404	0.207
23	F_high	0.844	3.428	0.343
24	F_low	0.128	0.358	0.099

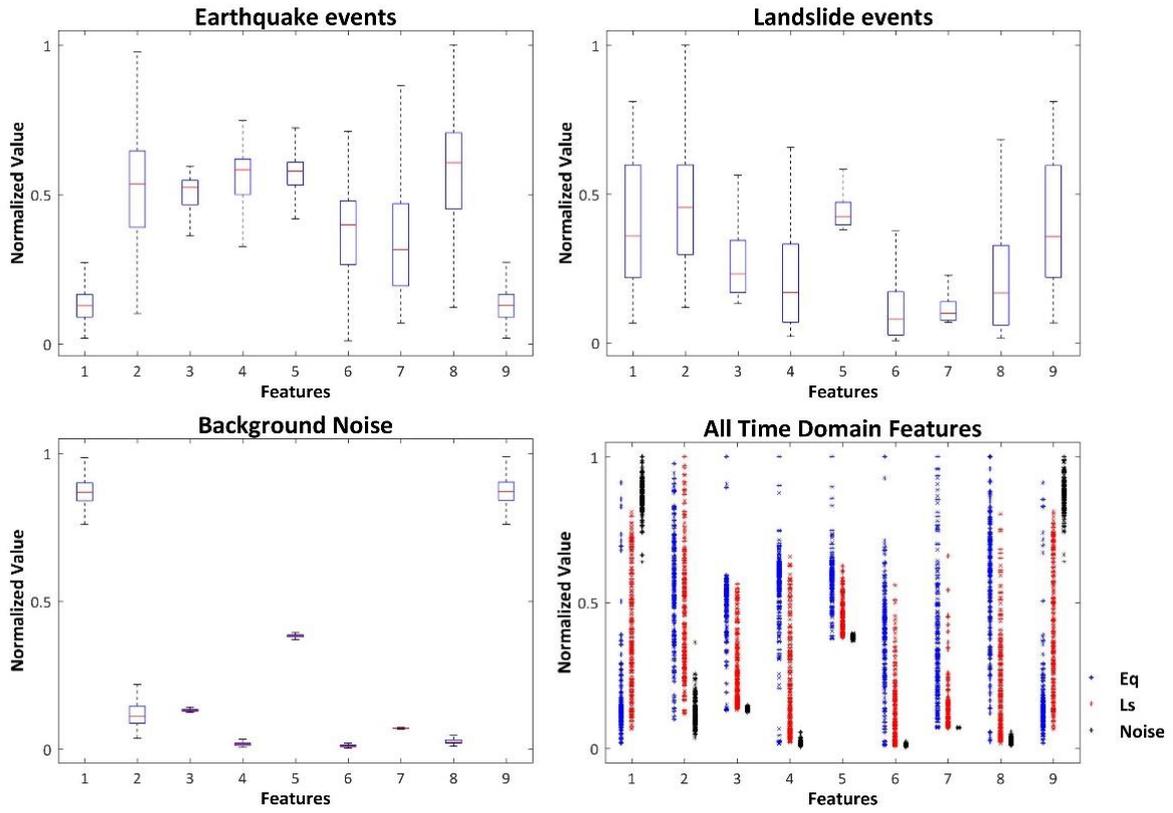


圖 2.10 時間域特徵值數值分布

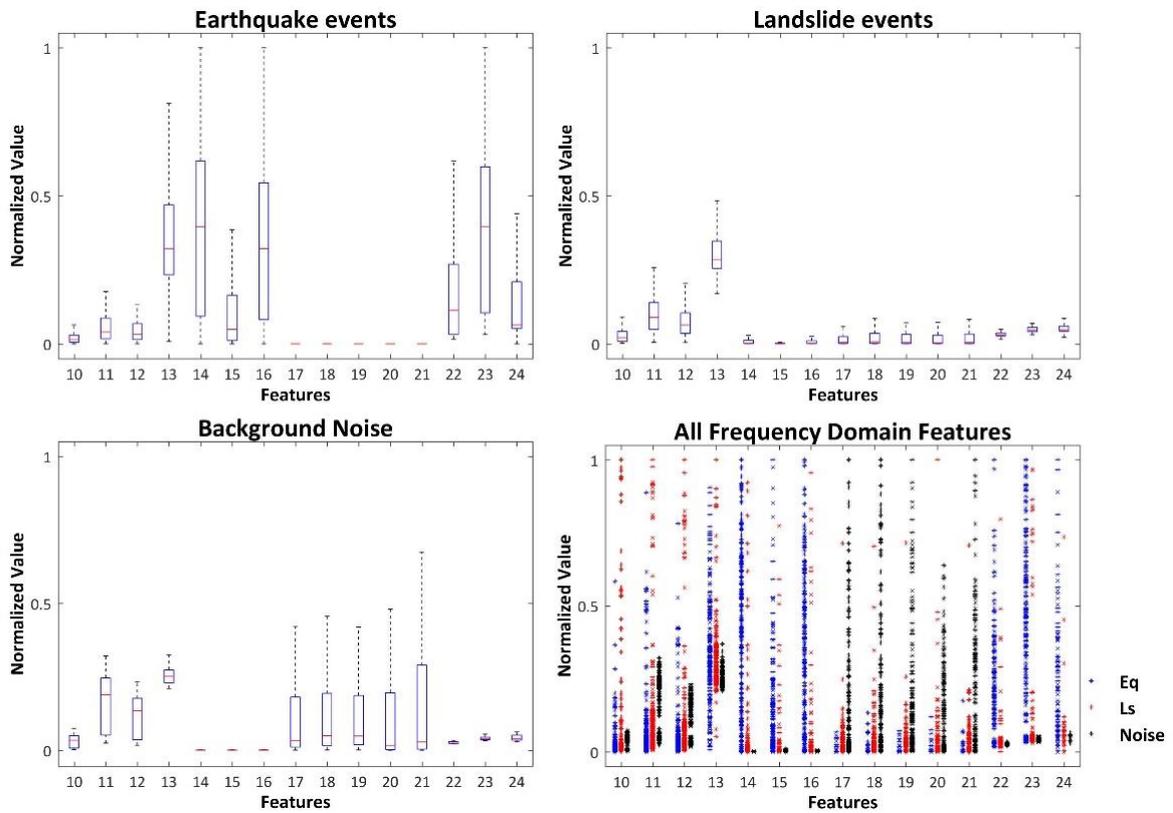


圖 2.11 頻率域特徵值數值分布

第五節 建立自動分類器

一、隨機森林演算法(Random Forest)

決策樹(Decision Trees)為一種樹狀結構的監督式(supervised)機器學習演算法，適用於各種分類問題(Quinlan, 1986)。決策樹會列出一系列的決策問題，將資料庫內的樣本依次分群，通過將大量資料有目的地分類，從中找到在各類樣本間最具有鑑別性的資訊。依照給定的訓練樣本的各项特徵值，決策樹會遞迴地對訓練樣本進行劃分，選擇最佳的特徵值及分類門檻，使該節點延伸出的子節點內的資料類別有最高的同質性。通常在決策樹架構內，位在最上層的特徵值具有最高的鑑別度，如圖 2.12 的 Feature B。通常在以下三種情況下，決策樹便不再進行分支：(1)子節點內的每筆資料都屬於同一類別、(2)子節點內只包含 1 筆資料、(3)繼續進行分支對於資料庫內同質性的改善有限，即雖然節點內有不同類別的樣本，但在各項特徵值的數據上無太大的差異。在一層一層的將訓練資料庫內的樣本做分類之後，最終目的是讓每個子集的資料全屬於同一類別或某一類占壓倒性的多數。決策樹的優點是決策階段明確且易於視覺化(圖 2.12)，缺點則是若沒有對分支層數做限制或進行後續的剪枝(pruning)，很容易產生過度擬合(overfitting)的情況(Quinlan, 1987)。一個分類器只要夠複雜，即使資料品質不佳也能達到百分之百的分類正確度，但卻無法應用到未來資料的預測，如此便是所謂的過度擬合。

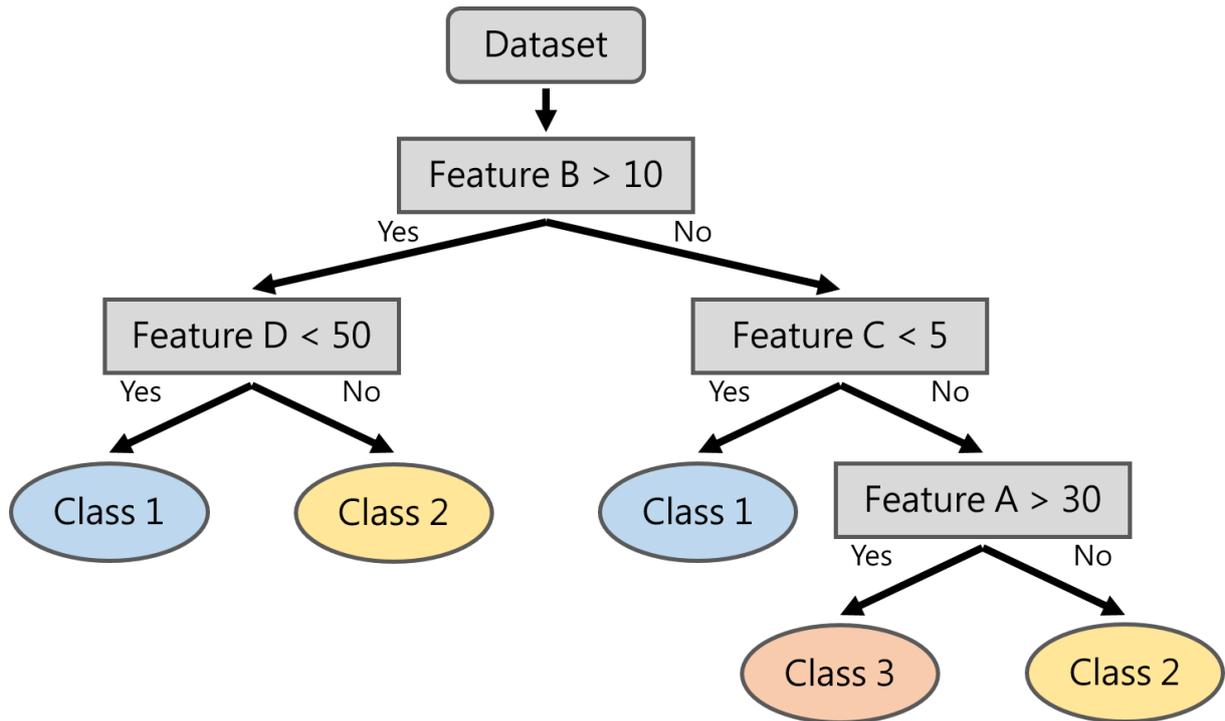


圖 2.12 決策樹演算法架構示意圖

隨機森林演算法的概念便是將多棵決策樹結合(圖 2.13)，以達到更穩定的分類效果(Breiman, 2001)。在訓練過程中，會先將訓練樣本隨機取樣，產生 k 個訓練子集，每個子集再各自訓練，產生 k 棵決策樹。建構子集的過程為依次隨機抽選，每一次抽到的樣本都會放回，因此有機會在一個子集內抽選到重複的樣本，同時某些樣本是沒有被抽到的。若原始資料庫內含有 N 筆資料，則每個訓練子集也會重複抽選放回直到含有 N 筆訓練樣本，這種方法稱為 Bagging (Breiman, 1996)，不僅使每個子集內的樣本具有差異性，也確保每一棵決策樹使用的都不是全部的訓練樣本。除了訓練樣本，每棵決策樹使用的特徵值也是隨機取樣，從 M 個特徵值中，選擇 m 個($m < M$)做為分類依據。透過對訓練樣本及特徵值的隨機取樣，每棵決策樹皆是使用不同的訓練樣本及訊號特徵值建構分類器，因此訓練出來的決策樹皆是互相獨立的。實際運算時，每棵決策樹都會得出各自的分類結果，而最終分類結

果則是由這 k 棵決策樹進行投票(voting)決定，以所有決策樹中相對多數的初步判釋結果為最終結果。隨機森林演算法在訓練分類器時，會根據各項特徵值的分類效果優劣進行權重分配，本研究讓演算法自動調整各特徵值的權重，因人為調整權重易產生主觀判定，便喪失了使用機器學習演算法時的客觀性。

而透過隨機森林產生的決策樹也沒有必要進行剪枝，因為在訓練樣本及特徵值取樣的過程中已經確保了隨機性，雖然單棵樹的架構可能是複雜且有過度擬合的情況，但在多棵決策樹的運作下，只要一開始的抽樣具有足夠的隨機性，便能避免整體演算法過度擬合的情形發生(Breiman, 2001)。若隨機森林演算法產生過度擬合的情況，除了可能是抽樣時的隨機性不夠高，另一個原因便是演算法內所包含的決策樹棵數不夠多，無法有效反映大數法則(Law of Large Numbers) (Bernoulli, 1713; Breiman, 2001)。本計畫最終使用之隨機森林演算法內包含了 100 棵決策樹。

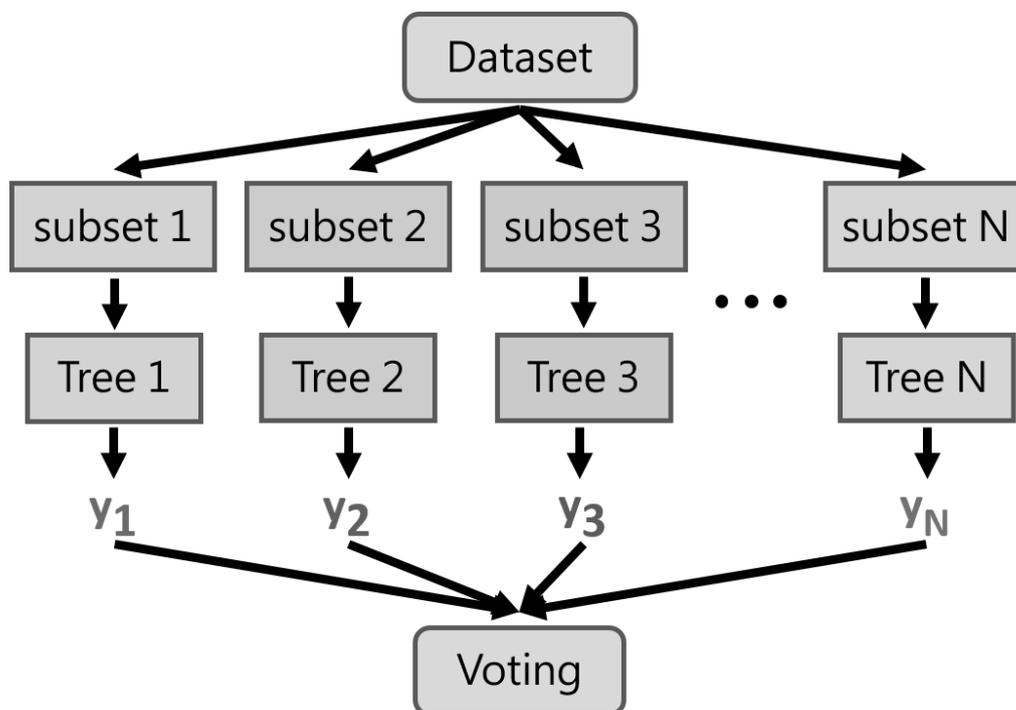


圖 2.13 隨機森林演算法架構示意圖

二、分類器建構

在建立分類器時，常用來評估訓練樣本分類效果的方式有以下三種：

(一) Holdout Validation

Holdout 是指從資料庫中隨機挑選 $n\%$ 的資料做為訓練集(Training set)，對演算法進行訓練，挑選的過程會從每種類型的資料都挑選 $n\%$ ；剩下的 $(100-n)\%$ 資料則是做為測試集(Testing set)，進行分類器的測試(Schneider, 1997)。訓練的分類效果則是用測試集的測試結果與真實答案進行比對(圖 2.14)。

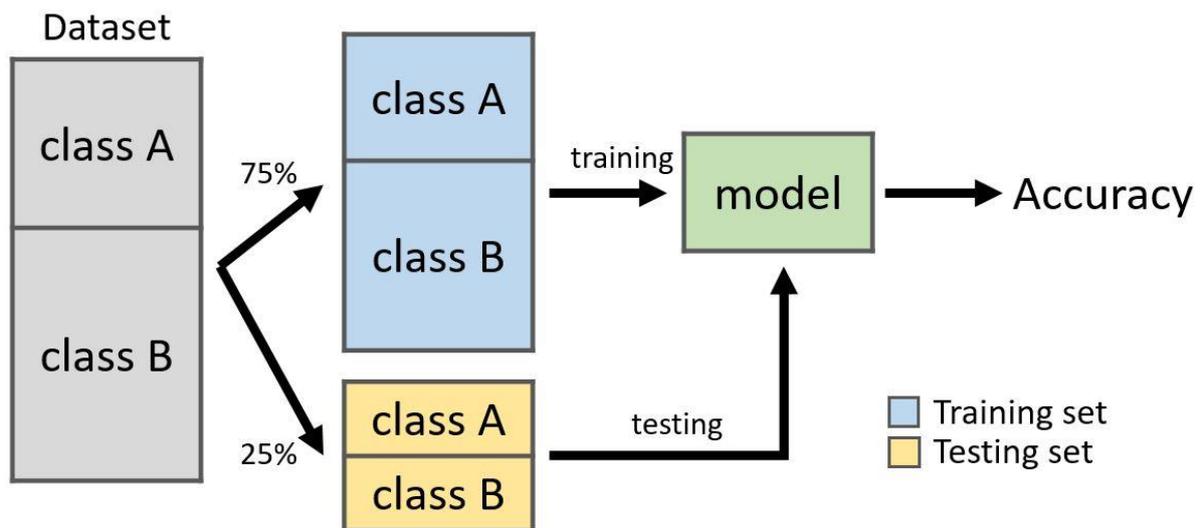


圖 2.14 Holdout Validation 示意圖

(二) K-fold Cross Validation

K-fold 是先將資料庫平均分成 K 個子集，每個子集中各種類的資料會有相近的比例，然後每次使用其中 1 個子集做為測試集，剩下 $(K-1)$ 個子集

則做為訓練集，反覆執行 K 次，每一次的測試都會得到 1 個分類正確度，再將 K 次的結果平均後得到最終的分類效果(圖 2.15) (Schneider, 1997)。

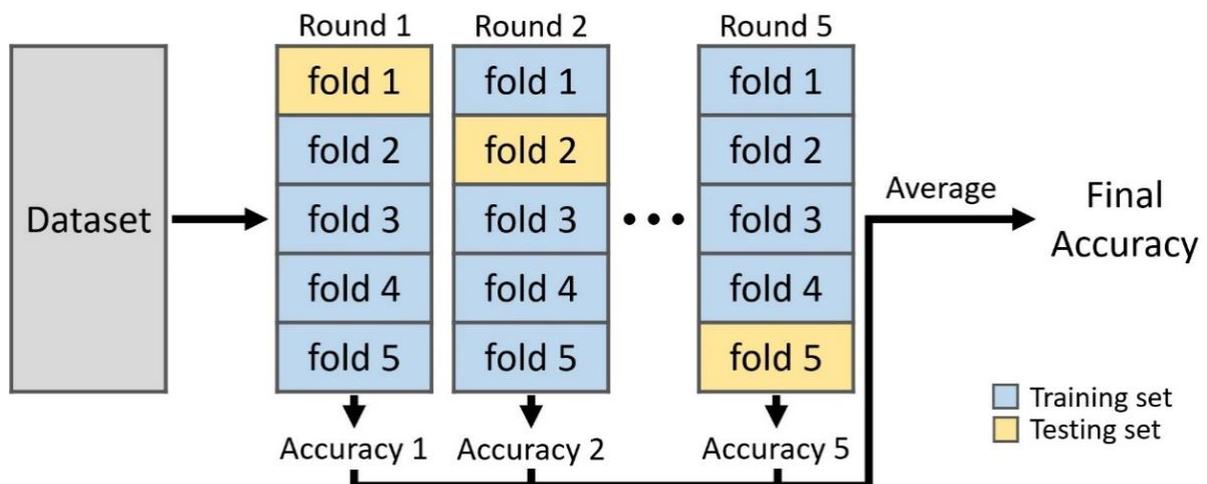


圖 2.15 5-fold Cross Validation 示意圖

(三) Leave-one-out Cross Validation

Leave-one-out 為假設在有 N 筆資料的資料庫中，在每次的訓練過程都只挑出 1 筆資料做為測試集，剩下的(N-1)筆資料則做為訓練集，反覆執行 N 次，因此每筆資料都會被用做訓練及測試，分類效果則是把全部資料的測試結果與真實答案進行比對(圖 2.16) (Schneider, 1997)。Leave-one-out Cross Validation 也可以視為 K 等於資料數量的 K-fold Cross Validation。

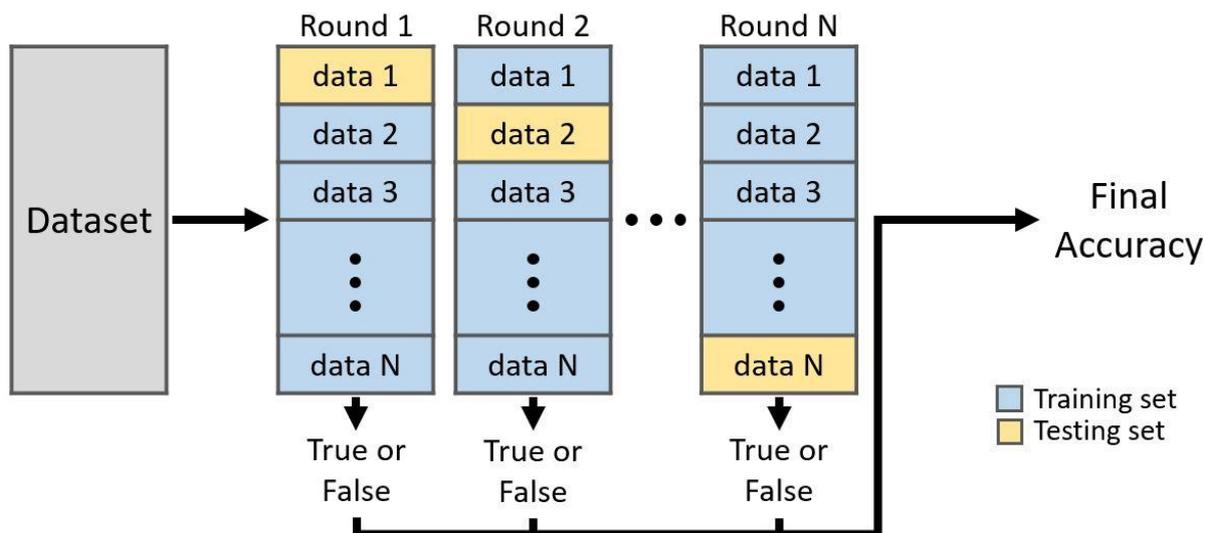


圖 2.16 Leave-one-out Cross Validation 示意圖

經過測試後，由於 Holdout Validation 並非交叉驗證，本計畫使用的訓練資料庫也不算特別大(<1000 筆)，因此每一次訓練的分類正確度會嚴重受到該次挑選的訓練集與測試集資料差異的影響，造成分類結果間有較大的標準差。Leave-one-out Cross Validation 雖然可以有效反映整體資料庫的分類效果，但計算量將過於龐大，因此本計畫折衷採用 K-fold Cross Validation 方法，其中 K 為 5。

三、混淆矩陣

混淆矩陣是最常被用來呈現監督式機器學習演算法效能的工具，它能夠有效且清楚的表示分類器的正確度及對於各種類事件的敏感度(Kohavi and Provost, 1998)。在混淆矩陣中(表 2.4)，True Positive (TP)代表實際屬於 A 類的樣本，演算法也判定為 A 類的數量；False Negative (FN)代表實際屬於 A 類的樣本，卻被演算法判定為 B 類的數量；False Positive (FP)代表實際屬於 B 類的樣本，卻被演算法判定為 A 類的數量；True Negative (TN)代

表實際不屬於 A 類的樣本，演算法也判定不為 A 類的數量。橫列代表的是實際屬於該類別的樣本，即 TP 和 FN 的數量合即為 A 類事件實際數量；直欄代表的是被演算法判釋為該類事件的樣本，即 TP 和 FP 的數量合即為被判釋為 A 的樣本數。

表 2.4 混淆矩陣

		Predicted	
		A	B
Actual	A	True Positive	False Negative
	B	False Positive	True Negative

在混淆矩陣中，True Positive (真陽性)表示為預測為正，實際也為正；False Positive (假陽性)表示為預測為正，實際為負；False Negative (假陰性)表示為預測為負、實際為正；True Negative (真陰性)表示為預測為負、實際也為負。而混淆矩陣中時常使用以下三項指標評估演算法效能：

(一) 正確度(Accuracy)：

代表所有被正確分類的樣本佔總體樣本數量的比例。其計算方式如下：

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad \text{式(2.8)}$$

(二) 敏感度(Sensitivity)

代表某一類別的樣本中，被正確分類的樣本的比例，又稱為召回率(Recall)。其計算方式如下：

$$Sensitivity = \frac{TP}{TP + FN} \quad \text{式(2.9)}$$

(三) 陽性預測值(Positive Predictive Value, PPV)

代表所有被分類為某一類的樣本中，實際屬於該類別的樣本的比例，又稱為準確率(Precision)。其計算方式如下：

$$PPV = \frac{TP}{TP + FP} \quad \text{式(2.10)}$$

(四) 協調分數(F1-score)

為敏感度和陽性預測值的調和平均數，用以衡量分類器精確度的一種指標，最大值是 1，最小值是 0。計算方式如下：

$$F1 = \frac{2}{\frac{1}{PPV} + \frac{1}{Sensitivity}} \quad \text{式(2.11)}$$

四、分類器運作過程

本計畫整體進行地動訊號分類器建置與應用流程如圖 2.17 所示，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。

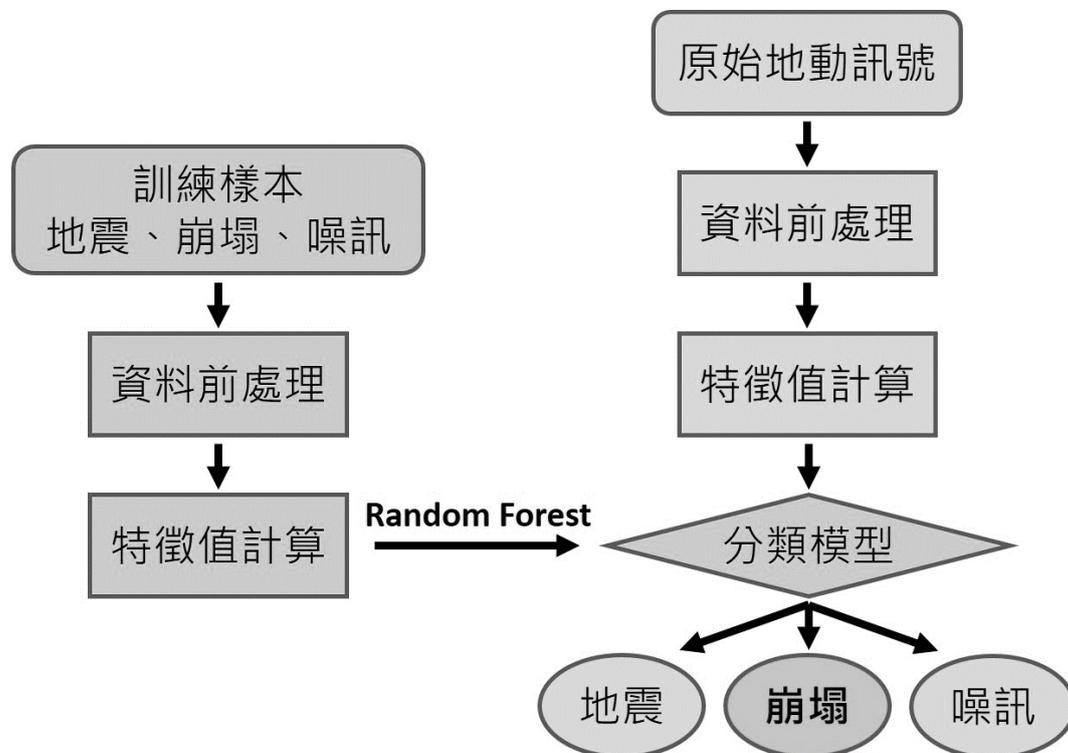


圖 2.17 地動訊號分類器建置與應用

第六節 崩塌地動訊號定位

Hibert et al. (2011)及 Kao et al. (2007)均認為山崩所造成的地表振動訊號並不會產生明顯的 P 波及 S 波。因此，無法將傳統的地震定位機制方法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針對山崩訊源做定位。其山崩定位程序如下所述：

- 一、將判釋出的地動訊號資料重新裁切時間。

二、計算水平方向上的方均根振幅值(E-W 及 N-S 方向)，並將水平分量的波形計算出一包絡線函數。

三、將所有包絡線函數分別進行交叉相關分析(cross-correlation)。

四、運用網格搜尋方式找出最佳解。為了提高運算效率，分為兩階段進行：

第一階段將訊噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)最大值的測站設為中心，建立一個長寬各 2°的方格，方格中每個網格長寬各為 0.2°，在方格中搜尋擁有最大相關係數的網格。

第二階段將前一步驟搜尋到的網格重新設為中心，建立一個長寬各 0.4°的方格，方格中每個網格長寬各為 0.01°，搜尋相關係數最大的網格。

在前人研究中，認為山崩訊號主要是由雷利波(Rayleigh wave)及剪力波所組成(Lin et al., 2010; Suwa et al., 2010; Dammeier et al., 2011; Feng, 2011; Hibert et al., 2011)，而且在波形中最大振幅值出現的時間，極有可能是最大塊體撞擊到地表的時間(Dammeier et al., 2011)。而 Favreau et al. (2010)的研究顯示，振幅內連續出現的高峰值是因為塊體在滑落時，不斷地跳動或滾動的運動過程對地表造成的撞擊而產生。Hibert et al. (2011)的研究推論出，不同的山崩行為所產生的振幅值和波形都會不同。例如，當塊體滑落的是緩坡時，所產生的峰值較為平緩。

在進行交叉相關分析的計算時，以兩個接收到訊號的測站 f、g 為例，由水平包絡線函數 u_f 、 u_g ，計算它們之間的交叉相關，可得到最大相關係數 (C_{fg})，再由測站各自的最大自相關係數(C_{ff} 、 C_{gg})進行常態化，其計算公式如下：

$$C(t) = \frac{\int_{-T}^T u_f(t+\tau)u_g(\tau)d\tau}{\sqrt{C_{ff}C_{gg}}} \quad \text{式(2.12)}$$

$$C^{max} = \frac{C_{fg}}{\sqrt{C_{ff}C_{gg}}} \quad \text{式(2.13)}$$

其中， t 為兩個目標波形的時間長度。 u_f 和 u_g 為相關分析之兩測站包絡線函數。本計畫在資料的選擇上，設定山崩訊號必須至少被三個以上的測站所記錄，且波形的最大相關係數須大於 0.7，以及訊噪比必須大於 2.5，三項條件皆符合者才繼續定位程序。在圖 2.18 中，顯示了 NANB 和 SGSB 兩個測站計算交叉相關後得到的交叉相關圖，以及兩測站間的最大交相關係數(C_{fg})。另外，也定義了最大交相關係數的權重比，以優化不同係數的比重(C^{max})。在一個假設的訊源處(ξ)，其交叉相關振幅值的殘差值定義為 A_m ，其公式如下：

$$A_m(\xi) = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \sum_{j=i+1}^{N_p} [C_{ij}^{max} - C_{ij}(\Delta T_{ij}^S(\xi))] \times w_{ij} \quad \text{式(2.14)}$$

其中， ΔT 是震波到兩目標測站之間的走時差， N_p 是所取用的測站個數， w 為權重係數。一般來說， C^{max} 的最佳解出現在調整兩目標測站最大振幅值時間達到波形最吻合的地方，而這調整的延滯時間，就代表了震波的走時差。在山崩定位的程序中，最佳震源解出現於 A_m 達到最小值的位置，可將其視為該山崩的形狀中心。

山崩定位流程完成之後，將定位出來的山崩位置解和由衛星影像判釋出的大規模崩塌地位置比對。兩者若比對成功，則可以確定該次訊號為該崩塌地所觸發。

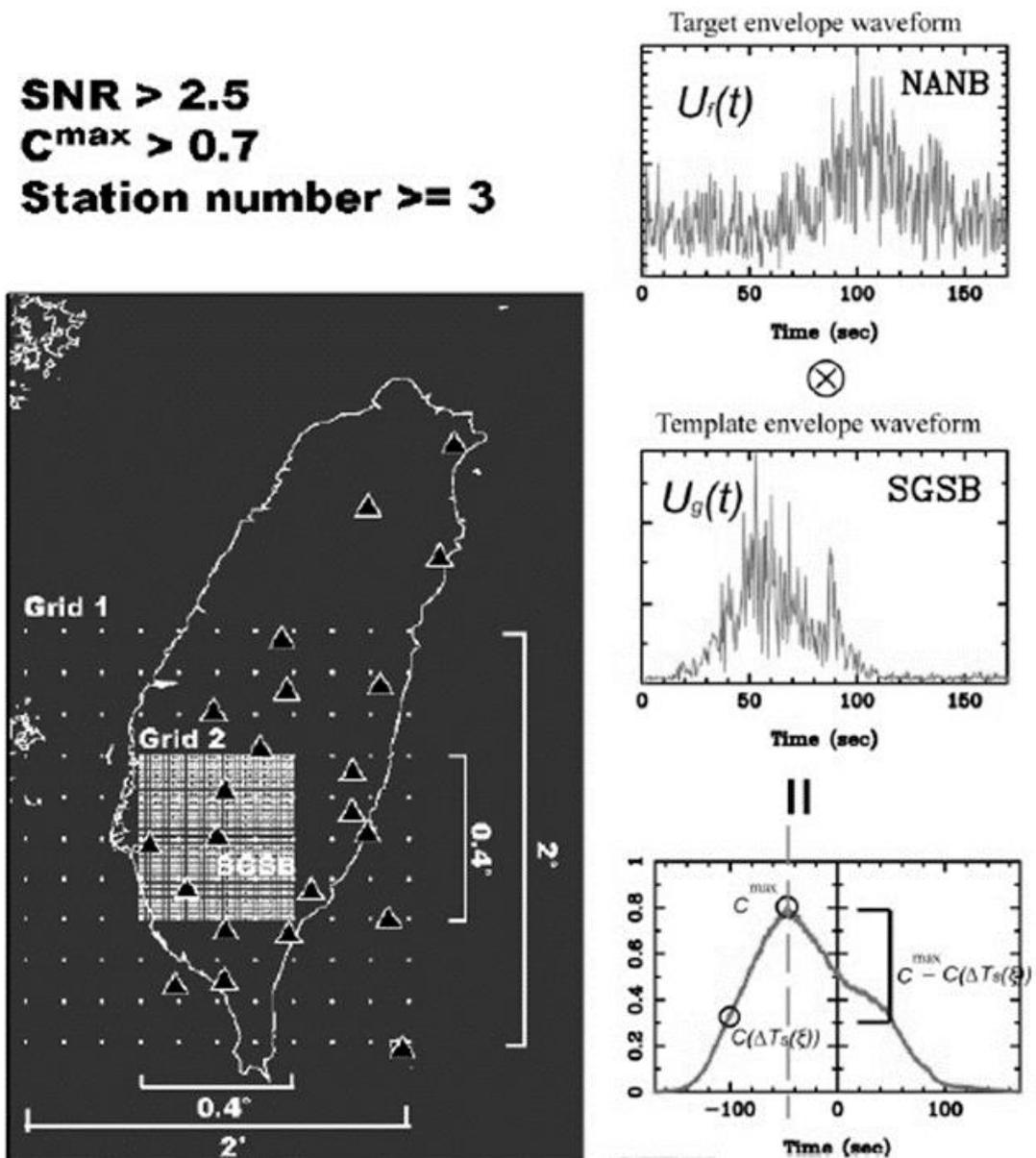


圖 2.18 崩塌定位方法示意圖(Chen et al., 2013)

第七節 促崩降雨條件分析

一、雨量資料來源

本計畫採用中央氣象局及經濟部水利署所架設的地面雨量站，除了統計颱風豪雨事件期間的全島雨量分布狀況外，也作為崩塌降雨資訊的資料來源。崩塌警戒雨量分析所用之雨量資料以直線距離崩塌地 3 公里內的雨

量測站紀錄為原則，並且和崩塌地坐落於同一集水區，若崩塌地 3 公里內無可用雨量站，則利用距離反比權重內插法來獲得崩塌地之雨量資料。

二、雨量統計方法

由於山崩產生的地動訊號完整了記錄大規模崩塌的發生時間，藉由成功的判釋與配對，可以運用所得到的時間記錄準確計算出山崩發生時的雨量條件。本計畫中所指的雨場是一次豪雨事件的開始與結束的時間。由前期計畫的崩塌雨場條件計算，可以歸納出，長降雨延時是引發大規模崩塌的重要降雨條件之一。在前期計畫中，本團隊參考前人研究將雨場開始的標準設定為當每小時降雨大於 4 mm 時；而當連續 6 小時時雨量開始小於 4 mm 時，視為降雨事件結束(圖 2.19)。然而，因本計畫研究的對象多為颱風造成的豪雨，由颱風引致的同一個降雨事件常可能在這樣的標準下被切割為 2 個以上的不同雨場，導致在統計降雨延時很有可能低估的狀況。因此，本計畫修改雨場切割修改方法，改為以日當作切割單位，當小時降雨量超過 4 mm，即視為雨場開始時間；單日降雨量低於 4 mm 時，當日 24 時作為雨場結束時間。採用修改後的雨場切割標準將使得完整降雨事件不易被雨勢趨緩或是降雨中止而切斷，而崩塌事件發生時的降雨延時則是統計至崩塌發生的時刻，並不會有高估雨場的狀況存在。運用此方法為基準，統計引發各崩塌的降雨強度、累積雨量、降雨延時等參數，做為降雨門檻值分析之因子。其中，降雨延時(D)，單位為小時；累積雨量(R_c)，單位為 mm；平均降雨強度(I)，單位為 mm/h。除了上述的三個因子之外，本計畫根據前期經驗，同時將前期的降雨量 R_a 納入計算。前人研究對於前期降雨的定義因為針對的邊坡災害不同而有各種差異，如網干壽夫(1972)記錄土石流發生當日的雨量以及發生前十四日的的累積雨量，建立土石流發生的降雨臨界線。吳積善等人

(1990)在雲南蔣家溝的土石流觀測研究之中，以 10 分鐘降雨量以及前期降雨量為參數，建立雲南蔣家溝土石流發生判別式及受災判別式。本計畫採用詹錢登(2002)提出的有效累積雨量模式：

$$R_e = R_a + R_c \quad \text{式(2.15)}$$

上式中 R_e 為有效累積雨量， R_c 為統計至崩塌發生時的累積降雨量。此處的前期降雨選擇範圍為雨場開始前七日，每日累積雨量以 0.7 指數衰減 ($R_a = \sum_{i=1}^7 0.7^i R_i$ ， i 為雨場開始前的日數)。

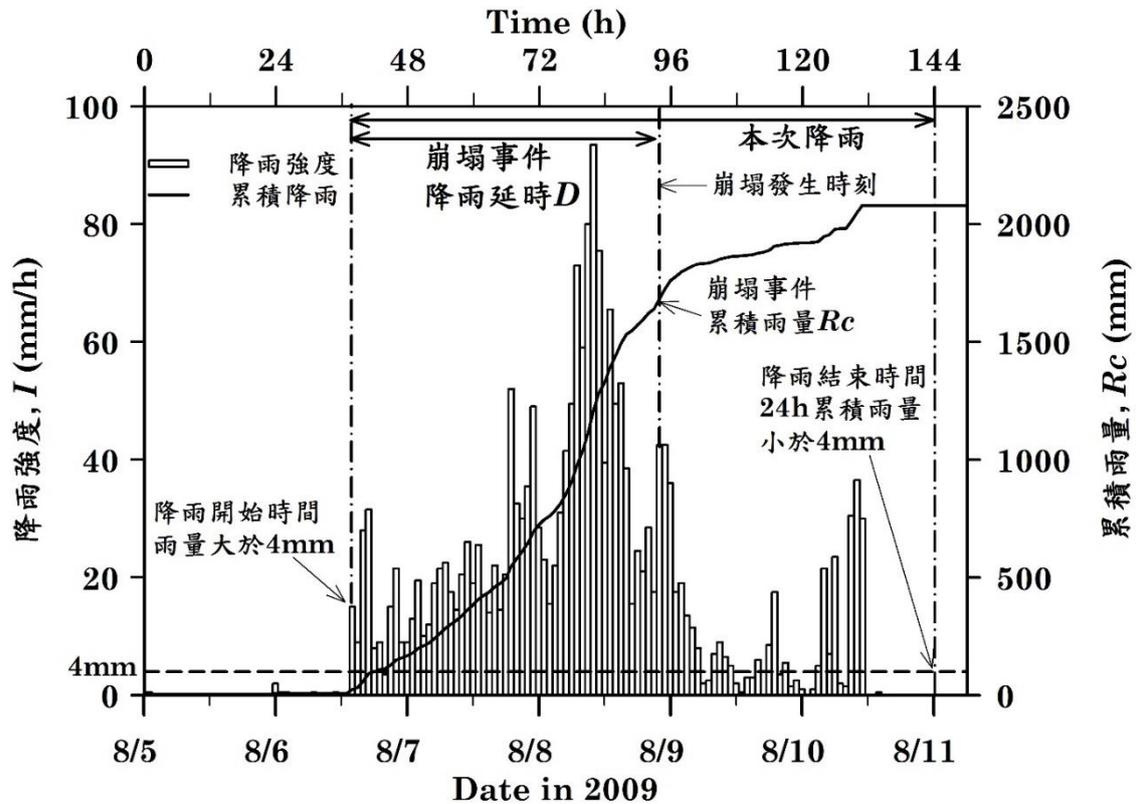


圖 2.19 雨場切割與降雨參數計算示意圖

大規模崩塌門檻值降雨因子統計將依據不同的降雨參數選擇，會產生不同的雨量關係式。本計畫分別分析了以下三種雨量關係式：

- (一) I-D 法：此方法以降雨強度 I 及降雨延時 D 作為雨量指標(Caine, 1980; Cannon & Ellen, 1985; Wiczorek, 1987; Keefer et al., 1987; Arattano & Marchi, 2000)，I-D 法目前是最為廣泛被討論及應用之促崩降雨門檻計算方法。此方法主要利用引發該次災害的降雨事件，並未將前期降雨所造成的影響納入考慮。將各山崩事件的 I 及 D 以對數座標作圖後，所有資料點的下緣切線即為雨量門檻值曲線(圖 2.20a)，該曲線一般常用的公式形式為： $I=aD^{-b}$ 。為了有一致的 I-D 門檻值計算方式，本計畫採用涵蓋資料數 5% 之曲線做為門檻曲線。採用之累積機率模型為高斯機率函數，以乘冪回歸分析所得之曲線斜率為門檻曲線斜率，藉此獲得資料累積機率為 5% 時之曲線公式，作為整體資料點之下緣曲線公式。
- (二) I-R 法：此方法使用降雨強度 I 及累積雨量 R 為雨量指標(圖 2.20c)，藉此界定出山崩發生的臨界降雨線(譚萬沛，1991；謝正倫，2001；詹錢登，2004)。I-R 法將崩塌發生的平均降雨強度 I 和累積雨量 R 作圖，以韋伯法取累積雨量機率為 5% 的值記為 $R-I_5$ 。相對於 I-D 法取累積機率 5% 時之曲線公式為臨界門檻，I-R 法同樣也以 $R-I_5$ 作為 I-R 法之門檻值。
- (三) R-D 法：此方法使用累積雨量 R 和降雨延時 D 作為雨量指標(圖 2.20b)(青木佑久，1980；范正成等人，1999，2002)。R-D 關係式的分析方法和 I-R 法雷同，而且在考慮 R-D 關係式時，也會分別將前期降雨以及年平均雨量納入考慮。在報告中將代表累積機率 5% 之 D 與 R_t 乘積值表示為 RTD_5 。參考 I-D 法之門檻值計算方法，以 $R-D_5$ 作為 R-D 法之門檻值。

本研究希望能夠完整反映出促崩雨量對於大規模崩塌的影響，因此除了簡單的事件累積雨量 R_c 之外，我們同樣會選擇有效累積雨量 R_e 進行分析，

並且遵循前述的降雨門檻值計算方法，以累積機率 5% 之 R_e -D5 及 R_e -I5 作為雨量門檻值的參考。

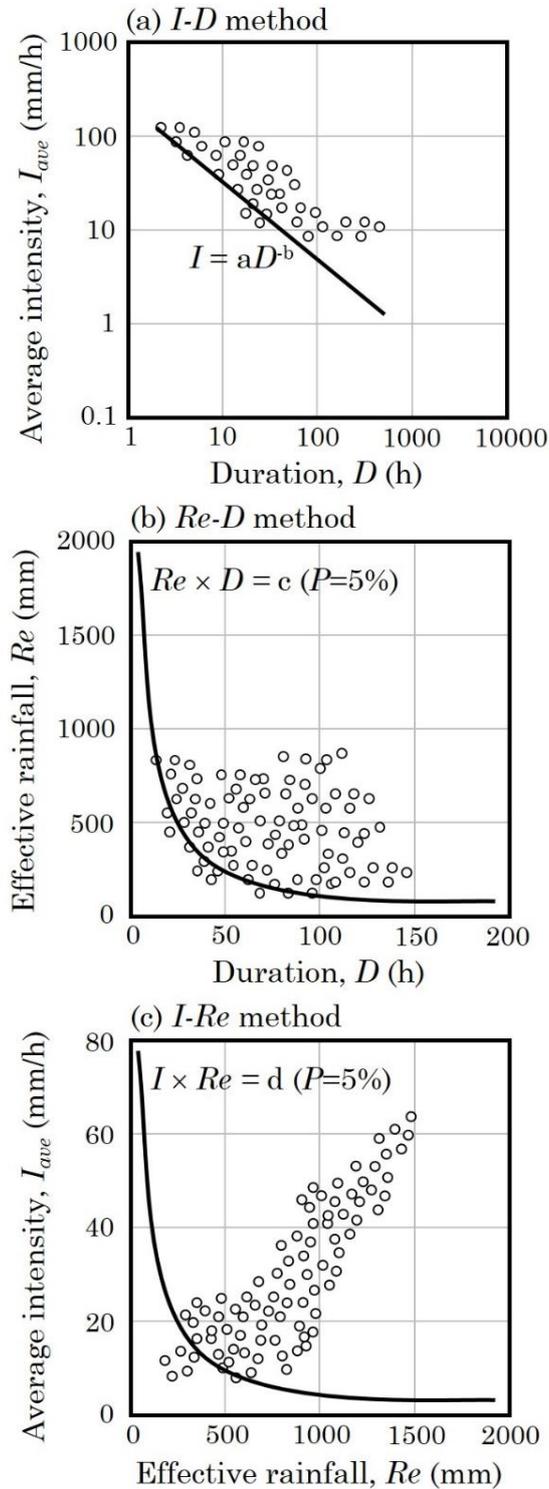


圖 2.20 三種常見雙雨量參數門檻曲線

三、崩塌破壞臨界水量模式

臨界水量模式 Q_c 是由 Keefer et al. (1987) 針對美國加州地區，在豪雨期間提出且成功發布崩塌警戒的一個方法，Keefer et al. (1987)採用的雨量參數為降雨延時(D)以及降雨強度(I)。獲得 I-D 圖中的警戒曲線方法則使用一簡單的地質材料模型進行計算。首先假設邊坡材料任一點中，材料所受的剪力強度 s 可表示為：

$$s = c' + (p - u_w)\tan\phi' \quad (\text{式 2.16})$$

其中 c' 為邊坡地質材料的有效凝聚力， p 為垂直於潛在滑動面的總應力， u_w 為孔隙水壓， ϕ' 則為邊坡材料的有效摩擦角。由於降雨引起邊坡災害的主要原因為雨水入滲至邊坡內，並於不透水層上方飽和帶聚集，進而導致邊坡材料之孔隙水壓上升。當孔隙水壓不斷上升，而使得剪力強度降低，最終便導致邊坡發生破壞。Keefer et al. (1987) 所建立之崩塌雨量警戒系統便是假設在每一個邊坡上都存在一個臨界孔隙水壓 u_{wc} ，並且臨界孔隙水壓與地層厚度 Z 、邊坡地質材料單位重 γ_t 、邊坡傾角 θ ，以及地質材料有效摩擦角 ϕ' 有關，可以下列公式計算：

$$u_{wc} = Z \cdot \gamma_t \left(1 - \frac{\tan\theta}{\tan\phi'}\right) \quad (\text{式 2.17})$$

而孔隙水壓上升至臨界孔隙水壓則需要一個臨界水量 Q_c ，這個臨界水量可以下列式子計算：

$$Q_c = (u_{wc}/\gamma_w) \cdot n_{ef} \quad (\text{式 2.18})$$

其中 u_{wc} 為臨界孔隙水壓， γ_w 為水的單位重， n_{ef} 為有效孔隙率，即邊坡材料在自由重力排水下，尚存的孔隙率。同時再假設降雨開始後，所有的水都會滲入至潛在滑動面上的飽和帶中，並將飽和帶平均排水速率以 I_0 作

為代表，其單位為 mm/hr。則在一個豪雨事件中，引發邊坡災害的臨界水量為：

$$(I - I_0) \cdot D = Q_c \quad (\text{式2.19})$$

其中 I 為小時降雨強度， D 為降雨延時。在式 2.19 中的 I_0 與 Q_c ，可以藉由詳細地質調查(小區域尺度)或是大量數據資料計算而得(大區域尺度)，如 Caine (1980)所用之降雨資料可計算出 I_0 為 4.49 mm/hr，而 Q_c 為 13.65 mm。

此雨量警戒值運用於崩塌警報曾有相當成功之經驗，且該警戒方法同時涵蓋了降雨強度 I 、延時 D ，以及累積雨量 R (在此處取代 Q_c)等 3 種最廣為採用的降雨因子，能同時考量不同降雨型態之事件。本計畫將參考舊金山灣區的雨量警戒曲線建立方法，運用於臺灣地區的大規模崩塌雨量警戒值預測，作為警戒系統設計之基礎，並且也將土壤水分指數和深層水量當作因子進行統計，希望可以找到最適合臺灣大規模崩塌降雨警戒的模式，或運用不同的方法，進行雞尾酒式的混合使用，達到最有效率的警戒方式。

四、土壤水分指數

土壤水分指數(Soil Water Index, SWI)或者是稱為筒狀雨量模式，此方法利用三個筒內降流入水流出的變化順序來模擬雨水由地表逕流、進入淺層土壤再入滲至深層土壤的過程，透過計算可以得到最後入滲至地層的總水量(圖 2.21)。其計算過程為假設此事件總降雨量為 I (mm)，每個筒內的水深為 S (mm)，筒內出流的水深為 L (mm)，出流量為 Q (mm)， F (mm)為雨水的入滲量，雨水出流比為 a ，雨水入滲比為 b ，以上所有參數中， L 、 a 、 b 三者為固定參數。

每筒水中的流出量 Q_i 即為筒內水深 S_i 扣除出流水深 L_i ，乘上出流比 a_i ，在三筒水中，只有第一筒水含有兩個出流量 Q_1 、 Q_2 ，分別為第一流出量和第二流出量，第一流出水量可視為無法進入土壤層的地表逕流，第二流出水量則是未進入地面的水例如冰川或是其他遮蔽物， F_1 則是由第一筒水流入第二筒水的總量； Q_3 是第二筒水的出水量，可視為表層滲出水流； Q_4 是第三筒水的出水量，可視為地下水流(圖 2.22)。經計算之後可以得到各筒水深，加總之後便為土壤水分指數 $SWI(mm) = S_1 + S_2 + S_3$ ，(岡田憲治，2002；陳樹群等人，2013)。

有鑑於過去計算土壤水分指數多採用日本氣象廳公告之日本參數，難以評估是否確實適用於臺灣山區。本計畫利用 2010 年至 2018 年的河川流量、雨量，以及蒸發散量的觀測資料，擬合出臺灣參數進行土壤水分指數的分析(表 2.5)。其中蒸發散量的計算使用 Penman-Monteith 法，計算資料採用中央氣象局三等及四等氣象站的觀測資料，並以徐昇法求得每一氣象站在計算流域內的代表面積，再求得計算流域的代表蒸發散量。河川流量採用經濟部水利署流量站紀錄，並且除以流域面積求得單位流深。雨量則採用中央氣象局雨量站紀錄，並以徐昇法求得計算流域內的代表雨量。土壤水分指數計算參數的擬合則利用 Matlab 內建 Simulink 功能，編寫單位流深及土壤水分指數計算程式，並進行參數擬合，待觀測流深與預測流深間有最小方差時，獲得最佳參數組合解(圖 2.23)。在本計畫中，針對陳有蘭溪、清水溪、大甲溪、大漢溪及花蓮溪進行土壤水分指數計算參數的擬合，並以平均值作為最後土壤水分指數的計算參數。

在採用土壤水分指數分析時，本計畫也將降雨事件發生前的土壤水分指數納入考量，本次計畫採用的前期土壤水分指數為降雨事件發生前 30 日的土壤水分指數總和(圖 2.24)。由於本計畫所針對的降雨型態為颱風帶來的

豪雨事件，而在颱風季節時常在短期內颱風連續侵襲，這些事件帶來的降水也很有可能是觸發大規模崩塌的因子之一。因為在進行土壤水分指數的計算時，會考慮土壤層中的水體入滲與排出，經由這樣的計算，相較於單純的考慮前期的降雨量，更有可能反映出前期降雨在土壤層中造成的影響。

而在 SWI 的計算中，除了總土壤水分指數之外，還會有不同層的含水量，由前期計畫的經驗得知，深層水的含水量變化的關係和引發大規模崩塌的降雨條件較為密切，因此本計畫也會採用第三桶深層水深 S3 當作統計降雨條件的一個因子。

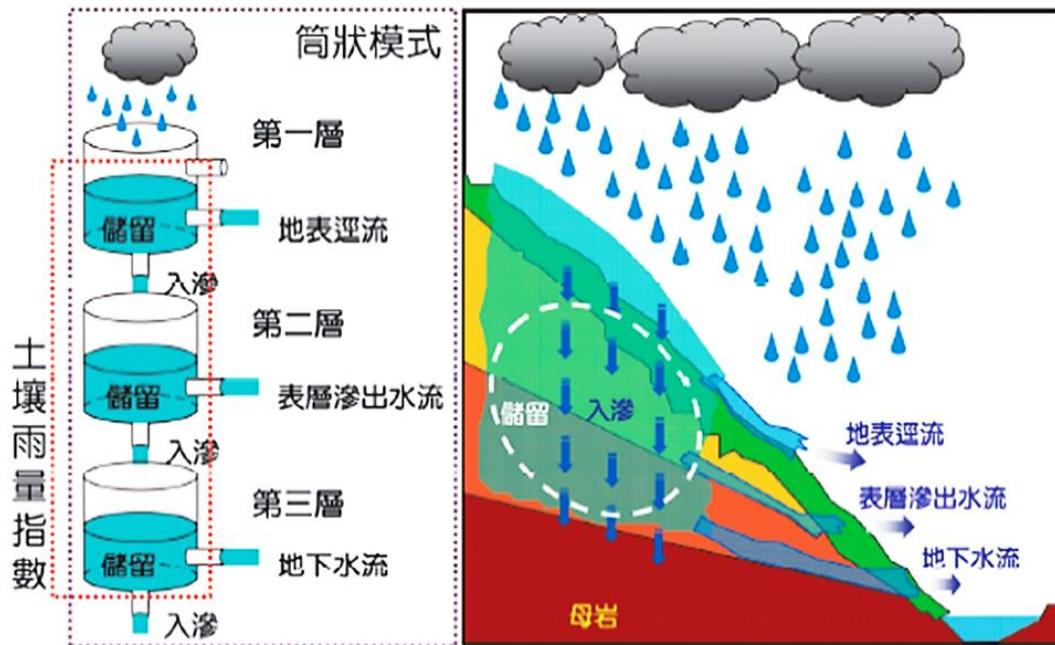


圖 2.21 筒狀模型與地表逕流類比(岡田憲治，2002)

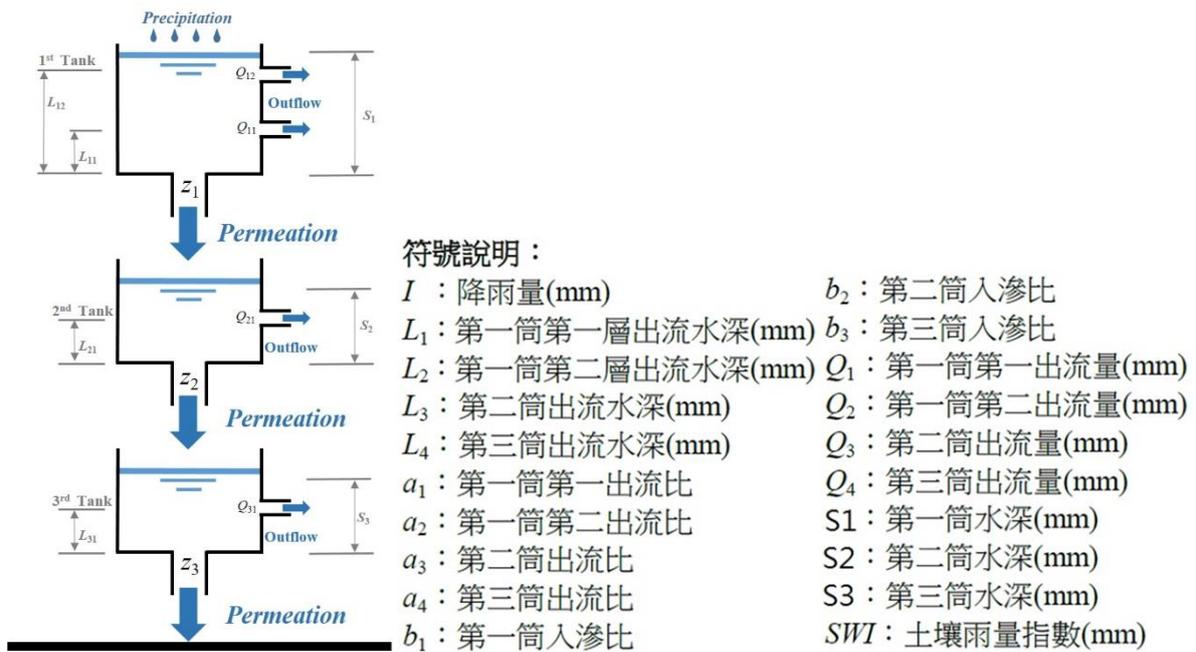


圖 2.22 筒狀雨量模式說明(修改自陳樹群等人，2013)

表 2.5 土壤水分指數計算所用之參數

參數	數值
a_1	0.018
a_2	0.117
a_3	0.033
a_4	0.009
b_1	0.087
b_2	0.084
b_3	0.013
L_1	31
L_2	110
L_3	16
L_4	16

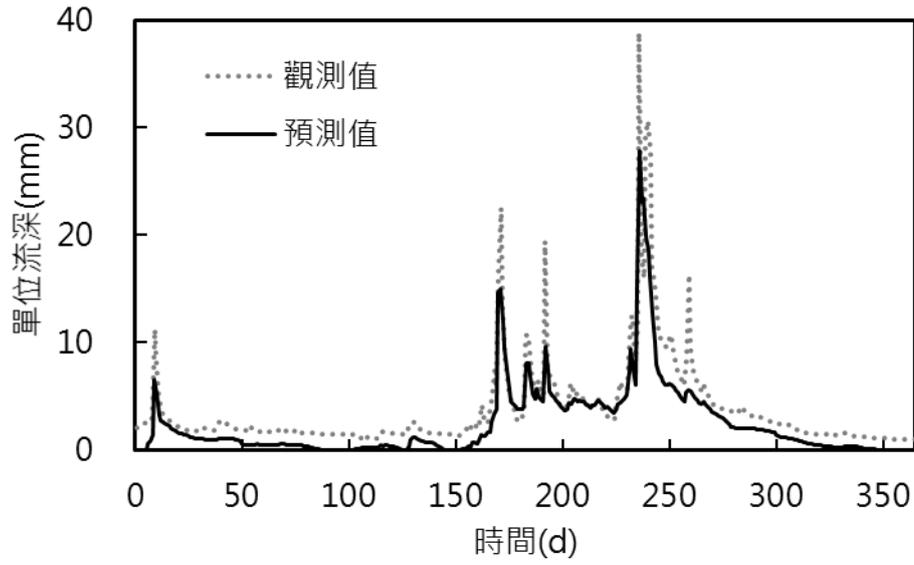


圖 2.23 陳有蘭溪 2018 年之觀測流深與預測流深

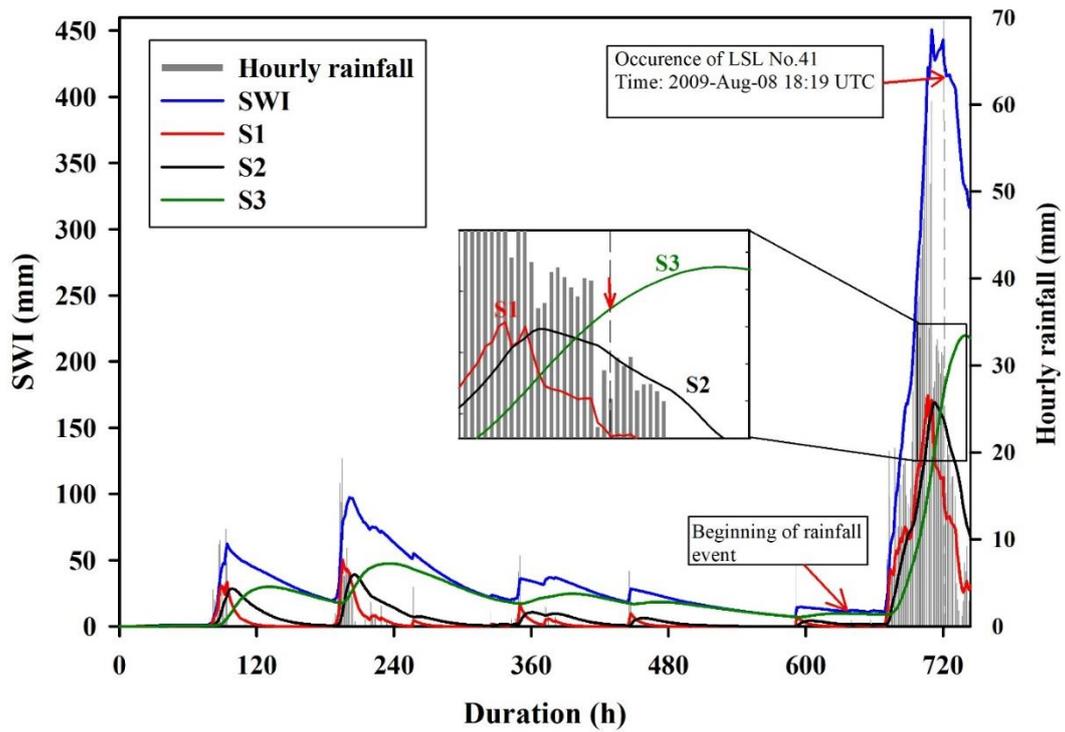


圖 2.24 計算土壤水分指數示意圖

第三章 研究成果

第一節 演算法測試結果

本研究使用相同的訓練樣本測試了 22 種機器學習演算法(表 3.1)，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%，因此最終選用隨機森林演算法製作自動分類器。

表 3.1 22 種演算法測試結果

編號	演算法	正確度(%)	崩塌敏感度(%)	崩塌 PPV(%)
1	Complex Tree	87.2	79.6	81.6
2	Medium Tree	87.6	76.3	84.2
3	Simple Tree	86.6	78.9	80.5
4	Linear Discriminant	86.3	69.4	85.4
5	Quadratic Discriminant	86.2	61.7	92.7
6	Linear SVM	88.2	72.5	88.6
7	Quadratic SVM	88.0	76.8	85.0
8	Cubic SVM	88.7	82.7	82.7
9	Fine Gaussian SVM	87.5	68.9	92.1
10	Medium Gaussian SVM	87.2	69.8	87.8
11	Coarse Gaussian SVM	84.9	65.0	84.6
12	Fine KNN	87.3	80.8	80.8
13	Medium KNN	88.1	73.5	87.9

14	Coarse KNN	82.7	58.7	83.1
15	Cosine KNN	87.4	70.7	88.0
16	Cubic KNN	88.2	73.6	87.8
17	Weighted KNN	88.9	76.8	87.2
18	Boosted Trees	88.8	78.4	86.0
19	Random Forest	91.3	86.9	89.0
20	Subspace Discriminant	84.8	64.7	84.2
21	Subspace KNN	79.2	65.7	69.3
22	RUSBoosted Trees	86.8	74.8	82.8

第二節 分類器正確度

本計畫以混淆矩陣呈現自動分類器之分類效果(表 3.2)，結果顯示，在 214 筆崩塌訊號中，有 186 筆被正確分類、25 筆被判釋為地震、3 筆被判釋為噪訊，對於崩塌訊號的敏感度為 86.9%；214 筆地震訊號中，有 190 筆被正確分類、19 筆被判釋為崩塌、5 筆被判釋為噪訊，對於地震訊號的敏感度為 88.8%；214 筆噪訊中，有 210 筆被正確分類、4 筆被判釋為崩塌，對於噪訊的敏感度為 98.1%。

而 209 筆被歸類為崩塌的訊號中，有 186 筆確實屬於崩塌，另外有 19 筆實際上是地震訊號、4 筆是噪訊，對於崩塌訊號的 PPV 為 89.0%，協調分數為 0.88。215 筆被歸類為地震的訊號中，有 190 筆確實屬於地震，另外 25 筆實際上是崩塌訊號，對於地震訊號的 PPV 為 88.4%，協調分數為 0.97。218 筆被歸類為噪訊的訊號中，有 210 筆確實屬於噪訊，另外有 3 筆實際上是崩塌訊號、5 筆是地震訊號，對於噪訊的 PPV 為 96.3%。

本計畫建構之自動分類器對於 642 筆 5 分鐘長度的地動訊號，整體分類正確度為 91.3%，三種訊號類別各自的敏感度、PPV 及協調分數也都達到 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。

表 3.2 自動分類器的混淆矩陣

		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%	91.3%

第三節 自動分類器測試結果

為了驗證自動分類器的效能，本計畫選用 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，因此先對此 4 天的地動訊號進行人工判釋並建構事件目錄。利用人工方式共判釋出 194 次崩塌事件(表 3.3)，以及 52 次地震事件。其中 67 次崩塌事件可以從 3 個以上的測站紀錄，30 次崩塌只從 2 個測站紀錄中判釋出來，剩下的 97 次崩塌只有 1 個測站紀錄判釋出崩塌地動特徵。詳細的崩塌時間點及測站資訊請見附錄三。將這 4 天期間的連續地動訊號輸入分類器後，得到的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 87.0% (表 3.4)。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協調分數為 0.92。

表 3.3 2009 年莫拉克颱風期間人工判釋崩塌數量

日期	記錄到的測站數			崩塌事件總數量
	>3	2	1	
8 月 7 日	9	6	16	31
8 月 8 日	27	11	65	103
8 月 9 日	18	9	11	38
8 月 10 日	13	4	5	22

表 3.4 2009 年莫拉克颱風期間自動判釋結果的混淆矩陣

		Predicted			Sensitivity
		LS	EQ	Noise	
Actual	LS	191	1	2	98.5%
	EQ	29	23	0	44.2%
PPV		86.8%	95.8%		87.0%

另外，本計畫也以 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% (表 3.5)。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，協調分數為 0.90。

表 3.5 2015 年蘇迪勒颱風期間自動判釋結果的混淆矩陣

		Predicted			Sensitivity
		LS	EQ	Noise	
Actual	LS	17	0	0	100%
	EQ	4	11	0	73%
PPV		81%	100%		87.5%

第四節 測試結果討論

在將 2009 年莫拉克颱風期間 4 天的地動訊號輸入分類器後，以判釋結果對偵測正確與失敗的案例，討論其波形、時頻圖及各項特徵值的數值。

一、成功偵測到之事件

圖 3.1 及圖 3.2 為正確被判釋出的崩塌事件範例，從波形及時頻圖皆可觀察到明顯的崩塌訊號特徵，訊號持續時間也大多在 20 秒以上，兩者的訊噪比分別為 13.86 及 24.76。將成功被偵測到的崩塌訊號之各項特徵值取平均值(表 3.6)，並與訓練樣本之特徵值數值做比較後(表 2.3)，可發現與崩塌訊號訓練樣本的數值最為接近。圖 3.3 及圖 3.4 為正確判釋的地震事件範例，兩者皆具有非常明顯的地震波形及頻率特徵。同樣計算其訊號特徵值的平均值(表 3.7)，並與訓練樣本之特徵值數值比較後，在數值上也與地震訊號之訓練樣本非常接近(表 2.3)。

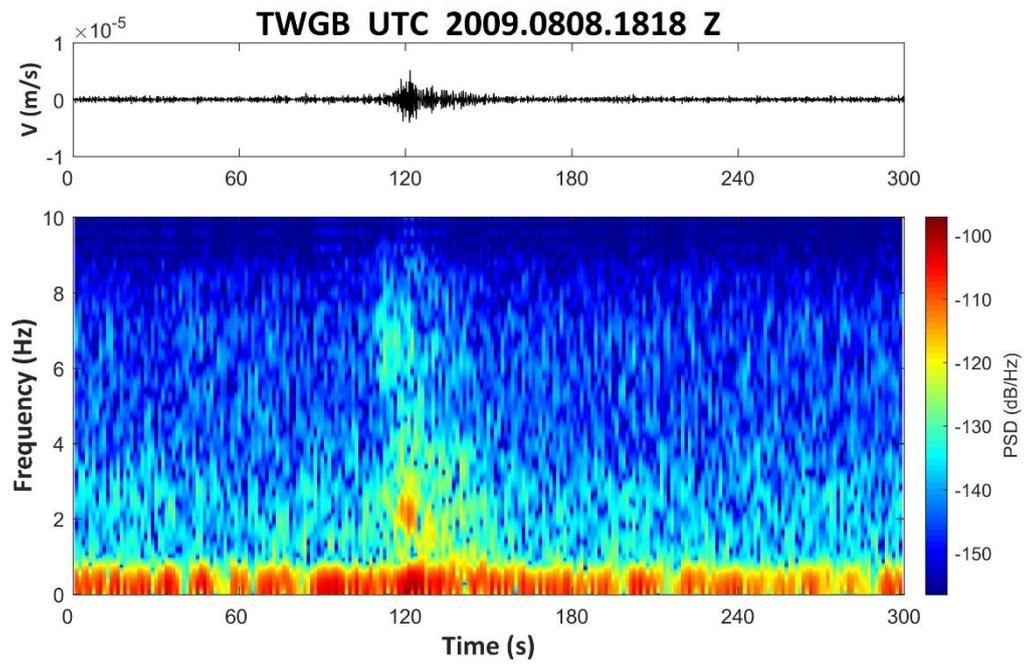


圖 3.1 成功偵測之崩塌事件範例一

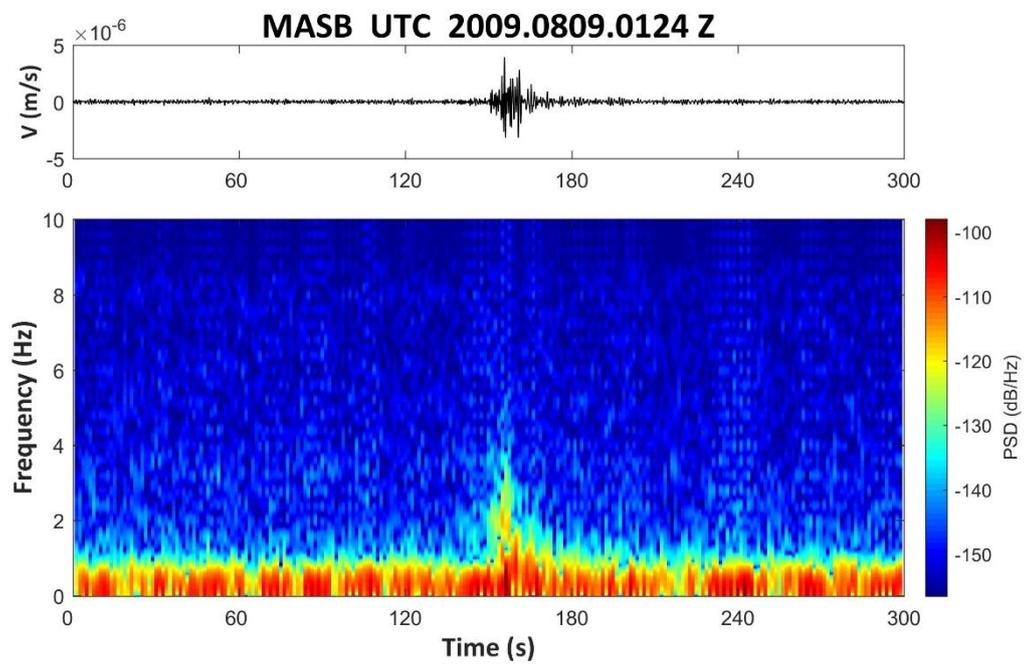


圖 3.2 成功偵測之崩塌事件範例二

表 3.6 成功偵測之崩塌訊號之特徵值的平均值

編號	特徵值	平均值
1	μ MA	1.486
2	σ MA	0.274
3	MAR	1.503
4	σ MA/ μ MA	0.204
5	μ SI	0.787
6	σ SI	0.064
7	SIR	1.220
8	σ SI/ μ SI	0.080
9	平均振幅	0.149
10	0.02-0.05 Hz PSD	0.090
11	0.05-0.1 Hz PSD	0.177
12	0.02-0.1 Hz PSD	0.147
13	0.1-1 Hz PSD	0.186
14	1-5 Hz PSD	0.0000711
15	5-8 Hz PSD	0.00000917
16	1-8 Hz PSD	0.00004459
17	0.02-0.1 Hz / 1-8 Hz RPSD	10282.706
18	0.02-0.05 Hz / 1-5 Hz RPSD	2890.689
19	0.05-0.1 Hz / 1-5 Hz RPSD	8788.575
20	0.02-0.05 Hz / 5-8 Hz RPSD	20845.901
21	0.05-0.1 Hz / 5-8 Hz RPSD	58875.614
22	F_max	0.202
23	F_high	0.334
24	F_low	0.079

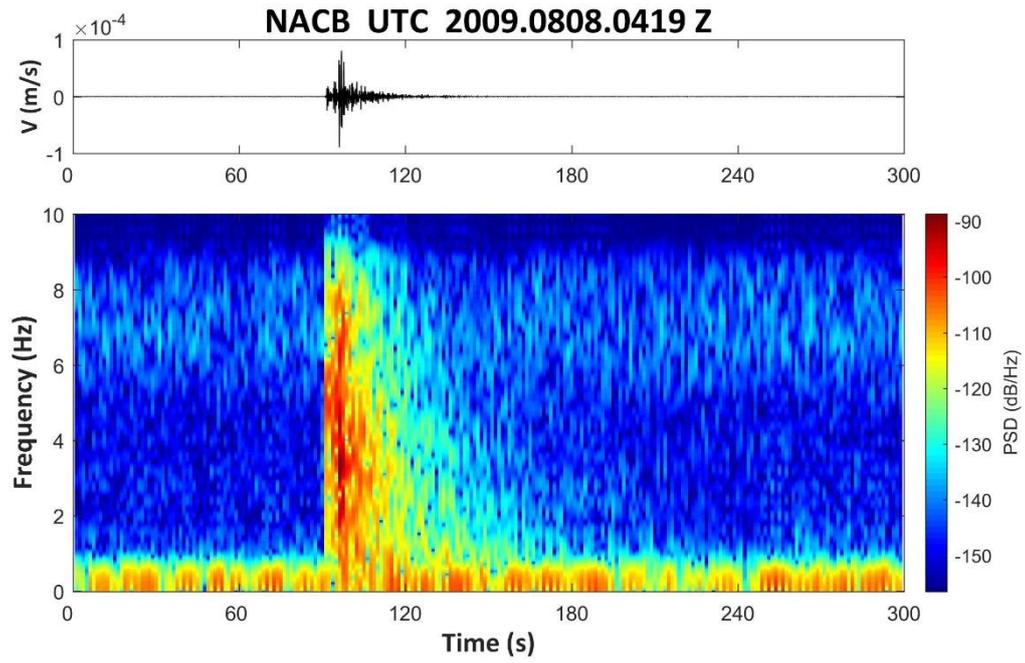


圖 3.3 成功偵測之地震事件一

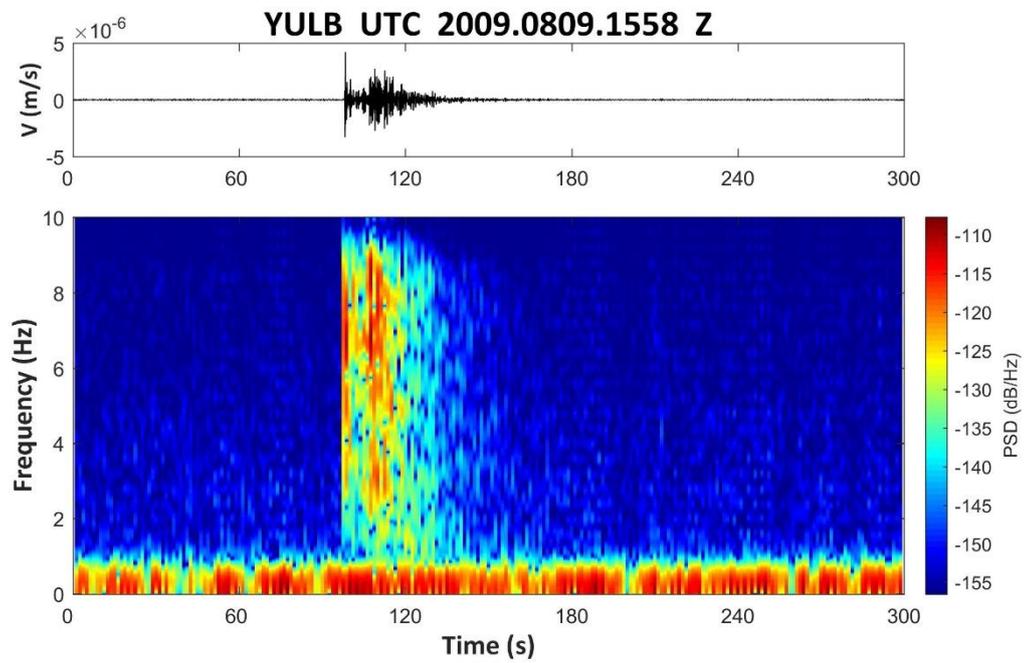


圖 3.4 成功偵測之地震事件二

表 3.7 成功偵測之地震訊號之特徵值的平均值

編號	特徵值	平均值
1	μ MA	0.204
2	σ MA	0.259
3	MAR	4.490
4	σ MA/ μ MA	1.450
5	μ SI	1.168
6	σ SI	0.814
7	SIR	5.191
8	σ SI/ μ SI	0.677
9	平均振幅	0.021
10	0.02-0.05 Hz PSD	0.212
11	0.05-0.1 Hz PSD	0.247
12	0.02-0.1 Hz PSD	0.235
13	0.1-1 Hz PSD	0.141
14	1-5 Hz PSD	0.041
15	5-8 Hz PSD	0.063
16	1-8 Hz PSD	0.051
17	0.02-0.1 Hz / 1-8 Hz RPSD	62.343
18	0.02-0.05 Hz / 1-5 Hz RPSD	51.276
19	0.05-0.1 Hz / 1-5 Hz RPSD	97.309
20	0.02-0.05 Hz / 5-8 Hz RPSD	197.738
21	0.05-0.1 Hz / 5-8 Hz RPSD	206.731
22	F_max	1.089
23	F_high	2.399
24	F_low	0.601

二、偵測失敗之事件

圖 3.5 為未被分類器成功偵測的崩塌事件，屬於只能以人工方式從單一測站觀察到崩塌地動訊號特徵的事件。在圖 3.6 中雖然從波形及時頻圖皆可觀察到崩塌訊號的特徵，但或許是因為振幅過小且持續時間短，因此未能被成功偵測。在訊噪比的部分，兩者分別為 6.45 及 6.54，而一般噪訊的訊噪比數值大約落在 4~4.5，代表這兩個事件在時間域波形上跟噪訊非常接近。將偵測失敗的崩塌訊號之各項特徵值取平均值(表 3.8)，與訓練樣本之特徵值數值做比較後(表 2.3)，也可發現這些事件在特徵值數值上更接近噪訊，因此分類器無法將其與噪訊區隔出來。

圖 3.6 及圖 3.7 為被分類器誤判為崩塌之地震訊號案例，兩者皆被記錄於中央氣象局所公布之地震目錄內。從圖 3.6 的波形及時頻圖確實容易與崩塌混淆，但圖 3.7 明顯具有地震事件之特徵。在實際比較數值後(表 3.9)，這些被誤判的地震事件在特徵值數值上確實與崩塌事件的訓練樣本更為接近(表 2.3)。

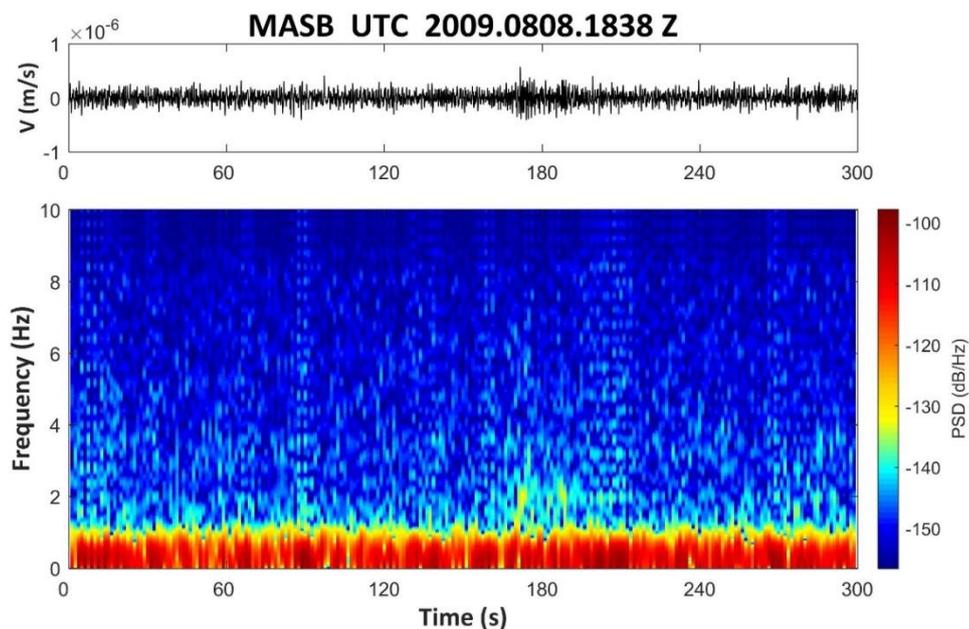


圖 3.5 未偵測到之崩塌事件

表 3.8 未偵測到之崩塌訊號之特徵值的平均值

編號	特徵值	平均值
1	μ MA	2.033
2	σ MA	0.140
3	MAR	1.167
4	σ MA/ μ MA	0.069
5	μ SI	0.760
6	σ SI	0.023
7	SIR	1.084
8	σ SI/ μ SI	0.030
9	平均振幅	0.203
10	0.02-0.05 Hz PSD	0.030
11	0.05-0.1 Hz PSD	0.154
12	0.02-0.1 Hz PSD	0.110
13	0.1-1 Hz PSD	0.194
14	1-5 Hz PSD	0.0000384
15	5-8 Hz PSD	0.00000648
16	1-8 Hz PSD	0.0000247
17	0.02-0.1 Hz / 1-8 Hz RPSD	10250.178
18	0.02-0.05 Hz / 1-5 Hz RPSD	1764.807
19	0.05-0.1 Hz / 1-5 Hz RPSD	8991.457
20	0.02-0.05 Hz / 5-8 Hz RPSD	13795.348
21	0.05-0.1 Hz / 5-8 Hz RPSD	70221.542
22	F_max	0.205
23	F_high	0.345
24	F_low	0.090

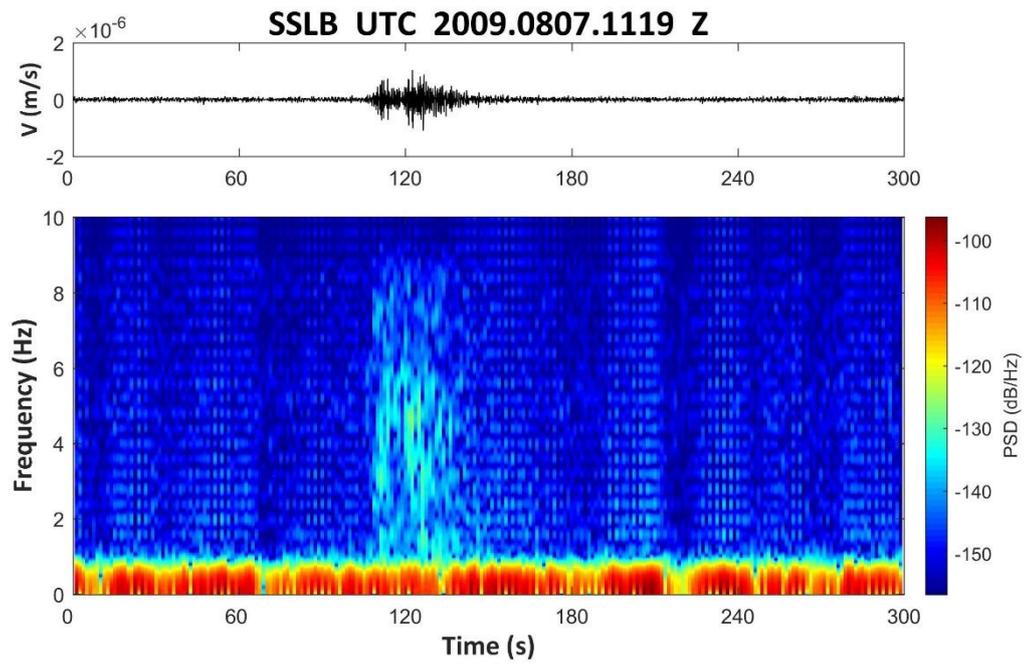


圖 3.6 判釋錯誤之地震事件一

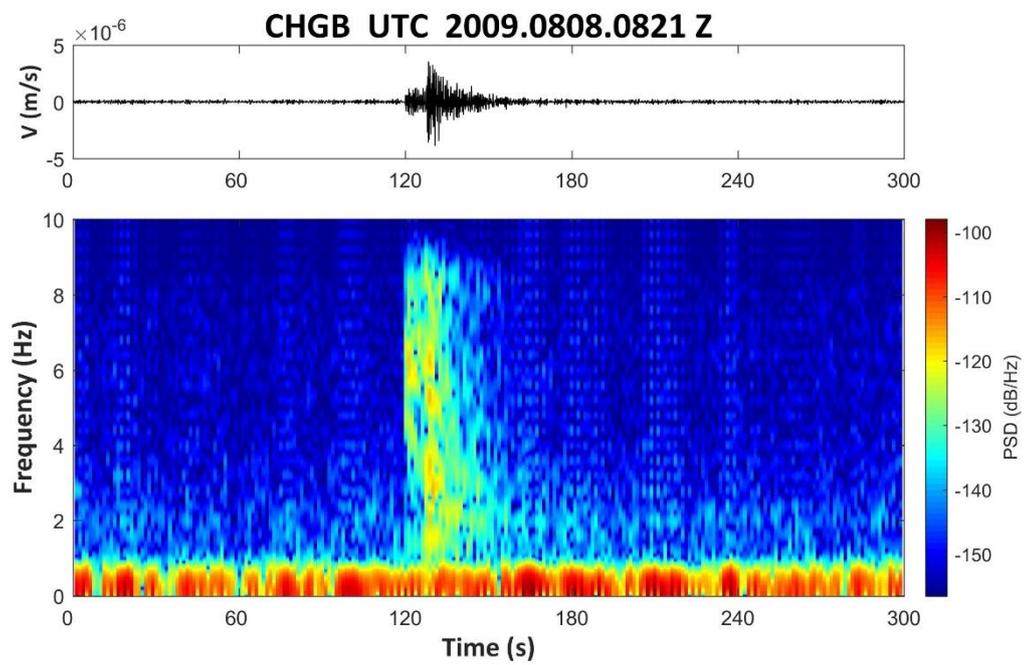


圖 3.7 判釋錯誤之地震事件二

表 3.9 偵測錯誤之地震事件之特徵值的平均值

編號	特徵值	平均值
1	μ MA	0.949
2	σ MA	0.205
3	MAR	1.522
4	σ MA/ μ MA	0.237
5	μ SI	0.833
6	σ SI	0.141
7	SIR	1.418
8	σ SI/ μ SI	0.166
9	平均振幅	0.095
10	0.02-0.05 Hz PSD	0.040
11	0.05-0.1 Hz PSD	0.198
12	0.02-0.1 Hz PSD	0.142
13	0.1-1 Hz PSD	0.169
14	1-5 Hz PSD	0.0000492
15	5-8 Hz PSD	0.0000265
16	1-8 Hz PSD	0.0000395
17	0.02-0.1 Hz / 1-8 Hz RPSD	6581.956
18	0.02-0.05 Hz / 1-5 Hz RPSD	1386.072
19	0.05-0.1 Hz / 1-5 Hz RPSD	6839.699
20	0.02-0.05 Hz / 5-8 Hz RPSD	3957.562
21	0.05-0.1 Hz / 5-8 Hz RPSD	19816.195
22	F_max	0.188
23	F_high	0.305
24	F_low	0.083

第五節 特徵值個別分類效果

本計畫使用了 24 種特徵值建構自動分類器，並非每個特徵值都能明顯的區隔 3 種事件。因此本計畫進行了兩項測試，討論每個特徵值個別的分類效能優劣。

圖 3.8 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 91.3% 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 功率譜密度，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。

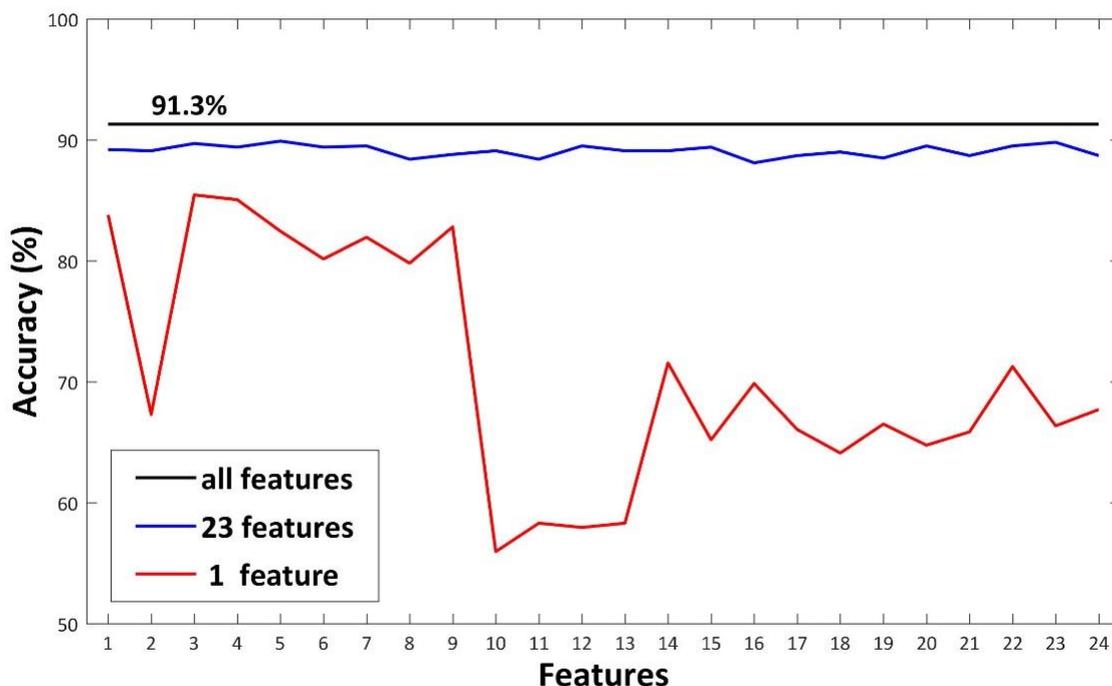


圖 3.8 24 項特徵值分類效能比較

為了更深入討論每個特徵值在分類器中扮演的角色，以下從時間域及頻率域中各挑選了一個特徵值進行討論：

一、2 號特徵值： σMA

僅使用 σMA 單一特徵值的分類正確度只有 67.3%，但從混淆矩陣可以發現，背景噪訊不管是在敏感度或是 PPV 都高達 90% 以上(表 3.10)，即表示雖然 σMA 在區隔崩塌及地震上不太有效，卻適用於將噪訊從三者中辨識出來。標準差反應了數列的離散程度，實際比對 3 種訓練樣本的移動平均波形後發現(圖 3.9)，地震及崩塌兩者的移動平均波形非常接近，代表兩者有相近的離散程度，故會有相近的標準差數值(表 3.11)。相較之下，噪訊因沒有太顯著的振動變化，因此不管是原始訊號或是移動平均波形幾乎都維持穩定的振動範圍，即代表離散程度較低，故標準差數值也相對較低。

表 3.10 σMA 分類器的混淆矩陣

		Predicted			Sensitivity
		LS	EQ	Noise	
Actual	LS	111	89	14	51.9%
	EQ	86	122	6	57.0%
	Noise	10	5	199	92.3%
PPV		53.6%	56.5%	90.1%	67.3%

表 3.11 三種類別訊號 σMA 平均數值

地動事件	特徵值數值
LS	0.382
EQ	0.436
Noise	0.100

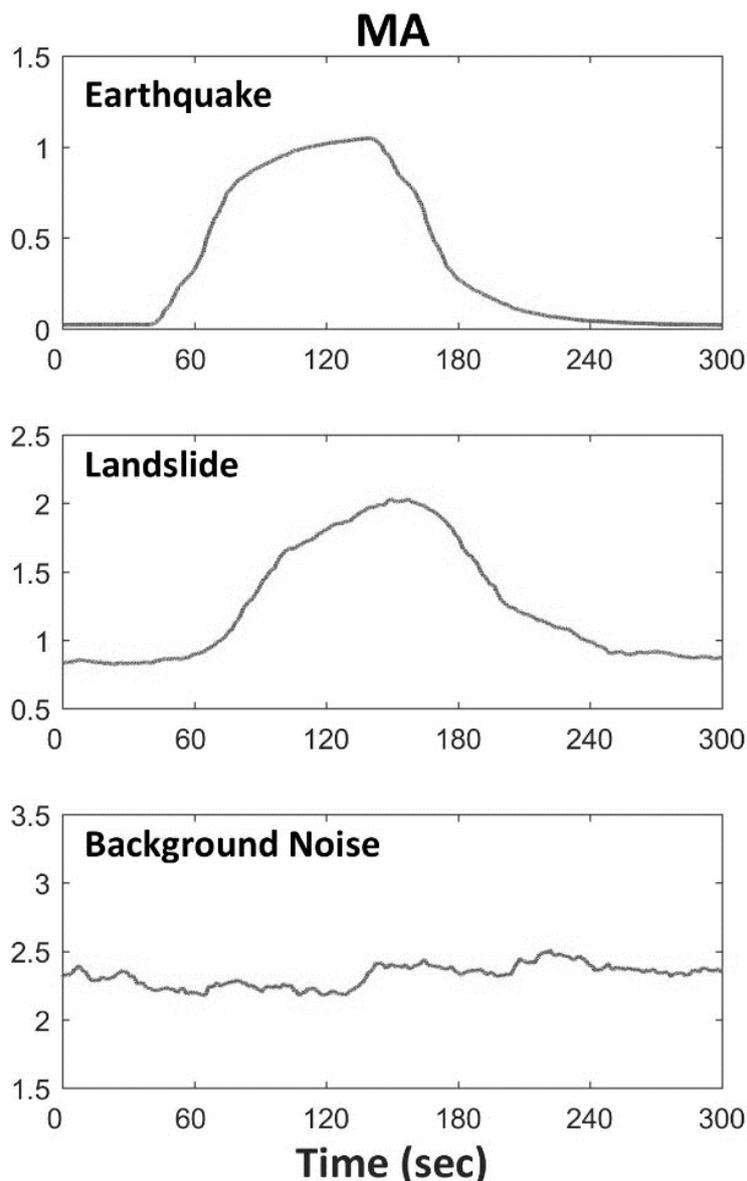


圖 3.9 三種類別訊號的移動平均波形

二、19 號特徵值：0.02-0.1 Hz / 1-8 Hz 功率譜密度比值

僅使用 0.02-0.1 Hz / 1-8 Hz 功率譜密度比值作為特徵值時的分類正確度只有 66.0% (表 3.12)，但可發現其對於地震的敏感度及 PPV 都相對偏高 (>75%)。從圖 3.10 可觀察到，地震事件相較於其他 2 者，在 1-8 Hz 頻段有相對更高的能量，因此在與低頻段(<0.1 Hz)的功率譜密度數值做比較後，會更加凸顯出地震事件在此特徵值上的差異(表 3.13)。

表 3.12 0.02-0.1 Hz / 1-8 Hz 功率譜密度比值分類器的混淆矩陣

		Predicted			Sensitivity
		LS	EQ	Noise	
Actual	LS	116	41	62	53.0%
	EQ	38	170	6	79.4%
	Noise	66	7	141	65.9%
PPV		52.7%	78.0%	67.5%	66.0%

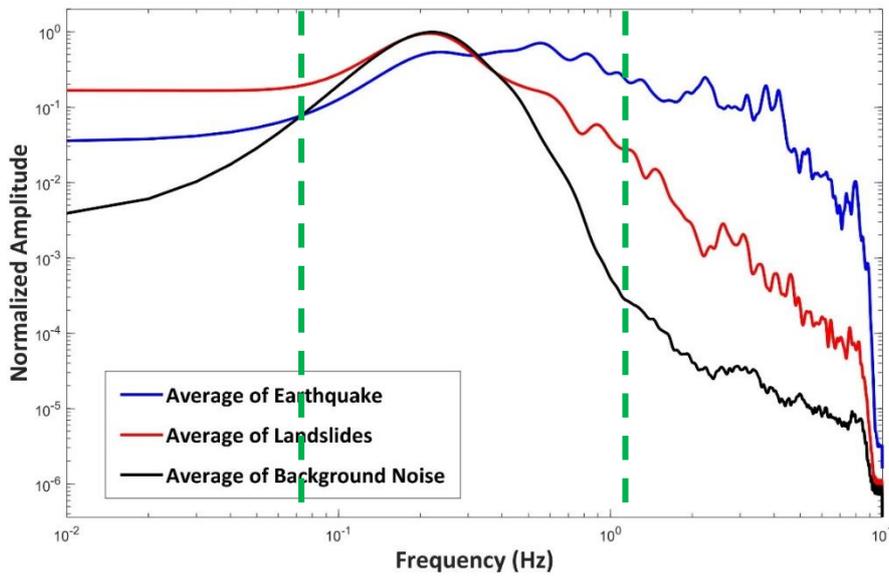


圖 3.10 三種類別訊號的平均頻譜圖

表 3.13 三種類別訊號 0.02-0.1 Hz / 1-8 Hz 功率譜密度比值數值

地動事件	特徵值數值
LS	828.870
EQ	73.910
Noise	5508.430

第六節 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(表 3.14)。

比對各場颱風及豪雨的累積雨量集分布後可發現(圖 3.11-3.16)，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。

針對編號 2018-001、2019-001、2019-004 及 2019-005 之崩塌事件計算事件發生時的累積雨量及 SWI 曲線(圖 3.11-3.16)，可發現編號 2019-001、2019-004 及 2019-005 之崩塌事件皆發生在主要降雨之後，其 SWI 數值分別為 48.9 mm、124.4 mm 及 54.5 mm。將降雨延時(D)、降雨強度(I)與累積雨量(R)比較後發現，崩塌發生當時的小時降雨量均很小，甚至沒有下雨。這六場事件之累積雨量均小於 350 mm(中央氣象局大豪雨之定義標準)，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。

編號 2019-001 之崩塌事件同時也記錄於土石流防災資訊網之重大事件目錄內，該崩塌之面積約為 0.5 公頃，整體土方量約 1,000 m³，由於發生在山區，此次崩塌並未造成人員傷亡或道路損毀。

表 3.14 2018 年颱風期間崩塌地動訊號自動判釋結果

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

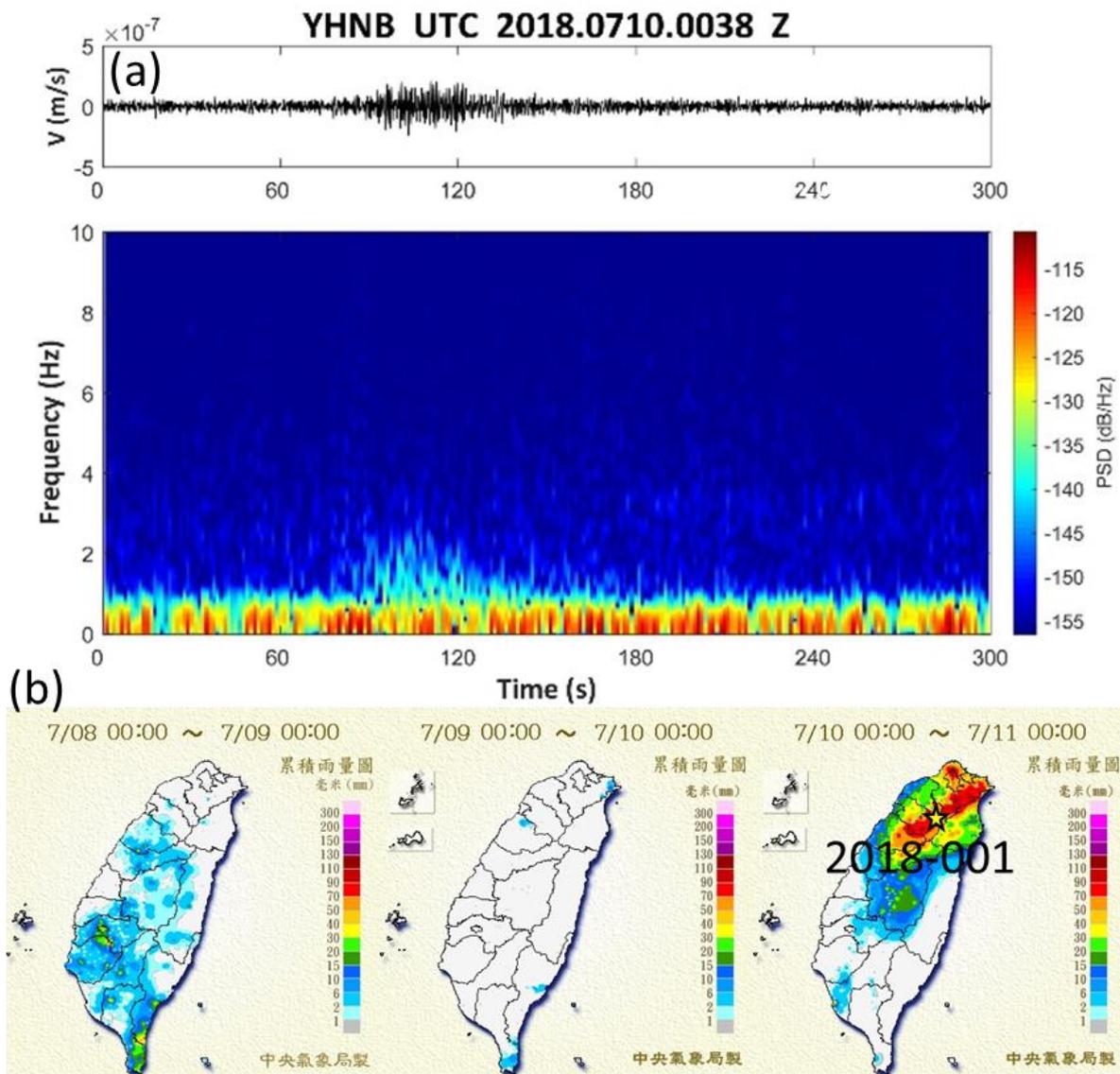


圖 3.11 (a)編號 2018-001 事件時頻圖、(b)2018 年瑪莉亞颱風期間每日累積雨量及崩塌位置(取自中央氣象局颱風資料庫)

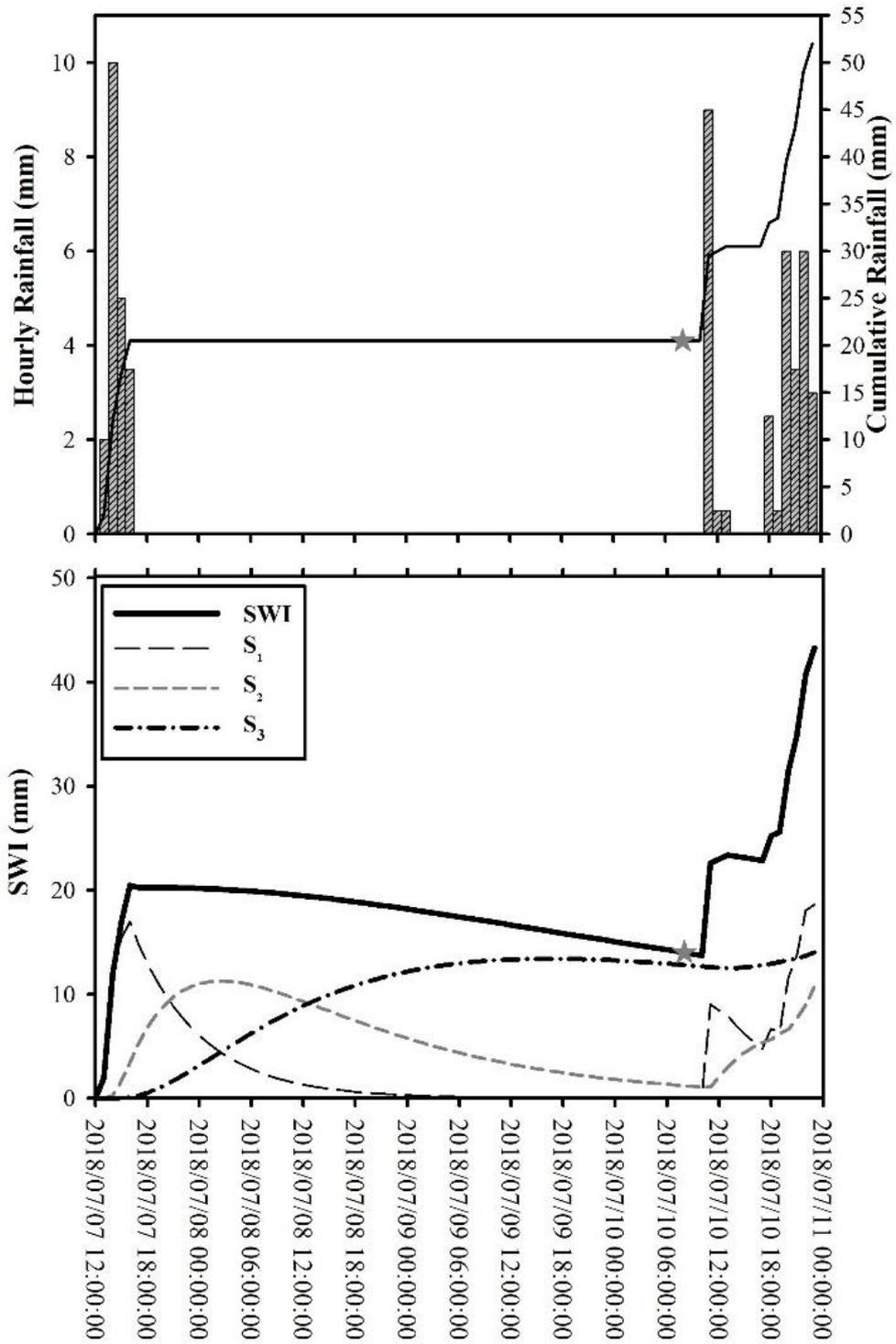


圖 3.12 編號 2018-001 事件之累積雨量及 SWI 曲線，星號為事件發生時間。

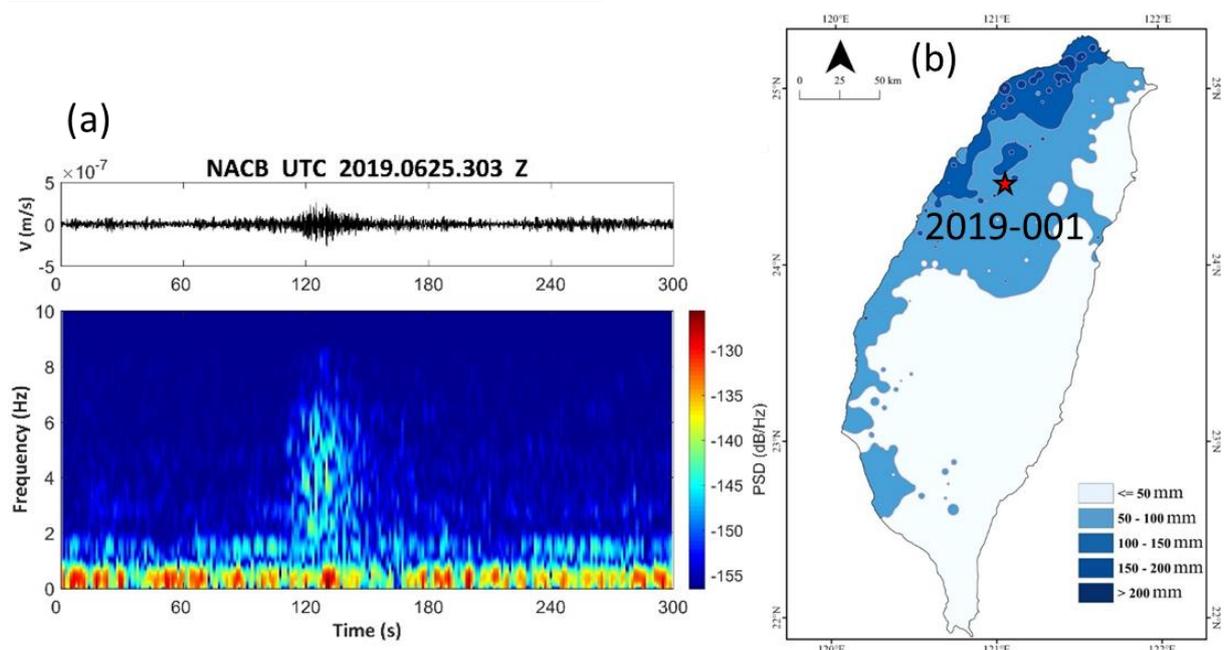


圖 3.13 (a)編號 2019-001 事件時頻圖，(b) 2019 年 6 月 23 日至 25 日豪雨
累積雨量及崩塌位置

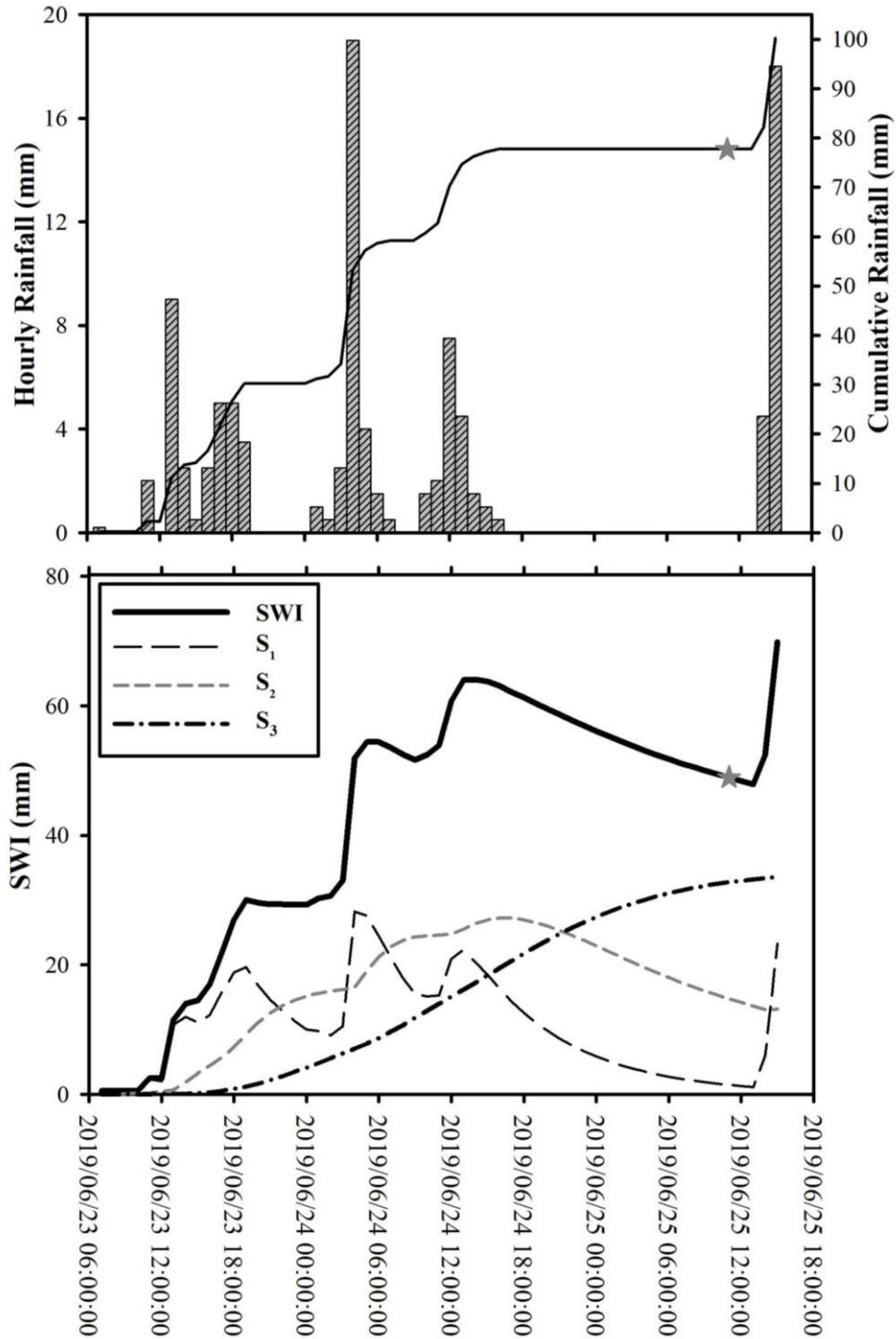


圖 3.14 編號 2019-001 事件之累積雨量及 SWI 曲線，星號為事件發生時間。

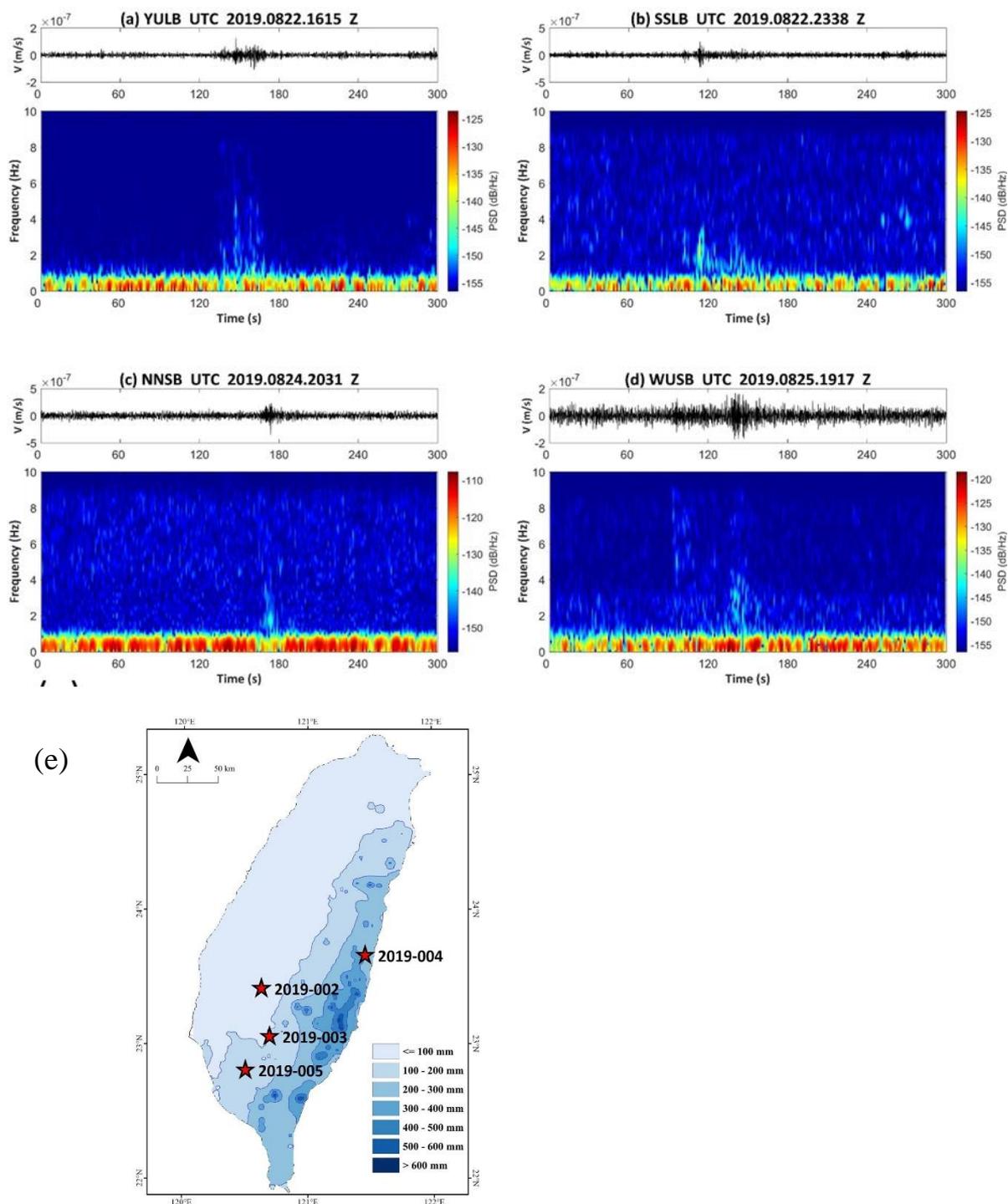


圖 3.15 2019 年白鹿颱風期間崩塌事件時頻圖：(a) 2019-002、(b) 2019-003、(c) 2019-004、(d) 2019-005、(e) 2019 年白鹿颱風期間 8/22-8/26 累積雨量及崩塌定位點(取自中央氣象局颱風資料庫)。

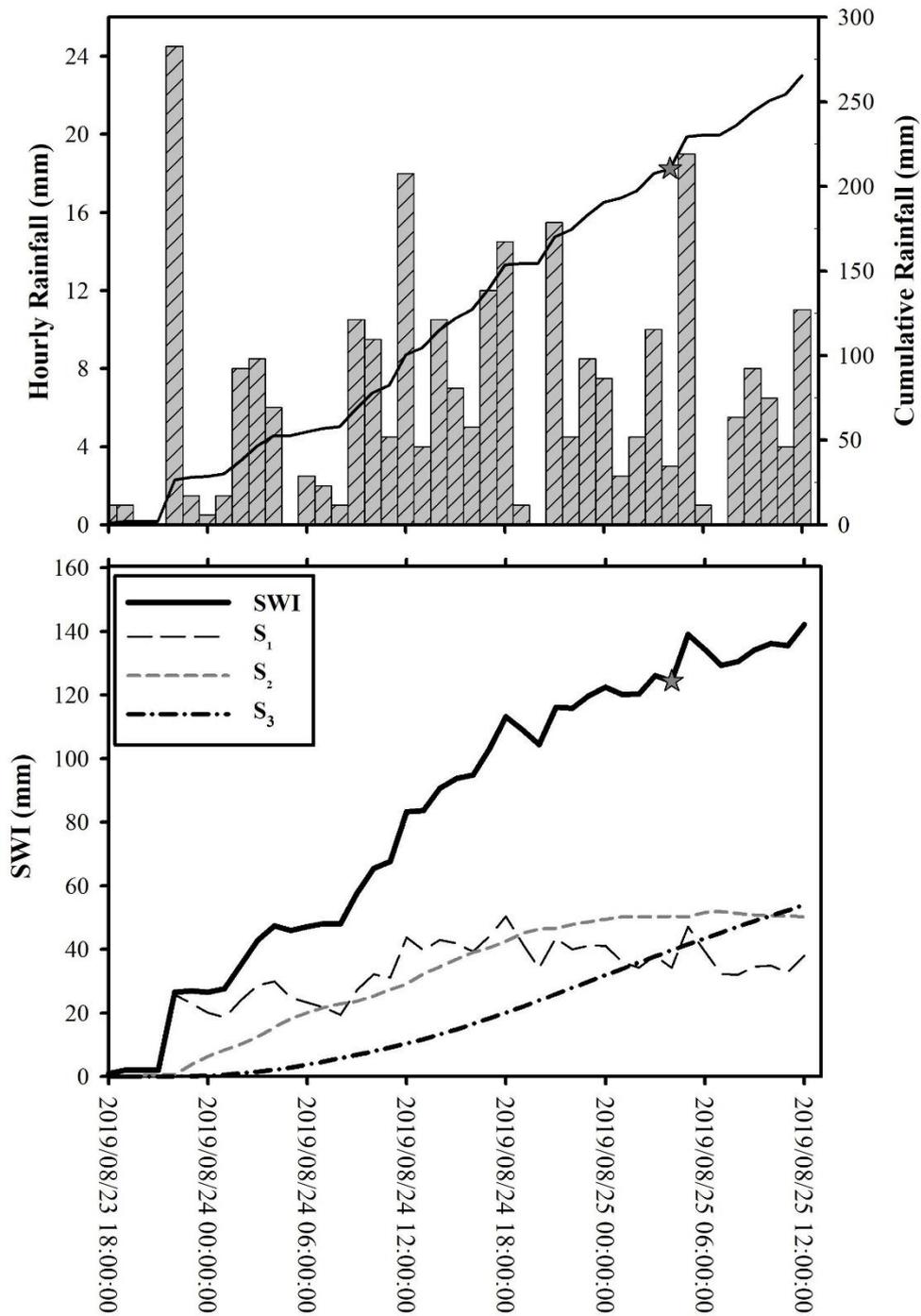


圖 3.16 編號 2019-004 事件之累積雨量及 SWI 曲線，星號為事件發生時間。

第七節 訊號分類結果應用於崩塌類型或規模評估

崩塌地動訊號一般被認為帶有崩塌規模或類型等相關資訊，因此有機會透過量化地動訊號達成評估崩塌規模或類型的目的。Lin et al. (2015)就曾經利用低頻的崩塌地動訊號(0.01-0.5 Hz)，提出崩塌訊號規模 L_M 。 $L_M = \log(\text{PGD}) + 0.55\log(\Delta) + 2.44$ ，PGD 為最大地表位移(μm)， Δ 為地震站與崩塌地之間的距離(km)。然而，可能受到崩塌規模及類型的影響，並非所有具有高頻崩塌地動訊號的事件都具有顯著的低頻崩塌地動訊號。另外，Lin et al. (2015)僅是就地動訊號振幅與震源距離找出關係式，並非直接與崩塌實際體積或面積等規模特性有關。

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)(圖 3.17)。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。將崩塌面積以公式 $V=26.14A^{1.4}$ (V:崩塌體積，單位為 10^6 m^3 ；A：崩塌面積，單位為 km^2)，轉換為崩塌體積。再分別比對崩塌面積與包絡線面積、崩塌體積與平均地表速度，以及崩塌邊坡平均坡度與最大地表速度之間的相關性。

相互比較結果呈現，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(圖 3.18 及圖 3.19)，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 3.20)，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。本計畫使用 STA/LTA 事件偵測法界定事件開始與結束時間點，其門檻值分別為為 1.5 倍及 1.0 倍噪訊值。

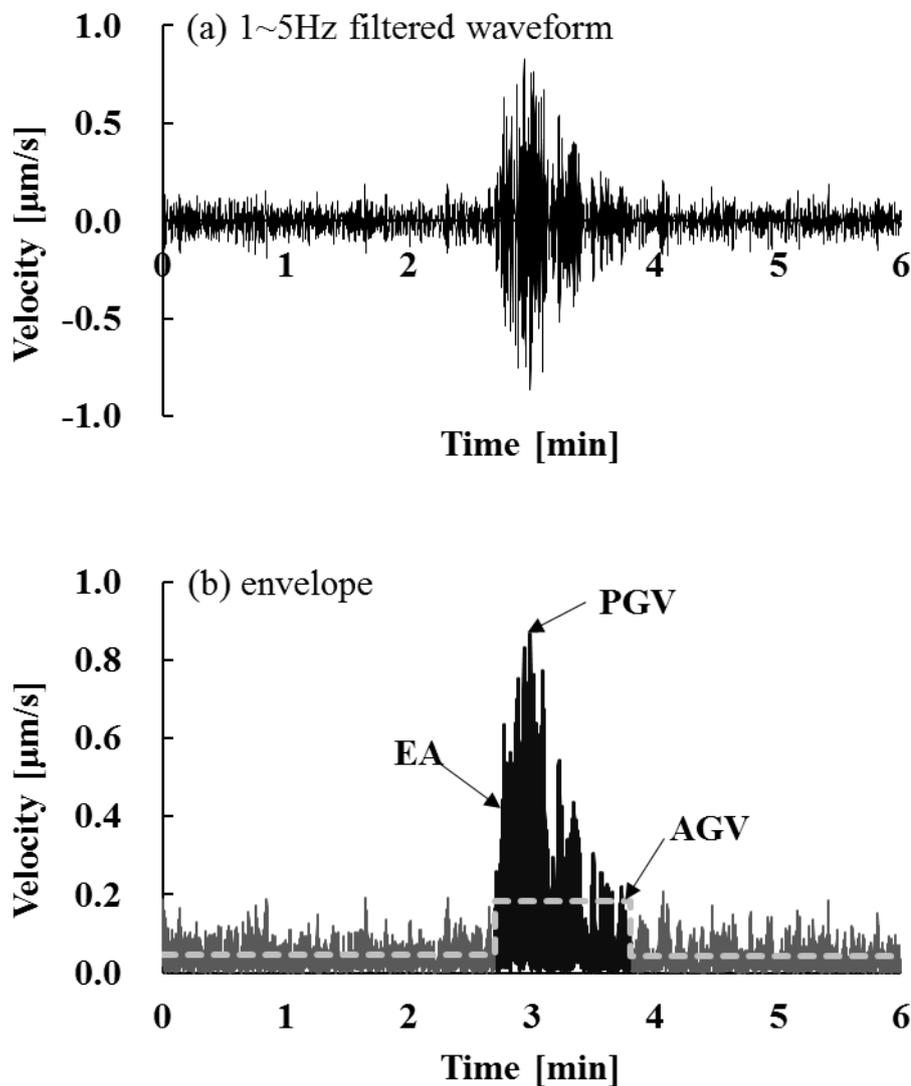


圖 3.17 濾波後波形與訊號包絡線面積、最大地表速度、平均地表速度

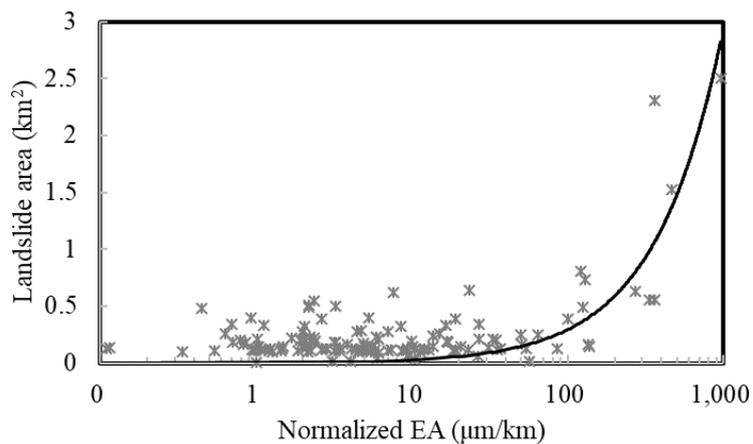


圖 3.18 地動訊號包絡線面積與崩塌面積之相關性

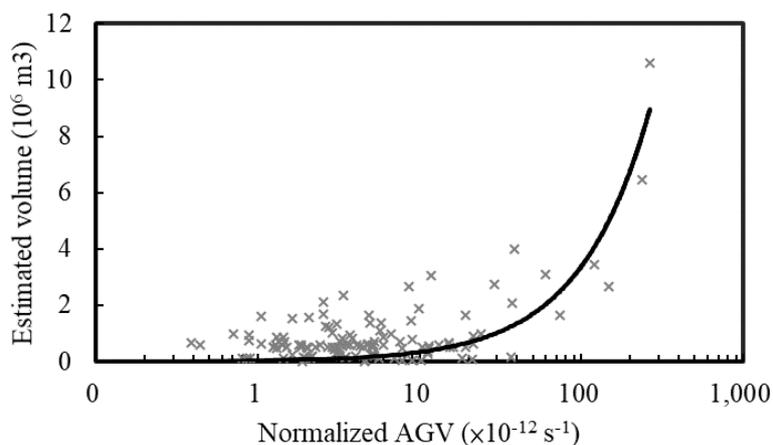


圖 3.19 地動訊號平均振幅與崩塌推估體積之相關性

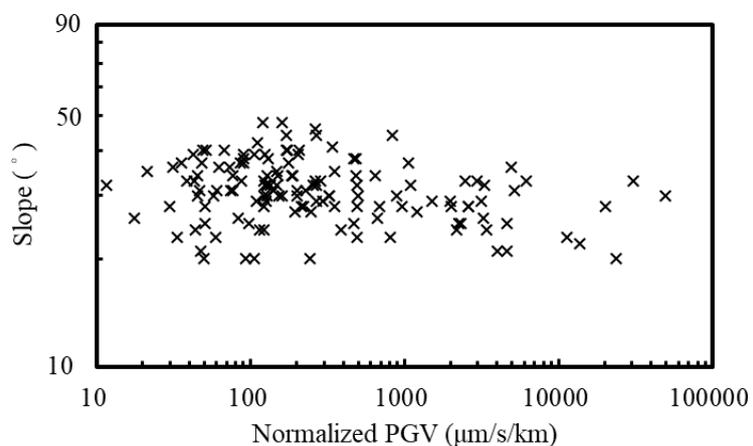


圖 3.20 地動訊號最大地表速度與崩塌平均坡度之相關性

第八節 降雨觸發大規模崩塌的降雨條件

一、促崩降雨參數

本研究收集了 2001 年至 2019 年間各颱風、豪雨事件期間之雨量資料，並透過崩塌地動訊號的判釋與實際崩塌地位置配對，得到大規模崩塌確切的發生時間。利用自動分類器，由 2001 年至 2019 年重大颱風、豪雨事件期間的地動紀錄中，判釋出 224 起由山崩產生的地動訊號，並且定位於陸地上(圖 3.21)。將訊號定位點與鄰近崩塌進行配對後，共有 162 個崩塌訊號定位點與鄰近崩塌地成功配對。其中，2001 年有 13 個、2002 年有 3 個、2003 年有 2 個、2004 年有 5 個、2005 年有 8 個、2006 年有 3 個、2007 年有 1 個、2008 年有 6 個、2009 年有 50 個、2010 年有 10 個、2011 年有 8 個、2012 年有 14 個、2013 年有 8 個、2014 年有 8 個、2015 年有 7 個、2016 年有 8 個、2017 年有 4 個、2018 年有 1 個、2019 年有 3 個。其中崩塌地最大面積為 250 公頃、最小為 1 公頃、平均面積為 28.61 公頃、標準差為 37.80 公頃。

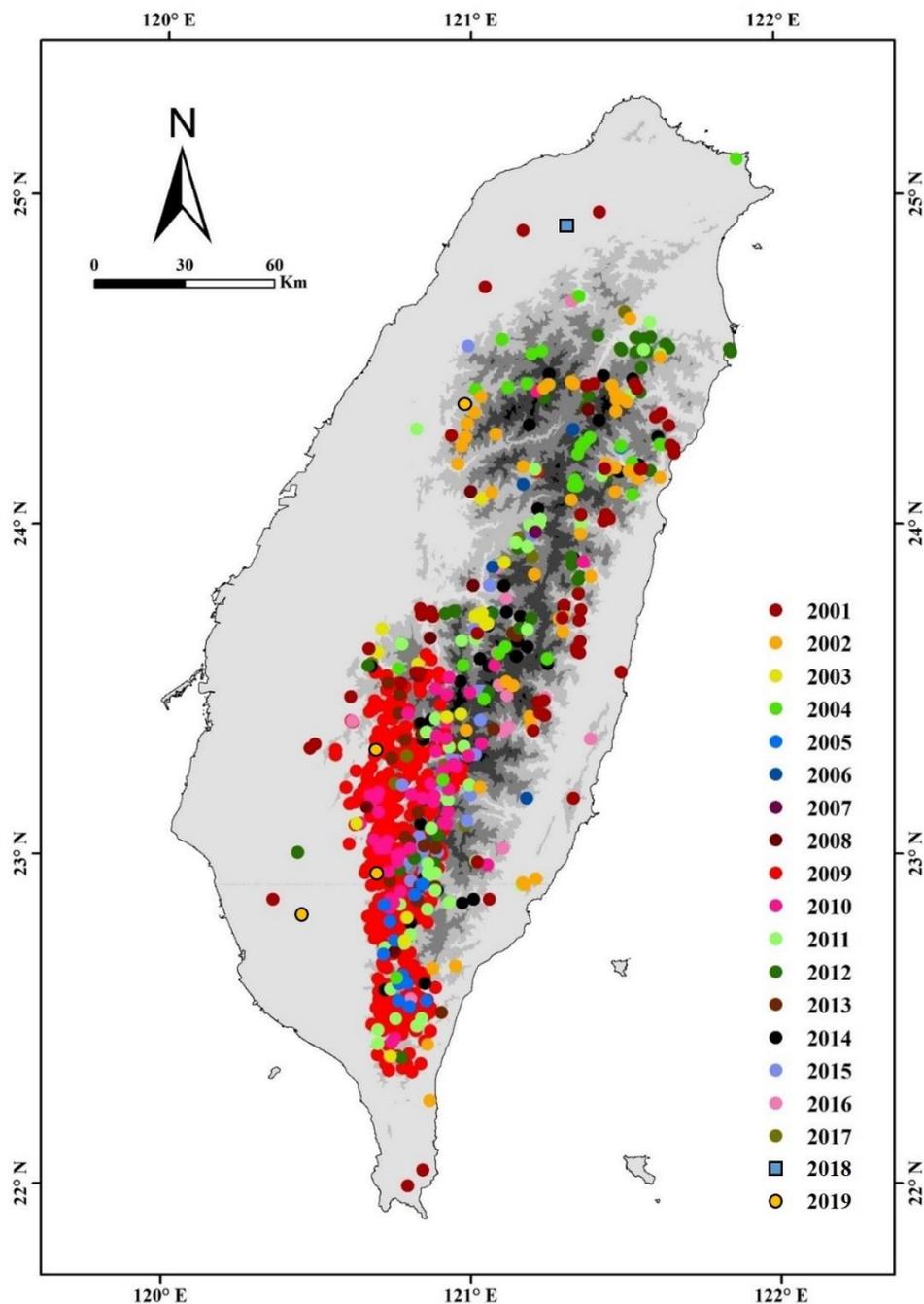


圖 3.21 2001 至 2019 年大規模崩塌分布圖

另外，因考慮前期降雨的影響，亦收集了各事件發生前 7 日的日雨量資料(Ra)。由於本研究係主要針對降雨觸發之大規模崩塌，因此雨量分析僅選用發生時已具有大量累積降雨或長延時之崩塌事件。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。採用有效累積雨量大於 350 mm 或降雨延時大於 24 小時為篩選事件標準乃參考自中央氣象局目前之大豪雨之定義標準，其定義為 24 小時累積雨量達 350 毫米以上。雖然本研究使用之標準不完全與氣象局大豪雨標準一致，但雨量計算標準類似將有助於後續應用者參考或使用。

針對促崩降雨延時的統計結果(圖 3.22)，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(圖 3.23)，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})。在圖 3.24 中，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。

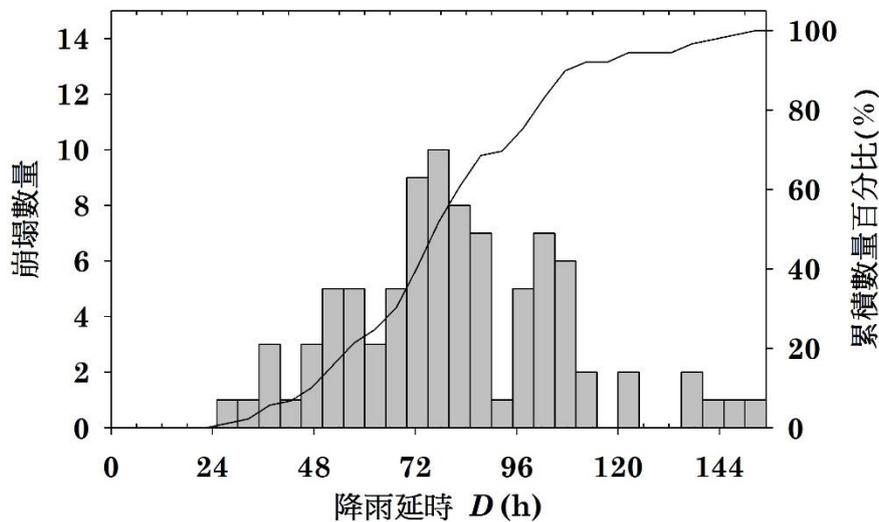


圖 3.22 崩塌事件之降雨延時統計

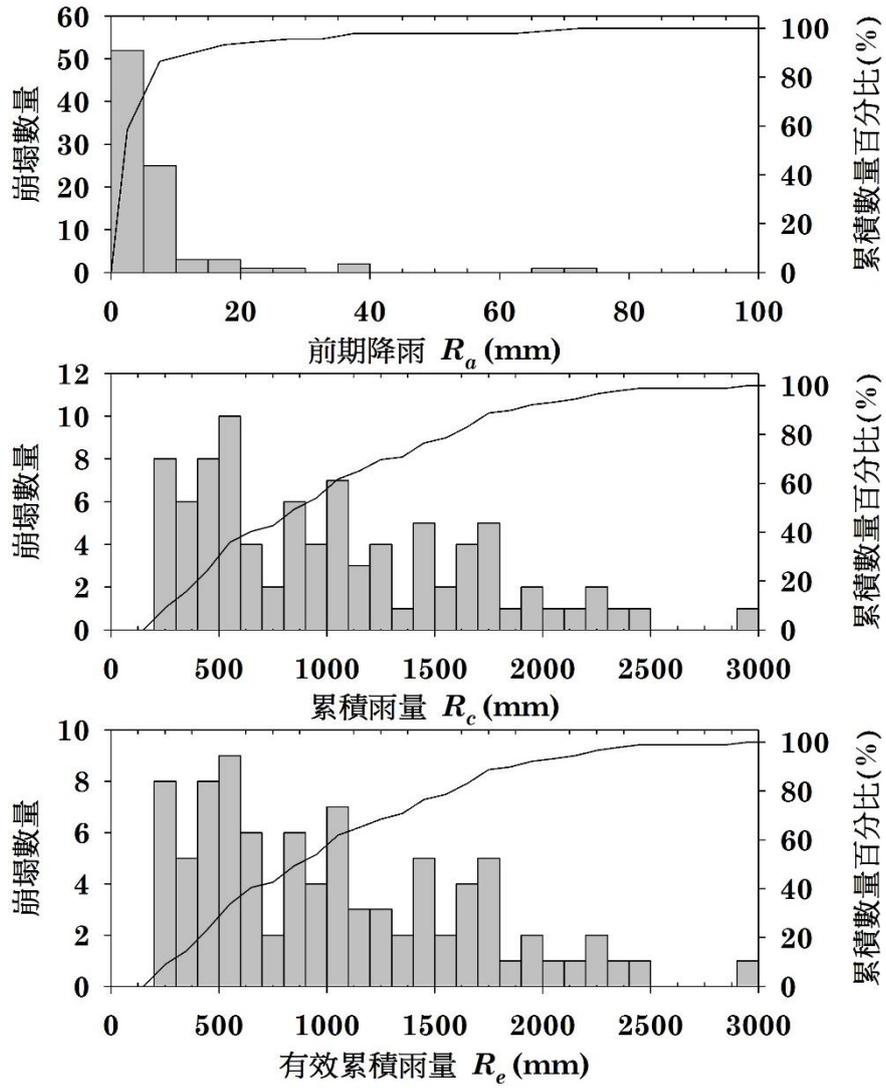


圖 3.23 崩塌事件累積雨量

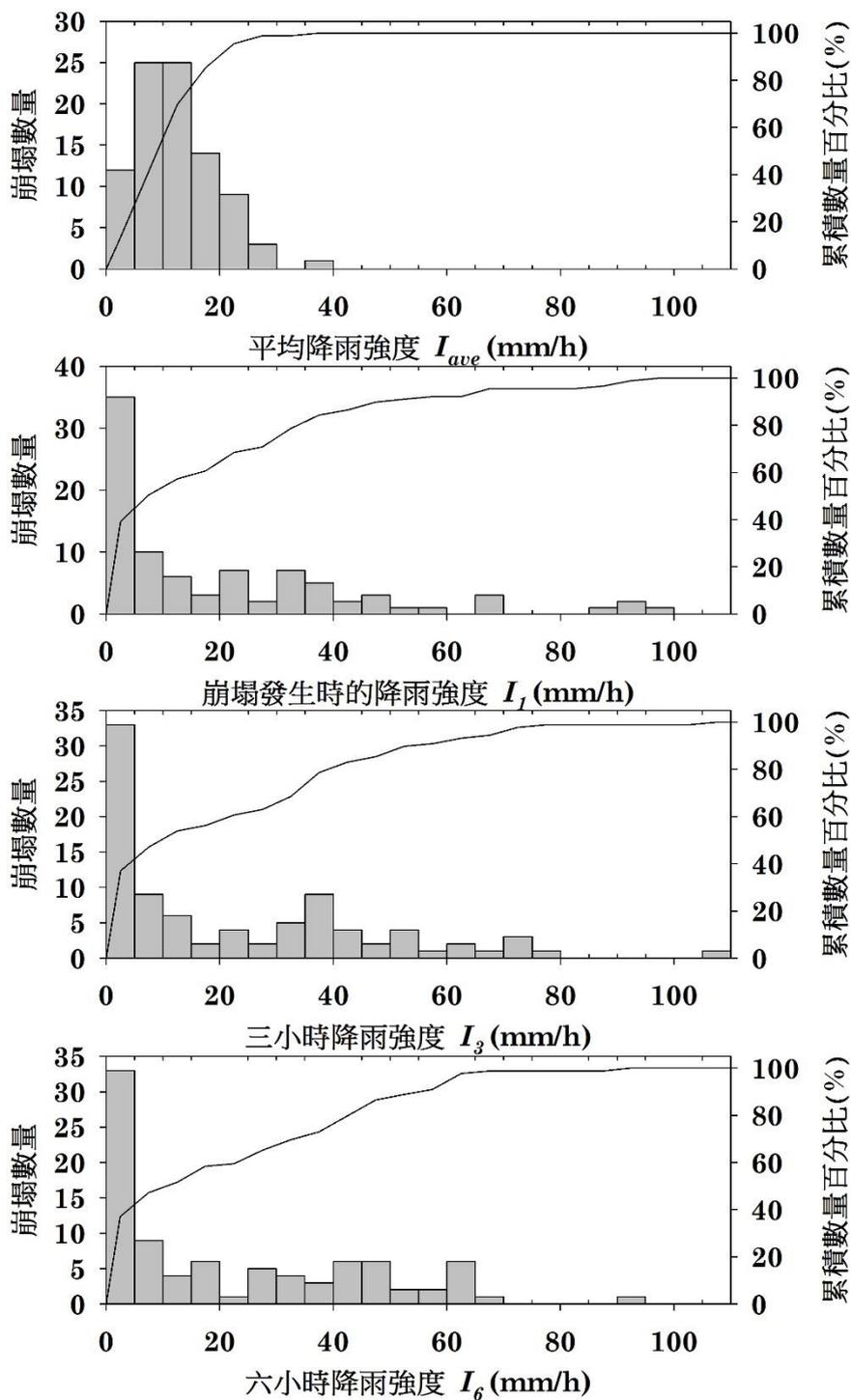


圖 3.24 崩塌事件之降雨強度統計

二、促崩降雨參數間相關性

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 3.25)。相較與前一年度計畫，本年度計畫增加 4 處崩塌之促崩降雨資料，但對於 $I-D$ 降雨門檻並沒有產生影響，因此與前一年度計畫結果完全相同。圖中的資料分布顯示，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，但占所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。

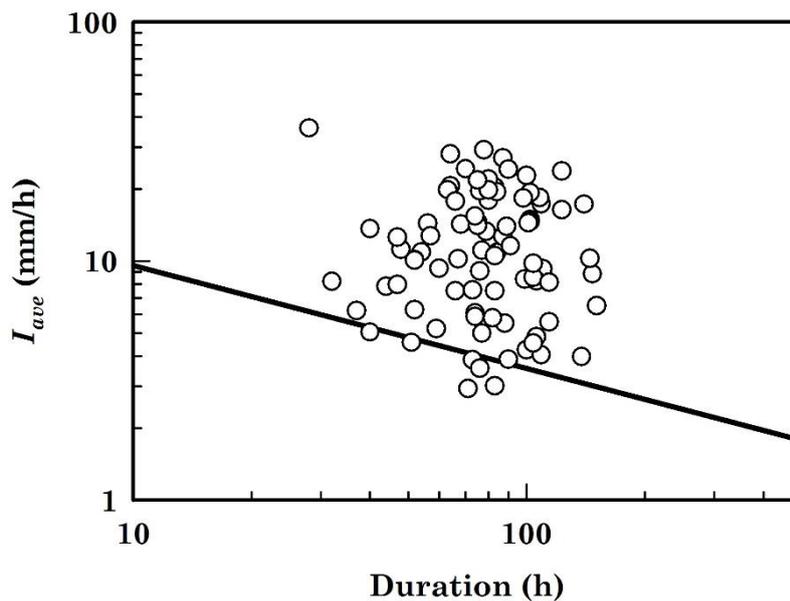


圖 3.25 $I-D$ 降雨門檻

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 3.26)，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。類似 *I-D* 降雨門檻，本年度計畫增加 4 處崩塌之促崩降雨資料，但對於 *Re-D* 降雨門檻並沒有產生影響。

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(圖 3.27)。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。第一類降雨型態的平均線為圖中紅色曲線，此類降雨型態為尖峰降雨出現在雨場的前半部，後半部的降雨主要是相較微弱且持續的降雨。在這類型降雨事件中，其中只有 6 起事件是發生在雨場前半部，也就是尖峰降雨發生的時候。本年度計畫增加的 4 處崩塌均發生於第一類降雨型態的降雨事件，但崩塌發生在尖峰降雨之後，甚至降雨已經結束。第二類降雨型態的平均線為圖中黑色線，這類型態降雨所引發的大規模崩塌數量占了絕大部分的崩塌。在這種降雨型態之中，多數事件發生在尖峰降雨之後，以及尖峰降雨快要結束的時候，也就是出現在雨量組體線的第二個轉折處附近。該現象與大規模崩塌發生時，其破壞面通常深入岩盤有關，尖峰降雨帶來的豐沛水量，需要時間入滲至較深的地層中，所以在雨量組體圖中，引發大規模崩塌的時間和尖峰降雨的時間常存在一段延遲時間，甚至許多事件發生在雨場即將結束的時候，表示尖峰降雨並不足以當作引發大規模崩塌的主要控制因子。第三類降雨型態的平均線為圖中藍色線，此類降雨型態表示在雨場開始時為低強度的持續降雨，尖峰降雨出現在雨場的後半段，緊接著雨場很快就結束，這類型的降雨型態引發的大規模崩塌事件共有 7 處，由於在尖峰降雨發生前就有持續性的降雨，所以大規模崩塌發生的時間多集中在尖

峰降雨的時候，而沒有出現在降雨組體線的第二個轉折處。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。

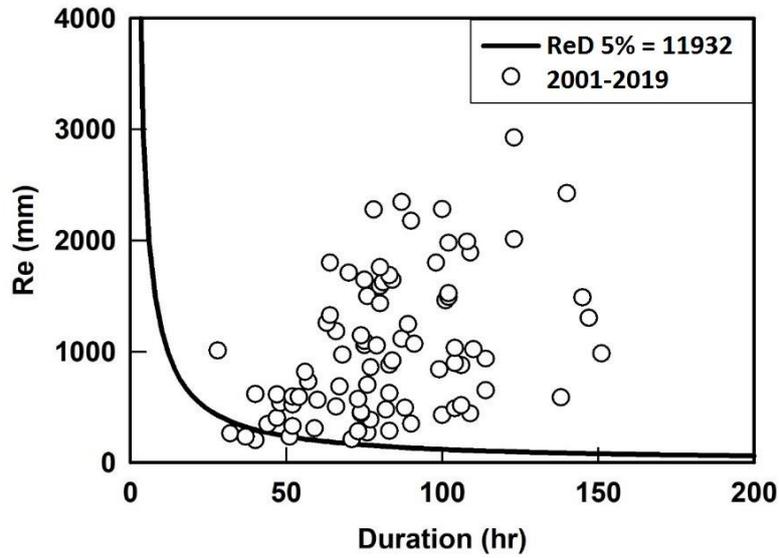


圖 3.26 $Re-D$ 降雨門檻

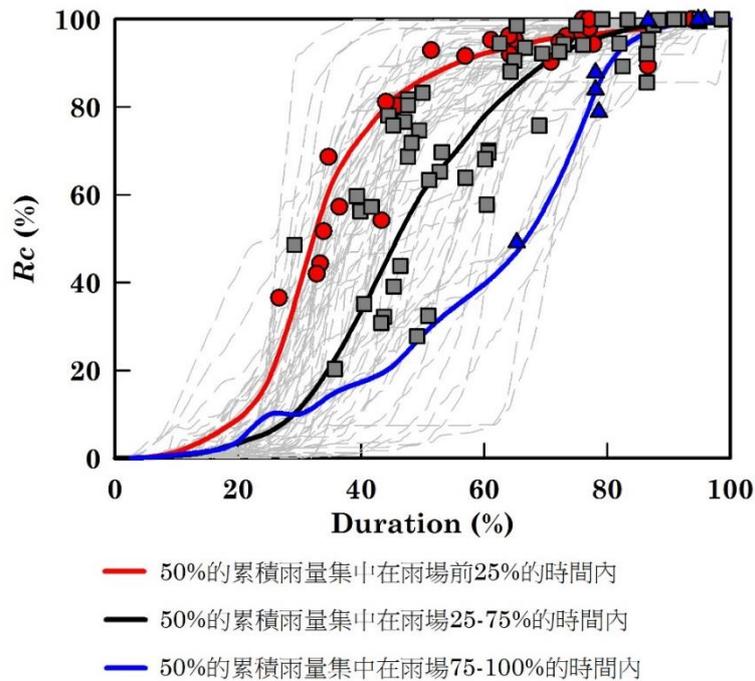


圖 3.27 降雨型態與崩塌發生時間的關係

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 $856 \text{ mm}^2/\text{h}$ (圖 3.28)。類似 $I-D$ 與 $Re-D$ 降雨門檻，本年度計畫增加 4 處崩塌之促崩降雨資料，但對於 $I-Re$ 降雨門檻並沒有產生影響。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。

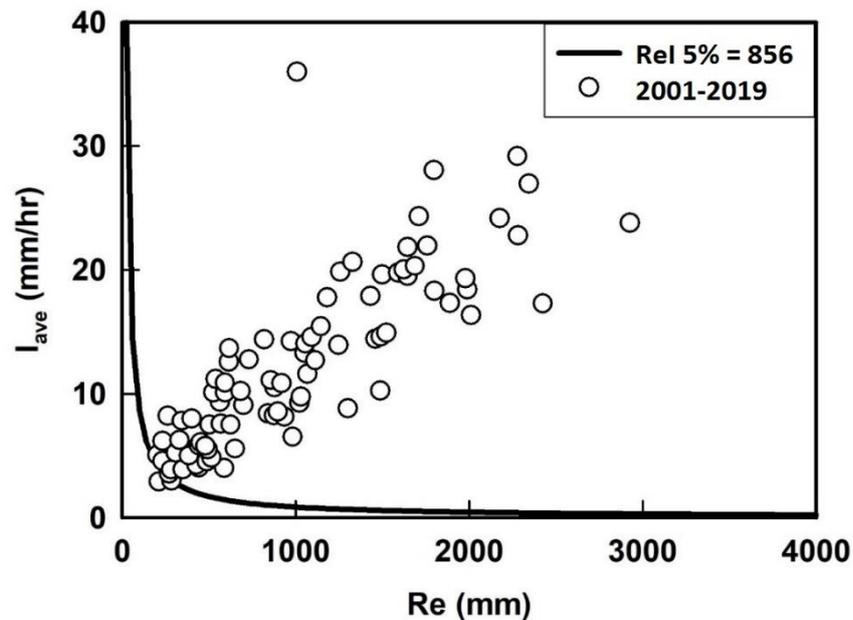


圖 3.28 $I-Re$ 降雨門檻

三、臨界水量與降雨強度之關係

參考 Keifer 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。其中，崩塌深度 Z 利用崩塌面積與深度關係公式 ($Z=26.14 \times A^{0.4}$)，

代入各崩塌面積求得崩塌深度。崩塌材料的單位重為 2.65 t/m^3 ，材料有效摩擦角為 37° ，藉由式 2.17 即可計算出各崩塌之臨界孔隙水壓 u_{wc} 。根據前人調查(David et al., 1994；Dong et al., 2010)，岩石的平均有效孔隙率 n_{ef} 約為 0.1，利用式 2.18 便可計算出各崩塌滑動面上的臨界水量 Q_c 。

將 93 處崩塌之 Q_c 值代入式 2.19 中，求得各崩塌邊坡材料之排水速率 I_o 。93 處崩塌之 Q_c 及 I_o 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 $(I - 1.0)D = 192$ 。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 (圖 3.29)，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。

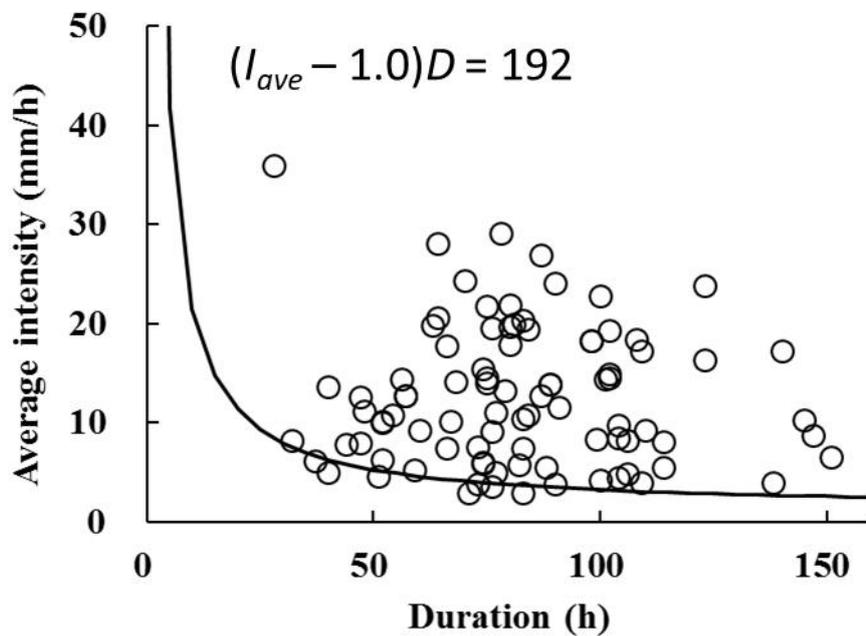


圖 3.29 平均降雨強度及降雨延時與臨界水量關係圖

四、土壤水分指數與降雨強度之關係

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 (圖 3.30)；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。

將 93 個事件的 S_3 和 S_1 值做比較，其中有 66 個事件發生時 S_3 高於 S_1 ，在 SWI 值相對高的情況下， S_3 值大於 S_1 值表示更多的水停留在較深處的地層中，而不是停留在淺處的土壤或風化層中。此外，崩塌發生時，平均的 S_3 和 SWI 的比值是 0.42；相較之下，崩塌發生時的平均 S_1 和 SWI 比值只有 0.25。由於 S_3 代表著更深處地層中的含水狀態，這樣的結果表示，深部地層的含水與大規模崩塌的發生具有較高的相關性。在 SWI 的歷時曲線中可以發現，大多數的大規模崩塌發生在 SWI 值上升趨勢減緩的時候(圖 3.31 中灰線)。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。

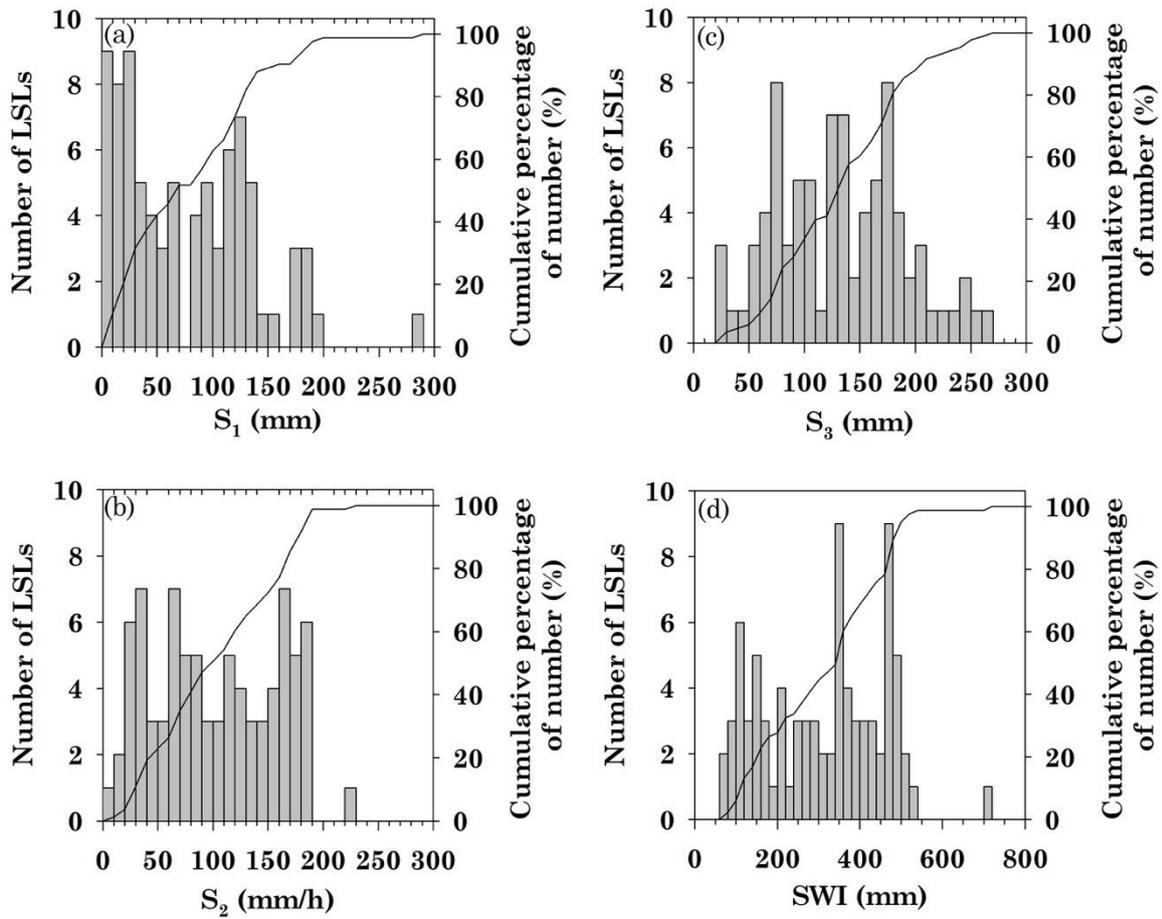


圖 3.30 引發大規模崩塌之土壤水分指數及三桶水深的數量統計

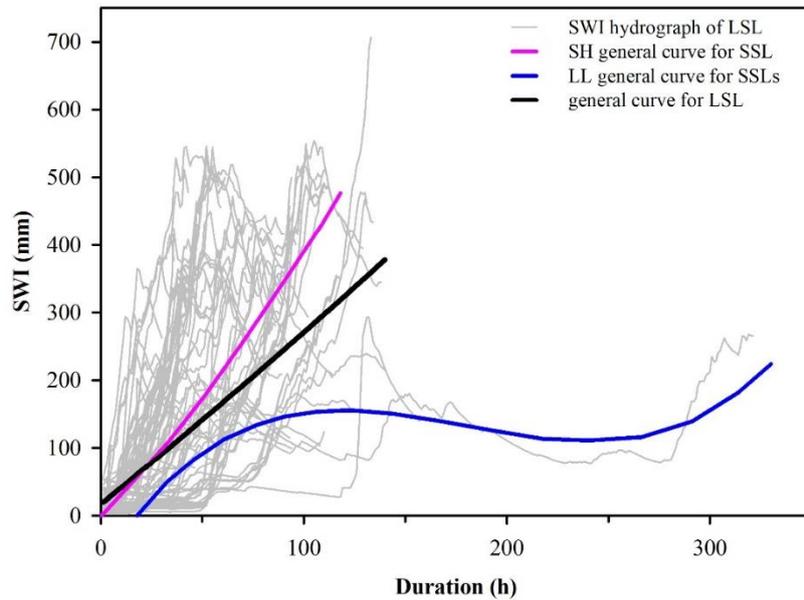


圖 3.31 大規模崩塌之 SWI 歷時曲線，每一條歷時曲線僅統計至崩塌發生的時間點。

本計畫嘗試定義土壤水分指數與降雨延時之間的 SWI-D 門檻值，由於每年的大規模崩塌數量不一致，可用於建立門檻值的樣本數量有限。因此不使用平均或隨機抽樣方法來驗證案例，而是選擇 2015-2019 年間發生的大規模崩塌事件做為門檻值驗證案例。圖 3.32 描繪了臺灣大規模崩塌及小規模崩塌的 SWI-D 關係以及降雨門檻值。大規模崩塌的門檻值經計算為 $SWI = 155.20 - 1.56D$ ($D \geq 24$ h)。初步檢視圖 3.32a 的資料可以發現，多數大規模崩塌發生在降雨持續 24 小時以上到 150 小時之間，且 SWI 值高於 100 mm。圖 3.32b 表示了大規模崩塌和小規模崩塌發生時的第三桶水(S3)水深與 SWI 的比值，50%的大規模崩塌發生於 S3/SWI 超過 0.41 的情況下，這表明當 S3 佔 SWI 的 40%以上時，引發大規模崩塌的可能性會提高，也反映出深層含水量是引發崩塌的關鍵因素。

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 3.33)。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 4 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 S3 通常在崩塌發生前會迅速增加，可用於預警之參考。

為了和小型崩塌進行比較，本計畫採用水保局所調查的 174 個小規模崩塌 (<0.1 km²) 目錄。其中紀錄了每個事件的發生時間和降雨記錄。臺灣的小規模崩塌和大規模崩塌的降雨條件之間有一個明顯的對比，即大規模崩塌主要發生在累積降雨較高的時候；反之，小規模崩塌更有可能發生在歷時較短但強烈的降雨事件中。圖 3.32a 顯示了觸發小規模崩塌和大規模崩塌的 SWI-D 門檻值，儘管難以簡單地區分兩種不同崩塌規模的 SWI-D 條

件，但仍可以注意到大規模崩塌的 SWI-D 門檻值遠高於小規模的門檻值，表示邊坡材料需要大量的水分才能演變成較大規模的坡地土砂災害。

由圖 3.31 中大規模崩塌與小規模崩塌的 SWI 歷時曲線的總體趨勢可以發現，若僅以 SWI 作為促崩的土壤含水條件，則小規模崩塌的促崩 SWI 門檻可能甚至高於大規模崩塌的促崩 SWI 門檻，因此可能造成防災警戒實務運用上的困擾。該現象解釋小規模崩塌的 SWI 較高是因為強降雨快速反應於第一桶水 S1 的上升，而提高了 SWI 數值。相對地，大規模崩塌發生的主要條件是深部含水量的上升，而第 2 桶水 S2 及第 3 桶水 S3 的變化速率較 S1 來的慢，而導致大規模崩塌的促崩 SWI 值可能相對小於小規模崩塌。因此，需要針對深部含水狀況進行比較，才有機會區分出引發不同規模崩塌的促崩含水量。

圖 3.32b 和 3.32c 顯示了小規模崩塌和大規模崩塌的 S3 與 SWI 之比值變化。由圖中可以注意到，對於大規模崩塌來說，每個百分位數的 S3/SWI 均顯著高於小規模崩塌。50%的小規模崩塌發生於當 S3 佔 SWI 的 27%時，而 50%的大規模崩塌則發生於當 S3 佔 SWI 的 41%時。對於此現象，我們將其解釋為，若要引發大規模崩塌，需要大量的水分進入到深層材料之中。降雨事件提高 SWI 和 S3 對於觸發大規模崩塌至關重要。因此，觀察及了解 SWI 及 S3 的變化有助於界定不同規模崩塌的最低門檻值。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。

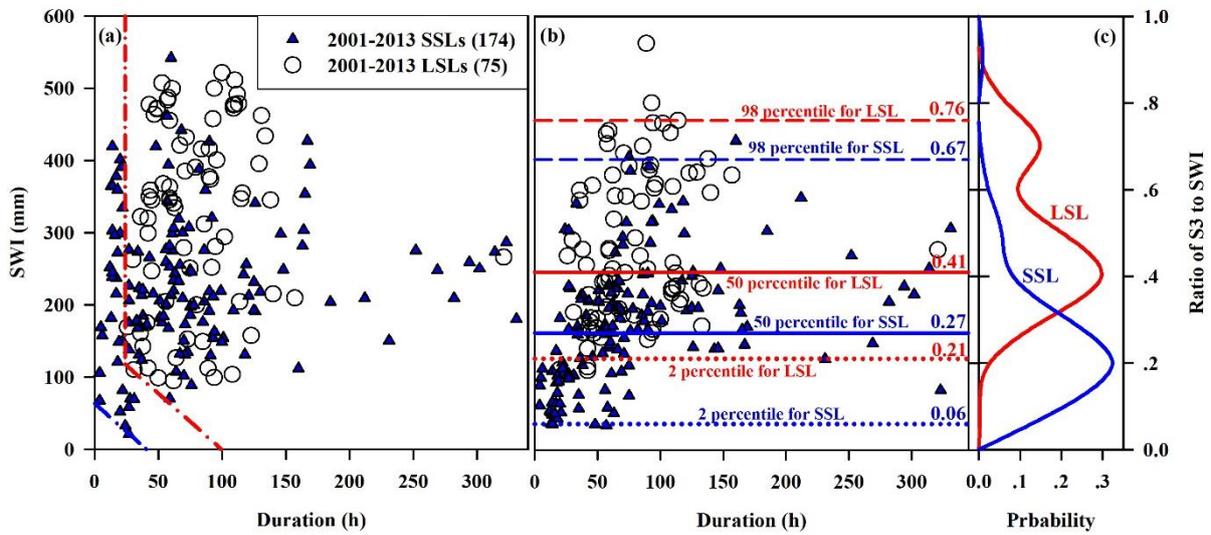


圖 3.32 (a)大規模崩塌與小規模崩塌之 SWI-D 門檻線比較、(b)大規模崩塌與小規模崩塌發生時的 S3/SWI 百分率分布、(c)大規模崩塌與小規模崩塌發生時的 S3/SWI 數量機率分布

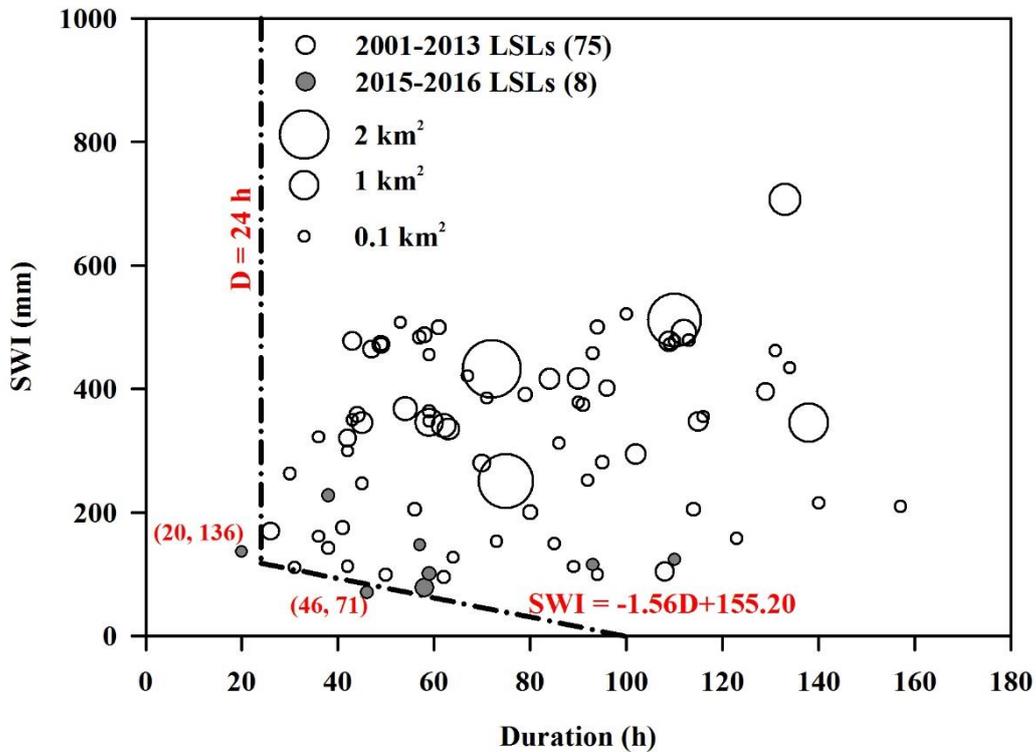


圖 3.33 SWI-D 門檻線驗證

第四章 討論

第一節 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(圖 3.8)。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(表 4.1)，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% (表 4.2)，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。

表 4.1 時間域特徵值分類器的混淆矩陣

		Predicted			Sensitivity
		LS	EQ	Noise	
Actual	LS	172	38	4	80.4%
	EQ	30	181	3	84.6%
	Noise	4	0	210	98.1%
PPV		83.5%	82.6%	96.8%	87.7%

表 4.2 頻率域特徵值分類器的混淆矩陣

		Predicted			Sensitivity
		LS	EQ	Noise	
Actual	LS	159	32	23	74.3%
	EQ	27	183	4	85.5%
	Noise	12	0	202	94.4%
PPV		80.3%	85.1%	88.2%	84.7%

在所有時間域特徵值當中，分類效果最佳的 4 個特徵值分別為編號 1： μ MA，正確度 83.8%；編號 3：MAR，正確度 85.5%；編號 4： σ MA/ μ MA，正確度 85.1%；編號 9：平均振幅，正確度 82.8%。若只使用此 4 項特徵值建構分類器，得到的分類正確度為 87.5% (表 4.3)。

表 4.3 4 項時間域特徵值分類器的混淆矩陣

		Predicted			Sensitivity
		LS	EQ	Noise	
Actual	LS	169	41	4	79.0%
	EQ	26	184	4	86.0%
	Noise	5	0	209	97.7%
PPV		84.5%	81.8%	96.3%	87.5%

在頻率域特徵值當中，分類效果最佳的 4 個特徵值分別為編號 14：1-5 Hz 功率譜密度，正確度 71.6%；編號 16：1-8 Hz 功率譜密度，正確度 69.9%；編號 22：F_max，正確度 71.3%；編號 24：F_low，正確度 67.7%。若只使用此 4 項特徵值建構分類器，得到的分類正確度為 81.2% (表 4.4)。

表 4.4 4 項頻率域特徵值分類器的混淆矩陣

		Predicted			Sensitivity
		LS	EQ	Noise	
Actual	LS	139	38	37	65.0%
	EQ	24	186	4	87.0%
	Noise	18	0	196	91.6%
PPV		76.8%	83.0%	82.7%	81.2%

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。而從表 4.3 及表 4.4 的結果也可以發現，在地震事件的分類上兩者並無太大的差異，但對於崩塌及噪訊這兩類事件，時間域特徵值有較高的分辨能力。

在整體時間域及頻率域特徵值當中，分類效果最差的 4 個特徵值分別為編號 10：0.02-0.05 Hz 功率譜密度，正確度 56.0%；編號 11：0.05-0.1 Hz 功率譜密度，正確度 58.3%；編號 12：0.02-0.1 Hz 功率譜密度，正確度 58.0%；編號 13：0.1-1 Hz 功率譜密度，正確度 58.3%。若只使用此 4 項特徵值建構分類器，則只能得到 71.7% 的分類正確度(表 4.5)。但即使是使用個別分

類正確度低於 60% 的特徵值，在多個特徵值結合後依然能達到 70% 以上的正確度。

表 4.5 4 項效果最差特徵值分類器的混淆矩陣

		Predicted			Sensitivity
		LS	EQ	Noise	
Actual	LS	126	62	26	58.9%
	EQ	51	152	11	71.0%
	Noise	24	8	182	85.0%
PPV		62.7%	68.5%	83.1%	71.7%

第二節 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) (圖 4.1)，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(圖 4.2)。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(圖 4.3)，但卻無法被距離 18 公里的 ANPB 測站所記錄(圖 4.4)。

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。

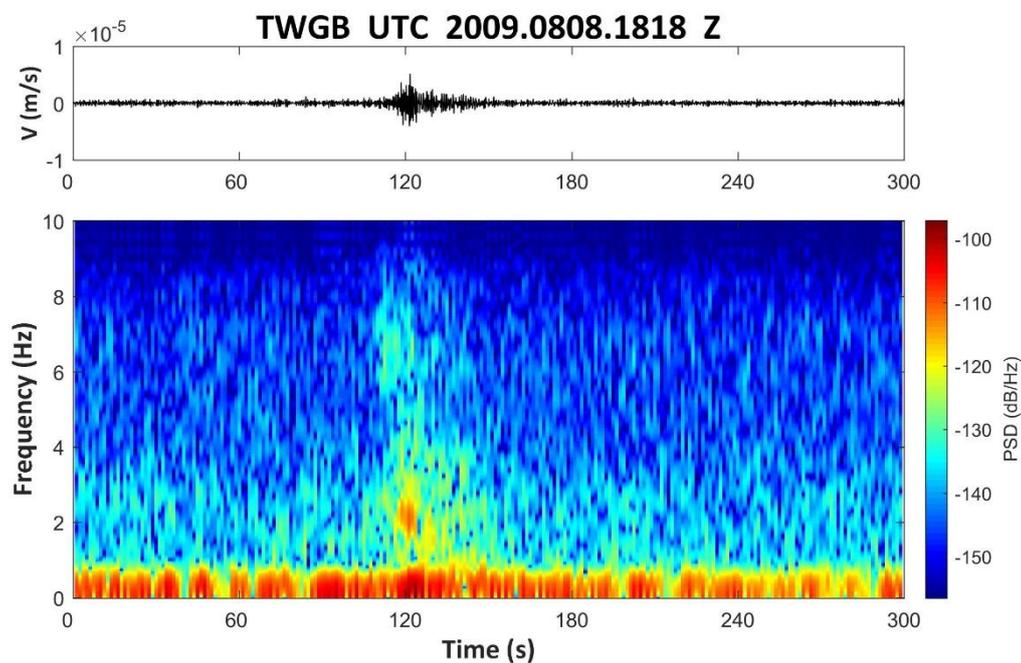


圖 4.1 TWGB 的隘寮南溪崩塌事件訊號

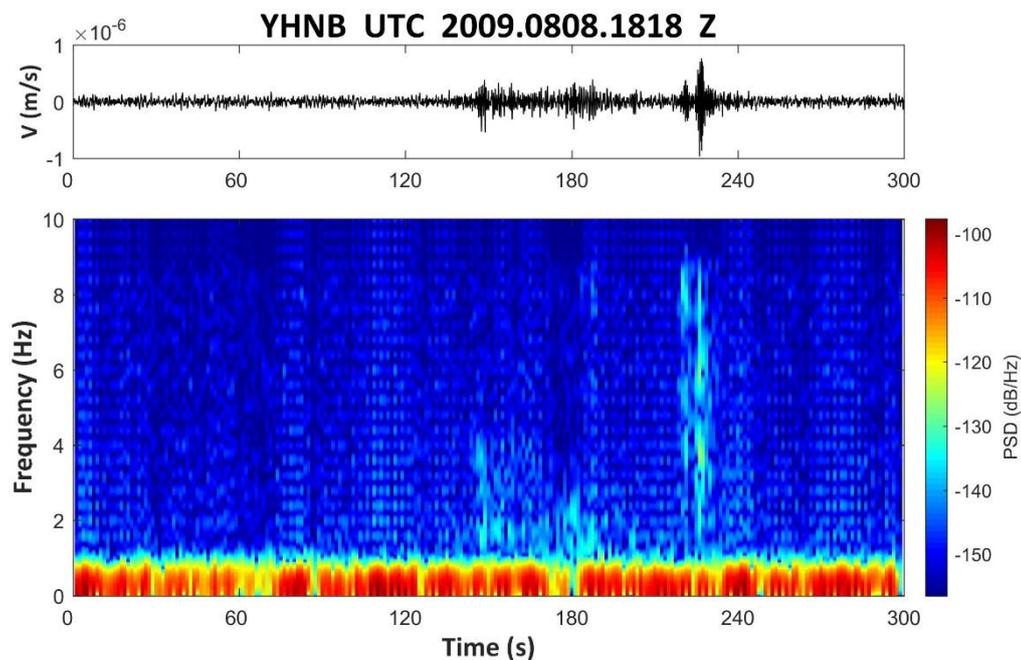


圖 4.2 YHNB 的隘寮南溪崩塌事件訊號

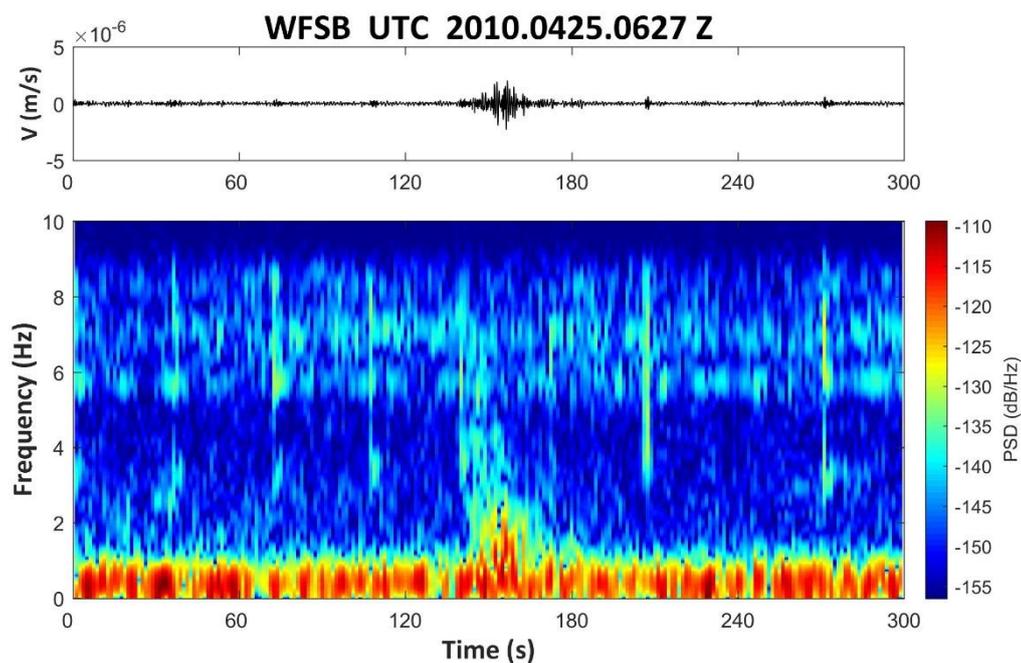


圖 4.3 WFSB 的國道三號 3.1K 崩塌事件訊號

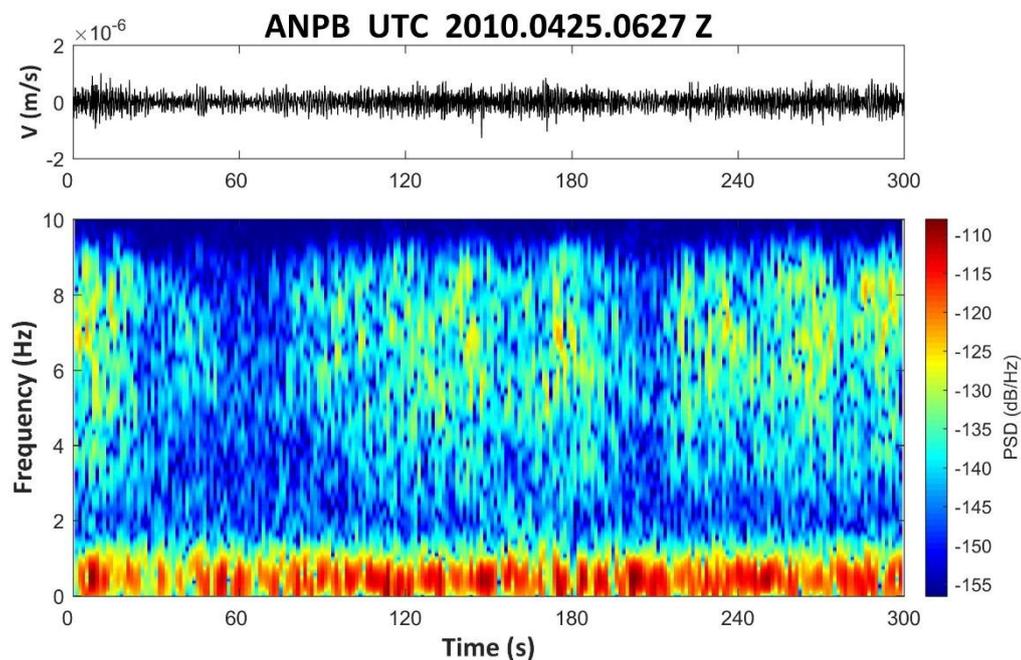


圖 4.4 ANPB 的國道三號 3.1K 崩塌事件訊號

第三節 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，本計畫計算 2009 年莫拉克颱風期間 4 天臺灣南部山區 3 個雨量站的平均時雨量與平均累積雨量，並與這 4 天每小時的崩塌數量與累積數量作圖。由圖 4.5 中可觀察到，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。

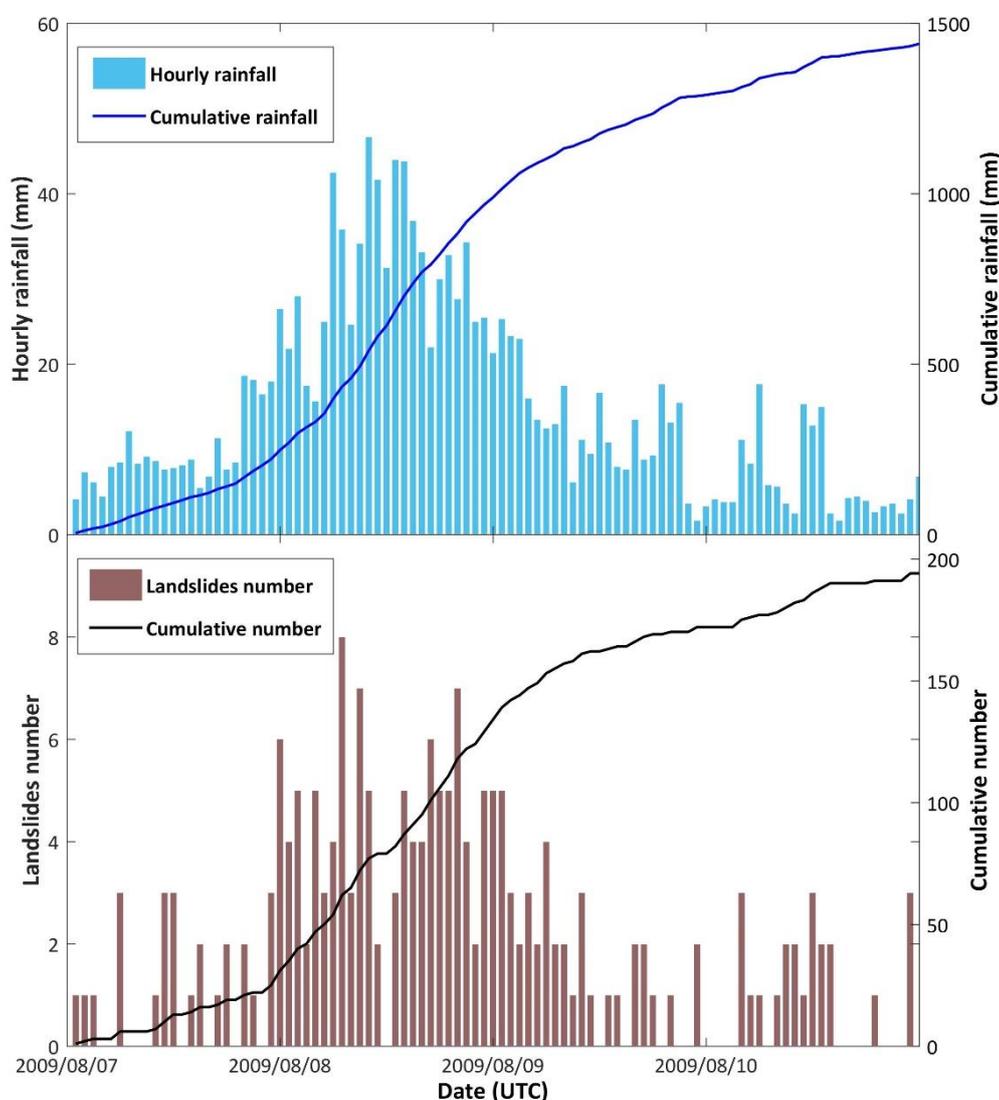


圖 4.5 2009 年莫拉克颱風期間累積雨量及累積崩塌數量

圖 4.6(a)顯示累積雨量與累積崩塌數量呈現良好的線性關係，而從圖 4.6 (b)可發現，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。

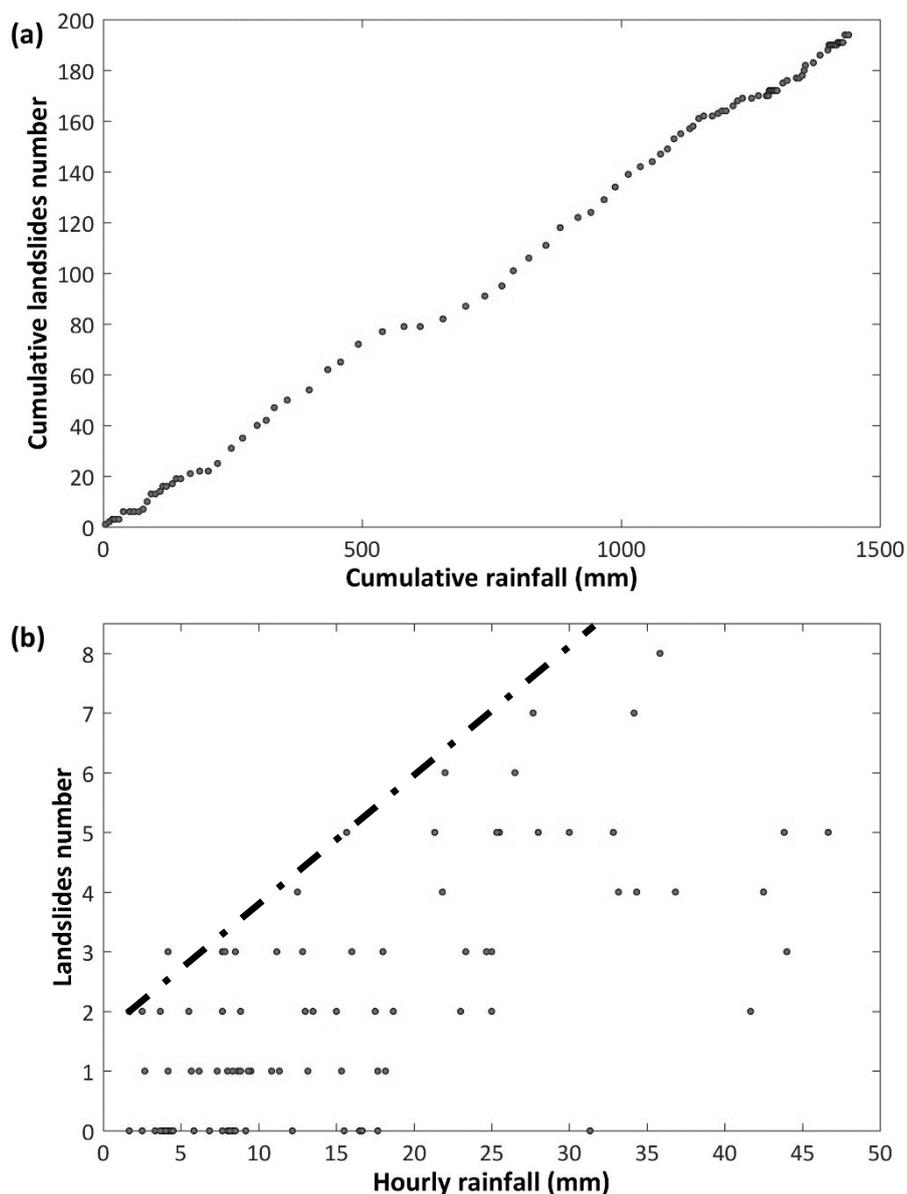


圖 4.6 (a)累積雨量與累積崩塌數量 (b)時雨量與每小時崩塌數量

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(圖 4.7)。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，其中 8 個未於西部外海，21 個位於東部外海，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。

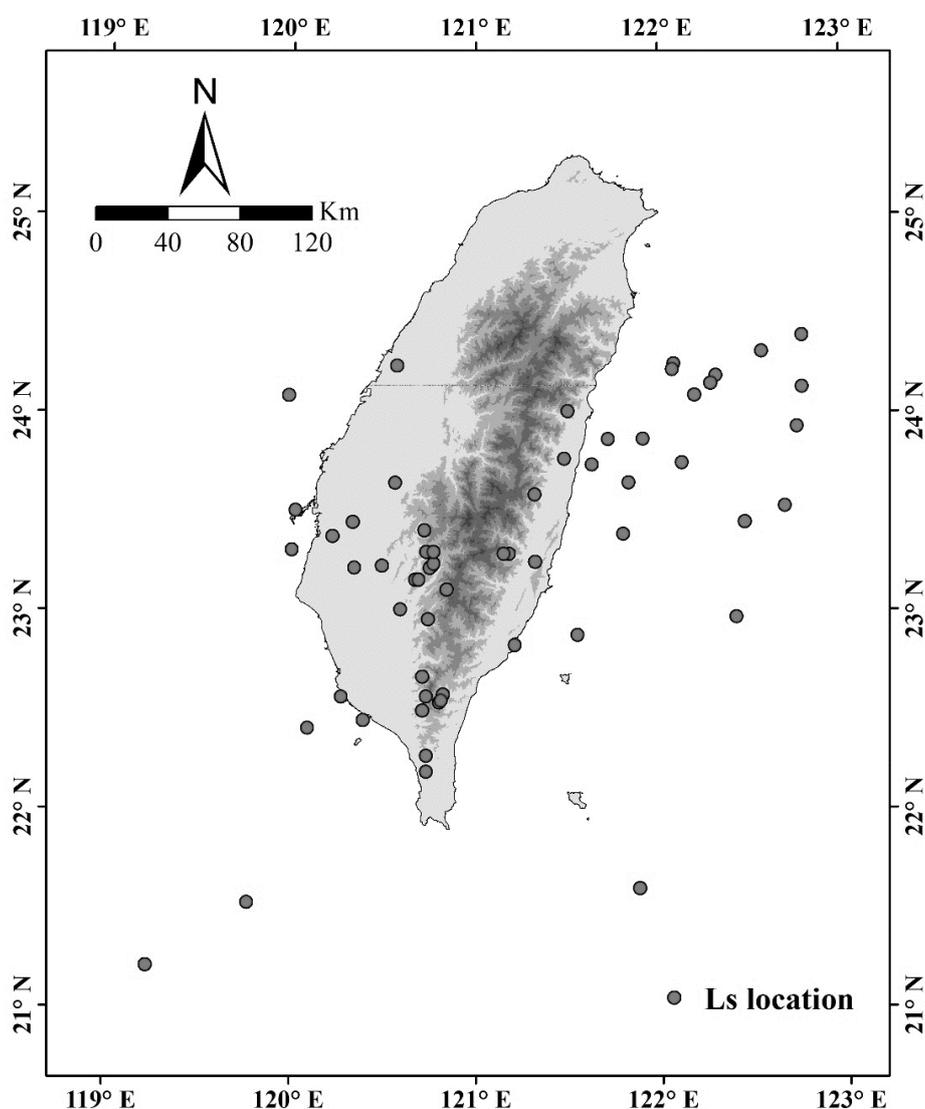


圖 4.7 2009 年莫拉克颱風期間崩塌定位結果

第四節 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。這三類前期土壤水分指數所對應的 P_{98} 平均降雨強度、 P_{98} 降雨延時，以及 P_{98} 累積雨量如表 4.6 所示，以百分位數 P_{98} 的方式表示至少有 98% 的數據小於或等於這個數值。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 (圖 4.8)。圖 4.8 顯示了隨著前期 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。由圖 4.8 也可以發現，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。

表 4.6 三類前期土壤水分指數所對應的 P_{98} 平均降雨強度、 P_{98} 降雨延時
及 P_{98} 累積雨量

降雨參數	$SWI \leq 14.7 \text{ m}$	$14.7 \text{ m} < SWI < 29.4 \text{ m}$	$SWI \geq 29.4 \text{ m}$
降雨延時 (小時)	134	134	121
累積雨量 (mm)	2159.8	1681.1	826.9
平均降雨強度 (mm/h)	30.6	24.7	23.4

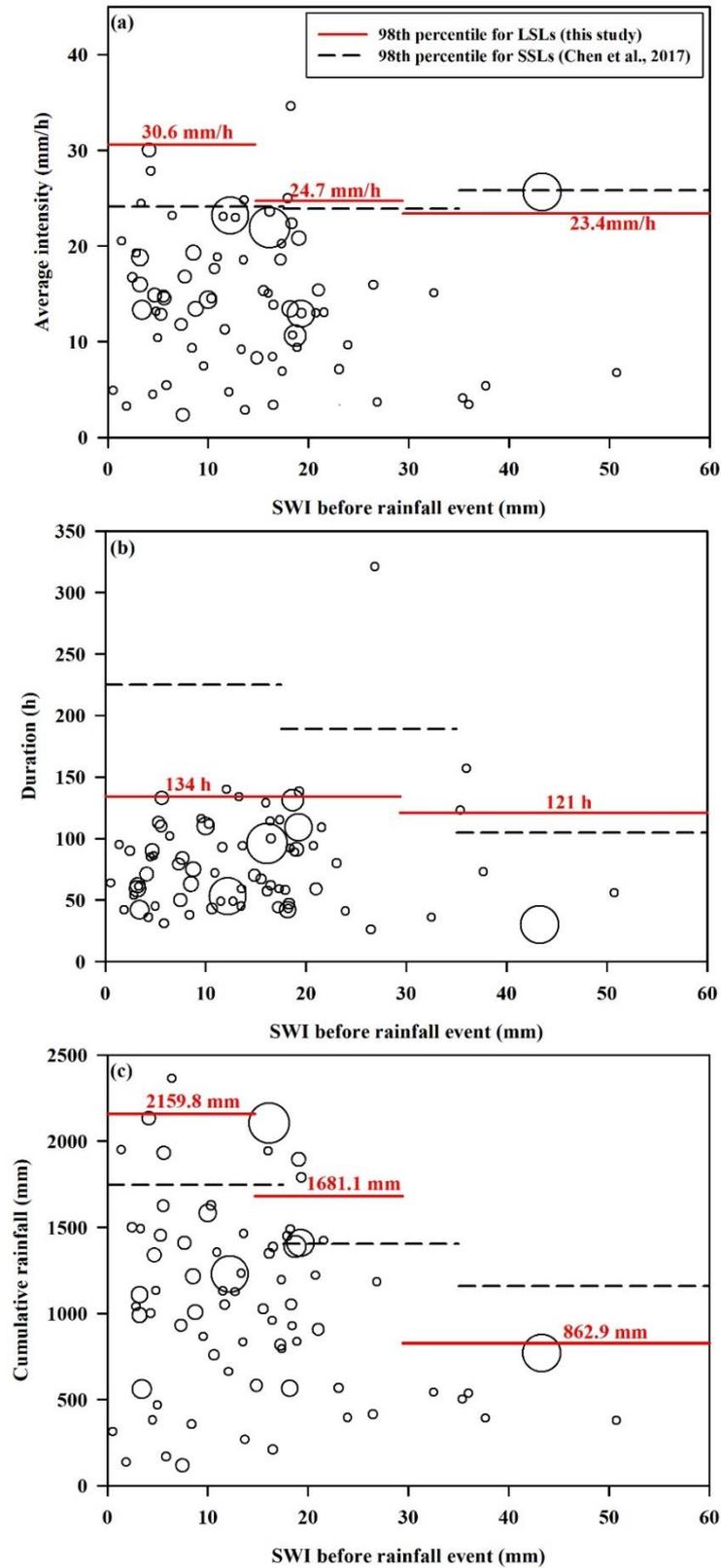


圖 4.8 前期土壤水分指數與降雨強度、延時，以及累積雨量之相關性。圖

中空圓大小代表崩塌面積。

第五章 結論及建議

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：

- 一、本計畫蒐集崩塌、地震及噪訊各 214 筆訓練樣本並計算 24 項訊號特徵值，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。
- 二、將 2009 年莫拉克颱風期間的連續地動訊號以自動分類器進行測試，得到 87.0% 的整體正確度，協調分數達 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進行測試，得到 87.5% 的整體正確度，協調分數達 0.90。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。而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後，一共判釋出 6 次崩塌事件。
- 三、經測試後發現，整體而言時間域特徵值的分類效果優於頻率域特徵值，其差異主要來自於崩塌及噪訊的辨別能力，頻率域特徵值對於兩者的誤判明顯高於時間域特徵值。雖然各項特徵值的分類效果落差非常大，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。
- 四、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 $856 \text{ mm}^2/\text{h}$ ，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。

五、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。使用 2001 年至 2013 年的資料來建立 SWI-D 門檻值 ($SWI = 155.20 - 1.56D$ ，且 $D \geq 24 \text{ h}$)，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。

六、目前所進行之地動訊號自動分類器為全國尺度，建議未來應針對不同地區建立各自的監測網和分類器。因此，需要挑選適合進行現地調查之區域，並評估是否需增設地震站。

七、配合自動分類器，建立全國性之促崩雨量門檻後，建議持續觀測區域性降雨條件，嘗試建立區域性的雨量門檻值，若要進行崩塌預警則需搭配降雨量預測，整合成一系統性的監測網路。

參考文獻

1. 吳昱杰 (2018) 結合訊號特徵指標及機器學習技術於崩塌地動訊號辨識之研究：以 2009 年莫拉克颱風為例，國立成功大學地球科學系碩士論文，台南市。
2. 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。
3. 李錫堤、董家鈞、林銘郎 (2009) 小林村災變之地質背景探討，土工技術，122，第 87-94 頁。
4. 岡田憲治 (2002) 土壤雨量指數，測候時報，69.5，第 67-97 頁。
5. 青木佑久 (1980) 土石流等の災害をもたらす" 危険雨量"。防災科学技術，38，第 22-26 頁。
6. 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，土工技術，74，第 39-46 頁。
7. 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，33(1)，第 31-38 頁。
8. 陳樹群、陳冠翰、吳俊鎡 (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.
9. 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。
10. 詹錢登 (2002) 99 年土石流警戒基準值檢討與更新，行政院農業委員會水土保持局。
11. 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，臺灣。

12. 網干壽夫 (1972) 集中豪雨とっサ土斜面の崩壊, 施工技術, 5(11), 第 45 頁。
13. 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。
14. 譚萬沛 (1991) 降雨泥石流流的臨界雨量研究, 第二屆全國泥石流學術會議論文集, 第 136-142 頁。
15. 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*, 25(9), 781-784.
16. Benítez, M. C., Ramírez, J., Segura, J. C., Ibanez, J. M., Almendros, J., García-Yeguas, A., and Cortes, G. (2007). Continuous HMM-based seismic-event classification at Deception Island, Antarctica. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(1), 138-146.
17. Bernoulli, J. (1713). *Ars conjectandi. Impensis Thurnisiorum, Fratrum.*
18. Breiman, L. (1996). Bagging predictors. *Machine Learning*, 24(2), 123-140.
19. Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5-32.
20. Brodsky, E. E., Gordeev, E., and Kanamori, H. (2003). Landslide basal friction as measured by seismic waves. *Geophysical Research Letters*, 30(24).
21. Caine, N. (1980). The rainfall intensity-duration control of shallow landslides and debris flows. *Geografiska Annaler. Series A, Physical Geography*, 62, 23-27.
22. Cannon, S.H. (1985). Rainfall conditions for abundant debris avalanches in San Francisco Bay region California. *California Geology*, 38(12), 267-272

23. Chao, W. A., Zhao, L., Chen, S. C., Wu, Y. M., Chen, C. H., and Huang, H. H. (2016). Seismology-based early identification of dam-formation landquake events. *Scientific Reports*, 6, 19259.
24. Chao, W. A., Wu, Y. M., Zhao, L., Chen, H., Chen, Y. G., Chang, J. M., and Lin, C. M. (2017). A first near real-time seismology-based landquake monitoring system. *Scientific Reports*, 7, 43510.
25. 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.
26. 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.
27. Cortés, G., Benítez, M. C., García, L., Álvarez, I., and Ibanez, J. M. (2015). A comparative study of dimensionality reduction algorithms applied to volcano-seismic signals. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 9(1), 253-263.
28. Dahlen, F. (1993). Single-force representation of shallow landslide sources. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 83(1), 130-143.
29. 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

30. David C., Wong T. F., Zhu W., and Zhang J. (1994). Laboratory measurement of compaction-induced permeability change in porous rocks: Implications for the generation and maintenance of pore pressure excess in the crust. *Pure and Applied Geophysics*, 143, 425-456.
31. Del Pezzo, E., Esposito, A., Giudicepietro, F., Marinaro, M., Martini, M., and Scarpetta, S. (2003). Discrimination of earthquakes and underwater explosions using neural networks. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 93(1), 215-223.
32. Dong, J. J., Hsu, J. Y., Wu, W. J., Shimamoto, T., Hung, J. H., Yeh, E. C., and Sone, H. (2010). Stress-dependence of the permeability and porosity of sandstone and shale from TCDP Hole-A. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 47, 1141-1157.
33. Eissler, H. K., and Kanamori, H. (1987). A single-force model for the 1975 Kalapana, Hawaii, earthquake. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 92(B6), 4827-4836.
34. Esposito, A., Giudicepietro, F., Scarpetta, S., D'Auria, L., Marinaro, M., and Martini, M. (2006). Automatic discrimination among landslide, explosion-quake, and microtremor seismic signals at Stromboli volcano using neural networks. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 96(4A), 1230-1240.
35. Favreau, P., Mangeney, A., Lucas, A., Crosta, G., and Bouchut, F. (2010). Numerical modeling of landquakes. *Geophysical Research Letters*, 37(15).
36. Feng, Z. (2011). The seismic signatures of the 2009 Shiaolin landslide in Taiwan. *Natural Hazards and Earth System Science*, 11(5), 1559-1569.

37. 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*, 116(F4).
38. Huang, C. J., Yin, H. Y., Chen, C. Y., Yeh, C. H., and Wang, C. L. (2007). Ground vibrations produced by rock motions and debris flows. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 112(F2).
39. IES (1996). Broadband Array in Taiwan for Seismology. Institute of Earth Sciences, Academia Sinica, Taiwan. Other/Seismic Network. doi:10.7914/SN/TW
40. Kanamori, H., and Given, J. W. (1982). Analysis of long-period seismic waves excited by the May 18, 1980, eruption of Mount St. Helens—A terrestrial monopole? *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 87(B7), 5422-5432.
41. Kao, H., Shan, S. J., Dragert, H., Rogers, G., Cassidy, J. F., Wang, K., James T. S., and Ramachandran, K. (2006). Spatial-temporal patterns of seismic tremors in northern Cascadia. *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, 111(B3).
42. Kao, H., Thompson, P. J., Rogers, G., Dragert, H., and Spence, G. (2007). Automatic detection and characterization of seismic tremors in northern Cascadia. *Geophysical Research Letters*, 34(16).
43. Kao, H., Shan, S. J., Bent, A., Woodgold, C., Rogers, G., Cassidy, J. F., and Ristau, J. (2012). Regional centroid-moment-tensor analysis for earthquakes in Canada and adjacent regions: An update. *Seismological Research Letters*, 83(3), 505-515.

44. Keefer, D. K., Wilson, R. C., Mark, R. K., Brabb, E. E., Brown, W. M., Ellen, S. D., Harp, E. L., Wieczorek, G. F., Alger, C. S., and Zatkan, R. S. (1987). Real-time landslides warning during heavy rainfall. *Science*, 238, 921-925.
45. Kohavi, R., and Provost, F. (1998). Confusion matrix. *Machine Learning*, 30(2-3), 271-274.
46. Kortström, J., Uski, M., and Tiira, T. (2016). Automatic classification of seismic events within a regional seismograph network. *Computers and Geosciences*, 87, 22-30.
47. Lin, C. H. (2015). Insight into landslide kinematics from a broadband seismic network. *Earth, Planets and Space*, 67(1), 8.
48. Lin, C. H., Jan, J. C., Pu, H. C., Tu, Y., Chen, C. C., Wu, Y. M. (2015). Landslide seismic magnitude. *Earth and Planetary Science Letters*, 429, 122-127.
49. Lin, C. H., Kumagai, H., Ando, M. and Shin, T. C. (2010). Detection of landslides and submarine slumps using broadband seismic networks. *Geophysical Research Letter*, 37, L22309.
50. Manconi, A., Picozzi, M., Coviello, V., De Santis, F., and Elia, L. (2016). Real-time detection, location, and characterization of rockslides using broadband regional seismic networks. *Geophysical Research Letters*, 43(13), 6960-6967.
51. Parihar, D., Ghosh, R., Akula, A., Kumar, S., and Sardana, H. (2018). Machine learning based comparative analysis for the classification of earthquake signals. Paper presented at the Proceedings of the International Conference on Computing and Communication Systems.

52. Provost, F., Hibert, C., and Malet, J. P. (2017). Automatic classification of endogenous landslide seismicity using the Random Forest supervised classifier. *Geophysical Research Letters*, 44(1), 113-120.
53. Provost, F., Malet, J. P., Hibert, C., Abanco Martínez de Arenzana, C., and Hurlimann Ziegler, M. (2018). Towards a standard typology of endogenous landslide seismic sources. *Earth Surface Dynamics*, 6(4), 1059-1088.
54. Quinlan, J. R. (1986). Induction of decision trees. *Machine learning*, 1(1), 81-106.
55. Quinlan, J. R. (1987). Simplifying decision trees. *International Journal of Man-machine Studies*, 27(3), 221-234.
56. Ross, Z. E., and Ben-Zion, Y. (2014). An earthquake detection algorithm with pseudo-probabilities of multiple indicators. *Geophysical Journal International*, 197(1), 458-463.
57. 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.
58. Scarpetta, S., Giudicepietro, F., Ezin, E. C., Petrosino, S., Del Pezzo, E., Martini, M., and Marinaro, M. (2005). Automatic classification of seismic signals at Mt. Vesuvius volcano, Italy, using neural networks. *Bulletin of the Seismological Society of America*, 95(1), 185-196.
59. Schneider, D., Bartelt, P., Caplan-Auerbach, J., Christen, M., Huggel, C., and McArdell, B. W. (2010). Insights into rock-ice avalanche dynamics by combined analysis of seismic recordings and a numerical avalanche model. *Journal of Geophysical Research: Earth Surface*, 115(F4).

60. Schneider, J. (1997). Cross validation. A Locally Weighted Learning Tutorial Using Vizier, 1.
61. 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.
62. Suwa, H., Mizuno, T., and Ishii, T. (2010). Prediction of a landslide and analysis of slide motion with reference to the 2004 Ohto slide in Nara, Japan. *Geomorphology*, 124, 157-163. doi:10.1016/j.geomorph.2010.05.003.
63. Tian, Y., Qi, H., and Wang, X. (2002). Target detection and classification using seismic signal processing in unattended ground sensor systems. Paper presented at the IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing.
64. Wech, A. G., and Creager, K. C. (2008). Automated detection and location of Cascadia tremor. *Geophysical Research Letters*, 35(20). doi:10.1029/2008gl035458.
65. Welch, P. (1967). The use of fast Fourier transform for the estimation of power spectra: a method based on time averaging over short, modified periodograms. *IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics*, 15(2), 70-73.
66. Wieczorek, G. F. (1987). Effect of rainfall intensity and duration on debris flows in central Santa Cruz Mountains. *Reviews in Engineering Geology*, 7, 93-104.

67. 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.
68. Yeh, K. C., and Liu, C. H. (1982). Radio wave scintillations in the ionosphere. *Proceedings of the IEEE*, 70(4), 324-360.

附錄

附錄一、建構自動分類器之崩塌事件訓練樣本

編號	時間 (UTC)	測站	面積 (公頃)	緯度	經度
1	2008/9/15 08:59	CHGB、MASB、 NACB、NNSB、 SSLB、YHNB、 YULB	81	24.10 N	120.99 E
2	2009/8/8 00:05	MASB、TWGB、 YULB	39	22.50 N	120.71 E
3	2009/8/8 13:56	CHGB、NNSB、 SSLB、TPUB、 TWGB、YHNB、 YULB	11	22.95 N	120.66 E
4	2009/8/8 16:14	CHGB、MASB、 TWGB、YHNB、 YULB	14	22.59 N	120.73 E
5	2009/8/8 17:05	MASB、YHNB	94	22.50 N	120.71 E
6	2009/8/8 18:19	CHGB、MASB、 NACB、NNSB、 SSLB、TWGB、 YHNB、YULB	56	22.67 N	120.71 E
7	2009/8/8 20:16	MASB	73	22.57 N	120.75 E

崩塌地動訊號自動化辨識技術精進及其應用之研究

8	2009/8/8 22:16	CHGB 、 MASB 、 NACB 、 NNSB 、 SSLB 、 TPUB 、 TWGB 、 YHNB 、 YULB	250	23.16 N	120.67 E
9	2009/8/8 23:14	CHGB 、 MASB 、 NNSB 、 SSLB 、 TPUB 、 TWGB 、 YHNB 、 YULB	56	23.30 N	120.73 E
10	2009/8/8 23:31	MASB 、 TWGB 、 YHNB 、 YULB	23	22.63 N	120.84 E
11	2009/8/9 00:34	MASB 、 TPUB 、 TWGB 、 YHNB 、 YULB	224	23.23 N	120.76 E
12	2009/8/9 02:52	MASB 、 NNSB 、 TPUB 、 YHNB 、 YULB	81	23.22 N	120.75 E
13	2009/8/9 03:43	TPUB 、 YULB	46	22.6 N	120.72 E
14	2009/8/9 03:55	MASB 、 TWGB 、 YULB	63	22.57 N	120.73 E
15	2009/8/9 09:28	MASB 、 NNSB 、 TWGB 、 YHNB 、 YULB	33	22.54 N	120.80 E
16	2009/8/9 09:31	CHGB 、 MASB 、 NNSB 、 TPUB 、 TWGB 、 YHNB 、 YULB	231	22.55 N	120.81 E

17	2009/8/10 03:54	CHGB 、 MASB 、 NNSB 、 SSLB 、 TPUB 、 YHNB 、 YULB	20	23.24 N	120.77 E
18	2009/8/10 04:22	CHGB 、 MASB 、 NACB 、 NNSB 、 SSLB 、 TPUB 、 TWGB 、 YHNB 、 YULB	152	23.3 N	120.77 E
19	2015/8/8 19:00	CHGB 、 MASB 、 NNSB 、 SSLB 、 TPUB 、 TWGB 、 WUSB 、 YULB	21	23.25 N	120.82 E
20	2016/8/6 20:46	CHGB 、 MASB 、 NACB 、 NNSB 、 SSLB 、 TPUB 、 TWGB 、 WUSB 、 YHNB 、 YULB	未配對	23.27 N	120.91 E
21	2016/8/18 03:50	SSLB 、 TPUB 、 YULB	未配對	23.14 N	120.16 E
22	2016/8/18 16:45	CHGB 、 YULB	未配對	23.16 N	121.32 E
23	2016/9/12 13:58	CHGB 、 MASB 、 NACB 、 NNSB 、 SSLB 、 TDCB 、 TPUB 、 TWGB 、 WUSB 、 YHNB 、 YULB	未配對	22.81 N	121.19 E
24	2016/9/14	TWGB	11	22.89 N	121.06 E

崩塌地動訊號自動化辨識技術精進及其應用之研究

	22:24				
25	2016/9/18 05:27	CHGB 、 MASB 、 NACB 、 NNSB 、 SSLB 、 TDCB 、 TPUB 、 WUSB 、 YHNB 、 YULB	未配對	23.37 N	120.80 E
26	2016/10/2 02:20	CHGB 、 NACB 、 NNSB 、 SSLB 、 TDCB 、 TPUB 、 WUSB 、 YHNB 、 YULB	未配對	24.31 N	121.57 E
27	2016/10/12 01:41	CHGB 、 MASB 、 NACB 、 NNSB 、 SSLB 、 TPUB 、 WUSB 、 YHNB 、 YULB	未配對	24.38 N	121.24 E
28	2016/12/19 22:31	CHGB 、 MASB 、 NACB 、 NNSB 、 SSLB 、 TDCB 、 TPUB 、 WUSB 、 YHNB 、 YULB	未配對	24.50 N	121.79 E
29	2017/5/16 05:47	CHGB 、 MASB 、 NACB 、 NNSB 、 SSLB 、 TWGB 、 WUSB 、 YHNB 、 YULB	未配對	22.84 N	120.74 E
30	2017/5/17 17:04	CHGB 、 MASB 、 NACB 、 NNSB 、 SSLB 、 TWGB 、	未配對	24.80 N	121.97 E

		WUSB 、 YHNB 、 YULB			
31	2017/6/7 21:27	CHGB 、 MASB 、 NNSB 、 SSLB 、 TPUB 、 WUSB 、 YULB	未配對	23.24 N	120.43 E
32	2018/3/26 21:43	CHGB 、 MASB 、 NACB 、 NNSB 、 SSLB 、 TPUB 、 TWGB 、 WUSB 、 YHNB 、 YULB	未配對	24.54 N	121.03 E
33	2018/3/26 21:50	CHGB 、 MASB 、 NACB 、 NNSB 、 SSLB 、 TPUB 、 WUSB 、 YHNB 、 YULB	未配對	24.54 N	121.03 E

附錄二、建構自動分類器之地震事件訓練樣本

編號	時間(UTC)	測站
1	2015/08/08 21:36	MASB、NACB、NNSB、SSLB、TPUB、 WUSB、YHNB
2	2016/06/18 22:57	CHGB、NACB、NNSB、TWGB
3	2016/07/19 10:28	SSLB、YULB
4	2016/07/19 10:39	MASB、YHNB
5	2016/07/20 12:55	CHGB、MASB、NNSB
6	2016/08/12 13:35	NNSB、TDCB、TWGB、YULB
7	2016/08/22 13:39	CHGB、TPUB、YHNB
8	2016/08/22 16:05	CHGB、NACB、NNSB、TDCB、YHNB
9	2016/08/22 19:08	CHGB、MASB、NNSB、TDCB、YHNB
10	2016/08/25 07:13	NACB、NNSB、TPUB、WUSB、YULB
11	2016/08/25 10:26	CHGB、MASB、NNSB、SSLB、WUSB
12	2016/08/31 16:28	CHGB、NNSB、TDCB
13	2016/09/09 15:17	MASB、SSLB、TDCB、YULB

14	2016/09/09 16:53	MASB、NACB、NNSB、TDCB、YHNB
15	2016/09/11 12:39	CHGB、NACB、NNSB、TDCB、TPUB、WUSB、YHNB、YULB
16	2016/09/26 03:57	CHGB、MASB、SSLB、TDCB、TPUB、WUSB
17	2016/09/26 04:32	NNSB、WUSB
18	2016/09/26 10:22	CHGB、TDCB、TPUB、YULB
19	2016/09/30 11:34	CHGB、MASB、NACB、NNSB、SSLB、TDCB、TPUB、TWGB、YULB
20	2016/10/16 13:24	CHGB、SSLB、TDCB、TWGB、WUSB、YHNB
21	2016/10/29 11:48	TPUB、WUSB
22	2016/11/06 20:53	CHGB、MASB、NNSB、TDCB、TPUB
23	2016/11/07 11:56	MASB、NACB、NNSB、TDCB、TPUB、WUSB、YULB
24	2016/11/21 06:38	NACB、NNSB、TDCB、WUSB、YHNB
25	2016/11/29 06:33	CHGB、NACB、TWGB
26	2016/11/29 06:39	MASB、NACB、SSLB、TPUB、YHNB
27	2016/11/29 15:10	SSLB、YHNB、YULB

28	2016/11/30 11:13	MASB、SSLB、TDCB、TWGB
29	2016/11/30 11:24	CHGB、NNSB、WUSB
30	2016/11/30 12:04	NACB、NNSB、TPUB、WUSB、YULB
31	2016/12/03 06:36	CHGB、MASB、NACB、TDCB、YULB
32	2016/12/04 09:22	CHGB、TDCB、TWGB、WUSB、YULB
33	2016/12/04 19:13	CHGB、MASB、SSLB、TPUB、TWGB、 WUSB、YHNB
34	2016/12/15 16:08	MASB、TPUB
35	2016/12/15 20:04	MASB、NNSB、SSLB、TPUB、WUSB、 YHNB、YULB
36	2016/12/16 01:04	MASB、NNSB、TDCB、YHNB
37	2016/12/17 05:42	CHGB、MASB、NNSB、SSLB、TPUB、 WUSB、YHNB
38	2016/12/24 22:42	MASB、NACB、SSLB、TDCB、TPUB、 TWGB、WUSB、YHNB
39	2016/12/28 16:08	MASB、NNSB、SSLB、TDCB、TPUB、 TWGB、YHNB、YULB
40	2016/12/28 16:30	TDCB、YULB
41	2017/01/02 01:19	NNSB、TDCB

42	2017/01/02 19:23	CHGB、NACB、NNSB、TPUB、YULB
43	2017/01/03 20:56	NNSB、SSLB、YHNB
44	2017/01/05 13:09	MASB、NACB、NNSB、TDCB、TPUB、 TWGB、YULB
45	2017/01/11 17:30	NACB、NNSB、WUSB
46	2017/01/26 16:13	CHGB、MASB、TDCB、TPUB、WUSB

附錄三、驗證分類器之 2009 年莫拉克颱風訊號人工判釋結果

時間 (UTC)	事件種類	測站
8 月 7 日	00:37	Ls CHGB、MASB、NACB、SSLB、TDCB、 TPUB、TWGB、YHNB、YULB
	00:49	EQ CHGB、NACB、NNSB、SSLB、TDCB、 YHNB、YULB
	01:08	Ls CHGB、SSLB、TPUB
	01:24	EQ CHGB、SSLB、YULB
	02:18	EQ CHGB、NACB、SSLB、TWGB、YHNB、 YULB
	02:24	Ls CHGB、NACB、NNSB、SSLB、TDCB、 YHNB
	05:01	Ls CHGB
	05:26	EQ CHGB、NACB、NNSB、SSLB、TDCB、 YHNB
	05:38	Ls NACB、SSLB
	05:47	Ls CHGB、SSLB、YULB
	06:06	EQ CHGB、NACB、SSLB、YHNB、YULB
	07:40	EQ CHGB、NACB、TWGB
	07:51	EQ MASB、TWGB、YULB
	09:02	Ls MASB
	10:05	Ls MASB、TWGB
8 月 7 日	10:10	Ls TWGB、YULB
	10:27	Ls CHGB、NACB、SSLB、YULB
	11:07	Ls CHGB
	11:20	EQ CHGB、MASB、SSLB、TPUB、TWGB、 YHNB、YULB
	11:32	Ls YULB

8月7日	11:47	Ls	CHGB、MASB、SSLB、TPUB、TWGB、YULB
	13:38	Ls	CHGB
	14:40	Ls	MASB
	14:49	Ls	CHGB、SSLB、YULB
	16:26	Ls	TWGB、YULB
	17:22	Ls	CHGB、NACB、YULB
	17:29	Ls	MASB
	18:46	EQ	CHGB、MASB、NACB、NNSB、SSLB、TDCB、TPUB、TWGB、YHNB、YULB
	18:56	EQ	CHGB、SSLB、TWGB、YULB
	19:29	Ls	MASB
	19:54	Ls	MASB
	20:00	Ls	MASB、TWGB
	21:50	EQ	CHGB、NACB、NNSB、TDCB、YHNB、YULB
	22:23	Ls	CHGB、YULB
	22:29	Ls	CHGB、MASB、SSLB、TWGB
	22:35	Ls	CHGB
	23:11	Ls	MASB
	23:24	Ls	MASB
	23:29	Ls	MASB
	23:36	Ls	MASB
23:43	Ls	MASB	
23:52	Ls	MASB	
8月8日	00:05	Ls	MASB、TWGB、YULB
	00:13	Ls	CHGB、MASB、TWGB、YULB
	00:35	Ls	MASB

8 月 8 日	00:59	Ls	CHGB、MASB、NACB、TWGB、YHNB
	01:05	Ls	MASB
	01:20	Ls	MASB
	01:29	Ls	MASB
	01:34	Ls	MASB
	01:47	Ls	MASB
	02:03	Ls	MASB
	02:27	Ls	MASB
	02:41	EQ	CHGB、NACB、NNSB、SSLB、TDCB、TPUB、YHNB、YULB
	03:01	EQ	CHGB、YHNB
	03:22	Ls	CHGB
	03:28	Ls	CHGB、MASB、SSLB、YULB
	03:35	Ls	MASB
	03:45	Ls	MASB
	03:57	Ls	MASB
	04:07	Ls	MASB
	04:19	Ls	MASB
	04:20	EQ	CHGB、NACB、NNSB、SSLB、TDCB、TPUB、TWGB、YHNB、YULB
	04:40	EQ	CHGB、NACB、NNSB、YHNB
	04:50	Ls	MASB
	05:04	Ls	CHGB、MASB、NACB、NNSB、SSLB、TPUB、TWGB、YHNB、YULB
	05:07	Ls	CHGB、NACB、YHNB、YULB
	05:25	Ls	MASB、TWGB
	05:38	Ls	MASB
06:07	Ls	CHGB、NACB、YHNB	

8 月 8 日	06:13	Ls	MASB
	06:24	Ls	MASB
	06:27	Ls	MASB
	06:47	Ls	MASB
	06:54	Ls	CHGB、MASB、NACB、NNSB、SSLB、 TPUB、TWGB、YHNB、YULB
	06:56	Ls	MASB
	06:59	Ls	CHGB、MASB、SSLB、YULB
	07:17	Ls	MASB
	07:22	Ls	MASB
	07:34	Ls	CHGB、MASB、SSLB、YULB
	08:11	Ls	MASB
	08:14	Ls	YHNB
	08:23	EQ	CHGB、NACB、NNSB、SSLB、YHNB、 YULB
	08:28	Ls	MASB
	08:38	Ls	CHGB、NNSB、YHNB、YULB
	08:42	Ls	MASB
	08:45	Ls	MASB
	08:50	Ls	MASB
	09:00	Ls	CHGB、MASB、NACB、NNSB、SSLB、 TWGB、YHNB、YULB
	09:15	Ls	NACB
	09:25	Ls	MASB
	09:31	Ls	MASB、CHGB
	09:42	Ls	CHGB、MASB、SSLB、TPUB、YHNB、 YULB
10:15	Ls	MASB、YULB	

8 月 8 日	10:22	EQ	CHGB、NACB、SSLB、TWGB、YHNB、YULB
	10:26	EQ	CHGB、NACB、SSLB、TWGB、YHNB、YULB
	10:40	Ls	MASB
	11:47	EQ	CHGB、NACB、YHNB
	12:15	Ls	MASB
	12:33	Ls	CHGB、MASB
	12:48	Ls	MASB、NNSB、YULB
	13:00	Ls	MASB
	13:12	Ls	MASB
	13:23	Ls	MASB
	13:36	Ls	CHGB
	13:56	Ls	CHGB、NNSB、SSLB、TPUB、TWGB、YHNB、YULB
	14:16	Ls	MASB
	14:25	Ls	CHGB、MASB
	14:44	Ls	MASB
	14:54	Ls	CHGB、MASB、TWGB、YULB
	15:11	Ls	TPUB
	15:20	Ls	MASB
	15:30	Ls	MASB、TPUB
	15:38	Ls	MASB
	16:00	Ls	MASB、TWGB
16:10	Ls	CHGB、MASB、NACB、NNSB、SSLB、YHNB	
16:14	Ls	CHGB、MASB、TWGB、YHNB、YULB	
16:36	Ls	MASB	

8月8日	16:39	Ls	MASB
	16:58	Ls	MASB、YULB
	17:05	Ls	MASB
	17:20	Ls	MASB、YULB
	17:43	Ls	MASB
	17:46	Ls	MASB
	17:51	Ls	MASB
	18:03	Ls	YULB
	18:19	Ls	CHGB、MASB、NACB、NNSB、SSLB、 TWGB、YHNB、YULB
	18:28	Ls	MASB
	18:33	Ls	MASB
	18:40	Ls	MASB
	19:08	Ls	MASB
	19:12	Ls	MASB
	19:19	Ls	MASB、TWGB、YULB
	19:24	Ls	MASB
	19:34	Ls	MASB
	19:44	Ls	MASB、TWGB、YULB
	19:47	Ls	MASB
	20:07	Ls	MASB
	20:16	Ls	MASB、TWGB
	20:26	Ls	CHGB、TPUB、YULB
	20:27	Ls	YHNB
20:45	EQ	MASB、SSLB、YHNB	
21:29	Ls	YULB	
21:55	Ls	MASB、TWGB、YULB	
8月8日	22:00	Ls	YULB

	22:05	Ls	MASB
	22:16	Ls	CHGB、MASB、NACB、NNSB、SSLB、TPUB、TWGB、YHNB、YULB
	22:34	Ls	MASB
	22:49	Ls	CHGB、MASB、NACB、NNSB、SSLB、TWGB、YHNB、YULB
	23:01	EQ	CHGB、NACB、NNSB、SSLB、TPUB、YHNB、YULB
	23:04	Ls	MASB
	23:11	Ls	TPUB、YULB
	23:15	Ls	CHGB、MASB、NNSB、SSLB、TPUB、TWGB、YHNB、YULB
	23:19	Ls	MASB
	23:30	Ls	MASB、TWGB、YHNB、YULB
8月9日	00:05	Ls	SSLB、YHNB、YULB
	00:08	Ls	CHGB、NNSB、SSLB、TPUB、TWGB、YHNB、YULB
	00:25	EQ	NNSB、YHNB
	00:34	Ls	MASB、TPUB、TWGB、YULB
	00:48	Ls	YULB
	00:51	Ls	MASB
	01:05	Ls	MASB
	01:26	Ls	MASB、YULB
8月9日	01:40	Ls	YULB
	02:10	Ls	CHGB、MASB、NNSB、TPUB、TWGB、YHNB、YULB
	02:52	Ls	MASB、NNSB、TPUB、YHNB、YULB
	03:43	Ls	TPUB、YULB

8月9日	03:48	Ls	MASB、CHGB
	03:55	Ls	MASB、TWGB、YULB
	04:17	Ls	MASB、NNSB、TPUB、YHNB、YULB
	04:42	Ls	MASB
	05:07	Ls	YULB
	05:11	Ls	CHGB
	05:31	Ls	YULB
	05:55	Ls	MASB、TWGB、YULB
	06:15	Ls	CHGB、NNSB
	06:26	Ls	CHGB、MASB、NNSB、TWGB、YHNB、YULB
	06:32	EQ	CHGB、NACB、NNSB、YHNB
	07:02	EQ	NACB、NNSB、YHNB
	07:25	Ls	MASB、TWGB
	07:43	Ls	YULB
	08:09	Ls	NNSB、YHNB
	08:36	EQ	CHGB、NACB、NNSB、YHNB、YULB
	09:28	Ls	MASB、NNSB、TWGB、YHNB、YULB
	09:31	Ls	CHGB、MASB、NNSB、TPUB、TWGB、YHNB、YULB
	09:45	EQ	NACB、NNSB、YHNB
	09:52	Ls	MASB、TWGB、YULB
	10:25	Ls	MASB、TWGB、YULB
	10:48	EQ	CHGB、MASB、NACB、NNSB、TWGB、YHNB、YULB
	10:59	EQ	CHGB、MASB、NACB、NNSB、SSLB、TDCB、TPUB、TWGB、YHNB、YULB
12:55	Ls	CHGB、NACB、YULB	

8 月 9 日	13:12	Ls	TWGB、YHNB、YULB
	15:01	Ls	CHGB、NACB、NNSB、YHNB
	15:37	Ls	SSLB、YULB
	15:59	EQ	CHGB、MASB、NACB、NNSB、SSLB、TPUB、TWGB、YHNB、YULB
	16:31	Ls	CHGB、MASB、NACB、NNSB、TPUB、TWGB、YHNB、YULB
	16:35	Ls	YULB
	17:53	Ls	CHGB、YHNB
	18:29	EQ	NACB、NNSB、YHNB
	18:40	EQ	NACB、YHNB
	19:38	Ls	CHGB、SSLB、TPUB、TWGB、YHNB、YULB
	21:13	EQ	NACB、NNSB、YHNB
	22:14	Ls	MASB、TWGB
	22:35	Ls	YULB
	23:30	EQ	CHGB、MASB、TWGB、YHNB、YULB
8 月 10 日	00:17	EQ	CHGB、NACB、NNSB、SSLB、YHNB、YULB
	01:52	EQ	NACB、YHNB
	02:08	EQ	YULB
	02:12	EQ	CHGB、MASB、TWGB、YHNB、YULB
	02:51	EQ	TWGB
	03:37	Ls	NACB、YHNB
	03:48	Ls	NACB、SSLB、YHNB
	03:54	Ls	CHGB、MASB、NNSB、SSLB、TPUB、YHNB、YULB

8月10日	04:22	Ls	CHGB、MASB、NACB、NNSB、SSLB、TPUB、TWGB、YHNB、YULB
	05:20	Ls	CHGB、NACB
	07:11	Ls	CHGB、NACB、NNSB、YHNB
	08:18	EQ	YULB
	08:29	Ls	MASB、SSLB、YULB
	08:43	Ls	CHGB、MASB、NACB、NNSB、TWGB、SSLB、YHNB、YULB
	09:11	Ls	CHGB、NACB、NNSB、YHNB
	09:28	EQ	NACB、NNSB、YHNB
	09:50	Ls	MASB、TWGB
	10:08	Ls	YULB
	11:44	Ls	MASB、TWGB、YULB
	11:46	Ls	YULB
	11:49	Ls	YULB
	12:42	Ls	CHGB、TWGB、YHNB、YULB
	12:46	Ls	CHGB、NNSB、TWGB、YHNB、YULB
	13:02	Ls	CHGB、TWGB、YULB
	13:09	EQ	CHGB、NACB、NNSB、SSLB、YHNB、YULB
	13:34	EQ	CHGB、MASB、NACB、NNSB、SSLB、TPUB、TWGB、YHNB、YULB
	13:52	Ls	TWGB、YULB
	14:11	EQ	NACB、NNSB、YHNB
14:38	EQ	TWGB、YULB	
14:54	EQ	TPUB、TWGB、YULB	
16:27	EQ	CHGB、MASB、SSLB、TPUB、TWGB、YHNB、YULB	

8 月 10 日	18:42	Ls	CHGB、MASB、NNSB、SSLB、TPUB、 TWGB、YHNB、YULB
	19:32	EQ	CHGB、NACB、NNSB、TWGB、YHNB
	20:51	EQ	CHGB、MASB、NACB、NNSB、SSLB、 TPUB、TWGB、YHNB、YULB
	21:14	EQ	CHGB、NACB、NNSB、YHNB、YULB
	22:03	Ls	MASB、TWGB、YULB
	22:18	Ls	YULB
	22:39	EQ	NACB、YHNB
	22:58	Ls	TWGB
	23:17	EQ	CHGB、MASB、NACB、NNSB、SSLB、 TPUB、TWGB、YHNB、YULB
	23:56	EQ	CHGB、MASB、NACB、NNSB、SSLB、 TPUB、TWGB、YHNB、YULB

附錄四、期中審查意見回覆

編號	委員意見	執行單位回覆
1	崩塌訊號與背景雜訊之尖峰頻率(圖 2.7) 皆為 0.2-0.3 赫茲，請加以說明。	0.2-0.3Hz 為海浪噪訊之頻率，由於颱風期間風浪較大，地動訊號皆會包含高能量之 0.1~0.6 Hz 訊號，因此計算各項特徵值時也大多會避開該頻率段，已增加文字描述於報告書第 2-9 頁。
2	MA 之合適窗形時間距(圖 2) 如何決定？	MA 窗格之長度須完整涵蓋欲偵測之事件長度。
3	崩塌地動訊號之強弱與測站距離之關係為何？請補充說明。	當崩塌事件規模越大且距離測站越近，記錄到的訊號振幅就會越大，但也會受到崩塌位置、訊號傳遞路徑、測站條件等因素影響。
4	背景值(noise) 之來源、包括哪些？	一般地動訊號之噪訊，海浪、人為活動、降雨等皆為可能的來源，本計畫在收集噪訊樣本時並無選用特定之噪訊種類，而是廣泛收集不同的噪訊，增加分類器的辨識度。
5	目前用的指標有 24 項，建議進一步評估那些指標的鑑別	經評估測試過後，每項特徵值皆反應出一定程度的分類效

	好或壞?如果鑑別效果有限，也許排除。	果，因此目前未打算將任何一項排除。
6	SI 指標是否有機會做地震預警？	否，SI 之計算為 MA 之延伸，由於 MA 在計算時是以窗格之中心點作為平均數值之記錄點，代表該平均值同時計算了該時間點前後半個窗格之振幅，因此會有 SI 數值比訊號提早出現之現象，但不代表 SI 指標能用來進行地震預測。
7	報告書第 2-13 頁本研究使用的窗格長度 100 秒，是否足夠呈現崩塌？	是，目前使用之 100 秒 MA 窗格長度足以反應崩塌訊號，若窗格過長容易忽略持續時間較短的崩塌。
8	報告書第 2-6 頁各崩塌事件之詳細資料如崩塌面積建議可於附錄提供。	感謝委員建議，已新增面積資訊於附錄一，其中部分訓練樣本為前期研究中有做影像配對之崩塌，可求得崩塌面積，而部分訓練樣本為參考 Chao et al. (2017)之 RLMS reports 內之崩塌訊號，這些事件由於未做影像配對，因此沒有面積資訊。
9	分類成果若分類錯誤之崩塌及地震事件，其屬性(如規模、	分類錯誤之事件大多屬於規模較小之事件，使得計算出來的

	距測站距離、類型...)等，有何特性。	特徵值無法被分類器有效區分。
10	一崩塌案例，自訊號接收至判釋完成所需時間多久。	目前使用之訊號判釋技術還未納入即時資料。
11	分類模型之案例，是否包含莫拉克颱風之案例？建議訓練事件與驗證事件，不宜重複。	訓練樣本內有包含 2009 年莫拉克颱風之崩塌事件，因此除了莫拉克颱風，也另外使用 2015 年蘇迪勒颱風進行驗證，同樣得到不錯的結果。
12	已經辨識的事件，建議無法正確辨識事件，再分析是那些問題。	感謝委員建議，本團隊會繼續努力進行相關研究。
13	地震事件是否能完全釐清無崩塌事件含在內？	若地震與崩塌事件同時發生，崩塌之訊號慧被地震蓋過，目前還無法辨識此情形下之崩塌訊號。
14	以機器學習來說，目前的個案數，是否足夠？	以機器學習演算法來說，目前使用的 642 筆資料偏少，因此使用了五重交叉驗證來有效使用每筆資料，而未來也會持續增加訓練樣本之數量。
15	特徵值對不同的事件有好與壞，在隨機森林演算法中，有無利用權重去改善？	隨機森林演算法在進行分類器之建構時，已在訓練過程中對各個特徵值進行了權重分配。

		<p>本研究讓演算法自動調整各特徵值的權重，因人為調整權重易產生主觀判定，變喪失了使用機器學習演算法時的客觀性，已增加文字描述於報告書第 2-19 頁。</p>
<p>16</p>	<p>崩塌於地動訊號之最小偵測規模為何?另於新生崩塌或擴大之崩塌，甚至落石而已，其所獲得之訊號分辨是否均可判釋出。</p>	<p>崩塌地點與測站間之距離會直接影響到可偵測之規模，若是剛好發生在測站旁，即使是落石也有很大之機率能夠偵測到，但若是距離較遠，則只能偵測到較大規模之崩塌。另外目前也還無法直接判定偵測到之崩塌訊號屬於哪一種類之崩塌事件。</p>
<p>17</p>	<p>報告書第 3-15 頁圖 3.8 中為何將單一特徵值最佳或最差者去除所選或另 23 個特徵值產出效能影響均不大?</p>	<p>目前使用了 24 項特徵值來建構分類器，即使拿掉了 1 個特徵值仍然有 23 個特徵值，數量變化不大，因此我們認為不管拿掉的是哪一個特徵值，剩下的特徵值皆已擬合出效果不錯的分類器，因此差異不大。</p>

18	是否有考量透過修正部分特徵值之判釋值來提高準確率。	感謝委員建議，未來會做不同特徵值選定的測試，試圖改善判釋結果。
19	分類模型已經被運用於 2018 年的兩場颱風，但是前面提到還是有分類錯誤的可能，那目前分類出來的 11 次及 8 次是否都是正確的？	兩場颱風之事件已經過人為判釋，皆屬於崩塌事件訊號。
20	地動訊號之速度為那一個方向(垂直或水平)? 振幅差異性(2、3、4 章)頗大 mm/s~2000m/s 是否有誤? 請查核。	本計畫進行事件偵測時所使用之地動訊號皆為垂直向，已增加文字描述於報告書第 2-1 頁。報告書內之地動訊號振幅數值為誤植，已全數更改為正確數值。
21	是否可由地動訊號回推崩塌位置? 如可以，其運算方式為何? 請補充。	本案使用之訊號振源定位法在報告書第 2-25 頁。
22	本案所用之特徵值一詞，與數學上所用之「特徵值」是否相同?	否，本案之「特徵值」單純指能夠反應訊號特徵差異之數值，與數學上使用之「特徵值(eigenvalue)」不同。
23	圖 4.6 之累積雨量，是以有效累積雨量? 或其求得方法為何?	圖 4.6 之雨量為雨量站累積雨量，是以南部山區 3 個雨量站之時雨量取平均過後求得之累

		積雨量，已增加文字描述於報告書第 4-7 頁。
24	本案是個相當前瞻的研究。期中報告就已經有明確辨識成果。值得肯定	感謝委員肯定。
25	建議未來看有無進一步釐清崩塌規模？才能辨識出來？	感謝委員建議，目前已嘗試比對崩塌訊號之地表速度及包絡線面積等數值及崩塌面積、坡度間的關係，其結果顯示崩塌訊號與規模間雖存在正相關，但還無法有效直接運用訊號回推規模，本團隊會繼續努力進行相關研究。
26	報告書第 2-30 頁混淆矩陣，TP 名詞解釋重複。	感謝委員指正，已修正於報告書第 2-23 頁。
27	報告書第 3-19 頁建議將崩塌地點標示出來，呈現崩塌與雨量間之關係。	感謝委員建議，已標示崩塌地點。

附錄五、期末審查意見回覆

編號	委員意見	執行單位回覆
1	<p>小林村之案例，離小林村較近之 RLNB 測站反較 YHNB 較遠測站無法觀測到訊號，何故？實務上之應用，此等現象是否影響崩塌點位發生與否之判釋？而篩選之 11 個測站，是否即為最佳測站？</p>	<p>地震儀接收到的訊號會受到地震儀本身的品質、設站位置(周圍有無噪訊源)、地下構造等因素影響，因此本研究已對 BATS 測站進行人工篩選，挑出適合用在崩塌訊號判釋的 11 個測站，而後續的振源定位也只使用這 11 個測站中有接收到崩塌訊號的測站。</p>
2	<p>SI 值已是各觀測值之變異係數的平方根，以之再分析 μSI、σSI、SIR 等，是否具有物理意義或統計意義？</p>	<p>因 SI 值反映的是振幅變化的程度，因此當 5 分鐘窗格內的 μSI 值越大，代表該窗格內的訊號變動幅度越大，同理 σSI 及 SIR 值也會隨著振幅變化程度增加而上升。</p>
3	<p>崩塌發生在短暫延時，是否可以一定之時間域作門檻值，釐清噪訊與崩塌之差異？</p>	<p>本計畫目前使用之研究方法為固定窗格偵測，且地動事件有可能會被偵測窗格裁切而無法有效計算事件長度，因此事件延時較不適用於本計畫。</p>

4	建議表 2.4、2.5、2.6、2.7 可以合成一個表較容易比對其差異與相關性。	感謝委員建議，已將表格整合於表 2.3。
5	報告書第 2-6 頁前處理後進行 1-5Hz 濾波?報告書第 2-20 頁頻率域分析不進行 1-5Hz 濾波?	本計畫只有在計算時間域特徵值時對訊號做 1-5Hz 頻段的濾波，計算頻率域特徵值時則未濾波，已增加文字描述於報告書第 2-6 及 2-9 頁。
6	報告書第 2-18 頁取最大振幅 0.2 為門檻，是否有測試而定或參考別人之數值?	本計畫參考 Provost et al. (2018) 之研究，取最大振幅之 0.2 倍做為門檻值。
7	報告書第 3-29 頁如何決定計算 AGV 之時間段?	本計畫使用 STA/LTA 事件偵測法界定事件開始與結束時間點，其門檻值分別為為 1.5 倍及 1.0 倍噪訊值，已增加文字描述於報告書第 3-29 頁。
8	演算法測試以相同樣本測試 22 種機器學習演算法，而選用判釋度較高之方法，固然是一種選擇。但若以另一組測試樣本，是否會有相同結果?宜有進一步之討論。	本計畫在測試及建立分類器時皆使用 5 重交叉驗證，因此在訓練模型的過程中已達到使用不同資料庫測試的效果。

9	<p>本案能善用機械學習的技術，能對崩塌判定有所助益，已達實用之階段。</p>	<p>感謝委員肯定。</p>
10	<p>對地動引發條件做區隔，是很重要的部分，可以持續透過學習再驗證。</p>	<p>崩塌類型目前難以由遙測影像判斷，所以引發地動訊號的條件在目前的確難以區分。承委員建議，若能持續收集各類崩塌地動訊號引發之條件，確有機會透過機器學習進行分類辨識，本團隊會繼續努力進行相關研究。</p>
11	<p>報告書第 2-3 頁的小林崩塌事件的訊號，建議可加強說明訊號代表的意義。</p>	<p>感謝委員建議，已新增說明於報告書第 2-1 頁。</p>
12	<p>報告書第 3-4、3-5 頁，地震訊號誤判的部分，因為地震訊號人為判斷都很明顯，報告中用表 3.7 接近表 2.6，為什麼？如何改善？</p>	<p>地震訊號被誤判為崩塌的案例為氣象局地震目錄中規模小於 2.0 的地震，這些事件的 P 波、S 波大多不明顯且振幅相對較小，因此計算出的特徵值較易與崩塌訊號混淆。而將表 3.7 與訓練樣本之特徵值數值比較是為了呈現分類器在判斷這些事件時，特徵值與資料庫內的地震樣本較接近。</p>

13	<p>報告書第 3-31 頁第 8 節，建議針對採用的崩塌案例做基本說明，例如分布(空間、時間)、大小。</p>	<p>感謝委員建議，已新增於報告書第 3-31 頁。</p>
14	<p>表 1.2 所示採 446 個非崩塌樣本作訓練，本計畫何以未採取對照組作訓練？其噪訊是何種訊號？能否判釋？</p>	<p>本計畫在建立分類器時希望資料庫內之崩塌、地震及噪訊 3 種類別訊號的樣本數相同，才能較好的反應分類器的正確度。本計畫使用之噪訊為無任何事件發生時的環境噪訊，而吳昱杰(2018)使用之非崩塌訊號為除了崩塌訊號以外之訊號皆歸類為噪訊(包含環境噪訊及地震)。</p>
15	<p>同一時間有多處崩塌發生，能否分別定位之？</p>	<p>若多個崩塌事件之訊號疊加在一起，以目前的方法無法進行有效的定位。</p>
16	<p>報告書第 3-28 頁第七節，嘗試利用訊號分類，應用在崩塌類型及規模評估，是一個令人期待的方向，雖然目前仍未有具體的結論，但仍值得持續。</p>	<p>感謝委員肯定與建議，本團隊會繼續努力進行相關研究。</p>
17	<p>報告書第 4-9 頁崩塌定位結果，有許多定位在海上，是一定錯</p>	<p>此處之崩塌點位為嘗試將崩塌訊號進行定位，尚未做配對，由</p>

	<p>的，那陸上的就對嗎？其他崩塌事件定位的正確性如何確定？</p>	<p>於台灣本島南北狹長，地震測站分布也趨近於南北走向，因此在做震源定位時東西向上較難收斂，若定位在東部近海之事件也會與陸上之崩塌進行配對。</p>
18	<p>報告書第 4-9 頁有 29 個定位於海上，是否確定為海底山崩，或有誤判之可能？</p>	<p>承上題，此處為定位點而非配對點，因此還沒定義該處為何種崩塌，在後續崩塌配對上，除了定位在陸地上的崩塌，也會將定在東部近海的 9 個崩塌做配對。</p>
19	<p>土壤雨量指數，水筒模式在國內有部分學習有研究過，建議可以多參考，擴大研究的成果。</p>	<p>本計畫目前是參考陳樹群等人(2013)之水桶模型，會嘗試參考其後續研究或是林聖恩等人(2017)之水桶模式做本研究雨量參數之精進。</p>
20	<p>對模式驗證，常採用莫拉克風災的紀錄，應特別注意超大的降雨紀錄，是否適用各種條件下的發生門檻，可再持續研究。</p>	<p>分類器有使用 2015 年蘇迪勒颱風做為非極端事件的驗證，而降雨門檻的部分若將莫拉克颱風的事件去除，會減少將近 1/2 的事件數量，因此還是有保留的必要，且因莫拉克颱風屬於極端降雨事件，在計算雨量門</p>

		<p>檻時也同時有考慮其他年度相對較小的颱風事件，因此雨量門檻不會因為莫拉克風災事件而拉高。</p>
21	<p>報告書第 3-20 頁第三章第六節 2018、2019 年的崩塌事件文字與圖不符，例如 2019-4、2019-5 落在降雨集中，但是圖 3.15 中 2019-4 在海上，2019-5 沒有降雨，圖 3.16 中 2019-4 的雨量是那一站？</p>	<p>此處白鹿颱風之雨量應同時考慮崩塌發生前日的降雨，如 2019-004 之崩塌發生在 8 月 25 日，而 8 月 24 日在花蓮地區有大量降雨；2019-005 之崩塌發生在 8 月 26 日，而 8 月 25 日在高屏地區也有大量的降雨。2019-004 崩塌使用之雨量站為花蓮蕃薯寮站。</p>
22	<p>2001-2019 年的颱風、豪雨事件崩塌，在 2001 年的崩塌事件，會因為 1999 年 921 地震太近，分析降雨的影響，不容易單獨視為降雨的影響。建議這些資料的重點在於可以正確指出時間後的差異是什麼？</p>	<p>在前期計畫(107 年)中有討論過 1999 年 921 地震及 2009 年莫拉克颱風對於降雨門檻的影響，為了避免內容過於重複，因此在今年的報告書中沒有特別對這方面做描述。</p>
23	<p>報告書第 3-31 頁雨量分析有 25 個累積雨量未達 500mm，建議再考量此類是否現地可能為崩塌擴大，予以分類區隔，以訂出</p>	<p>此 25 個崩塌皆為原有崩塌地再擴大，因前期計畫有對這部分做過討論，此次不再說明。</p>

	更合理降雨觸發大規模崩塌的降雨條件。	
24	有關結論提出 I-D-QC 法門檻曲線公式及 SWI-D 門檻值等研究成果，建議再針對成果提出預警操作之構想，俾利往後年度嘗試及探討可行性。	感謝委員肯定與建議，未來若能結合雨量預測去推估達到促崩雨量門檻的時間，則能整合成有效進行崩塌預警之系統。
25	英文摘要有字母遺漏，時態不一致及文法不正確等，請檢視。	感謝委員指正，已修正於報告書第 II 頁。
26	崩塌引發地動訊號，對崩塌發生與判定有其一定之意義，相關技術值得推動與深入研究。	感謝委員肯定。
27	結論項目多，可否整合或部分改為建議事項。	感謝委員建議，已將結論做整合並新增兩點建議。
28	本報告能提出辨識指標，並進行自動判釋，且有不錯之正確度，值得肯定。但報告內容尚有需要修訂之處，尤其資料處理部分，可再加強。	感謝委員肯定。還請委員明確告知資料處理部分何處仍需加強，本團隊必定改進。
29	英文摘要第一段最後二行，建議如中文摘要比較清楚。	感謝委員建議，已修正於報告書第 III 頁。
30	報告書第 1-6、1-7 頁 Tian and Wang (2002) ; Benitez et al. (2007)與參考文獻不符。	感謝委員指正，已修正表 1-1 與參考文獻 16。

31	參考文獻之格式不一致，應統一。	感謝委員指正，已將參考文獻格式統一，其中部分文獻並無標記頁數，因此無法補上。
32	報告書第 2-6 頁時間窗格為 5 分；成果效益報告第 3 頁六(一)2 中為 3 分；報告書第 2-17 頁為 5 秒？	報告書第 2-6 頁之 5 分鐘時間窗格為訓練樣本之訊號長度，而報告書第 2-10 之 5 秒鐘時間窗格為計算 PSD 時使用的參數，兩者所代表的涵義不同。成果效益報告內之 3 分鐘為誤植，已修正為 5 分鐘。
33	報告書第 1-8 頁時間規模改為延時規模(M_D)。	感謝委員建議，已修正。
34	報告書第 1-9 頁表 1.2 有正確度，但至報告書第 2-32 頁才有定義正確度。	已於報告書第 1-5 頁補上正確度之定義。
35	報告書第 3-20 頁倒數第 6 行列小於 350mm，要到報告書第 3-31 頁才知道有此標準。	已於報告書第 3-20 頁補上 350mm 為中央氣象局大豪雨之定義標準。
36	報告書第 3-28 頁 Lin et al. (2015)是否為文獻之 Lin et al. (2010)？	非同一篇，另有一篇 Lin et al. (2015)，已於參考文獻中補正。
37	因為是延續性的研究，因此有些報告文字有許多的英文簡	MA、SI、LQAD、STA/LTA、PSD、RPSD、F1 已改中文。

	寫，建議為了閱讀方便，仍需中文或全名，例如 MA、SI、LQAD、STA/LTA、PSD、F1 等。	
38	本計畫訓練樣本計選用 642 樣本，於表 2.2 及表 2.3 列出，另附錄一及附錄二又有崩塌資料，其是否也在 642 樣本中，可於報告中說明或一併改列在附錄中整體呈現。	報告書表 2.2 及表 2.3 所列之目錄為建構分類器所用的訓練樣本，而附錄之地動事件目錄為驗證分類器用的人為判釋之事件目錄，兩者為不同的內容。表 2.2 及表 2.3 已改放至附錄。

附錄六、公文

檔 號：

保存年限：

國立成功大學 函

機關地址：701 臺南市東區大學路1號
聯絡人：林冠璋
聯絡電話：06-2757575#65424
電子信箱：guantor@gmail.com

受文者：地球科學系林冠璋助理教授

發文日期：中華民國108年2月1日

發文字號：成大理院字第1082200161號

速別：速件

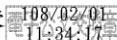
密等及解密條件或保密期限：

附件：如主旨

主旨：檢送貴局補助本校地球科學系林冠璋助理教授辦理「崩塌地動訊號自動化辨識技術精進及其應用之研究」計畫契約書正本2份及副本7份，請簽署後寄還本校正本1份，餘請抽存，請查照惠復。

正本：行政院農業委員會水土保持局

副本：本校地球科學系林冠璋助理教授



裝
訂
線



檔 號：

保存年限：

國立成功大學 函

機關地址：701 臺南市東區大學路1號
聯絡人：林冠璋
聯絡電話：06-2757575#65424
電子信箱：quantor@gmail.com

受文者：地球科學系林冠璋助理教授

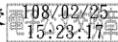
發文日期：中華民國108年2月25日
發文字號：成大理院字第1082200236號
速別：普通件
密等及解密條件或保密期限：
附件：如文

主旨：檢送貴局補助本校地球科學系林冠璋教授執行之「崩塌地動訊號自動化辨識技術精進及其應用之研究」（計畫編號：108農科-10.10.1-保-S1），第1期經費新臺幣30萬元整收據(成大收字第891號)1紙，請查照惠撥。

說明：旨揭款項請撥入臺灣銀行臺南分行，帳號00903607114-1「國立成功大學401專戶」，統一編號69115908。

正本：行政院農業委員會水土保持局

副本：本校地球科學系林冠璋助理教授



裝
訂
線



檔 號：

保存年限：

國立成功大學 函

機關地址：701 臺南市東區大學路1號
聯絡人：林冠璋
聯絡電話：06-2757575#65424
電子信箱：quantor@gmail.com

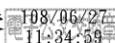
受文者：地球科學系林冠璋助理教授

發文日期：中華民國108年6月27日
發文字號：成大理院字第1082201058號
速別：普通件
密等及解密條件或保密期限：
附件：如文

主旨：檢送本校地球科學系林冠璋副教授辦理貴局108年度科技計畫「崩塌地動訊號自動化辨識技術精進及其應用之研究」期中報告書及期中摘要報告各10份，請查照惠復。

正本：行政院農業委員會水土保持局

副本：本校地球科學系林冠璋副教授



裝

訂

線



檔 號：

保存年限：

國立成功大學 函

機關地址：701 臺南市東區大學路1號
聯絡人：林冠璋
聯絡電話：06-2757575#65424
電子信箱：quantor@gmail.com

受文者：地球科學系林冠璋副教授

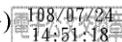
發文日期：中華民國108年7月24日
發文字號：成大理院字第1082201234號
速別：普通件
密等及解密條件或保密期限：
附件：如文

主旨：檢送貴局補助本校地球科學系林冠璋副教授執行之「崩塌地動訊號自動化辨識技術精進及其應用之研究」（計畫編號：108農科-10.10.1-保-S1），第2期經費新臺幣40萬元整收據(成大收字第4290號)1紙及會計報表1式2份，請查照惠撥。

說明：旨揭款項請撥入臺灣銀行臺南分行，帳號00903607114-1「國立成功大學401專戶」，統一編號69115908。

正本：行政院農業委員會水土保持局

副本：本校地球科學系林冠璋副教授、主計室第三組(含附件)



裝
訂
線



正本

檔 號：
保存年限：

行政院農業委員會水土保持局 函

地址：54044南投市中興新村光華路6號
承辦人：李憲昆
電話：049-2347518
傳真：049-2394209
電子信箱：agrikuen99@mail.swcb.gov.tw

701
臺南市東區大學路1號

受文者：國立成功大學

發文日期：中華民國108年2月14日
發文字號：水保防字第1081830894號
類別：普通件
密等及解密條件或保密期限：
附件：如主旨

主旨：檢送貴我雙方簽訂之「崩塌地動訊號自動化辨識技術精進及其應用之研究」（108農科-10.10.1-保-S1）科技計畫契約書正、副本各1份，請查照。

說明：依據行政院農業委員會一般農業科技計畫補助作業要點暨貴校108年2月1日成大理院字第1082200161號函辦理。

正本：國立成功大學
副本：本局綜合企劃組(契約書副本1份)、本局主計室(契約書副本1份)、本局土石流防災中心(契約書副本4份)(均含附件)

局長李鎮洋

本校為因應行政程序法之施行自民國九十年九月一日起收發人員對以掛號送達之信件應注意郵戳之保留，承辦人員應將本件公文之信封附卷存摺隨文歸檔

078307

國立成功大學 理學院 林冠璋
108/12/02 10:48

第1頁 共1頁

國立成功大學 108年2月18日
1080000875

檔 號：

保存年限：

行政院農業委員會水土保持局 函

機關地址：54044南投市中興新村光華路
6號
承辦人：李憲昆
電話：049-2347518
傳真：049-2394209
電子信箱：agrikuen99@mail.swcb.gov.tw

受文者：國立成功大學(地球科學系林助理教授冠璋)

發文日期：中華民國108年3月4日
發文字號：水保防字第1081831287號
速別：普通件
密等及解密條件或保密期限：
附件：無

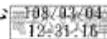
主旨：撥付本局補助貴校辦理「崩塌地動訊號自動化辨識技術
精進及其應用之研究」科技計畫第1期款新臺幣30萬元
整，款由財政部國庫署逕匯貴校指定帳戶，請查收。

說明：

- 一、依據貴校108年2月25日成大理院字第1082200236號函辦理。
- 二、依據旨案契約書第4條第1款，契約生效後撥付第1期款（計畫總金額30%），後續工作仍請依契約書規定辦理。

正本：國立成功大學(地球科學系林助理教授冠璋)

副本：本局主計室、本局綜合企劃組、本局土石流防災中心



檔 號：

保存年限：

行政院農業委員會水土保持局 開會通知單

受文者：國立成功大學(地球科學系林副教授冠璋)(僅含議程)

發文日期：中華民國108年6月28日

發文字號：水保防字第1081834472號

速別：普通件

密等及解密條件或保密期限：

附件：本案期中報告書、期中摘要報告、會議議程與發言單1份(ATTCH1 期中審查會議議程.pdf、ATTCH2 期中審查會議發言單.pdf)

開會事由：召開「崩塌地動訊號自動化辨識技術精進及其應用之研究」案期中審查會議

開會時間：108年7月15日(星期一)下午2時

開會地點：本局第二會議室(南投市中興新村光華路6號)

主持人：尹副總工程司兼主任孝元

聯絡人及電話：李憲昆049-2347518

出席者：游委員繁結、周委員憲德、陳委員天健、張委員志新、鐘委員啟榮、黃委員效禹、國立成功大學(地球科學系林副教授冠璋)(僅含議程)

列席者：

副本：本局局長室、本局總工程司室、本局秘書室、本局土石流防災中心

備註：

- 一、檢附本案期中報告書、期中摘要報告、會議議程與發言單1份，請攜帶與會。
- 二、請國立成功大學準備電腦及簡報資料，並針對所提供期中報告書進行20分鐘簡報。
- 三、為響應紙杯減量，請自備環保杯。

108/06/28
17:10:45



SWCB(103.07 月版)

「崩塌地動訊號自動化辨識技術精進及其應用之研究」案期中 審查會議議程

壹、會議時間：108 年 7 月 15 日(星期一)下午 2 時

貳、會議地點：本局第二會議室

參、主持人：尹副總工程司兼主任孝元

肆、出(列)席單位人員：

伍、主席致詞：

陸、報告事項：

案由：「崩塌地動訊號自動化辨識技術精進及其應用之研究」案
期中報告書，報請公鑒。

說明：

- 一、依據契約書第 4 條規定辦理。
- 二、本科技計畫案依契約書所提，應辦事項如下：
 - (一)地動訊號自動化辨識指標計算及篩選。
 - (二)訊號分類機器學習模型測試。
 - (三)訊號分類結果應用於崩塌類型或規模評估。
 - (四)大規模崩塌促崩降雨門檻修正。
- 三、查本科技計畫案廠商於本階段審查時須完成工作為：
 - (一)完成地表震動紀錄在時間域及頻率域中之特徵值計算。
 - (二)討論各項指標應用於地動訊號分類之效果。

決定：

柒、受委託單位簡報：

捌、委員審查：

玖、臨時動議：

拾、散會：



檔 號：

保存年限：

行政院農業委員會水土保持局 函

機關地址：54044南投市中興新村光華路
6號

承辦人：李憲昆

電話：049-2347518

傳真：049-2394209

電子信箱：agrikuen99@mail.swcb.gov.tw

受文者：國立成功大學(地球科學系林副教授冠璋)

發文日期：中華民國108年7月17日

發文字號：水保防字第1081866856號

速別：普通件

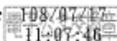
密等及解密條件或保密期限：

附件：如主旨(ATTCH1 期中審查會議簽到單.pdf、ATTCH2 崩塌地動期中審查會議紀錄-v2.pdf)

主旨：檢送本局108年7月15日「崩塌地動訊號自動化辨識技術精進及其應用之研究」案期中審查會議紀錄1份，請查照。

正本：游委員繁結、周委員憲德、陳委員天健、張委員志新、尹委員孝元、鐘委員啟榮、黃委員效禹、國立成功大學(地球科學系林副教授冠璋)

副本：本局土石流防災中心



裝

訂

線



SWCB(103.07 月版)

行政院農業委員會水土保持局
「崩塌地動訊號自動化辨識技術精進及其應用之研究」案期
中審查會議紀錄

壹、時間：108 年 07 月 15 日(星期一)下午 2 時

貳、地點：本局第二會議室

參、主持人：尹副總工程司兼主任孝元（黃科長效禹代）

紀錄：李憲昆

肆、出(列)席單位人員：詳簽到簿。

伍、受委託單位簡報：略。

陸、審查意見：如後附件。

柒、結論：

一、請國立成功大學參照與會人員相關意見辦理。

二、國立成功大學所提期中報告書與期中摘要報告，經審查通過，同意依契約書規定撥付第 2 期款。

三、請國立成功大學依契約書規定於 108 年 11 月 5 日以前提出期末報告書，俾利召開期末審查會議。

捌、臨時動議：無

玖、散會：下午 15 時 30 分



「崩塌地動訊號自動化辨識技術精進及其應用之研究」案期中審查
會議與會人員綜合意見

一、地動訊號自動化辨識指標計算及篩選：

- (一) 崩塌訊號與背景雜訊之尖峰頻率(圖 2.7)皆為 0.2-0.3 赫茲，請加以說明。
- (二) MA 之合適窗形時間距(圖 2)如何決定？
- (三) 崩塌地動訊號之強弱與測站距離之關係為何？請補充說明。
- (四) 背景值(noise)之來源包括哪些？
- (五) 目前用的指標有 24 項，建議進一步評估那些指標的鑑別好或壞？如果鑑別效果有限，也許排除。
- (六) SI 指標是否有機會做地震預警？
- (七) 報告書第 2-13 頁本研究使用的窗格長度 100 秒，是否足夠呈現崩塌？
- (八) 報告書第 2-6 頁各崩塌事件之詳細資料如崩塌面積建議可於附錄提供。

二、訊號分類機器學習模型測試：

- (一) 分類成果若分類錯誤之崩塌及地震事件，其屬性(如規模、距測站距離、類型...)等，有何特性。
- (二) 一崩塌案例，自訊號接收至判釋完成所需時間多久。
- (三) 分類模型之案例，是否包含莫拉克颱風之案例？建議訓練事件與驗證事件，不宜重複。
- (四) 已經辨識的事件，建議無法正確辨識事件，再分析是那些問題。
- (五) 地震事件是否能完全釐清無崩塌事件含在內？
- (六) 以機器學習來說，目前的個案數，是否足夠？
- (七) 特徵值對不同的事件有好與壞，在隨機森林演算法中，有無利用權重去改善？
- (八) 崩塌於地動訊號之最小偵測規模為何？另於新生崩塌或擴大之崩塌，甚至落石而已，其所獲得之訊號分辨是否均可判釋出。
- (九) 報告書第 3-15 頁圖 3.8 中為何將單一特徵值最佳或最差者去除所選或另 23 個特徵值產出效能影響均不大？
- (十) 是否有考量透過修正部分特徵值之判釋值來提高準確率。
- (十一) 分類模型已經被運用於 2018 年的兩場颱風，但是前面提到還是有分類錯誤的可能，那目前分類出來的 11 次及 8 次是否都是正確的？

三、綜合建議：

SWCB(103.07 月版)

- (一) 地動訊號之速度為那一個方向(垂直或水平)?振幅差異性(2、3、4 章)頗大 $\text{mm/s} \sim 2000\text{m/s}$ 是否有誤?請查核。
- (二) 是否可由地動訊號回推崩塌位置?如可以,其運算方式為何?請補充。
- (三) 本案所用之特徵值一詞,與數學上所用之「特徵值」是否相同?
- (四) 圖 4.6 之累積雨量,是以有效累積雨量?或其求得方法為何?
- (五) 本案是個相當前瞻的研究。期中報告就已經有明確辨識成果。值得肯定。
- (六) 建議未來看有無進一步釐清崩塌規模?才能辨識出來?
- (七) 報告書第 2-30 頁混淆矩陣,TP 名詞解釋重複。
- (八) 報告書第 3-19 頁建議將崩塌地點標示出來,呈現崩塌與雨量間之關係。



檔 號：

保存年限：

行政院農業委員會水土保持局 函

機關地址：54044南投市中興新村光華路
6號

承辦人：李憲昆

電話：049-2347518

傳真：049-2394209

電子信箱：agrikuen99@mail.swcb.gov.tw

受文者：國立成功大學(地球科學系林副教授冠璋)

發文日期：中華民國108年7月29日

發文字號：水保防字第1081835137號

速別：普通件

密等及解密條件或保密期限：

附件：無

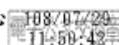
主旨：撥付本局補助貴校辦理「崩塌地動訊號自動化辨識技術精進及其應用之研究」科技計畫第2期款新臺幣40萬元整，款由財政部國庫署逕匯貴校指定帳戶，請查收。

說明：

- 一、依據貴校108年7月24日成大理院字第1082201234號函辦理。
- 二、依據旨案契約書第4條第1款，經期中評核通過、繳交期中摘要報告，且前期撥付款執行數超過60%，撥付本案第2期款（計畫總金額40%），後續工作仍請依契約書規定辦理。

正本：國立成功大學(地球科學系林副教授冠璋)

副本：本局主計室、本局綜合企劃組、本局土石流防災中心



檔 號：

保存年限：

行政院農業委員會水土保持局 開會通知單

受文者：國立成功大學(地球科學系林副教授冠璋)(僅含議程)

發文日期：中華民國108年11月8日

發文字號：水保防字第1081837491號

速別：普通件

密等及解密條件或保密期限：

附件：本案期末報告書、期末暨成果效益報告、會議議程與發言單1份(ATTCH1 期末審查會議議程.pdf、ATTCH2 期末審查會議發言單.pdf、ATTCH3 108年度期末暨成果效益報告(地動訊號).pdf)

開會事由：召開「崩塌地動訊號自動化辨識技術精進及其應用之研究」案期末審查會議

開會時間：108年11月22日(星期五)上午10時

開會地點：本局第二會議室(南投市中興新村光華路6號)

主持人：尹副總工程司兼主任孝元

聯絡人及電話：李憲昆049-2347518

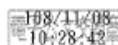
出席者：游委員繁結、蘇委員苗彬、張委員志新、溫委員國樞、鍾委員啟榮、黃委員效禹、國立成功大學(地球科學系林副教授冠璋)(僅含議程)

列席者：

副本：本局局長室、本局總工程司室、本局秘書室、本局土石流防災中心

備註：

- 一、檢附本案期末報告書、期末暨成果效益報告、會議議程與發言單1份，請攜帶與會。
- 二、請國立成功大學準備電腦及簡報資料，並針對所提供期末報告書進行20分鐘簡報。
- 三、為響應紙杯減量，請自備環保杯。



「崩塌地動訊號自動化辨識技術精進及其應用之研究」案期末
審查會議議程

壹、會議時間：108 年 11 月 22 日(星期五)上午 10 時

貳、會議地點：本局第二會議室

參、主持人：尹副總工程司兼主任孝元

肆、出(列)席單位人員：

伍、主席致詞：

陸、報告事項：

案由：「崩塌地動訊號自動化辨識技術精進及其應用之研究」案
期末報告書，報請公鑒。

說明：

- 一、依據契約書第 4 條規定辦理。
- 二、本科技計畫案依契約書所提，應辦事項如下：
 - (一)地動訊號自動化辨識指標計算及篩選。
 - (二)訊號分類機器學習模型測試。
 - (三)訊號分類結果應用於崩塌類型或規模評估。
 - (四)大規模崩塌促崩降雨門檻修正。
- 三、查本科技計畫案廠商於本階段審查時須完成工作為：
 - (一)訊號分類機器學習模型測試。
 - (二)訊號分類結果應用於崩塌類型或規模評估。
 - (三)大規模崩塌促崩降雨門檻修正。
 - (四)完成計畫所有工作。

決定：

柒、受委託單位簡報：

捌、委員審查：

玖、臨時動議：

拾、散會：



檔 號：

保存年限：

行政院農業委員會水土保持局 函

機關地址：54044南投市中興新村光華路
6號

承辦人：李憲昆

電話：049-2347518

傳真：049-2394209

電子信箱：agrikuen99@mail.swcb.gov.tw

受文者：國立成功大學(地球科學系林副教授冠瑋)

發文日期：中華民國108年11月26日

發文字號：水保防字第1081867029號

速別：普通件

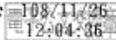
密等及解密條件或保密期限：

附件：如主旨(ATTCH1 期末審查會議紀錄.pdf、ATTCH2 期末審查會議簽到單.pdf)

主旨：檢送本局108年11月22日「崩塌地動訊號自動化辨識技術
精進及其應用之研究」案期末審查會議紀錄1份，請查
照。

正本：游委員繁結、蘇委員苗彬、溫委員國樑、張委員志新、尹委員孝元、鍾委員啟
榮、黃委員效禹、國立成功大學(地球科學系林副教授冠瑋)

副本：本局土石流防災中心



裝
訂
線



行政院農業委員會水土保持局
「崩塌地動訊號自動化辨識技術精進及其應用之研究」案期
末審查會議紀錄

壹、時間：108 年 11 月 22 日(星期五)上午 10 時

貳、地點：本局第二會議室

參、主持人：尹副總工程司兼主任孝元（鐘簡任正工程司啟榮代）

紀錄：李憲昆

肆、出(列)席單位人員：詳簽到簿。

伍、受委託單位簡報：略。

陸、審查意見：如後附件。

柒、結論：

一、請國立成功大學參照與會人員相關意見辦理後續工作。

二、貴校所提期末報告書，經審查通過，請於 108 年 12 月 10 日以前提送
成果報告書初稿 2 份，俟繳交正式成果報告書、期末暨成果效益報告
後再行撥付第 3 期款。

捌、臨時動議：無

玖、散會：上午 11 時 50 分



附件

SWCB(103.07 月版)

「崩塌地動訊號自動化辨識技術精進及其應用之研究」案期末審查
會議與會人員綜合意見

一、地動訊號自動化辨識指標計算及篩選：

- (一) 小林村之案例，離小林村較近之 RLNB 測站反較 YHNB 較遠測站無法觀測到訊號，何故？實務上之應用，此等現象是否影響崩塌點位發生與否之判釋？而篩選之 11 個測站，是否即為最佳測站？
- (二) SI 值已是各觀測值之變異係數的平方根，以之再分析 μSI 、 σSI 、SIR 等，是否具有物理意義或統計意義？
- (三) 崩塌發生在短暫延時，是否可以一定之時間域作門檻值，釐清噪訊與崩塌之差異？
- (四) 建議表 2.4、2.5、2.6、2.7 可以合成一個表較容易比對其差異與相關性。
- (五) 報告書第 2-6 頁前處理後進行 1-5Hz 濾波？報告書第 2-20 頁頻率域分析不進行 1-5Hz 濾波？
- (六) 報告書第 2-18 頁取最大振幅 0.2 為門檻，是否有測試而定或參考別人之數值？
- (七) 報告書第 4-10 頁短週期地聲計資料如何處理？倒數第 4 行說本計畫所採用的時間域特徵值可分類，如報告書第 2-20 頁有 1-5Hz 濾波。本計畫之資料處理流程所採用之特徵值處理是否需考慮不同頻帶？且表 4.6 如何自動判釋各山崩類型？
- (八) 報告書第 3-29 頁如何決定計算 AGV 之時間段？



二、訊號分類機器學習模型測試：

- (一) 演算法測試以相同樣本測試 22 種機器學習演算法，而選用判釋度較高之方法，固然是一種選擇。但若以另一組測試樣本，是否會有相同結果？宜有進一步之討論。
- (二) 本案能善用機械學習的技術，能對崩塌判定有所助益，已達實用之階段。
- (三) 對地動引發條件做區隔，是很重要的部分，可以持續透過學習再驗證。
- (四) 報告書第 2-3 頁的小林崩塌事件的訊號，建議可加強說明訊號代表的意義。
- (五) 報告書第 3-4、3-5 頁，地震訊號誤判的部分，因為地震訊號人為判斷都很明顯，報告中用表 3.7 接近表 2.6，為什麼？如何改善？
- (六) 報告書第 3-31 頁第 8 節，建議針對採用的崩塌案例做基本說明，例如分布(空間、時間)、大小。

2

第3頁，共7頁

- (七) 報告書第 4-12~4-15 頁原始波形與時頻圖，不易了解如何分類岩屑崩滑及落石？
- (八) 表 1.2 所示採 446 個非崩塌樣本作訓練，本計畫何以未採取對照組作訓練？其噪訊是何種訊號？能否判釋？

三、訊號分類結果應用於崩塌類型或規模評估

- (一) 同一時間有多處崩塌發生，能否分別定位之？
- (二) 報告書第 3-28 頁第七節，嘗試利用訊號分類，應用在崩塌類型及規模評估，是一個令人期待的方向，雖然目前仍未有具體的結論，但仍值得持續。
- (三) 報告書第 4-9 頁崩塌定位結果，有許多定位在海上，是一定錯的，那陸上的就對嗎？其他崩塌事件定位的正確性如何確定？
- (四) 報告書第 4-9 頁有 29 個定位於海上，是否確定為海底山崩，或有誤判之可能？

四、大規模崩塌促崩降雨門檻修正

- (一) 土壤雨量指數，水筒模式在國內有部分學習有研究過，建議可以多參考，擴大研究的成果。
- (二) 對模式驗證，常採用莫拉克風災的紀錄，應特別注意超大的降雨紀錄，是否適用各種條件下的發生門檻，可再持續研究。
- (三) 報告書第 3-20 頁第三章第六節 2018、2019 年的崩塌事件文字與圖不符，例如 2019-4、2019-5 落在降雨集中，但是圖 3.15 中 2019-4 在海上，2019-5 沒有降雨，圖 3.16 中 2019-4 的雨量是那一站？
- (四) 2001-2019 年的颱風、豪雨事件崩塌，在 2001 年的崩塌事件，會因為 1999 年 921 地震太近，分析降雨的影響，不容易單獨視為降雨的影響。建議這些資料的重點在於可以正確指出時間後的差異是什麼？
- (五) 報告書第 3-31 頁雨量分析有 25 個累積雨量未達 500mm，建議再考量此類是否現地可能為崩塌擴大，予以分類區隔，以訂出更合理降雨觸發大規模崩塌的降雨條件。
- (六) 有關結論提出 I-D-Qc 法門檻曲線公式及 SWI-D 門檻值等研究成果，建議再針對成果提出預警操作之構想，俾利往後年度嘗試及探討可行性。

五、綜合建議：

- (一) 英文摘要有字母遺漏，時態不一致及文法不正確等，請檢視。
- (二) 崩塌引發地動訊號，對崩塌發生與判定有其一定之意義，相關技術值得推動與深入研究。

SWCB(103.07 月版)

- (三) 結論項目多，可否整合或部分改為建議事項。
- (四) 本報告能提出辨識指標，並進行自動判釋，且有不錯之正確度，值得肯定。但報告內容尚有需修訂之處，尤其資料處理部分，可再加強。
- (五) 英文摘要第一段最後二行，建議如中文摘要比較清楚。
- (六) 報告書第 1-6、1-7 頁 Tina and Wang (2002); Benitez et al. 2007) 與參考文獻不符。
- (七) 參考文獻之格式不一致，應統一。
- (八) 報告書第 2-6 頁時間窗格為 5 分；成果效益報告第 3 頁六(一)2 中為 3 分；報告書第 2-17 頁為 5 秒？
- (九) 報告書第 1-8 頁時間規模改為延時規模(MD)。
- (十) 報告書第 1-9 頁表 1.2 有正確度，但至報告書第 2-32 頁才有定義正確度。
- (十一) 報告書第 3-20 頁倒數第 6 行列小於 350mm，要到報告書第 3-31 頁才知道有此標準。
- (十二) 報告書第 3-28 頁 Lin et al. (2015)是否為文獻之 Lin et al. (2010)?
- (十三) 因為是延續性的研究，因此有些報告文字有許多的英文簡寫，建議為了閱讀方便，仍需中文或全名，例如 MA、SI、LQAD、STA/LTA、PSD、F1 等。
- (十四) 本計畫訓練樣本計選用 642 樣本，於表 2.2 及表 2.3 列出，另附錄一及附錄二又有崩塌資料，其是否也在 642 樣本中，可於報告中說明或一併改列在附錄中整體呈現。