

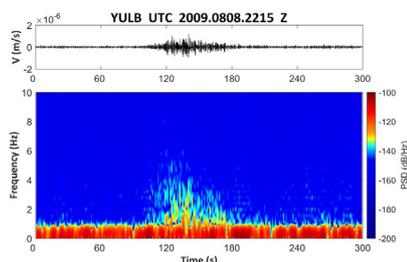
# 地工小百科

## AI 在山崩引致的地表振動訊號辨識上之應用

林冠璋\* 洪濤\*\*

### 一、前言

地球物理的研究早已發現，地震儀會記錄鄰近山崩發生時所產生的地表振動 (Kanamori et al., 1982; Suriñach et al., 2005)。山崩所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」；3. 時頻圖中山崩振動訊號的高能量區塊呈「三角型」(圖一)。山崩振動訊號在時間域上的波形特徵，以及頻率域上的能量分布狀態，便是將山崩訊號從連續的地震儀紀錄中分離出來的關鍵。以往在進行山崩的地動訊號辨識都是仰賴人工判釋，不僅曠日廢時，分析結果也會受到個人主觀判斷影響。



圖一 小林村崩塌引致的地表振動紀錄

人工智慧(Artificial Intelligence, 縮寫為 AI) 一詞是由麻省理工學院的 John McCarthy 於 1956 年在達特茅斯會議上提出的，廣義的泛指藉由透過電腦程式來呈現人類智慧的技術，終極目標則是要建構能夠達成類似或超越人類感知及反應能力的電腦。由於電腦運算科技的快速發展，AI 科技也開始廣泛運用於大量的地球物理觀測資料處理，尤其是針對連續地震儀紀錄的自動分類。因此若能利用山崩地動訊號的特徵，採用人工智慧技術建構出地動訊號分類模型，進行山崩訊號的自動辨識，便可以大量減少在判釋山崩振動訊號的時間及人力成本。

回顧近年來利用 AI 科技於山崩引致地表振動訊號的辨識與分類的研究，Esposito et al. (2006) 使用類神經網路建構義大利斯特隆

伯利火山島地區的監測模型，對火山活動、山崩及微震三種事件達到 97% 的分類正確度。Provost et al. (2017) 針對法國 Super-Sauze 崩塌地進行地表振動的監測，使用隨機森林演算法(RF)進行振動訊號的分類正確度達 93%。上述介紹的研究都已經顯示 AI 技術可以被運用到山崩地動訊號的自動辨識。

### 二、大規模崩場地動訊號辨識

2009 年莫拉克颱風期間驚人的累積雨量，在全台各地出現了超過 400 處以上面積大於 10 公頃的崩場地，國內對於大規模崩塌這種大型的坡地災害開始產生高度的關注及重視。而台灣現有的地震網是否可以運用於偵測大規模崩場所產生的地表振動，作為防救災應用科技呢？AI 科技中的機器學習演算法，便有可能實現這個目標。

本文將說明一套以地震、山崩、環境噪訊作為分類目標，所建構屬於台灣的大規模崩塌 AI 自動分類模型(圖二)。這套 AI 分類模型是利用台灣寬頻地震網的連續地表振動紀錄，搭配已知的歷史山崩與地震目錄，在計算出分類特徵值後，運用監督式機器學習中的隨機森林演算法所建立。在監督式分類演算法中，大量的訓練樣本是非常重要的，並且最好是各類樣本的數量比例一致，避免所建立之分類模型有偏重於某一類振動事件的狀況。

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模型的正確度及對於各種類事件的敏感度(Kohavi and Provost, 1998)。以混淆矩陣呈現台灣大規模崩塌 AI 分類模型之分類效果(表一)，顯示這套自動分類模型的整體正確度為 91.3%，其中對於山崩訊號的敏感度為 86.9%，準確度為 89.0%。三種訊號類別各自的敏感度及準確度也都達到 85% 以

\*成功大學地球科學系 \*\*成功大學土木工程學系

上，代表該分類模型確實可以成功辨別出大部分地動事件之間的差異。

AI 技術雖然已經可以成功從地表振動紀錄中找到大多數的山崩訊號，但錯誤分類的原因仍是值得深入探究的。某些山崩引致的地表振動振幅過小且持續時間短是主要導致無法正確分類為山崩的可能原因，而某些地震事件之振動紀錄的分類特徵值太接近山崩事件，則是造成錯誤分類的另一個可能原因。持續減少錯誤辨識是未來的目標，也才有機會將 AI 技術實現於坡地災害防救災的實務應用。

另外，AI 辨識技術只能應用於被地震儀記錄下的山崩事件，若崩塌規模較小或地震站距離崩塌太遠，甚或是地震儀所在地點的地質與地形效應不適合記錄山崩所產生的地動訊號，均可能導致 AI 辨識技術無用武之地。以 2009 年 8 月 8 日發生在隘寮南溪的一處山崩為例，其崩塌面積達 79 公頃，距離 230 公里的爺亨地震站依然能觀察到微弱的崩塌訊號。而 2010 年 4 月 25 日發生在國道三號 3.1K 處的崩塌之面積約為 1.42 公頃，距離 10 公里的五分山地震站可觀察到崩塌訊號(圖三)，但距離 18 公里的鞍部地震站則無法記錄下這個山崩的訊號。台灣現有寬頻地震測站網的密度約為 30 公里，對於較大型的山崩事件，目前的地震站密度應是足夠的。若想記錄下規模較小的山崩，則須要使用更密集的地震站網。

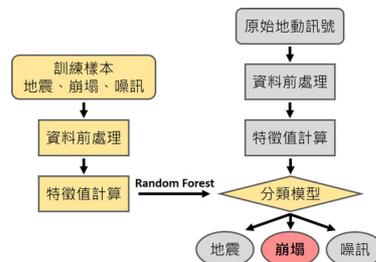
隨著大數據時代的來臨，累積更大量訓練樣本所建立的山崩 AI 自動分類模型將更加可靠。AI 自動分類也能用於回顧歷史山崩事件，獲取更準確的歷史山崩發生時間、持續時間、最大衝擊發生時間等資訊，便可能應用於檢討山崩發生的條件或機制，甚或是成為崩塌數值模擬之基本資訊。同時，AI 自動分類將可能運用於「近即時」偵測山崩的發生，加速山崩發生後的救災效率及擬定相關應變策略。

### 三、結論

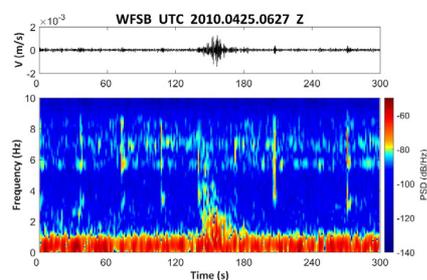
山崩產生的地表振動訊號可被鄰近地震儀記錄下來，且與地震事件的訊號在波形特徵及頻率特性上有顯著的差異，因此近年來地動訊號分類便成為快速偵測崩塌事件的新興防災科技。將 AI 科技中的機器學習技術應用到地動

表一 自動分類模型的混淆矩陣(林，2019)

		AI 辨識			敏感度
		山崩	地震	噪訊	
實際	山崩	186	25	3	86.9%
	地震	19	190	5	88.8%
	噪訊	4	0	210	98.1%
準確度		89.0%	88.4%	96.3%	91.3%



圖二 機器學習分類模型建立流程



圖三 國道三號3.1K崩塌引致的地表振動紀錄

訊號的自動判釋，藉由前期人工建立訓練樣本，一旦可靠的 AI 分類模型建構完成，便可快速且客觀的從連續的地震儀紀錄中辨識出山崩引發的地表振動。從山崩引致的地表振動紀錄進一步獲得如崩塌發生時間、持續時間、振幅大小推估崩塌規模，乃至振源定位，便能提供豐富的山崩災害防救災資訊。

### 參考文獻

- 林冠璋 (2019), 「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」, 行政院農業委員會水土保持局委託之研究成果報告。
- 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.
- 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.
- Kohavi, R., and Provost, F. (1998). "Confusion matrix." *Machine learning*, 30(2-3), 271-274.
- 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.
- 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.