



應用人工智慧模組於 流域集水區之雷達極化判釋

陳奕中／國立臺北科技大學資源工程所 博士班學生

陳柔妃*／國立臺北科技大學材料及資源工程系 助理教授

郭志禹／中央研究院應用科學研究中心 研究員

自從人工智慧圍棋程式「AlphaGo」屢屢戰勝棋王後，類神經網路以及深度學習技術成為眾所矚目的焦點。深度學習在遙感領域的應用日益廣泛，以目標物識別、土地覆被分類以及地表變異偵測等研究為主，利用機器學習工具發展不同影像來源之影像數據訓練，以做為進行廣域快速地表特徵變異之利器。隨著全球氣候變遷、極端災害事件頻傳，臺灣位於亞熱帶季風區、活躍的造山帶且地質材料破碎，經年累月受到颱風及地震等之自然災害侵襲，劇烈的地表作用造成大規模崩塌災害產生。為此，學術界以及相關主管機關長期投入坡地崩塌事件資料蒐集、致災因子評估與地質模型建置等工作，累積颱風、豪雨事件前後大量地表變異資料，提供深度學習在自動化崩塌判釋最佳之範例。本研究以旗山溪集水區為研究範圍，整合 ALOS 雷達與福衛光學影像，利用卷積神經網路學習工具進行自動化崩塌判釋。以莫拉克災前後光達數值地形，搭配福衛二號影像與航空照片，進行潛在大規模崩塌地形特徵判釋。配合卷積神經網路工具進行研究區域已發生之大規模崩塌區位目錄，進行福衛 2 號大規模崩塌之影像數據訓練。此外，利用日本太空總署 ALOS/PALSAR 衛星雷達雙偏極 HH 和 HV 影像，強化目標物在不同偏極電磁波之辨識能力，配合前述福衛 2 號判釋成果以及崩塌前後量體建立山崩面積-體積經驗迴歸公式，進行旗山溪流域地表變異分析。本研究包括：(1) 旗山溪流域福衛 2 號光學影像崩塌事件判釋成果與崩塌區位目錄；(2) 旗山溪流域 ALOS 雷達影像崩塌事件判釋成果與崩塌區位目錄；(3) 建立旗山溪流域歷次崩塌事件之卷積神經網路地表變異識別模式及圖像訓練資料庫。

前言

隨著全球氣候變遷、極端災害事件頻傳，臺灣位於亞熱帶季風區、活躍的造山帶且地質材料破碎，經年累月受到颱風及地震等之自然災害侵襲，劇烈的地表作用造成大規模崩塌災害產生。為此，學術界以及相關主管機關長期投入坡地崩塌事件資料蒐集、致災因子評估與地質模型建置等工作，累積颱風、豪雨事件前後大量地表變異資料，提供自動化崩塌判釋最佳之範例。

自從國人自主發展、發射福衛 2 號光學衛星以來，利用福衛 2 號進行地質災害相關研究已獲具體之成效^[1-3]。其中針對災害事件前後相關研究，劉正千等人^[4]，利用福衛 2 號影像在南亞海嘯事件，對印尼亞齊省進行衛星影像在地質災害特徵之分析研究。林慶偉等人^[5]利用福衛 2 號進行山區水位、流速，溪流底床力學參數推估等。劉守恆等人^[6]利用福衛影像發展之基因演算法用於自動輻射校正，以提高影像判釋成果。林恩如等人^[7]利用福衛 2 號高時空分辨率多光譜影像，進行自動化台灣全島崩場地判釋與災害分析，以及郭芳君^[8]運用高解析度衛星影像，進行自動判釋特定災害事件所誘發山崩等研究。

* 通訊作者，roufei@ntut.edu.tw

然而崩塌圈繪之依據主要利用事件前後影像特徵萃取，而光學影像往往受到天候條件影響而無法準確進行判釋。21 世紀以來，具有極化測量能力的極化雷達已成為主流趨勢，由於電磁波的極化對目標的介電常數、物理特性、幾何形狀和取向等比較敏感。透過不同收發極化組合下，量測地物目標的極化散射特性，可以提高成像雷達對目標各種信息的獲取能力，目前廣泛地運用在地質調查、土地利用和環境生態觀測等研究^[9-14]。

初步透過高精度地形資料之判釋與現地調查，可以篩選出台灣山區屬於深層重力邊坡變形的崩塌，惟具有地形特徵之潛在大規模崩塌，才有機會轉換成快速運動之災害性崩塌。一旦研判為崩塌區之數量與面積極為龐大，如何透過大數據分析與人工智慧學習，建立台灣山區崩塌事件與影像特徵資料庫？2017 年人工智慧圍棋程式「AlphaGo」首度戰勝圍棋棋王後，類神經網路以及深度學習技術成為眾所矚目的焦點。

為瞭解台灣崩塌圖像特徵，本研究擬利用光學影像判釋、雷達極化分析以及卷積神經網路（Convolutional Neural Networks, CNN）等技術，針對目前已判釋出之潛在大規模崩塌來進行分析，藉以評估這類崩塌的圖像特徵。這些特徵會捕捉衛星影像中的共通要素，以崩塌判釋為例，為了計算整張影像裡有多少符合崩塌特徵，並創造了一套篩選機制其數學原理被稱為卷積（convolution），也就是 CNN 的名稱由來^[15]。從 CNN 的原理可以計算時很耗運算資源，因此 CNN 另一個強大工具是池化（pooling），會在圖片上選取不同窗口（window），並在這個窗口範圍中選擇一個最大值，其功能為將一張張圖像池化成更小的圖片，可視為一個壓縮圖片並保留重要資訊的方法^[16-19]。

深度學習在遙感領域的應用日益廣泛，以目標物識別、土地覆被分類以及地表變異偵測等研究為主，利用機器學習工具發展不同影像來源之影像數據訓練，以為進行廣域快速地表特徵變異之利器，據以評估特定災害事件後區域環境之災損程度。針對災害事件發生後快速進行崩塌判釋，強化自動化崩塌判釋的科學證據，同時有助於後續政府相關單位進行崩塌影響範圍之圈繪。

研究目的

台灣主要地質災害分為兩類，一類為地震活動，地震主要是因斷層錯動而造成，地震有大有小，僅有部分一些大地震會造成重大傷亡，機率上並不常發生；而另

一類則是無處不在的山坡地的潛在崩塌，台灣地質條件複雜，加之全年充沛降水，全台坡地皆無法避免崩塌的威脅。若遇短時極端強降水，極可能誘發大規模山崩。以高雄獻肚山山崩為例，2009 年莫拉克颱風帶來之強降水，使邊坡土壤含水量達到飽和、誘發大規模土石崩落，造成小林部落滅村及四百餘人罹難。

事實上，在重大災害發生後，外界往往無法立即知曉災區情況，亦無法立即進入災區勘察災情。隨著衛星遙測技術的發展，透過快速取得廣域影像來了解災區地表變形，成為一種安全且快速的方式。但往往在特定的颱風及降雨事件之後，山區受災地區天氣通常不佳，不利於光學衛星取得雲層覆蓋率低的影像，無法即時掌握崩場地範圍及現地現況；而雷達影像則較不受天候及雲層覆蓋影響，較能取得更多有效資料，更加適用於災後快速了解災區判釋及協助救援。

深度學習在遙感領域的應用日益廣泛，以目標物識別、土地覆被分類以及地表變異偵測等研究為主，利用機器學習工具發展不同影像來源之影像數據訓練，以為進行廣域快速地表特徵變異之利器，據以評估特定災害事件後區域環境之災損程度。針對災害事件發生後快速進行崩塌判釋，強化自動化崩塌判釋的科學證據，同時有助於後續政府相關單位進行崩塌影響範圍之圈繪。

本研究以莫拉克災前後光達數值地形，搭配福衛二號影像與前期潛在大規模崩塌地形特徵判釋進行比對，同時利用卷積神經網路工具進行研究區域已發生之大規模崩塌區位目錄，配合影響因子（差態化差異植生指標（NDVI）、岩體強度、坡度、坡向、高程、河道距離、構造距離、順向坡），進行福衛 2 號大規模崩塌之影像數據訓練。透過比對 2005 年及 2010 年光達數值地形判釋之大規模崩塌潛勢發生區位的成果，結合 2009 年莫拉克風災發生面積大於 10 公頃之崩塌資料，做為卷積神經網路自動化崩塌判釋模組之驗證。

同時，使用衛星雷達雙偏極 HH 和 HV 影像強化目標物在不同偏極電磁波之辨識能力，配合前期福衛 2 號判釋成果進行地表變異分析。此外，針對旗山流域分析 2006 年至 2009 年間 ALOS 衛星雷達影像極化影像之崩塌成果，評估大規模崩塌發生潛勢與大規模崩塌活動性之關係，另納入福衛 2 號及空載光達之卷積神經網路自動化崩塌判釋模組，透過崩塌事件、發生度與活動性三者間之關係進行比對分析，建構合理的自動化大規模崩塌劃設方法評估。

研究方法

大規模崩塌判釋與識別

本研究以旗山溪流試驗地區，整合 ALOS 雷達與福衛光學影像，利用卷積神經網路學習工具進行自動化崩塌判釋。第一年將以莫拉克災前後光達數值地形，搭配福衛二號影像與前期潛在大規模崩塌地形特徵判釋進行比對，同時利用卷積神經網路工具進行研究區域，比對 2005 年及 2010 年光達數值地形判釋之大規模崩塌潛勢發生區位的成果，結合 2009 年莫拉克風災發生面積大於 10 公頃之崩塌資料，做為卷積神經網路自動化崩塌判釋模組之驗證。

輔以日本太空總署 ALOS/PALSAR 衛星雷達影像，利用衛星雷達雙偏極 HH 和 HV 影像強化目標物在不同偏極電磁波之辨識能力，配合前期福衛 2 號判釋成果進行地表變異分析。利用 2009 年莫拉克風災後之 ALOS 衛星極化影像之崩塌成果，評估大規模崩塌發生潛勢與大規模崩塌活動性之關係。另納入福衛 2 號及空載光達之卷積神經網路自動化崩塌判釋模組，透過崩塌事件、發生度與活動性三者間之關係進行比對分析，建構合理的自動化大規模崩塌劃設方法評估。

在莫拉克風災於旗山流域所發生大規模崩塌均由 DSGSD 轉換而來之基礎下，本研究將潛在崩塌面積大於 10 公頃者為大規模崩塌潛勢區位之必要條件，利用 2005 年及 2010 年莫拉克颱風後之高精度光達數值地形產製日照陰影圖與坡度圖等資料進行判釋，配合前期判釋成果將歷次颱風事件，導入卷積神經網路自動化崩塌判釋模組，以找出具崩塌地形特徵的潛勢區位。

在大規模崩塌的發育過程中，地形上常存在一些地形特徵。大規模崩塌大致可以分為冠部、陷落區和隆起區，其主要特徵有主崩崖、次崩崖、冠部崩崖、冠部裂隙，反向坡與陷溝等線性構造如圖 1 所示 [20-26]。

福衛 2 號衛星為我國第 1 顆自主掌控之光學遙測科學衛星，因具有每日再訪之特性，可提供近乎即時之高解析度衛星影像，有利於掌握災害研判、救災工作等之時效性。本研究使用福衛二號全色態影像於崩塌特徵判釋，配合前人利用空載光達判釋潛在大規模崩塌之地形特徵，以旗山流域為例，萃取崩塌與光學影像之紋理特徵，以量化的方式探討監督式與非監督式分類的結果。同時經歷年崩塌事件前後影像置入卷積神經網路學習系統，建立客觀崩塌判釋標準。本研究同時使用前人使用 LiDAR 資料產製日照陰影圖和

坡度圖配合航照等相關資料，針對破壞之地形特徵進行判釋，配合崩塌事件前後福衛 2 號光學衛星影像，對於判釋崩塌更是有利 [27-29]，也更有機會觀察出潛在大規模崩塌之地形特徵。

ALOS/PALSAR 雷達極化分析

本研究使用日本太空總署 (Japan Aerospace Exploration Agency, 縮寫: JAXA) 於 2006 年 1 月發射 ALOS (Advanced Land Observing Satellite) 衛星雷達, PALSAR (Phased Array type L-band Synthetic Aperture Radar) 為 L 波段之雷達影像系統, 其 SAR 感測器發射電磁波的頻率為 1.27×10^9 赫茲, 波長距離為 23.62 公分, 平均軌道高度在赤道上為 691.65 公里, 軌道與赤道傾斜角為 98.16 度, 軌道週期為 46 天, 已於 2011 年 5 月除役。

ALOS 衛星屬於太陽同步衛星, 為日本地球觀測衛星計畫中, 負責針對陸地進行觀測的衛星, 其因具有雷達和光學觀測的特性, 而較不受天候影響。所承載的儀器包括星座追蹤系統、GPS 天線、軌道通訊天線、太陽能板, 以及三個遙測感應器, 分別為全色遙感立體測繪儀器 (PRISM: Panchromatic Remote-sensing Instrument for Stereo Mapping)、可見光和近紅外輻射計 (AVNIR-2: Advanced Visible and Near Infrared Radiometer type 2) 及雷達感測器 (PALSAR: Phased Array type L-band Synthetic Aperture Radar)。PALSAR 為合成孔徑雷達影像系統, 可獲取全天候影像 (圖 1)。

PALSAR 為延續 1992 年 JERS-1 之地球觀測任務而研發之新系統, 其具有多重觀測角度特性外, 其雷達為全極化 (fully-polarization) 系統, 為世界首例。全極化雷達不同於多極化雷達系統, 它除了紀錄 HH、VV、HV 強

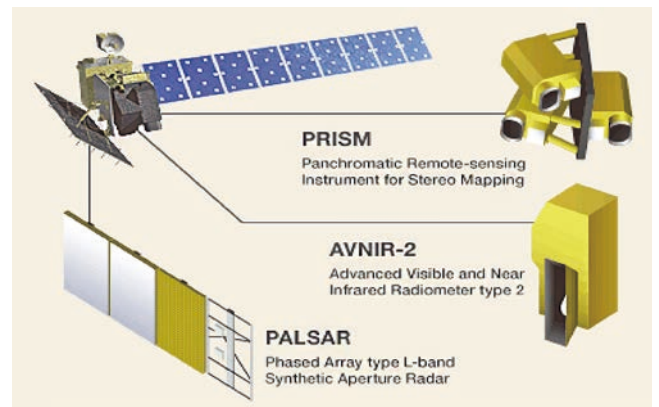


圖 1 日本 ALOS 衛星所承載之三項感測器

(資料來源: 日本 JAXA 網站 [30])

度反應之外，並紀錄各極化間之相位資訊，即可利用極化合成技術合成出各種不同的極化，進而對於目標物散射機制及目標辨識的應用上，提供相當豐富的特徵資訊。

衛星雷達回波強度 (intensity) 可構成灰階可視化影像，除了包含回波頻率、振幅以及相位等資訊，透過不同雷達極化方式可以強化地表特徵。所謂雷達極化就是電磁波在傳遞時，其方向和電場、磁場相互垂直，即代表電磁波的偏振方式。從空間傳播的特性來看，電場向量端點隨時間變化的軌跡為直線，稱之線極化，其中又分為水準極化和垂直極化^[31]。水準極化 (Horizontal polarization) 電場向量與入射面垂直，垂直極化 (Vertical polarization) 電場向量與入射面平行 (圖 2)。

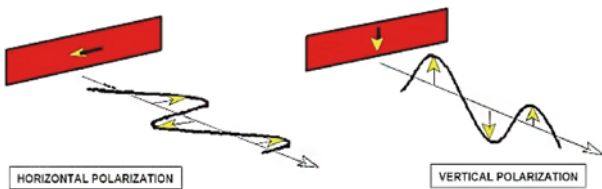


圖 2 極化雷達線極化示意圖
(資料來源: Freeman et al. [31])

常見雷達遙感系統可分為單極化、雙極化以及全極化三大類。單極化是指水平發射水平接收 (HH) 或垂直發射垂直接收 (VV)，用在多數的氣象衛星雷達亦稱為同向極化。雙極化是指在一種以上的發射模式，如水平發射垂直接收 (HV) 和垂直發射水平接收 (VH)，又稱為異向 (交叉) 極化模式。全極化技術難度最高，同時進行水平發射和垂直發射，也就是存在 HH、HV、VV、VH 四種極化方式^[32]。當衛星上同時發射水準極化和垂直極化波，採用雙極化正交接收天線，改變雷達發射天線的方向，就可以改變電磁波的極化方式。

本研究使用 ALSO/PALSAR 衛星雷達影像具有雙極化成像，其中 HH 偏極化影像針對二次散射特性的裸露地及人工建物較為顯著，例如房舍、道路以及橋樑等，而 HV 偏極化影像則是具有體散射特性的植被。透過雷達雙偏極化 HH 和 HV 影像融合，紫色 (R&B) 代表

HH 偏極化，綠色 (G) 代表 HV 偏極化影像，可強化目標物在不同偏極電磁波之辨識能力。以小林村獻肚山為例，利用 ALOS 衛星雷達多時序雙偏極 (HH、HV) 影像鑲嵌成果，配合 2009 年莫拉克颱風前後 SPOT 衛星影像，進行地表變異偵測分析。對照崩塌事件前後 HH 偏極化影像 (紫色) 及 HV 偏極化影像 (綠色) 之時空變化，由 SPOT 衛星影像指出 2008 年獻肚山尚未發生崩塌 (圖 3a)，從圖 3d 偏極化影像得到相同的結果。莫拉克風災後，2010 年 SPOT 衛星影像 (圖 3b) 及 HH 偏極化影像 (圖 3e)，皆可明顯觀察到崩塌裸露地。2015 年崩塌區 ALOS2 偏極化影像 (圖 3c) 由紫轉綠，則反映崩塌裸露區植生復育的現象 (圖 3f)。利用日本 JAXA 所提供 ALOS 衛星高精度的數據，可將雷達影像鑲嵌影像統一轉為臺灣大地坐標系統 TWD67 及 97，透過多時序的雷達影像鑲嵌資訊，配合卷積神經網路學習工具，將有助於達成地表變異偵測目的。

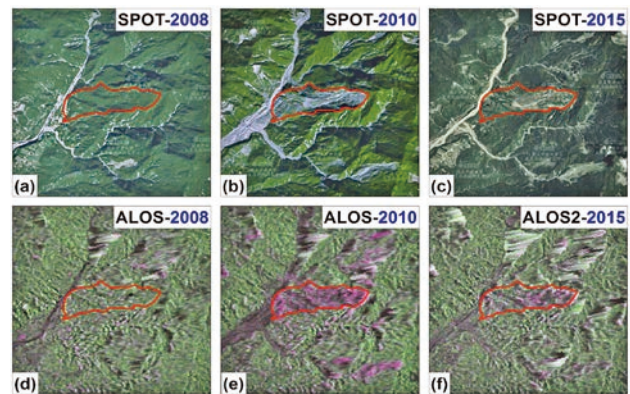


圖 3 小林村獻肚山大規模崩塌 SPOT 影像及衛星雷達雙極化影像圖

人工智慧學習模組

卷積神經網路 (Convolutional Neural Network) 簡稱 CNN，為一個或多個「層」所組成，包含卷積層 (convolutional layer)、池化層 (pooling layer)、全連接層 (fully connected layer) 及激活函數 (activation function)，該詳細流程架構如圖 4，圖像經過卷積層與池化層提取特

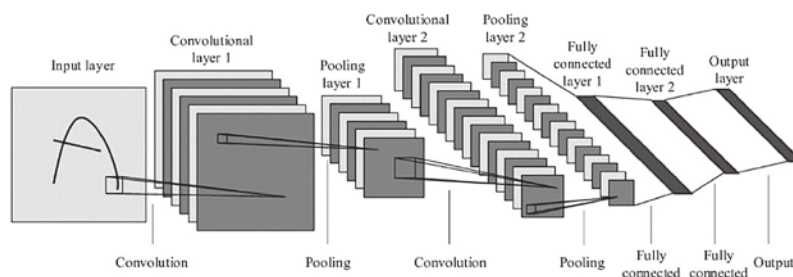


圖 4 卷積神經網路基本架構^[33]

徵及降低維度後，全連接層再利用提取到的特徵進行分類，激活函數將使層與層之間輸入及輸出成果為非線性，並使整體神經網路具較佳學習能力。由於 CNN 模式的發展以時俱進，表 1 目前常用神經網路模型。

表 1 常用神經網路模型

神經網路模型	作者	開發年份
LeNet	Yann LeCun	1998
AlexNet	Alex Krizhevsky	2012
VGG16、VGG19	Simonyan 和 Zisserman	2014
Inception V3	Szegedy 等人	2014
ResNet	He 等人	2015
Xception	François Chollet	2016

以下針對 CNN 分層計算與方法論原理進行說明：

卷積層 (Convolutional Layer)：卷積層藉由經訓練之卷積核 (Kernel)，再經由圖像進行運算並萃取影像局部特徵，卷積層是透過數個經過訓練的卷積核 (Filter/Kernel) 於圖片上進行卷積運算 (圖 5)，提取圖片的局部特徵，而卷積運算是原始圖像與卷積核逐元素做乘法再加總為一個值。

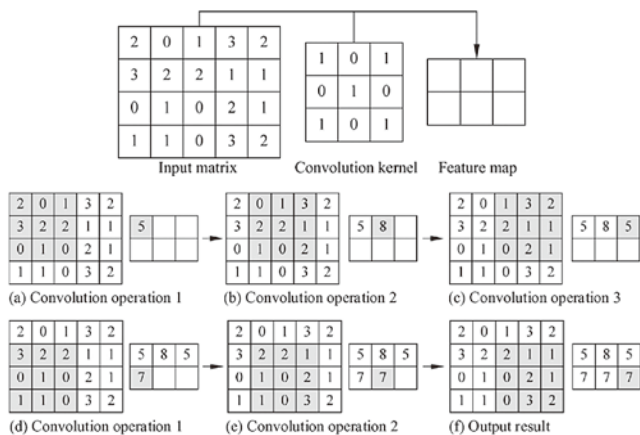


圖 5 卷積層數值運算與取樣模式 [33]

池化層 (Pooling Layer)：池化層之目的為降低維度並預防過度擬合之情形，藉由該層之設定可減少過度雜訊之干擾。池化層使用移動視窗對特徵做局部運算，常用之池化層主要有最大池化 (Max Pooling)、平均池化 (Average Pooling)，最大池化是在滑動窗口中的局部數值當中挑出最大值 (如圖 6 所示)。

全連接層 (Fully Connected Layer)：全連接層主要將各池化運算後之運算成果進行分類並經由平坦化 (Flatten) 後輸入到全連接層，最後連接於神經網路架構，且各層神經元彼此相連接，各連接獨立且具相異的權重值 (圖 7)。

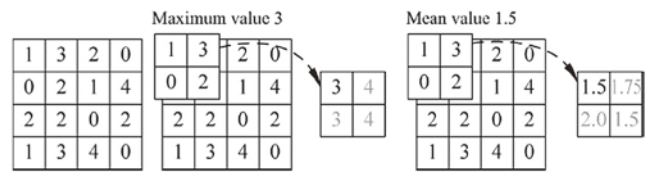


圖 6 池化運算原理與模式 [33]

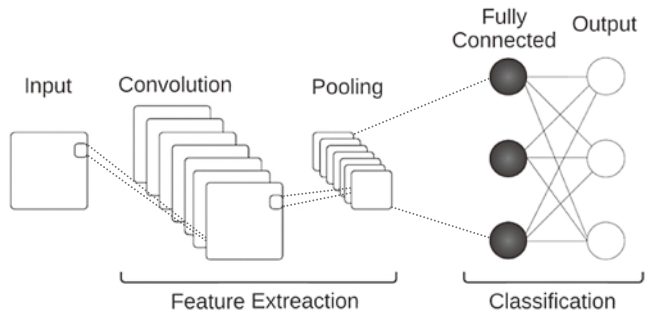


圖 7 全連接層基本原理與運算 [34]

激活函數 (Activation Function)：激活函數之功能主要引入非線性函數，作為使層與層之間關聯性更能符合自然情境中非線性分類。常見的激活函數有 Sigmoid 函數、tanh 函數以及整流線性單位 (Rectified Linear Units, ReLU) 函數。其中 Sigmoid 函數定義其輸出介於 0 ~ 1，當輸入值偏大或偏小將使輸出值變化小；tanh 函數定義輸出介於 -1 ~ 1；ReLU 函數定義輸入值為正則輸出該值大小，若為負數則輸出為 0，該分段線性之特性，可避免梯度消失問題。一般影像辨識常以 ReLU 作為激活函數，該函數可克服 Sigmoid、tanh 梯度消失問題。其他還有 Leaky ReLU、Maxout、ELU 等常用活化函數 (圖 8)。

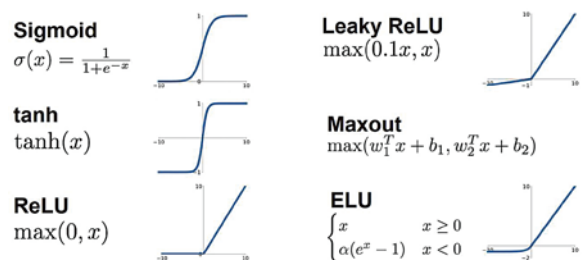


圖 8 活化函數圖形 [35]

研究成果

旗山溪流域潛在大規模崩塌智慧學習訓練案例

本研究參考前期研究成果 [36]，利用 2005 年及莫拉克風災後之高精度光達數值地形資料，配合福衛二號影

像與航空照片，在計畫範圍內深層邊坡重力變形共有 178 處；而莫拉克風災觸發大規模崩塌有 27 處。進一步計算災害前後量體分布後，其研究區域內深層邊坡重力變形總計共有 75 處，因莫拉克事件觸發崩塌計 75 處。以旗山溪流域潛在大規模崩塌及莫拉克風災觸發崩塌判釋成果為後續雷達極化深度學習之樣本，如圖 9 所示。

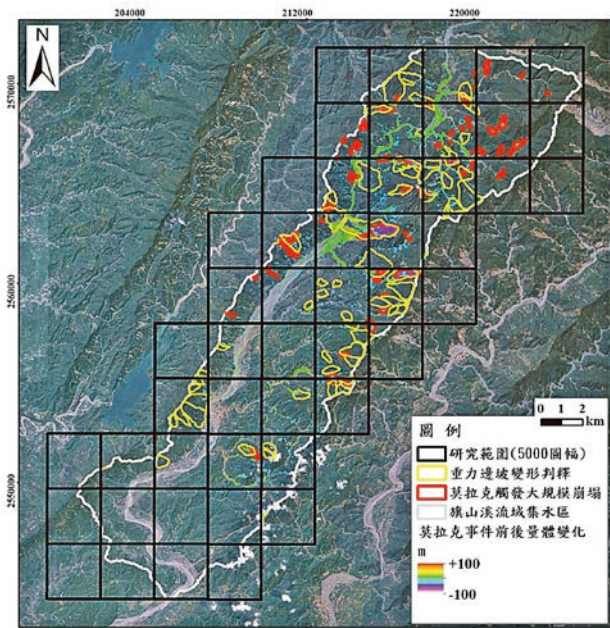


圖 9 旗山溪流域潛在大規模崩塌及莫拉克風災觸發崩塌案例分布圖

旗山溪深層山崩幾何及量體經驗關係

Cardinali *et al.* [37] 和 Guzzetti *et al.* [38] 藉由分析大量深層山崩的量體與崩塌面積歸納出對數線性迴歸關係，Klar *et al.* [39] 以簡化化學模式分析出該迴歸為一通用關係，然而單一個案的地形地質條件，為實際案例與理想迴歸關係偏差的次要因子。本研究應用受莫拉克颱風極端降雨所引發的 24 處深層山崩進行統計分析，以旗山溪流為例（圖 10），崩塌量體計算是利用 2005 及 2010 年施測的空載光達（LiDAR）數值地形，其中，紅色實線匡列的區域為崩塌區，負值代表崩塌區深度，正值為堆積區深度。

由經濟部中央地質調查所之地質資料整合查詢－五萬分之一圖幅，旗山溪流域之崩塌區主要發生於中新世的紅花子層及中新世上新世的糖恩山砂岩，紅花子層地質或稱南莊層地質，是屬堅硬石灰質砂岩層、砂岩、頁岩及砂岩與頁岩薄互層，內含大量的貝類化石，主要岩石組成則為厚層粉砂岩及粉砂岩與細砂岩巨厚互層。而

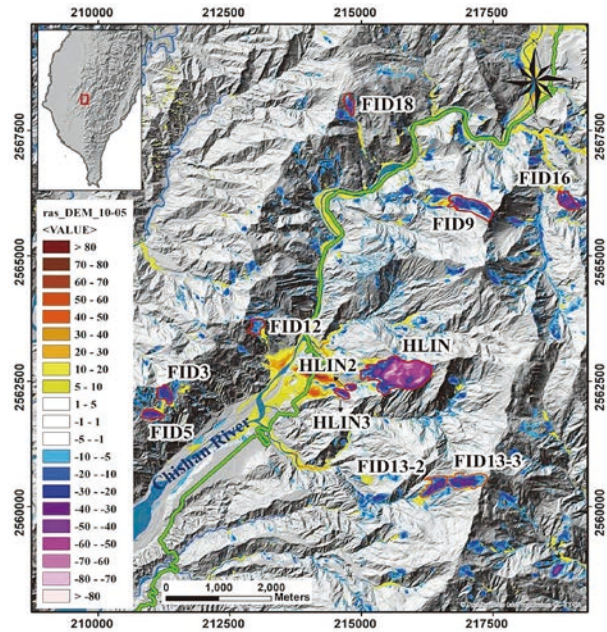


圖 10 高雄市甲仙區旗山溪集水區山崩分佈圖 [40]

糖恩山砂層地質或稱桂林竹層地質，是含化石的砂頁岩互層，主要由淡青灰色細粒砂岩所組成，砂岩呈塊狀，具有不規則之節理，在地形上常形成陡崖或深谷。老濃溪流域之崩塌區主要發生於潮州層，主要岩性為硬頁岩或板狀頁岩，間夾透鏡狀砂岩體，相當於中新世中期。

本研究探討的山崩面積－體積經驗迴歸公式分析得以涵蓋寬廣的地質與構造的變異性，其結果如 11(a) 所示，而藉由這 24 組山崩所得之經驗式與 Guzzetti *et al.* [38] 所得之經驗式有極佳的一致性。由以上討論，藉由山崩面積－體積經驗迴歸公式及圓度－球度關係，來檢視崩塌體之形貌，輔助判定破壞面推估準確率區間。

以幾何特徵有助於評估破壞面推估參數，分別為圓度（roundness）與球度（sphericity），前者為崩塌區邊界的最大內切圓與最小外切圓之半徑比值，而後者為與山崩同量體積之球表面積與山崩塊體總面積（自由面與破壞面）之比值，兩者之值皆為介於 0 與 1 之間，而等於 1 時分別代表真圓與球，可對應至傳統山崩分析文獻中之崩塌區長寬比與長深比關係，在此廣義數學定義可避免選取任意形狀崩塌區之長、寬、深等幾何量的模糊性，圖 11(b) 顯示圓度與球度間之關係，灰色網底為 95% 信賴區間，顯見兩者之值約略呈現同時消長的趨勢。

旗山溪流域 ALOS 雷達影像崩塌事件判釋

本研究使用的雷達衛星為日本 JAXA 發射的 ALOS 衛星，衛星拍攝週期為 46 天一筆，其衛星飛行軌道如

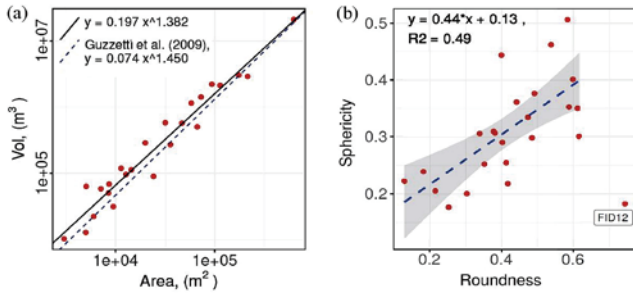


圖 11 (a) 山崩面積 - 體積經驗迴歸關係; (b) 圓度 (Roundness) 與球度 (Sphericity) 迴歸關係^[41]

圖 12 所示。ALOS 衛星搭載 PALSAR (相控陣型 L 波段合成孔徑雷達), 具備多重觀測角度與多偏極、全偏極等功能, 其中包含高解析單偏極 (HH 或 VV) 與雙偏極 (HH + HV 或 VV + VH) 方式, 其空間解析度分別為 7~44 公尺與 14~88 公尺。

根據本研究進行 2007~2010 多時序衛星雷達雙極化成果顯示 (圖 13), 由於水體表面平滑, 難以有效反射雷達訊號構成回波而在強度影像上呈現低值, 因此可在天候不佳的情況下有效偵測水體變化。雙偏極化成果有效強化地表裸露面之位置 (紫色部分), 進而呈現莫拉克風災 (2009 年) 前後之地表變異, 整合前述福衛 2 號及量體分析結果指出災後地表變化位置與偏極 HH 訊號分布範圍一致, 以上結果說明利用雙偏極衛星雷達影像進行即時觀測, 對於未來臺灣在坡地災害後續管理決策、分析應用上, 可提供可靠之參考。

旗山溪卷積神經網路自動化崩塌判釋模組

深度學習是機器學習一種技術, 機器學習涵蓋機率學、統計學、最佳理論、運算與智能等, 在於使用演算法來分析資料的實踐和學習, 然後對真實事件做出決策或預測。卷積神經網路 (Convolutional Neural Network), 又稱 CNN, 是一種常見的深度學習結構。

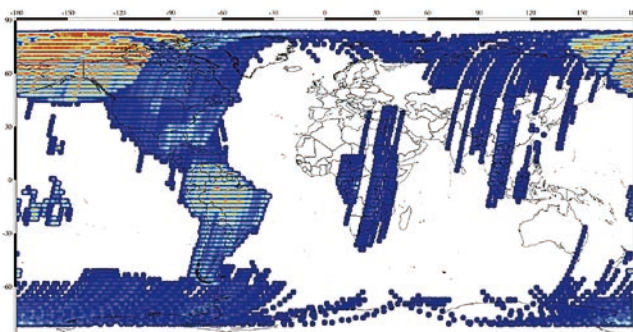


圖 12 日本 JAXA-ALOS 衛星全球衛星拍攝圖 (引自 JAXA 網站^[30])

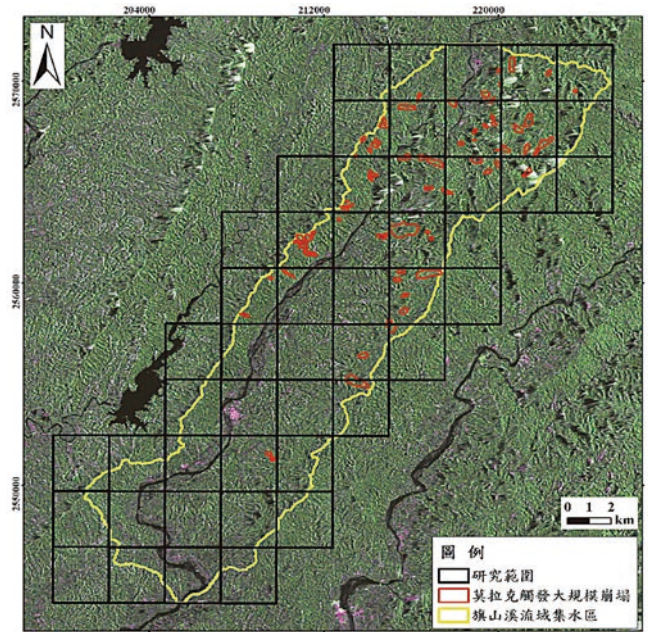


圖 13 研究區域 2007 雙極化雷達影像及判釋成果套疊

類神經網路為多層架構, 層與層之間由一組相互連結的節點所構成。CNN 是目前深度神經網路 (Deep Neural Network) 領域的發展主力, 也是讓深度學習在近幾年有許多重大的突破主因。深度學習模型的準確度在很大程度上取決於用於訓練模型的數據量, 將學習到的特徵與輸入的數據進行迴旋積, 因為使用 2D 的卷積層, 這樣的架構適合用來處理 2D 數據, 能夠直接從影像、文字、訊號等資料, 以端對端 (end-to-end) 的形式學習有鑑別度的特徵。

本研究使用 MATLAB 底下類神經網路工具箱 (Neural Network Toolbox), 提供演算法, 預訓練模型和應用程式 (APP) 來建立並訓練視覺化及模擬淺層和深層神經網路。透過光學及雷達影像判釋成果執行分類、迴歸、分群、降維處理、時間序列預測和動態系統建模與控制。對於時間序列分類和預測, 此工具箱提供長短期記憶 (LSTM) 深度學習網路。當 CNN 演算法被大量標記的訓練資料集訓練之後, 可以用來建立高準確度的分類器。

本研究匯入精進研究成果做為訓練資料 (圖 14), 進行自動配比產生最佳資料, 利用 Attention model 特定模型, 用在機器影像學習、辨識、與理解 (image caption), 其可以動態地去找找到兩邊最相符的資訊, 並且將其重要的部份以權重的方式凸顯出來。圖 15 為利用 CNN 人工智慧模組於旗山溪流域集水區自動判釋成果。

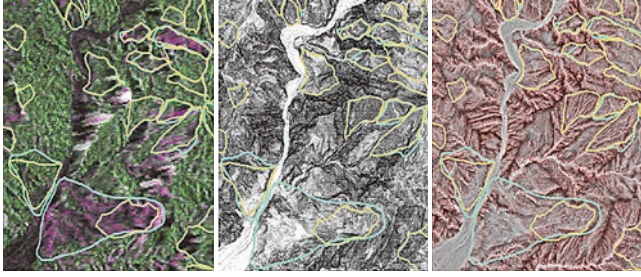


圖 14 以小林村為例，崩塌前後量體、雷達極化分析以及地形判釋成果圖

結論

1. 本研究利用 2005 年及莫拉克風災後之高精度光達數值地形資料產製日照陰影圖及坡度圖，配合福衛二號影像與航空照片所判釋之旗山溪集水區之深層邊坡重力變形為研究樣本，共計有 178 處；而莫拉克風災觸發大規模崩塌有 27 處。進一步計算災害前後量體分布，發現因莫拉克事件觸發崩塌共計 75 處。
2. 本研究利用山崩面積－體積經驗迴歸公式分析，得以涵蓋寬廣的地質與構造的變異性，藉由旗山溪集水區 24 處山崩所得之經驗式與 Guzzetti *et al.* [38] 有極佳的一致性。說明藉由山崩面積－體積經驗迴歸公式及圓度－球度關係，有助於檢視旗山溪集水區之崩塌體之形貌，輔助判定破壞面推估準確率區間。
3. 使用 ALOS 衛星雷達影像的雙極化成像，透過雷達雙偏極化 HH 和 HV 影像融合，可快速分辨植被覆蓋區及裸露地，釐清旗山溪集水區之崩塌區域。利用雙偏極化影像，搭配高精度數值地形模型，輔以地質圖，坡度陰影圖及崩塌地形特徵等資料，進行旗山溪集水區之大規模崩塌判釋。其成果顯示由 ALOS 雙偏極化圖可判讀絕大多數明顯裸露地，但由於受台灣地形陡峭影響，衛星拍攝之陰影區資料質量不佳，需輔以其他圖資協助判釋。結合雷達衛星產制之極化圖及精度數值地形模型等，提供後續研擬邊坡之活動性與潛在崩塌發育模式。
4. 深度學習是以人工神經網路為架構，對數據進行表征學習演算的算法深度學習下的卷積神經網路（CNN）是一種前饋神經網路，它的人工神經元可以回應一部分覆蓋範圍內的周圍單元，對於大型圖像處理有出色表現。簡單來說，CNN 是透過大量資料的運算，找出資料中的規律，進而進行預測。本研究使用深度學習下的卷積神經網路（CNN）進行所有資料的分析與建模。同時配合 ArcGIS Pro 下的 Python 模組導入 Deep Learning 所需資料，並在 Keras、TensorFlow 建立模型。

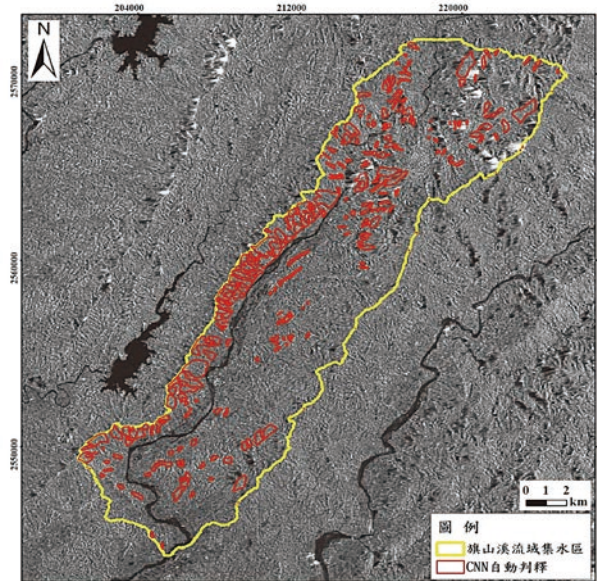


圖 15 旗山溪流域 CNN 大規模崩塌潛勢判釋成果圖

5. 本研究建置合成孔径衛星雷達雙偏極化判釋流程：以莫拉克風災前後雷達衛星極化資料，建置旗山溪流域歷次崩塌事件之卷積神經網路地表變異識別模式。使用前述研究成果為分析樣本，輔以具有空間視覺特徵之紅色地圖，訓練卷積類神經網路，建立卷積崩塌潛勢指標模式，並且成功運用在旗山溪集水區之大規模崩塌判釋。

參考文獻

1. 林家慶 (2007)，「應用福衛二號時間序列影像監測曾文水庫集水區崩塌地之時空變化」，國立成功大學地球科學系學位論文，第 1-83 頁。
2. 林正杰 (2012)，「運用多期福衛二號高時空分辨率影像建立崩塌災害預警模式」，國立成功大學環境工程學系學位論文，第 1-188 頁。
3. 陳婉君 (2014)，「深淺層崩塌之衛星影像自動判釋及潛感分析—以力行產業道路為例」，國立中興大學土木工程學系碩士論文，第 1-108 頁。
4. 劉正千、張智華、許華宇、譚子健、溫清光 (2007)，應用 ISIS 高頻譜光學遙測影像於曾文水庫之水質監測，科儀新知，第 161 期，第 29-42 頁。
5. 林慶偉 (2009)，台灣南部荖濃河流域崩塌與土石流發生特性與觸發基準之研究 (I)，政院國家科學委員會專題研究計畫成果報告，第 1-18 頁。
6. 劉守恆、林慶偉 (2004)，「SPOT 衛星影像之崩塌地自動分類研究」，航測及遙測學刊，第 9 卷，第 2 期，第 9-22 頁。
7. 林恩如、劉正千、張智華、鄭依凡、柯明勳 (2013)，「運用福衛二號高時空分辨率多光譜影像於台灣全島崩塌地判釋與災害分析」，航測及遙測學刊，第 17 卷，第 1 期，第 31-51 頁。
8. 郭芳君 (2014)，「運用高解析度衛星影像進行事件誘發山崩自動判釋」，國立中央大學應用地質研究所學位論文，第 1-102 頁。
9. Dellepiane, S., Bo, G., Monni, S., and Buck, C. (2000), "SAR images and interferometric coherence for flood monitoring." In IGARSS

- 2000.” IEEE 2000 International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Taking the Pulse of the Planet: The Role of Remote Sensing in Managing the Environment. Proceedings (Cat. No. 00CH37120) (Vol. 6, pp. 2608-2610). IEEE.
10. Hyypää, J., Hyypää, H., Inkinen, M., Engdahl, M., Linko, S., and Zhu, Y.H. (2000), “Accuracy comparison of various remote sensing data sources in the retrieval of forest stand attributes.” *Forest Ecology and Management*, 128(1), 109-120.
 11. Matsuoka, M. and Yamazaki, F. (2004), “Use of satellite SAR intensity imagery for detecting building areas damaged due to earthquakes.” *Earthquake Spectra*, 20(3), 975-994.
 12. Moreira, A., Krieger, G., Hajnsek, I., Papathanassiou, K., Younis, M., Lopez-Dekker, P., and De Zan, F. (2015), “Tandem-L: A highly innovative bistatic SAR mission for global observation of dynamic processes on the Earth's surface.” *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 3(2), 8-23.
 13. Akbari, V., Doulgeris, A.P., and Eltoft, T. (2016), “Post-classification Change Detection in Arctic Glaciers by Multi-polarization SAR.” In *Multitemporal Remote Sensing* (pp. 125-144). Springer International Publishing.
 14. Capodici, F., Maltese, A., Ciraolo, G., D'Urso, G., and La Loggia, G. (2017), “Power Sensitivity Analysis of Multi-Frequency, Multi-Polarized,” *Multi-Temporal SAR Data for Soil-Vegetation System Variables Characterization. Remote Sensing*, 9(7), 677.
 15. Kim, Y. (2014), “Convolutional neural networks for sentence classification.” arXiv preprint arXiv:1408.5882.
 16. Krizhevsky, A., Sutskever, I., and Hinton, G.E. (2012), “Imagenet classification with deep convolutional neural networks.” In *Advances in neural information processing systems* (pp. 1097-1105).
 17. Vedaldi, A. and Lenc, K. (2015), “Matconvnet: Convolutional neural networks for matlab.” In *Proceedings of the 23rd ACM international conference on Multimedia* (pp. 689-692). ACM.
 18. Ding, A., Zhang, Q., Zhou, X., and Dai, B. (2016), “Automatic recognition of landslide based on CNN and texture change detection.” In *2016 31st Youth Academic Annual Conference of Chinese Association of Automation (YAC)* (pp. 444-448). IEEE.
 19. Ghorbanzadeh, O., Blaschke, T., Gholamnia, K., Meena, S.R., Tiede, D., and Aryal, J. (2019), “Evaluation of different machine learning methods and deep-learning convolutional neural networks for landslide detection.” *Remote Sensing*, 11(2), 196.
 20. Agliardi, F., Crosta, G., and Zanchi, A., (2001), Structural constraints on deep-seated slope deformation kinematics: *Engineering Geology*, 59, pp. 83-102.
 21. Chigira, M. (2009), “September 2005 rain-induced catastrophic rock-slides on slopes affected by deep-seated gravitational deformations,” *Kyushu, southern Japan: Engineering Geology*, 108, pp. 1-15.
 22. Chigira, M. and Kiho, K., (1994), “Deep-seated rockslide-avalanches preceded by mass rock creep of sedimentary rocks in the Akaishi Mountains,” *central Japan: Engineering Geology*, 38, pp. 221-230.
 23. Crosta, G.B., Frattini, P., and Agliardi, F. (2013), “Deep seated gravitational slope deformations in the European Alps: Tectonophysics,” <http://dx.doi.org/10.1016/j.tecto.2013.04.028>.
 24. Pedrazzini, A., Jaboyedoff, M., Loye, A., and Derron, M.-H. (2013), “From deep seated slope deformation to rock avalanche: Destabilization and transportation models of the Sierrre landslide (Switzerland): Tectonophysics,” <http://dx.doi.org/10.1016/j.tecto.2013.04.016>.
 25. Varnes, D.J. (1978), “Slope movement types and processes: Washington,” *Transportation Research Board*.
 26. 日本國土交通省土木研究所 (2010) , 「深層崩 の発生 の恐れ のある 流抽出 マニュアル」。
 27. Chigira, M., Duan, F., Yagi, H., and Furuya, T. (2004), Using an airborne laser scanner for the identification of shallow landslides and susceptibility assessment in an area of ignimbrite overlain by permeable pyroclastics *Landslides* 1, 203-209.
 28. Glenn, N.F., Streutker, D.R., Chadwick, D.J., Thackray, G.D., and Dorsch, S.J. (2006), “Analysis of LiDAR-derived topographic information for characterizing and differentiating landslide morphology and activity.” *Geomorphology*, 73, pp.131-148.
 29. Tarolli, P., Sofia, G., and Dalla Fontana, G., (2012), Geomorphic features extraction from high-resolution topography: landslide crowns and bank erosion: *Natural Hazards*, 61, pp. 65-83.
 30. 日本 JAXA 網站 <https://global.jaxa.jp/>
 31. Freeman, A., Shen, Y., and Werner, C.L. (1990), “Polarimetric SAR calibration experiment using active radar calibrators.” *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, 28(2), 224-240.
 32. Freeman, A. and Durden, S.L. (1998), “A three-component scattering model for polarimetric SAR data.” *IEEE transactions on geoscience and remote sensing*, 36(3), 963-973.
 33. Chen, L. (2021), “Deep learning and practice with mindspore.” *Springer Nature*, 61-65.
 34. Taheri, R., Ahmed, H., and Arslan, E. (2023), “Deep learning for the security of software-defined networks: a review.” *Cluster Computing*, 26(5), 3089-3112.
 35. Jayawardana, R. and Bandaranayake, T.S. (2021), “Analysis of optimizing neural networks and artificial intelligent models for guidance, control, and navigation systems.” *International Research Journal of Modernization in Engineering, Technology and Science*, 3(3), 743-759.
 36. 地調所 (2016) , 應用大規模崩塌活動性與發生度整合資訊於山崩與地滑地質敏感區劃定成果報告 , 經濟部中央地質調查所。
 37. Cardinali, M., Paola, R., Guzzetti, F., Ardizzone, F., Antonini, G., Galli, M., Cacciano, M., Castellani, M., and Salvati, P. (2002), “A geomorphological approach to the estimation of landslide hazards and risks in Umbria,” *Central Italy. Natural Hazards Earth Sys. Sci.*, 2, 57-72.
 38. Guzzetti, F., Ardizzone, F., Cardinali, M.R.M., and Valigi, D. (2009), “Landslide volumes and landslide mobilization rates in Umbria,” *Central Italy. Earth Planet. Sci. Lett.*, 279(3), 222-229.
 39. Klar, A., Aharonov, E., Kalderon-Asael, B., and Katz, O. (2011), “Analytical and observational relations between landslide volume and surface area.” *J. Geophys. Res.*, 116, F02001.
 40. 郭志禹、詹雅馨、蔡碧紋、陳柔妃、戴義欽、林慶偉 (2019) , 應用崩塌體積與最小平滑曲面法建構三維深層崩塌之近似破壞面 , 中華水土保持學報 , 第 50 期 , 第 143-153 頁。
 41. Kuo, C.Y., Tsai, P.W., Tai, Y.C., Chan, Y.H., Chen, R.F., and Lin, C.W. (2020), “Application assessments of using scarp boundary-fitted, volume constrained, smooth minimal surfaces as failure interfaces of deep-seated landslides.” *Frontiers in Earth Science*, 8, 211. 