

# 導入氣候變遷情境建構臺東縣淹水及坡地崩塌風險地圖

## Climate Change Scenario Assessment of Flood and Landslide Risk Maps in Taitung

王文清 Wang, Wen-Ching

國立臺東大學資訊管理學系教授

雷雅如 Lei, Ya-Ju

國立臺東大學環境經濟資訊管理碩專班研究生

### 摘要

氣候變遷日益加劇狀態下，淹水及坡地災害成為平原區與坡地區不得不面對之災害類型。檢視臺東縣災害歷史與地形，坡地災害成為主要好發災害，本研究基於地方災害特性，對臺東縣造成危害及衝擊最大之坡地災害為優先，導入臺灣氣候變遷推估資訊與調適知識平台(TCCIP)之 AR6 降雨參數，依不同暖化溫度門檻年分之降雨量，透過地理空間技術分析容易發生崩塌潛感區位。本研究使用 WoE 雙變量與 LR 多變量二種方法的組合模型，應用 GIS 統計方法計算崩塌因子與崩塌範圍的關連性，並將等級分為最低、低、中、高、最高 5 等級。本研究結果評估未來時期(近未來、世紀中、世紀末)對於研究範圍崩塌影響，可作為減輕災害衝擊與調適作為策略之依據。

關鍵詞：淹水潛勢，崩塌因子，WoE 雙變量分析，LR 多變量分析，崩塌潛感地圖

### 一、前言

風險永遠存在，無論是物件抑或系統。在時間軸上，不同於「危機」是指當下的危害情境，風險則是識別、評估及控管未來時間的可能事件，而且只有在可能導致負面後果時才會使用「風險」這個名詞。

聯合國政府間氣候變化專門委員會(IPCC)，於 2022 年第六次氣候評估報告(AR6)指出，近期的地球氣候系統與其各面向變遷的激烈程度前所未見，且至少超過兩千年以上，全球暖化持續影響，使得水循環速度加快(IPCC, 2023)；從 AR5 評估報告之後，熱浪、豪雨、乾旱及熱帶氣旋等極端氣象異常頻度增加，1850 年以來的每一連續十年均比以往的任何一連續十年更顯炎熱(Bračko et al., 2022)，極端氣候所導致的降雨型態，尤其是延時強降雨，常超越現有防災基礎設施承載力造成嚴重災害。

全球暖化及氣候變遷促使災害型態多元複雜，災害損失日益加劇，過去已建構的防救災思維、體系與因應模式面臨相當的挑戰，使得災害防救的策略思維除注重災前預防，更延續至整個災害管理，以便更為有效益的進行災害潛勢研判及災害預警，取得備災應變緩衝時間。

臺東縣位處臺灣東南隅，土地面積 3515 平方公里，背山臨海，在中央山脈及海岸山脈綿延，河川縱橫下，地理環境錯縱，災害風險相當高，災害類型多元(圖 1)也因地形南北狹長、東西幅寬窄小、地形陡峻、平原少山地多；地形因素形塑出臺東縣以坡地災害及水患為主的災害特性，亦為臺東主要的災害特色。由於地形陡峻，平原積淹水頻率不高，造成衝擊較低，以 2023 年淹水潛勢圖(24 小時 650 毫米)，其影響範圍以人口最密集的臺東市為主(圖 2)，且歷史水患災點泰半集中於臺東市及河系沿岸區域；導入國

家災害防救科技中心 AR5 氣候變遷降雨資料，分析本世紀中期臺東縣淹水災害脆弱度（如圖 3），顯示至本世紀中期，臺東縣淹水最大衝擊範圍侷限於池上鄉卑南溪河岸區域。然縣境內土地高達 92%以上為坡地及山地，使得坡地災害成為危害本縣最大的災害之一；近年林林總總的災害接續不斷，崩塌、滑坡及土石流等坡地災害事件的發生區位，均有朝向人口聚集村落之勢，造成道路、橋梁、水電、通訊等維生系統嚴重衝擊，在在凸顯坡地災害風險評估、強化坡地災害管理的重要性及急迫性，故此本研究優先評估臺東縣坡地災害潛勢，以利臺東縣在極端災害下建構城鄉韌性及防災調適作為。

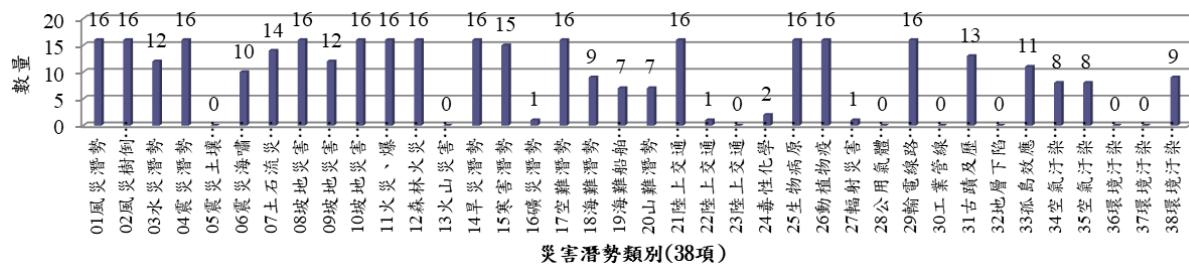


圖 1 臺東縣災害潛勢統計

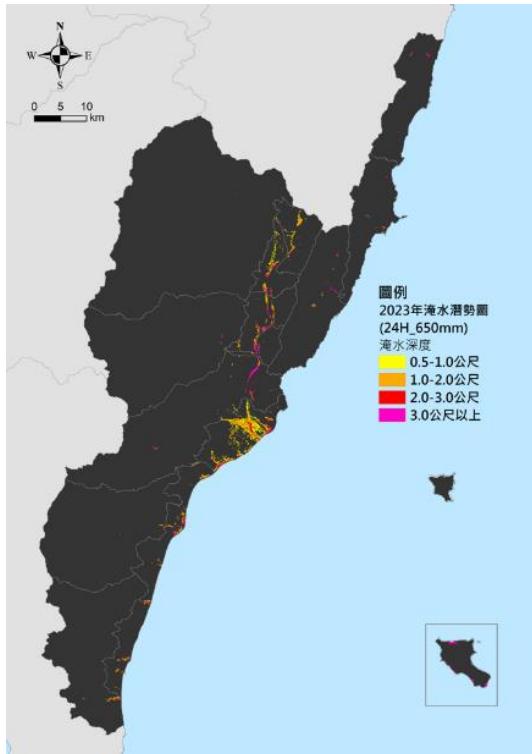


圖 2 臺東縣 2023 年淹水潛勢圖  
(資料來源：國家災害防救科技中心)



圖 3 考量 AR5 極端降雨機率的多模式  
推估世紀中(2036 年~2065 年)  
淹水風險圖  
(資料來源：國家災害防救科技中心)

坡地崩塌因子包括自然地形、水文、降雨、土地利用、地表植物披覆狀況、地質特性、坡度，以及人為活動等(Zhou, 2021; Bračko et al., 2022; Lee, 2015; Arabameri, 2020; Wang et al., 2014; Thomas et al., 2023)，尤其在全球面臨氣候變遷、劇烈天候及地質活動造成水文地形敏感性變動，均是導致坡地崩塌發生最重要因素，坡地災害亦成為全球近年的主要災害之一(Tyler & Moench, 2012; Kirschbaum, 2015 ; Gariano & Guzzetti, 2016;

Winter & Shearer, 2015; Ciabatta et al., 2016; Alvioli et al., 2018; Uzielli et al., 2018; Bračko et al., 2022; Sharma et al., 2023)，在可見的未來，氣候因子中的強降雨對於坡地災害具有關連性影響，隨著氣候變遷加劇，以致城鄉發展遭受危害威脅程度不斷攀升，其脆弱度(Vulnerability)亦隨之增高(Gariano & Guzzetti, 2016)。

坡地崩塌風險管理策略有別於工程治理，係經由評估後提供未來事件管理與策略的預防性作為。坡地崩塌潛感分析乃是坡地崩塌災害發生前的首要風險控制手段，作為描述特定區域坡地發生崩塌的機率、程度及風險(Trigila et al., 2015 ; Collison et al., 2000)，亦有諸多成熟且可靠的模型及方法可應用(Lan et al., 2022; Thomas et al., 2023; Rasyid et al., 2016)；近年來針對坡地崩塌潛感分析採用大數據來源(Kirschbaum et al., 2015)、類神經網路(Neural Network)及模糊集(Fuzzy Set)等人工智慧(Wang et al., 2014; Huang et al., 2022; Youssef et al., 2023)作為局部區域或大範圍崩塌之潛感分析，為因應未來氣候變遷下的氣候樣貌，開始發展機械學習算法以預測在氣候變化下的坡地崩塌潛感(Janizadeh et al., 2023)，以作為災害風險控制與決策管理之應用依據(Rezaei et al., 2023)。本研究在國科會專案計畫支持下，應用 WoE 雙變量與 LR 多變量二種方法的組合模型，導入 GIS 統計方法計算崩塌因子與崩塌範圍的關連性，亦取用臺灣氣候變遷推估資訊與調適知識平台(TCCIP)AR6 之降雨參數，分析臺東縣全域坡地崩塌潛感區位，將其結果進行風險分級，提供作為坡地災害管理、減輕災害衝擊與調適作為策略制定之參據。

## 二、坡地崩塌潛感因子

坡地崩塌影響因子眾多，不同模型採用內容也各有差異，但主要研究中，以採用地形、水文、河系距離、植被及人為活動等作為主要評量因子(劉宜君、陳樹群，2018；Wu et al., 2023)。本研究採用包括高程、坡度、坡向、曲率、距河道距離、降雨量、匯流動力指數(SPI)、地形溼度指數(TWI)、距斷層距離、土地利用—土地覆蓋和距道路距離等 11 個影響因素，作為分析崩塌敏感的潛在性。

崩塌因子中，包括高程、坡度、坡向、曲率、匯流動力指數(Stream Power Index, SPI)及地形溼度指數(Topographic Wetness Index, TWI)，均使用內政部 20m DEM 資料，運用地理資訊系統(GIS)之空間分析工具(Spatial Analyst Tools)的表面功能(Surface)及水文功能(Hydrology)分別萃取特徵，以及資料運算。距河道距離、距斷層距離及距道路距離方面，再使用 GIS 軟體中環域分析(Buffer)進行運算。降雨量資料則取用臺灣氣候變遷推估資訊與調適知識平台(TCCIP) AR6 統計降尺度日雨量資料，作為氣候變遷對於崩塌潛感變化之參據。

為建構臺東縣崩塌潛感評估模式，首先將崩塌因子相關影像圖層，運用地理資訊系統，萃取所需圖徵圖層，建立空間及屬性資料，以 50 公尺×50 公尺網格作為各影響因子之基本網格，並個別予以分級後，套疊崩塌圖層，使崩塌因子與崩塌產生量化關係，作為建立臺東縣崩塌潛感指數(Landslide Susceptibility Index, LSI)所用。

### 1. 地形因子

地形因子包括高程、坡度、坡向及曲率；地形因子依 GIS 分級結果如圖 1 所示。高程為影響崩塌的重要因子，本研究係將 DEM 以 400 公尺為一級距，分為 8 個等級(圖 4(a))；坡度越陡，致災崩塌機率越高，多數坡地災害均集中於坡度  $30^\circ \sim 50^\circ$  之處，且為誘發淺層崩塌之主要因素之一。坡度分級係利用 DEM 萃取坡度傾斜角度( $^\circ$ )，分成  $5^\circ$  以下、 $5^\circ \sim 15^\circ$ 、 $15^\circ \sim 25^\circ$ 、 $25^\circ \sim 35^\circ$ 、 $35^\circ \sim 45^\circ$  及  $45^\circ$  以上等 6 個等級(圖 4(b))；坡向位於迎

風面發生崩塌機率相較高於背風面)，其分級由北按順時針方向，以  $1^\circ \sim 360^\circ$  分為 10 個等級，其中  $0^\circ$  表示平坦地區(圖 4(c))；曲率是地形起伏複雜程度的表現，曲率包括剖面曲率(Profile Curvature)及平面曲率(Plan Curvature)，其中剖面曲率可表現坡度的急緩程度，曲率以數值分級，正值代表凸面(如山脊)；負值則代表凹面(如河道)；0 值則視為平面(圖 4(d))。

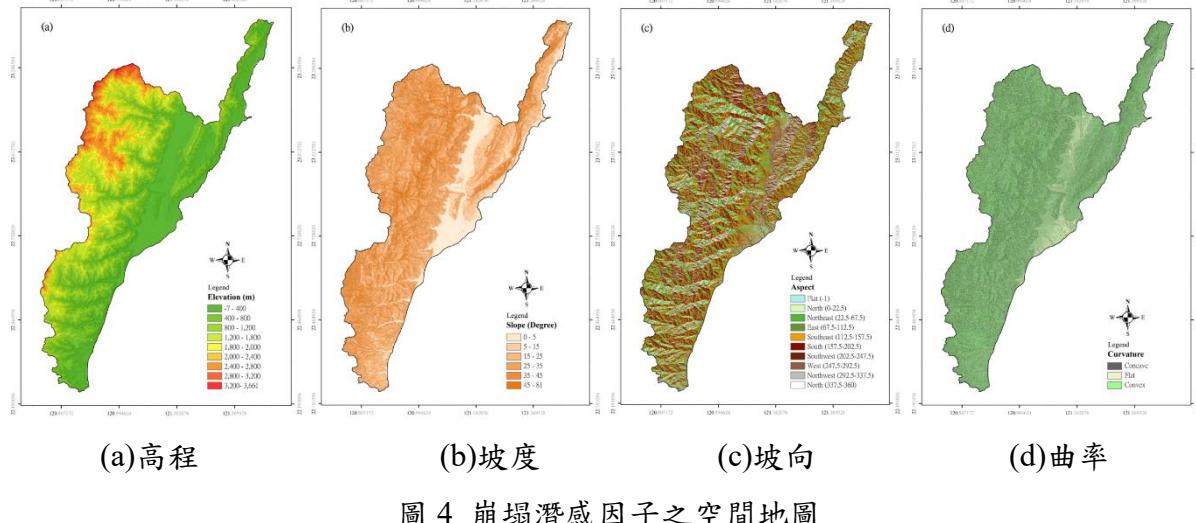


圖 4 崩塌潛感因子之空間地圖

## 2. 水文因子

水文因子包括距河道距離、降雨量、匯流動力指數及地形溼度指數等 4 項因子。

### (1) 距河道距離

本研究利用地理資訊系統環域分析(Buffer)功能，計算研究範圍內各網格與水系距離，並且分成 6 個等級，如圖 5(a)所示。

### (2) 降雨量

降雨量是誘發崩塌的重要因子之一。由於降雨滲入地層孔隙及裂縫，造成邊坡不穩定，進而影響崩塌發生頻率。降雨量資料係使用臺灣氣候變遷推估資訊與調適知識平台(TCCIP)，AR6 CMIP6 模式中 TaiESM1 模式(AS-RCEC(Taiwan))，解析度  $288 \times 192$ ，及暖化情境 SSP3-7.0 之降尺度日雨量資料。其歷史模擬資料取 1960 年～2014 年，未來推估時間為 2015 年～2100 年平均年降雨量，以未來推估時間取近 20 年資料(2015 年～2033 年)，作為衝擊評估比較基準，如圖 5(b)所示。

### (3) 匯流動力指數

地表逕流係為影響流域坡面侵蝕及崩塌的主要原因之一。匯流動力指數(Stream Power Index, SPI)係藉由計算坡度及流域面積衡量地表逕流侵蝕能力，求算公式如式 (1)。

$$SPI = A \times \tan \beta / b \quad (1)$$

其中  $A$  是流量累積， $\tan \beta$  (弧度)是坡度梯度， $b$  是水流通過的寬度。較高的 SPI 值應對地形侵蝕的較高可能性(Wilson & Lorang, 2000)。分析結果將 SPI 分為 3 等級，如圖 5(c)所示。

### (4) 地形溼度指數(Topographic Wetness Index, TWI)

TWI 用於描述土壤飽和度和逕流量的空間分布。與土壤狀況相關的 TWI 通常用於描述地形對位置的影響(Moore et al., 1991)。TWI 求算如式(2)。

$$TWI = \ln(A / \tan b) \quad (2)$$

其中  $A$  代表流量累積， $\tan b$  代表坡度。較高的 TWI 值代表排水凹地，而較

低的值代表山脊和山脊。分析結果將 SPI 分為 3 級，如圖 5(d)所示。

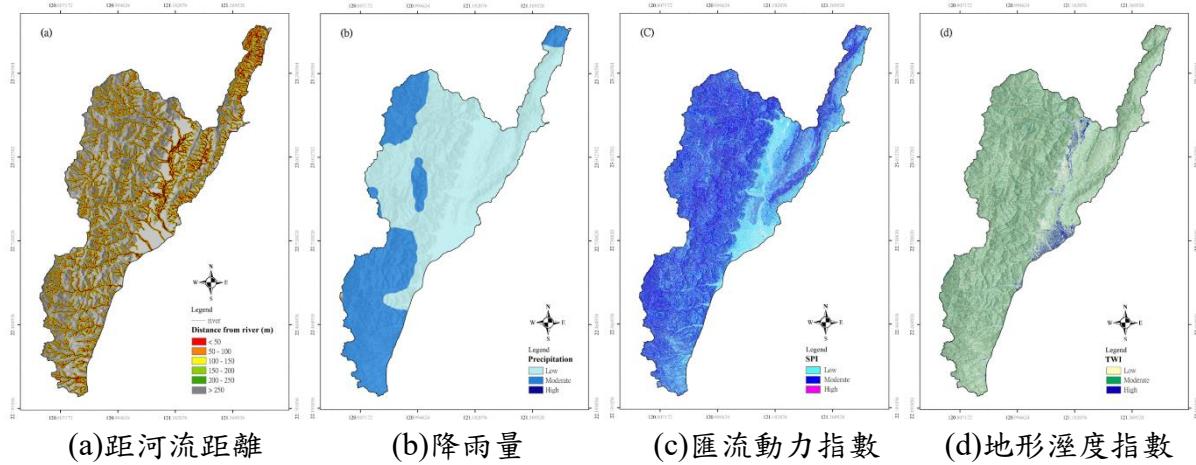


圖 5 崩塌潛感因子之空間地圖

### 3. 地質因子

臺灣的崩塌事件主要發生於大地震及降雨集中之夏秋季。根據 921 地震及過往的歷史地震災害紀錄，顯示大地震伴隨地表破裂，且破裂位置分布均位於斷層所在之處。故本研究利用 GIS 軟體中環域分析(Buffer)功能，計算研究範圍內各網格與斷層距離後，再分成 5 個等級(圖 6(a))。

### 4. 地表植被 NDVI

地表植被狀況是直接影響邊坡穩定性。在土地利用分類判釋方面，使用美國地質調查局(USGS) Landsat 8 衛星影像，透過衛星影像萃取計算常態化差異植生指標(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)。其主要原理是由於綠色植物會吸收紅光，並且強烈反射近紅外光之特性，透過計算兩種波段吸收與反射的差距，可作為監測植被變化，判釋土壤、水體與植被之間的差異。NDVI 指標值域介於 -1~1 之間，負值通常為雲、雪、水體、道路及建築物等非植被；正值則代表植被覆蓋的地表，且指數愈高，植被愈密集。其公式如下：

$$NDVI = \frac{(NIR-RED)}{(NIR+RED)} \quad (3)$$

NIR：近紅外光波段反射強度，Red：紅光波段反射強度

NDVI 分為植被及稀疏植被（包括荒地、建築區、水域等）兩類，分析結果如圖 6(b)。

### 5. 土地利用

坡地道路的闢建，加速人類以高強度方式進入坡地範圍，道路不但是人為干擾崩塌地主要原因之一，由於道路開闢而引發崩塌或土石流機率偏高。藉由 GIS 軟體，計算研究範圍內各網格與道路距離後，再分成 6 個等級，分析結果如圖 6(c)。

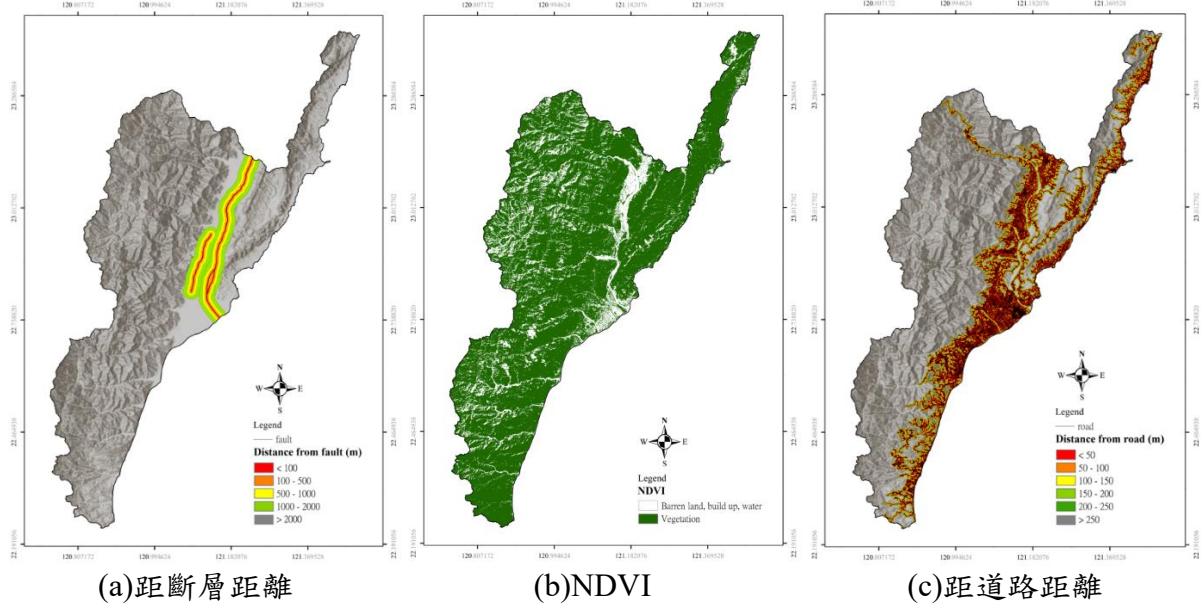


圖 6 崩塌潛感因子之空間地圖

### 三、崩塌潛感分析

#### 1. WoE 雙變量分析

WoE(Weight of Evidence)是一種雙變量統計模型，使用貝葉斯定理(Bayes' theorem)來估計概率，採用先驗和後驗概率的概念(Elmoulat et al., 2015)。本研究使用以下方程式來計算受崩塌影響因素類別的加權值：

$$W^+ = \ln \left[ \frac{\frac{w_1}{w_1+w_2}}{\frac{w_3}{w_3+w_4}} \right] = \ln \left[ \frac{\text{Landslide area in the considered class}}{\frac{\text{Total landslide area}}{\text{stable area in the considered class}}} \right] \quad (4)$$

$$W^- = \ln \left[ \frac{\frac{w_2}{w_1+w_2}}{\frac{w_4}{w_3+w_4}} \right] \quad (5)$$

其中  $w_1$  是在特定因素類別中存在的崩塌網格， $w_2$  是在相同的特定因素類別中不存在的崩塌網格數， $w_3$  是在特定因素類別中的網格數，在其中不存在崩塌網格， $w_4$  是在特定因素類別中的網格數，其中既不存在崩塌也不存在該因素。而正的權值( $W^+$ )表示崩塌的因素存在，其大小表示崩塌因素的存在和崩塌之間的正相關性；負的權值( $W^-$ )表示崩塌因素不存在，其大小表示負相關性。 $W^+$  和  $W^-$  權值之間的差異稱為權值對比度  $C$ ( $C = W^+ - W^-$ )，其中  $C$  反映則是可預測變量和崩塌發生之間的整體空間關連性(如表 1)。分析結果顯示，高程因子中，1600~2000 公尺的權重值最高，而 800 公尺以下崩塌影響最小；在坡度方面，坡度 35°~45° 等級的權重值最大，但隨著坡度降低、權重值愈小；就坡向來看，東方及東南方的權重值最高，對於崩塌影響較大；在曲率方面，凹面地區的權重值為最。對於距離河道而言，距離河道愈近、權重值愈高，崩塌趨勢漸增。；降雨量部分，中等級的權重最大；在 SPI 方面，權重值依等級低至高遞增，高度等級地區受到崩塌影響相較大；就 TWI 來看，中等級的權重值最大；以距離斷層而言，小於 100 公尺以下等級的權重值最高，崩塌影響為最；NDVI 方面，植生地區的權重值最大；就距離道路來說，250 公尺以上等級具有高權重值，說明該等級與崩塌的相關性最高。

表 1 各崩塌潛感因子之 WoE 權重值計算結果

Factor	Class	Total grids in a class	Landslide grids in a class	W <sup>+</sup>	W <sup>-</sup>	C
高程 (公尺)	< 400	457,020	16,811	-1.23	0.32	-1.55
	400~800	283,982	32,328	-0.01	0.00	-0.02
	800~1200	204,420	29,774	0.27	-0.05	0.32
	1200~1600	159,694	28,794	0.52	-0.08	0.61
	1600~2000	136,811	26,359	0.61	-0.08	0.69
	2000~2400	99,936	17,732	0.50	-0.05	0.55
	2400~2800	61,434	9,050	0.28	-0.01	0.30
	2800~3200	20,039	2,918	0.27	0.00	0.27
坡度 (°)	> 3200	2,885	521	0.53	0.00	0.53
	< 5°	173,045	2,268	-2.28	0.13	-2.41
	5°~15°	110,518	3,861	-1.28	0.06	-1.34
	15°~25°	258,857	18,383	-0.53	0.09	-0.63
	25°~35°	434,694	56,247	0.13	-0.06	0.20
	35°~45°	325,119	60,128	0.56	-0.22	0.78
坡向	> 45°	123,988	23,400	0.58	-0.07	0.65
	Flat (-1)	4,646	1	-6.40	0.00	-6.41
	North (0~22.5)	40,382	3,877	-0.20	0.01	-0.21
	Northeast (22.5~67.5)	173,627	21,771	0.10	-0.01	0.11
	East (67.5~112.5)	270,337	32,226	0.04	-0.01	0.05
	Southeast (112.5~157.5)	277,393	33,091	0.04	-0.01	0.05
	South (157.5~202.5)	224,707	30,037	0.17	-0.03	0.20
	Southwest (202.5~247.5)	168,706	19,104	-0.02	0.00	-0.02
	West (247.5~292.5)	145,171	12,560	-0.32	0.03	-0.35
	Northwest (292.5~337.5)	99,960	9,422	-0.22	0.02	-0.24
曲率	North (337.5~360)	21,292	2,198	-0.12	0.00	-0.12
	Concave	670,672	94,432	0.23	-0.25	0.48
	Flat	56,146	67,328	-0.20	0.17	-0.37
距河道距離 (公尺)	Convex	699,403	2,527	-1.02	0.03	-1.04
	< 50	142,490	27,052	0.59	-0.08	0.67
	50~100	126,885	20,217	0.38	-0.04	0.42
	100~150	113,428	15,517	0.20	-0.02	0.22
	150~200	103,478	12,804	0.08	-0.01	0.09
降雨量 (毫米)	200~250	94,574	11,004	0.01	0.00	0.01
	> 250	845,366	77,693	-0.25	0.30	-0.55
	Low	940,867	64,858	-0.51	0.57	-1.09
	Moderate	474,050	99,429	0.57	-0.51	1.09
匯流動力 指數	High	11,304	0	0.00	0.00	0.00
	Low	713,185	59,408	-0.36	0.28	-0.64
	Moderate	656,953	90,911	0.21	-0.21	0.42
地形溼度 指數	High	56,083	13,968	0.94	-0.05	0.99
	Low	330,135	39,511	0.04	-0.01	0.06
	Moderate	993,272	116,865	0.02	-0.06	0.08
距斷層距離 (公尺)	High	102,814	7,911	-0.45	0.03	-0.47
	< 100	926,945	117,724	0.11	-0.24	0.35
	100~500	23,156	327	-2.21	0.02	-2.22
	500~1000	27,746	649	-1.69	0.02	-1.71
	1000~2000	52,703	2,167	-1.11	0.03	-1.14
NDVI	> 2000	395,671	43,420	-0.05	0.02	-0.08
	Barren land, build up, water	1,175,495	114,992	-0.18	0.63	-0.81
	Vegetation	250,726	49,295	0.63	-0.18	0.81
距道路距離	< 50	184,205	1,584	-2.71	0.15	-2.86
	50~100	99,170	1,495	-2.14	0.07	-2.21

(公尺)	100~150	59,228	1,566	-1.57	0.04	-1.60
	150~200	41,320	1,518	-1.23	0.02	-1.25
	200~250	32,046	1,454	-1.01	0.02	-1.02
	> 250	1,010,252	156,670	0.34	-1.94	2.29

C: contrast; W<sup>+</sup> and W<sup>-</sup>: weights; total number of grids in study area = 1,426,221; the number of landslide occurrence grids = 164,287; total grids area = 3,565.55 km<sup>2</sup>; total landslide area = 410.72 km<sup>2</sup>.

## 2. LR 多變量分析

LR(Logistic regression)是一種統計方法，用於分析具有一個或多個獨立變數的因素集。結果通過二元變數來衡量，例如 0 或 1，真或假(Menard, 2001)。LR 的主要目標是找到最合適(但合理的)模型，以描述崩塌的存在或不存在(因變數)與一組獨立參數(如坡度、坡向和高程)之間的關係。在 LR 模型中，因變數可以表示為：

$$\text{Logit}(p) = \ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = C_0 + C_1X_1 + C_2X_2 + \cdots + C_nX_n \quad (6)$$

p 是事件發生的概率，C<sub>0</sub> 是回歸函數的截距，n 是獨立變數和係數(C<sub>1</sub>、C<sub>2</sub>、…、C<sub>n</sub>)的數量，代表單一獨立變數 X<sub>n</sub> 的貢獻，測量獨立地理變數組(X<sub>1</sub>、X<sub>2</sub>、…、X<sub>n</sub>)的貢獻(Ayalew & Yamagishi, 2005)。正號表示解釋變數增加了變化的概率，負號表示相反效應。

本研究使用的崩塌影響因素如表 2 顯示，共有 164,287(網格)的崩塌發生單元，占總研究區域的 11.5%。因變數(崩塌存在和崩塌不存在點)和獨立變數(崩塌影響因素)的類別值在 1,426,221(網格)點處確定，並且所有類別的值都經過正規化，以創建 LR 建模的輸入表格，再應用 SPSS 軟體，求出各影響因子的係數如表 2 所示。

表 2 各崩塌潛感因子之 LR 係數值

Independent Factor	Coefficients
Constant	-2.196
Elevation	-2.435
Slope	3.285
Aspect	-0.885
Curvature	-5.225
Distance from river	-2.325
Precipitation	4.944
SPI	-0.050
TWI	2.585
Distance from fault	-0.556
NDVI	-2.726
Distance from road	3.917

## 3. 組合模型

在 WoE 方法統計分析中，每個因素網格均與崩塌網格結合，根據崩塌密度計算每個參數類別的權重值。而在 LR 多變量模型中，將使用所有獨立變數和崩塌網格數，作為崩塌敏感性分析。本研究結合上述兩種方法來提高崩塌敏感性分析的準確性。首先，根據每個因素類別計算權重，與權重證據法相同。將計算加權結果導入羅吉斯回歸，以找到在獨立的一組參數內區分崩塌和非崩塌的最佳模型。結合模型的方程式如下：

$$Y_{WoE} = C_0 + C_1Weight_1 + C_2Weight_2 + \cdots + C_nWeight_n \quad (7)$$

其中  $C_0$  是截距， $C_1$ 、 $C_2$ ... $C_n$  是係數，測量獨立因子  $Weight_1$ 、 $Weight_2$ ...為相對於 Y 的權重變化。分析結果應用 Jens 自然斷點法，將 LS 值重新分類為非常低、低、中、高和非常高 5 個等級，結果如圖 7 所示。

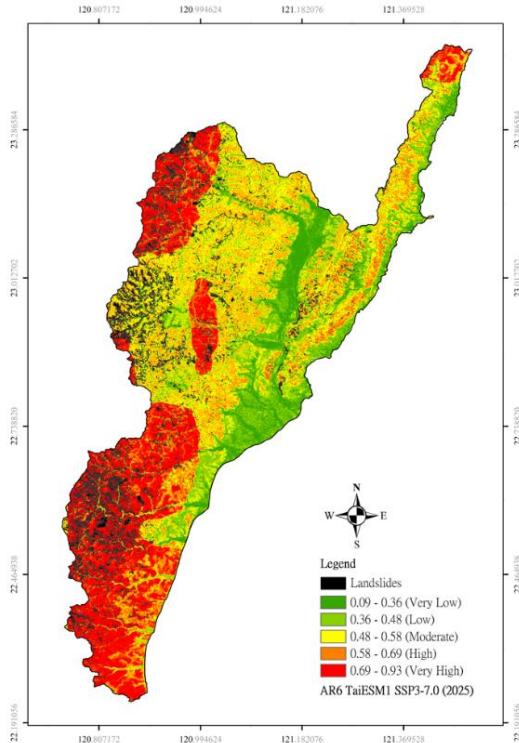


圖 7 組合模型之臺東縣崩塌潛感地圖

#### 4.評估氣候變遷對於臺東縣崩塌潛感之影響

為瞭解氣候變遷對於崩塌潛感影響，本研究取用臺灣氣候變遷推估資訊與調適知識平台(Taiwan Climate Change Projection Information and Adaptation Knowledge Platform, TCCIP)，提供之 AR6 統計降尺度日雨量資料，利用蒐集 IPCC AR6 最新耦合氣候模式比對計畫第六階段(Coupled Model Intercomparison Project Phase 6, CMIP6)資料，透過降尺度技術，將全球尺度空間降至區域尺度，得到臺灣 0.05 度網格解析度之雨量資料，作為未來推估資料。其主要係依據氣候模式在不同排放情境之模擬結果，應用 GWLs(Global Warming Level)評估未來氣候變遷衝擊，係根據多重模式的平均結果，提供全球均溫上升到某個程度評估之參考。

AR6 統計降尺度日雨量資料提供不同暖化溫度( $1.5^{\circ}\text{C}$ 、 $2.0^{\circ}\text{C}$ 、 $3.0^{\circ}\text{C}$ 、 $4.0^{\circ}\text{C}$ )，作為短中長期階段之氣候變遷評估及研究(王俊寓、童裕翔，2021)參據。本研究使用 AR6 CMIP6 模式中 TaiESM1 模式(AS-RCEC(Taiwan))，解析度  $288 \times 192$ ，及暖化情境 SSP3-7.0 為評估資料。其歷史模擬資料取 1960 年～2014 年，未來推估時間為 2015 年～2100 年平均年降雨量(圖 8)，以未來推估時間取近 20 年資料(2015 年～2033 年)，作為衝擊評估比較基準。並且依據全球暖化時間表中 TaiESM1 模式、SSP3-7.0 情境，顯示該模式於全球平均溫度首次超過各溫度門檻值年分(年分代表 20 年氣候時段的第 10 年)，分別為 2033 年達到  $\text{GWL}1.5^{\circ}\text{C}$ ；2043 年達到  $\text{GWL}2.0^{\circ}\text{C}$ ；2061 年達到  $\text{GWL}3.0^{\circ}\text{C}$ ；2081 年達到  $\text{GWL}4.0^{\circ}\text{C}$ ，評估應用將取其年分前後共計 20 年雨量平均值(圖 9)，作為評估現況及推估氣候變遷之短中長期對研究區域影響之參據。

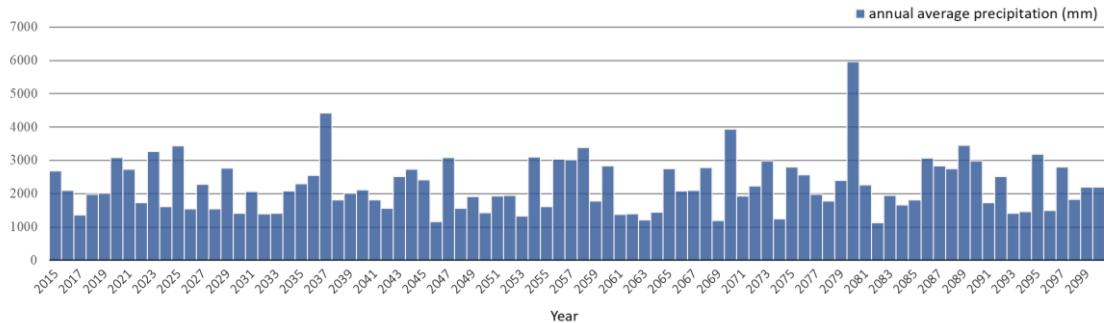


圖 8 臺東縣平均年雨量(2015 年~2100 年)

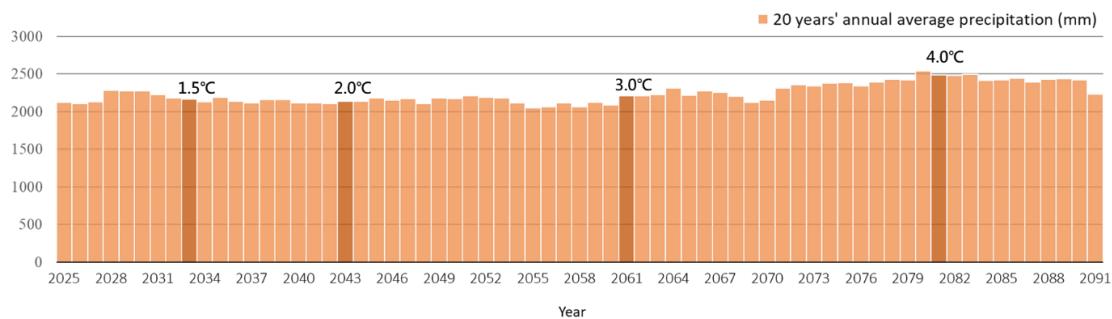


圖 9 臺東縣平均 20 年年雨量(2025 年~2091 年)

根據 TaiESM1 氣候模式及 SSP3-7.0 暖化情境達到各溫度門檻年分，各別是 2033 年、2043 年、2061 年及 2081 年；另取近 20 年平均年雨量(前 10 年、後 9 年)的 2025 年為基期。本研究的降雨量分為低、中、高 3 個等級。以研究範圍劃分 4 個象限(東北、東南、西北、西南)來看，東北象限的降雨量均偏低，除局部範圍是中度等級，且降雨面積有逐漸擴大趨勢；東南象限與西北象限的降雨情況類似，近未來的降雨程度多屬低度等級，世紀中略有消長，世紀末 2081 年增幅顯著，超過半數以上的面積到達中度等級；西南象限的降雨情況與前述雷同，降雨分布到世紀中、末期均為中度等級；西半部邊境交接處，降雨程度略顯攀升(圖 10)。

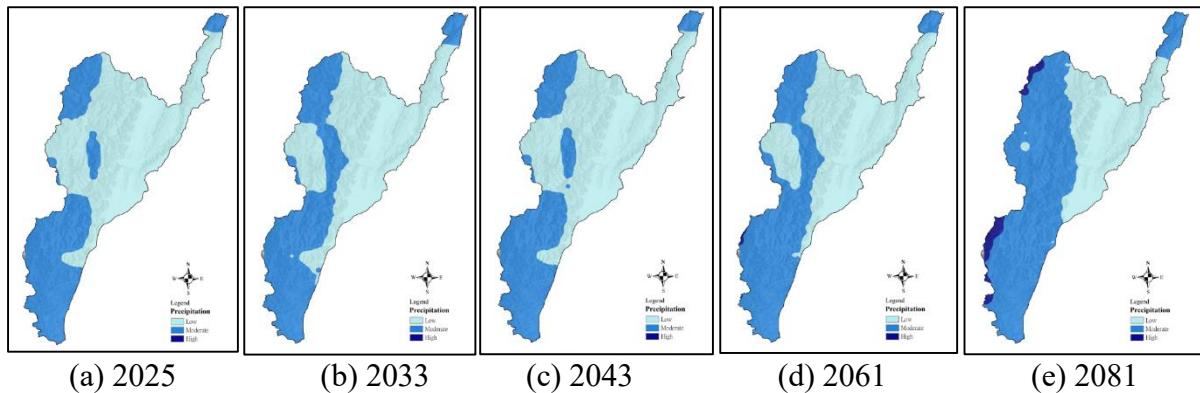


圖 10 TaiESM1 SSP3-7.0 降雨量分布圖

#### 四、結果與討論

崩塌潛感圖係由同一組因子，透過結合 WoE 與 LR 方法產生，將崩塌潛感值以自然斷點法分成 5 個等級，分別是最低、低、中、高與最高。為瞭解氣候變遷的降雨量對於臺東縣崩塌影響程度，將各溫度門檻年分，逐一導入崩塌潛感模式 (式 7)，以探討未來不同時期(近未來、世紀中、世紀末等)降雨分布對於研究範圍之衝擊趨勢。

本研究結果顯示，高程在 1,200 公尺以下，坡度介於  $25^\circ \sim 45^\circ$  區間的 LS 值偏高，相較容易發生崩塌；隨著坡度愈低，LS 值愈小；坡度在  $25^\circ \sim 45^\circ$  範圍內，LS 值居高；一旦坡度超過  $45^\circ$  以上時，LS 值降幅顯著，表示崩塌影響會隨著坡度增加而降低。就坡向而言，主要以東方、東南方及南方的 LS 值居高，表示該等方向容易受到影響。曲率來看，凸面範圍 LS 值高於其他地區，表示該範圍的崩塌影響較高。大部分崩塌區域與河道距離甚遠，故距離河道愈遠，則 LS 值愈大，尤其距離河道大於 250 公尺以上，LS 值為最，且容易有崩塌情況發生；距離河道愈近，LS 值愈小，則大幅降低影響程度。降雨量方面，中度等級範圍的 LS 值最大。SPI 中，低度等級的 LS 值最大。以 TWI 來說，中度等級的 LS 值最高，說明該區域容易發生崩塌。就崩塌與斷層關係而言，崩塌地區主要分布在西部地區，零星分散於縱谷及海岸線一帶；距斷層距離愈遠，LS 值漸增，當距離超過 2000 公尺以上，LS 值增幅最大；反之，距斷層距離愈近，LS 值則愈低；除距離在 100 公尺以下，LS 值為最，表示崩塌影響最高。在土地利用與植被方面，稀疏森林及土壤貧瘠一帶的 LS 值遠高於植生茂密地區，可能是植生茂密減低逕流，有助於降低崩塌發生。以道路距離來說，超過 250 公尺以上等級的 LS 值最高，表示該範圍遭受崩塌影響較大。

在崩塌分級統計方面(圖 11)，其增減趨勢近乎一致，均由低等級至高等級攀升，且級別低者愈低、高者愈高；以最高等級升幅為最，高等級居次，說明不同年分的崩塌影響均以最高等級最為顯著，表示最高等級的崩塌影響最大。就崩塌潛感分布情形(圖 12)，各年分的崩塌程度與降雨趨勢頗為相似，崩塌等級高者愈高、低者愈低，且高、最高等級崩塌範圍有擴大之勢；低等級以下範圍則變化不多。高等級以上的崩塌範圍由西向東逐漸擴展，尤其以世紀末 2081 年的情況最為顯著且嚴重，容易有崩塌情況發生；臺東市區、縱谷地區、河道及臨海一帶均屬中低度崩塌範圍，其程度略有消長，且範圍及等級均呈現減低趨勢，相較不受崩塌影響。

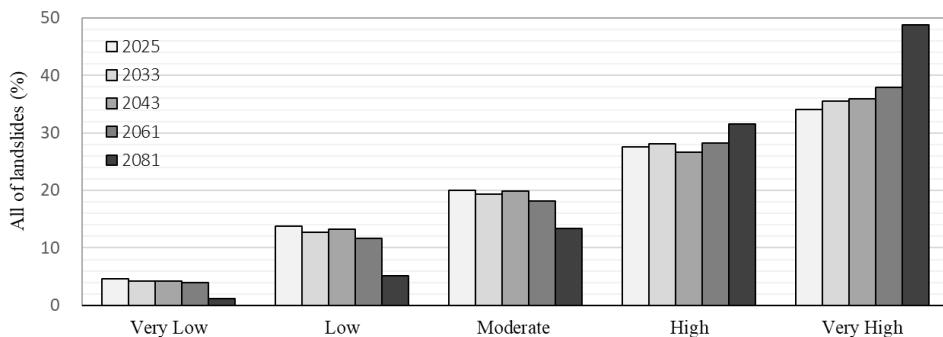


圖 11 各年分崩塌分級統計圖

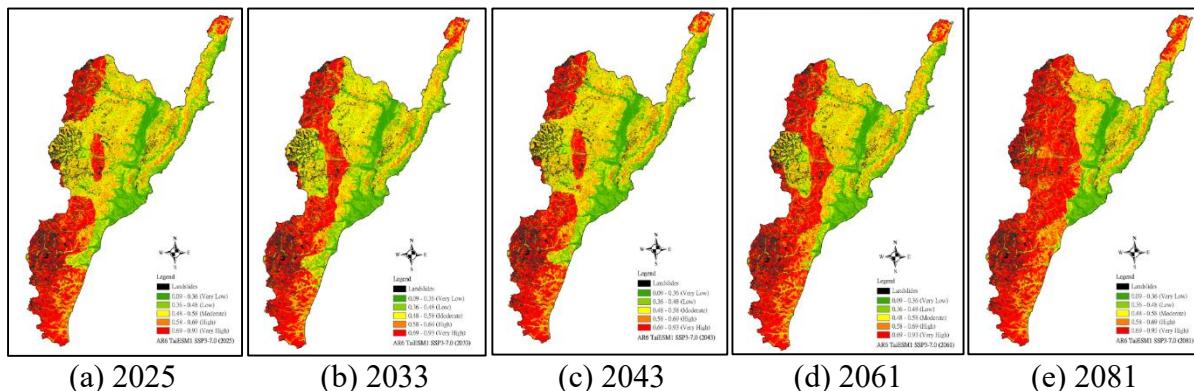


圖 12 TaiESM1 SSP3-7.0 臺東縣崩塌潛感地圖

## 五、結論

本研究為瞭解氣候變遷的降雨趨勢對於臺東縣崩塌潛感變化程度，利用地理空間技術生成研究範圍的 LSM，評估誘發因子對於崩塌發生的關連性，以降低災害影響。其研究方法係應用 WoE 雙變量與 LR 多變量二種方法的組合模型，導入 GIS 統計方法計算崩塌因子與崩塌範圍的關連性，取用不同暖化溫度門檻年分之降雨量，透過地理空間技術識別容易發生崩塌潛感區位，並將等級分為最低、低、中、高、最高 5 等級。本研究結果評估未來時期(近未來、世紀中、世紀末)對於研究範圍崩塌影響，可作為減輕災害衝擊與調適策略之參據。

依據上述討論及分析結果，不同年分的崩塌趨勢十分相近，且等級低者愈低、高者愈高，尤其是世紀末 2081 年最為顯著，且崩塌影響最大。在崩塌潛感分布方面，各年分的崩塌程度與降雨幅度相似，高等級以上範圍由西向東逐漸擴大，且時間愈往後推移，崩塌範圍增幅加劇。此外，在臺東市區、縱谷地區、河道及臨海一帶均屬中低度崩塌範圍，則影響不大。

## 致謝

本研究為中華民國國家科學及技術委員會補助計畫（計畫編號：NSTC 112-2119-M-143-001）部分成果，謹致感謝。

## 參考文獻

- Arabameri, A., Ebrahim, K.S., Pal, S.C., Saha, A., Chowdhuri, I., Lee, S. and Bui, D.T., 2020 . Novel Credal Decision Tree-Based Ensemble Approaches for Predicting the Landslide Susceptibility, *Remote Sensing*, 12, 3389. <https://doi.org/10.3390/rs12203389>.
- Alvioli, M., Melillo, M., Guzzetti, F., Rossi, M., Palazzi, E., von Hardenberg, J., Brunetti, M.T. and Peruccacci, S., 2018. Implications of climate change on landslide hazard in Central Italy, *Science of Total Environment*, 630, 1528-1543.
- Ayalew, L. and Yamagishi, H., 2005. The Application of GIS-Based Logistic Regression for Landslide Susceptibility Mapping in the Kakuda-Yahiko Mountains, Central Japan, *Geomorphology*, 65, 15-31. <http://dx.doi.org/10.1016/j.geomorph.2004.06.010>
- Bračko, T., Žlender, B. and Jelušić, P., 2022. Implementation of Climate Change Effects on Slope Stability Analysis, *Applied Sciences*, 12(16), 8171. <https://doi.org/10.3390/app12168171>
- Ciabatta, L., Camici, S., Brocca, L., Ponziani, F., Stelluti, M., Berni, N. and Moramarco, T., 2016. Assessing the impact of climate-change scenarios on landslide occurrence in Umbria Region, Italy, *Journal of Hydrology*, 541, 285-295.
- Collison, A., Wade, S., Griffiths, J. and Dehn, M., 2000. Modelling the impact of predicted climate change on landslide frequency and magnitude in SE England, *Engineering Geology*, 55 (3), 205-218.
- Elmoulat, M., AIT Brahim, L., Mastere, M. and Jemmah, A.I., 2015.Mapping of Mass Movements Susceptibility in the Zoumi Region Using Satellite Image and GIS Technology (Moroccan Rif), *International Journal of Scientific and Engineering Research*, 6(2), 210-217.
- Gariano, S.L. and Guzzetti F., 2016. Landslides in a changing climate, *Earth-Science Reviews*, 162, 227-252. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2016.08.011>
- Huang, C.M., Lee, C.T., Jian, L.X., Wei, L.W., Chu, W.C. and Lin H.H., 2022 . Using Fuzzy Neural Networks to Model Landslide Susceptibility at the Shihmen Reservoir Catchment in Taiwan, *Water*, 14(8), 1196. <https://doi.org/10.3390/w14081196>

- IPCC, 2023. **The Intergovernmental Panel on Climate Change**. <https://www.ipcc.ch/>
- Janizadeh, S., Bateni, S.M., Jun, C., Pal, S.C., Band, S.S., Chowdhuri, I., Saha, A., Tiefenbacher, J.P. and Mosavi A., 2023. Potential impacts of future climate on the spatio-temporal variability of landslide susceptibility in Iran using machine learning algorithms and CMIP6 climate-change scenarios, *Gondwana Research*, 124, 1-17.
- Kirschbaum, D., Stanley, T. and Zhou, Y., 2015. Spatial and temporal analysis of a global landslide catalog, *Geomorphology*, 249, 4-15.
- Lan, H., Tian, N., Li, L., Wu, Y., Maciotta, R. and Clague J.J., 2022. Kinematic-Based Landslide Risk Management for the Sichuan-Tibet Grid Interconnection Project(STGIP) in China, *Engineering Geology*, 308, 106823.
- Lee, E.M., 2015. Landslide Risk Assessment: the Challenge of Communicating Uncertainty to Decision-makers, *Quarterly Journal of Engineering Geology and Hydrogeology*, 49, 21-35. <https://doi.org/10.1144/qjegh2015-066>
- Menard, S., 2001. Determination of Customer Satisfaction in Conservative Concept Hotels by Ordinal Logistic Regression Analysis, *Applied Logistic Regression Analysis* (2nd ed.), London: Sage Publications.
- Moore, I.D., Grayson, R.B. and Ladson A.R., 1991. Digital Terrain Modelling: A Review of Hydrological, Geomorphological, and Biological Applications, *Hydrological Processes*, 5(1), 3-30.
- Noa, O.L., Idan, B., Aviva, P., Alexandra, S., Yishai, N., Yafit, C. and Alon B.G., 2019. A Weighted Multivariate Spatial Clustering Model to Determine Irrigation Management Zones, *Computers and Electronics in Agriculture*, 162, 719-731. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.05.012>
- Rezaei, H., Macioszek, E., Derakhshesh, P., Houshyar, H., Ghabouli, E., Reza A., Lomer, B., Ghanbari, R. and Esmailzadeh A., 2023. A Spatial Decision Support System for Modeling Urban Resilience to Natural Hazards, *Sustainability*, 15(11), 8777. <https://doi.org/10.3390/su15118777>
- Rasyid, A.R., Bhandary, N.P. and Yatabe R., 2016. Performance of Frequency Ratio and Logistic Regression Model in Creating GIS Based Landslides Susceptibility Map at Lompobattang Mountain, Indonesia, *Governmental Disasters*, 3(19).
- Sharma, A., Sajjad, H., Roshani and Rahaman M.H., 2023. Classifying Knowledge on Climate Change Induced Landslides in Retrospect and Prospect: A *state-of-the-art review, unpublished, preprint*. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-2384330/v1>
- Thomas, J., Gupta, M., Srivastava, P.K. and Petropoulos G.P., 2023. Assessment of a Dynamic Physically Based Slope Stability Model to Evaluate Timing and Distribution of Rainfall-Induced Shallow Landslides, *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 12(3), 105. <https://doi.org/10.3390/ijgi12030105>
- Trigila, A., Iadanza, C., Esposito, C. and Gabriele S.M., 2015. Comparison of Logistic Regression and Random Forests Techniques for Shallow Landslide Susceptibility Assessment in Giampilieri (NE Sicily, Italy), *Geomorphology*, 249, 119-136.
- Tyler, S. and Moench M., 2012. A Framework for Urban Climate Resilience, *Climate and Development*, 4(4), 311-326. <https://doi.org/10.1080/17565529.2012.745389>
- Uzielli, M., Rianna, G., Ciervo, F., Mercogliano, P. and Eidsvig U.K., 2018. Temporal Evolution of Flow-like Landslide Hazard for a Road Infrastructure in the Municipality of Nocera Inferiore (Southern Italy) Under the Effect of Climate Change, *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 18, 3019-3035.
- Wu, W., Guo, S. and Shao Z., 2023. Landslide Risk Evaluation and Its Causative Factors in Typical Mountain Environment of China: a Case Study of Yunfu City, *Ecological Indicators*, 154, 110821. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2023.110821>

- Winter, M.G. and Shearer B., 2015. Climate Change and Landslide Hazard and Risk in Scotland, *Engineering Geology for Society and Territory*, 1, 411-414.
- Wang, W.C., Ye, C.X. and Hsieh M.C., 2014. Problem Based Learning of Hillside Slide Hazard by Fuzzy Theory with Case Base Reasoning, *Sustainable Environment Research*, 24(3), 213-226.
- Wilson, J.P. and Lorang M.S., 2000. Spatial Models of Soil Erosion and GIS. In: Fotheringham, A.S. and Wegener, M., Eds., *Spatial Models and GIS: New Potential and New Models*, Taylor and Francis, Philadelphia, 83-108.
- Youssef, K., Shao, K., Moon, S. and Bouchard L.S., 2023. Landslide Susceptibility Modeling by Interpretable Neural Network, *Communications Earth & Environment*, 4, 162.
- Zhou, B., Bartholmai, B.J., Kalra, S., Osborn, T. and Zhang X., 2021. Lung Mass Density Prediction Using Machine Learning Based on Ultrasound Surface Wave Electrography and Pulmonary Function Testing, *The Journal of the Acoustical Society of America*, 149(2), 1318. doi: 10.1121/10.0003575.
- 王俊寓、童裕翔，2021。新暖化情境：全球增溫 1.5°C 與 2°C 情境設定，*臺灣氣候變遷推估資訊與調適知識平台電子報*，第 47 期。
- 劉宜君、陳樹群，2018。結合土壤雨量指數與頻率比法建構坡地災害潛勢模式，*中華水土保持學報*，49(4)，243-253。