

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參據。

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载力造成嚴重災害。

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。

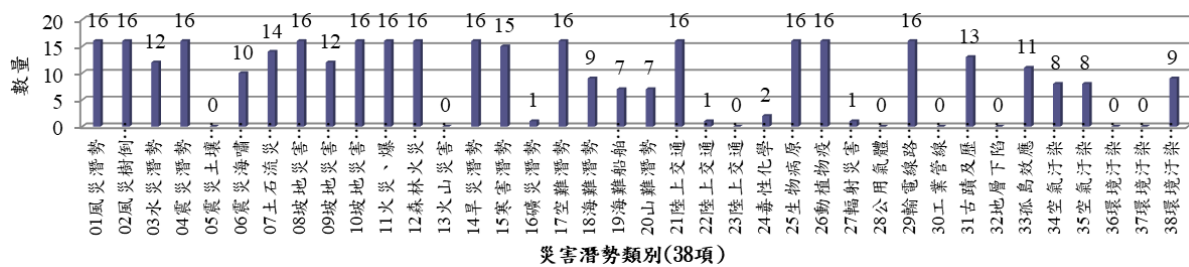


圖 1 臺東縣災害潛勢統計

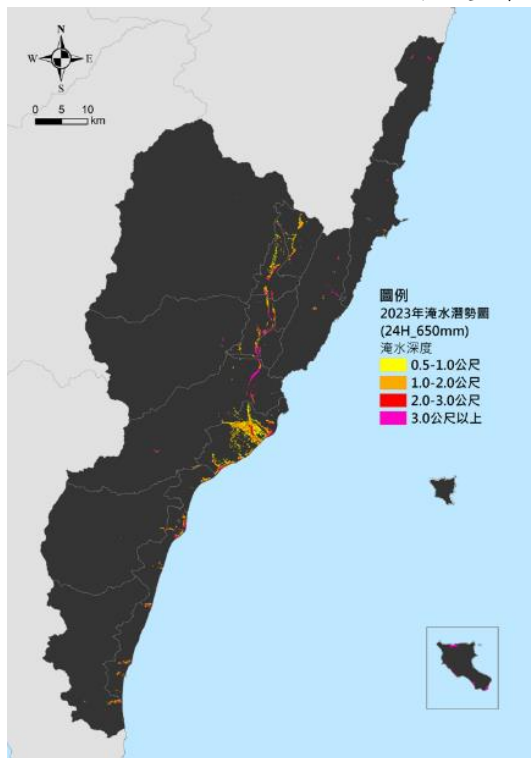


圖 2 臺東縣 2023 年淹水潛勢圖
(資料來源：國家災害防救科技中心)

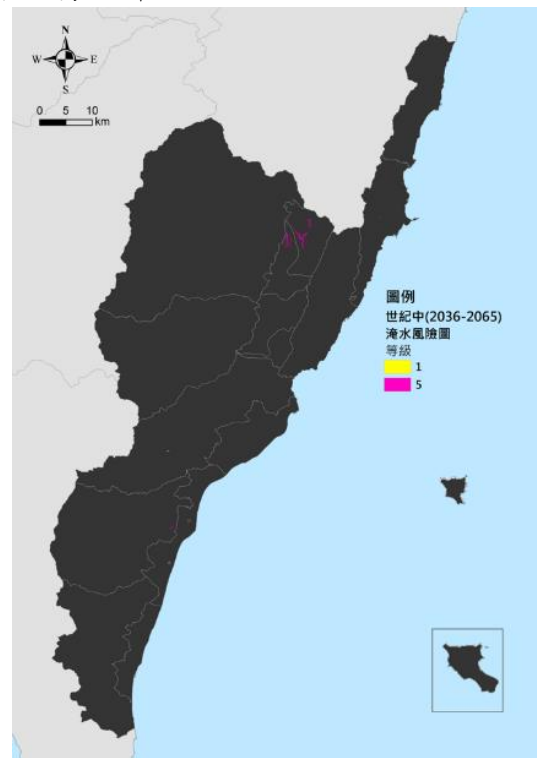


圖 3 考量 AR5 極端降雨機率的多模式
推估世紀中(2036 年~2065 年)
淹水風險圖
(資料來源：國家災害防救科技中心)

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°~50°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(°)，分成 5°以下、5°~15°、15°~25°、25°~35°、35°~45°及 45°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° 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))。

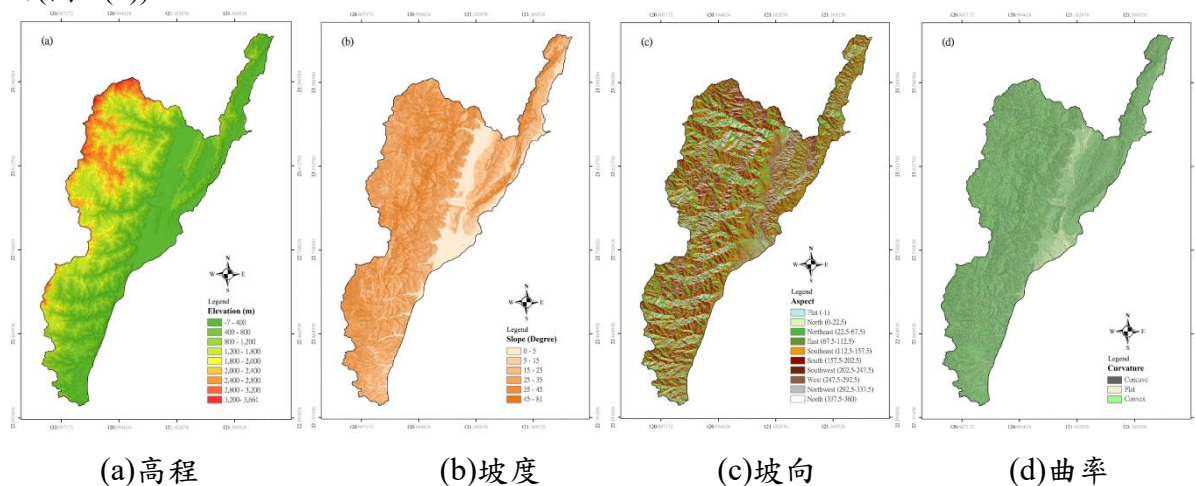


圖 4 崩塌潛感因子之空間地圖

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 288×192 ，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 等級，如圖 5(d)所示。

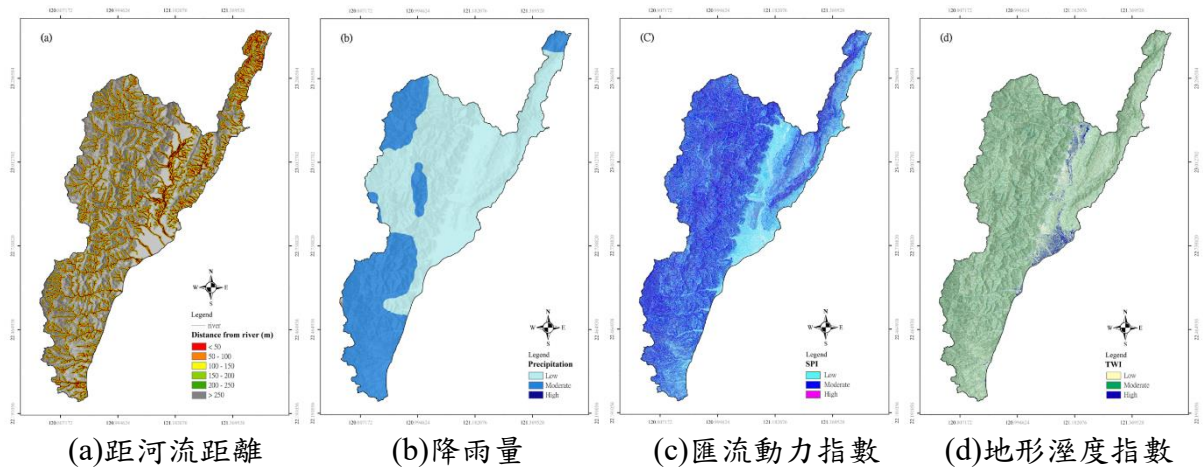


圖 5 崩塌潛感因子之空間地圖

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

地表植生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，可作為監測植生變化，判釋土壤、水體與植生之間的差異。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生；正值則代表植被覆蓋的地表，且指數愈高，植生愈密集。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)。

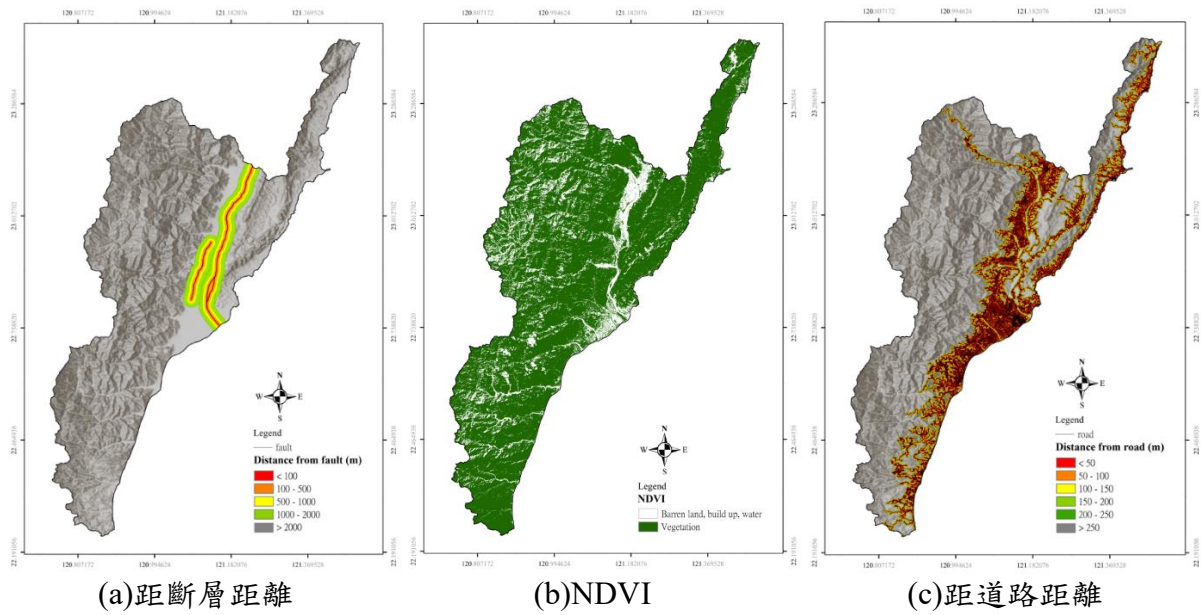


圖 6 崩塌潛感因子之空間地圖

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：

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

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

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 $35^\circ \sim 45^\circ$ 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 ⁺	W ⁻	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
	> 3200	2,885	521	0.53	0.00	0.53
坡度 (°)	< 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
	> 45°	123,988	23,400	0.58	-0.07	0.65
坡向	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
	North (337.5~360)	21,292	2,198	-0.12	0.00	-0.12
曲率	Concave	670,672	94,432	0.23	-0.25	0.48
	Flat	56,146	67,328	-0.20	0.17	-0.37
	Convex	699,403	2,527	-1.02	0.03	-1.04
距河道距離 (公尺)	< 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
	200~250	94,574	11,004	0.01	0.00	0.01
	> 250	845,366	77,693	-0.25	0.30	-0.55
降雨量 (毫米)	Low	940,867	64,858	-0.51	0.57	-1.09
	Moderate	474,050	99,429	0.57	-0.51	1.09
	High	11,304	0	0.00	0.00	0.00
匯流動力 指數	Low	713,185	59,408	-0.36	0.28	-0.64
	Moderate	656,953	90,911	0.21	-0.21	0.42
	High	56,083	13,968	0.94	-0.05	0.99
地形溼度 指數	Low	330,135	39,511	0.04	-0.01	0.06
	Moderate	993,272	116,865	0.02	-0.06	0.08
	High	102,814	7,911	-0.45	0.03	-0.47
距斷層距離 (公尺)	< 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
	> 2000	395,671	43,420	-0.05	0.02	-0.08
NDVI	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^+ and W^- : 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 km²; total landslide area = 410.72 km².

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_0 是回歸函數的截距， n 是獨立變數和係數(C_1 、 C_2 、...、 C_n)的數量，代表單一獨立變數 X_n 的貢獻，測量獨立地理變數組(X_1 、 X_2 、...、 X_n)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。

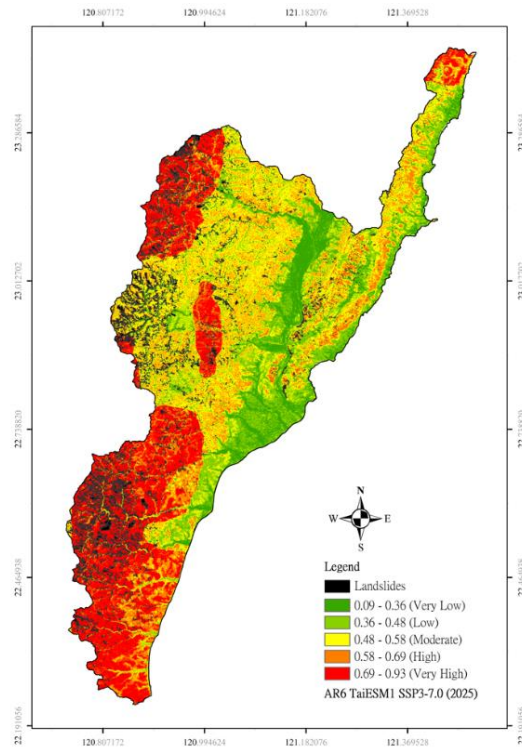


圖 7 組合模型之臺東縣崩塌潛感地圖

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°C、2.0°C、3.0°C、4.0°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 288×192，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 GWL1.5°C；2043 年達到 GWL2.0°C；2061 年達到 GWL3.0°C；2081 年達到 GWL4.0°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。

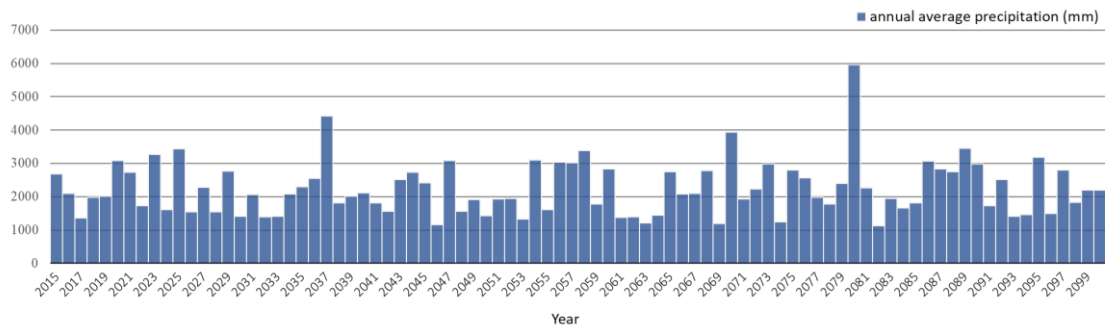


圖 8 臺東縣平均年雨量(2015 年~2100 年)

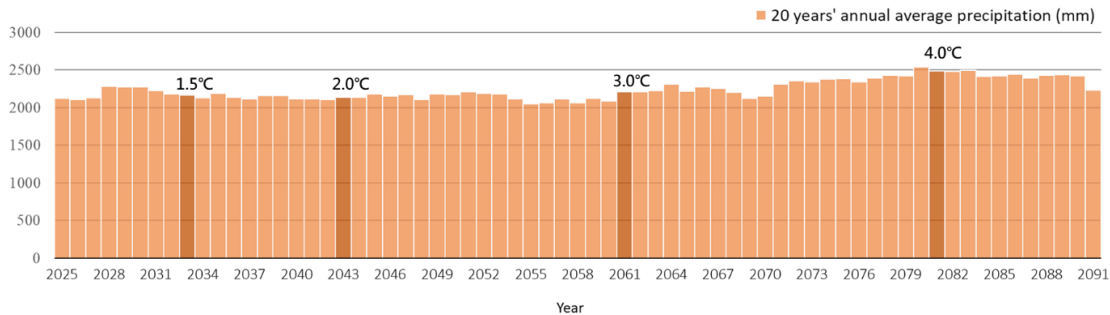


圖 9 臺東縣平均 20 年年雨量(2025 年~2091 年)

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)。

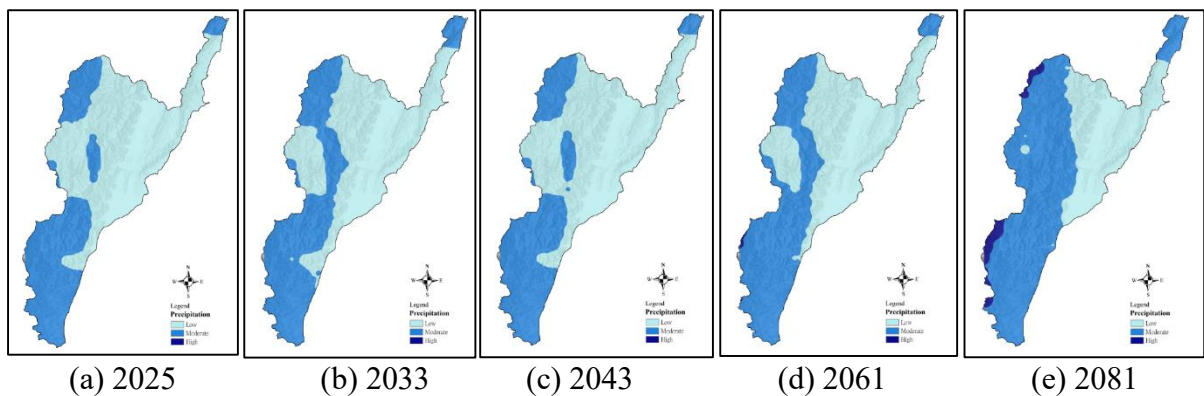


圖 10 TaiESM1 SSP3-7.0 降雨量分布圖

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，分別是最底、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°~45°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°~45°範圍內，LS 值居高；一旦坡度超過 45°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。

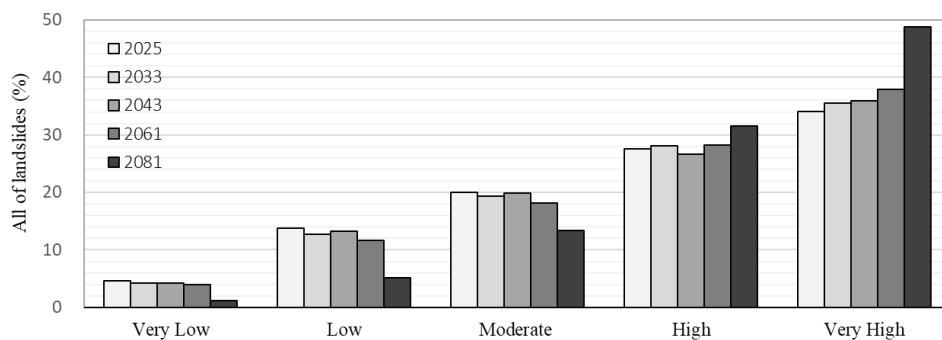


圖 11 各年分崩塌分級統計圖

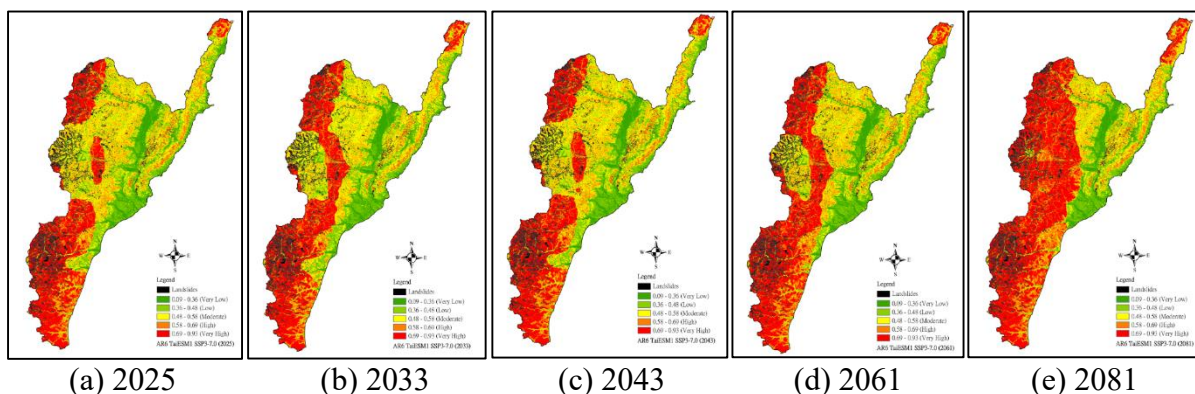


圖 12 TaiESM1 SSP3-7.0 臺東縣崩塌潛感地圖

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 Jelušič, 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., Macciotta, 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 (NESicily, 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。