台灣土地研究 民國一一四年二月 第二十七卷 第一期 第57頁至第81頁 Journal of Taiwan Land Research Vol. 27, No. 1 pp. 57~81 DOI: 10.6677/JTLR.202405_27(1).0003

運用衛星影像進行六龜區域崩塌地景監測與 影響因素分析

王韻皓* 謝漢欽** 林政融*** 廖學誠****

論文收件日期:113年09月04日

論文修稿日期:114年01月03日

論文接受日期:114年01月21日

摘 要

本研究目的在於運用多時期衛星影像,結合物件導向(Object-Based)方法和 支持向量機(support vector machine, SVM)分類技術,以及地景指標,對六龜試 驗林莫拉克颱風前至2024年間的崩塌地變動進行監測,並進一步利用邏輯迴歸進行 崩塌潛勢預測。結果顯示,崩塌地面積在2009年8月由111.90 ha急劇增加至748.00 ha,隨後逐漸減少至2024年的230.46 ha。而地景破碎化和複雜度在災後也隨時間慢 慢減少,顯示地景結構逐漸恢復完整連續。透過新增崩塌地分析的結果,在2011至 2024年間,崩塌地面積變化存在波動,其中2013年達到顯著峰值,新增崩塌地面積 達253 ha,與2013年發生多起重大豪雨事件相符。在邏輯迴歸模型分析結果,顯示 高程、坡度、距河川距離和坡向為主要影響崩塌潛勢的因素,其中以河川距離和坡 度對崩塌發生的影響最為顯著,模型效能評估顯示,AUC值為0.704,總體準確率 為64.2%,這結果也代表著模型在崩塌潛勢預測具備一定的參考價值。總體而言, 本研究利用人工智慧分類方法,量化時間序列崩塌資料,不僅提供了崩塌地長期監 測的資訊和技術參考,也為區域防災減災策略制定提供了重要的科學依據。

關鍵詞: 物件導向、支持向量機、地景指標、崩塌潛勢、邏輯迴歸

^{*} 助理研究員,林業試驗所,TEL:(02)23039978,E-mail:annywang@tfri.gov.tw。

^{**} 研究員,林業試驗所, TEL: (02)23039978, E-mail: mickey@tfri.gov.tw。

^{***} 計畫助理,林業試驗所,TEL:(02)23039978,E-mail:james1778@tfri.gov.tw。

^{****} 教授,國立臺灣師範大學地理學系,通訊作者,TEL:(02)77491649,E-mail:liaw@ntnu.edu.tw。

Monitoring and Susceptibility Assessment of Landslides in the Liouguei Area Using Satellite Imagery

Uen-Hao Wang*, Han-Ching Hsieh**, Zheng-Rong Lin***, Shyue-Cherng Liaw****

ABSTRACT

The purpose of this study is to utilize multi-temporal satellite imagery, combined with Object-Based methods and Support Vector Machine (SVM) classification techniques, along with landscape metrics, to monitor landslide dynamics in the Liouguei Experimental Forest from before Typhoon Morakot up until 2024. Additionally, the study aims to further apply logistic regression for predicting landslide susceptibility. The results showed that the landslide area increased sharply from 111.9 hectares in August 2009 to 748 hectares, then gradually decreased to 230.46 hectares by 2024. The landscape fragmentation and complexity also gradually decreased over time after the disaster, indicating that the landscape structure is slowly recovering to a more intact and continuous state. The analysis of new landslides between 2011 and 2024 revealed fluctuations, with a significant peak in 2013, when the new landslide area reached 253 hectares, corresponding to several major heavy rainfall events that year. Logistic regression analysis identified elevation, slope, distance to rivers, and aspect as key factors influencing landslide susceptibility, with distance to rivers and slope having the most significant impact. Model performance evaluation showed an AUC value of 0.704 and an overall accuracy of 64.2%, indicating that the model has some reference value for landslide susceptibility prediction. Overall, this study demonstrates the use of AI-based classification methods to quantify timeseries landslide data, providing valuable information and technical references for longterm landslide monitoring and offering critical scientific support for regional disaster prevention and mitigation strategies.

Keywords: Object-Based, Support Vector Machine, Landscape Metrics, Landslide Susceptibility, Logistic Regression

^{*} Assistant Researcher, Taiwan Forestry Research Institute, TEL: (02)23039978, E-mail: annywang@tfri.gov.tw.

^{**} Researcher, Taiwan Forestry Research Institute, TEL: (02)23039978, E-mail: mickey@tfri.gov.tw.

^{***} Assistant, Taiwan Forestry Research Institute, TEL: (02)23039978, E-mail: james1778@tfri.gov.tw.

^{****} Professor, Department of Geography, National Taiwan Normal University, Correspondent author, TEL: (02)77491649, E-mail: liaw@ntnu.edu.tw.

一、前 言

台灣的森林覆蓋率約佔全國面積的60%,在生態系統服務中具有不可或缺的重要性(林業及自然保育署,2008)。森林不僅為豐富的生物多樣性提供了棲息地,還在減緩氣候變遷和水土保持方面發揮了關鍵作用。然而,隨著氣候變遷的加劇,自然災害頻傳,尤其是崩塌事件對森林區域造成了嚴重的破壞。崩塌不僅直接摧毀了大面積的森林植被,導致生態棲息地的破碎和毀壞,更為嚴重的是,崩塌改變了區域的水文循環,增加了地表逕流和洪水風險,削弱了森林的碳儲存能力,從而對全球氣候變遷產生負面影響。因此,崩塌地對森林區域的破壞不僅僅是生態系統的危機,也對人類社會和地球環境帶來了嚴峻的挑戰。

位於台灣南部的林業試驗所六龜試驗林,擁有約98%的森林覆蓋率,其中天然 林約佔83%,人工林約佔15%,豐富的森林資源為該區域的生態系統服務帶來了重 要貢獻。然而,2009年8月8日莫拉克颱風帶來的強降雨,引發了大規模的崩塌和土 石流。六龜試驗林鳳崗觀測站在颱風期間觀測到該區歷史最大降雨紀錄,單日降雨 量高達1,290 mm(陸象豫等,2018),這場大豪雨引發了約204處崩塌,總面積約 804.49 ha(陸象豫等,2011),對森林生態系統造成了嚴重破壞,導致林地崩落和 地貌改變(鍾安晴等,2022)。目前已有多項研究關注莫拉克颱風對六龜地區的影 響,但針對該地區後續崩塌動態的持續研究較為缺乏,尤其是對長期崩塌變動的分 析。鑑於六龜試驗林豐富的森林資源,針對此區域進行長期監測,以瞭解崩塌地的 長期變動情況並評估崩塌潛勢預測,對於區域減災措施的制定具有重要意義。

自1970年代Landsat資源衛星首次升空後,多光譜衛星影像已成為監測地表覆 蓋變化的重要工具,因其能夠提供多時序和不同空間尺度的廣泛資訊,尤其是在 人類難以到達的區域(Zhou et al., 2021)。遙測技術被廣泛應用於自然災害後的評 估和發展進程的追蹤(宋承恩等,2022),提供清晰和準確的空間資訊,使研究 者同時觀察小尺度空間和大尺度景觀的動態變化(Dislich and Huth, 2012),這為 自然災害的規劃、評估與應用提供了全面的整合方法(Marlier et al., 2022)。應用 衛星影像進行長期監測時,目前大多先將影像分類,並將分類後的土地覆蓋圖再進 行變化偵測(Chughtai et al., 2021),因此選擇合適的影像分類技術至關重要。在 傳統像元式影像分類方法,容易因單一像元問題,而產生椒鹽效應,因此為解決問 題,物件導向的分類方法被提出使用(孔繁恩等,2014),物件式的分類方法著重 在將同質性區塊分割出來,並且用做影像分類的最小單元,因此目前已有許多研 究結合物件導向與其他分類方法,進行衛星影像分類(Tzotsos and Argialas, 2008; Petropoulos et al., 2012)。其中支持向量機機器學習分類方法,尤其適合處理高維度和非線性數據,Tzotsos and Argialas (2008)提出利用物件導向結合支持向量機進行影像分類,已證明有優越的效果,Chughtai et al. (2021)也提出支持向量機方法在分類上呈現高精度的表現,因此本研究參考前人研究,以物件導向結合SVM先進行衛星影像分類,以取得高精度的土地覆蓋型圖。

此外,地景生態學強調空間異質性和生態過程之間的相互作用(Ekwealor et al., 2019),已發展出量化和描述區域的空間特徵(Griffith, 2002),McGarigal et al.(2002)研發出Fragstats軟體,為分析地景結構的軟體,可計算地景指標,並且結合遙測和實地測量資訊,進行地理空間分析,以有效分析生態系統的組成和配置變化(Narmada et al., 2021)。許多研究已利用地景指標來監測地景結構的變化, 尤其在森林變化和土地利用預測中顯示出應用的潛力(Cushman et al., 2017; Fynn and Campbell, 2018; Talukdar et al., 2021; Arora et al., 2021)。因此本研究選擇使用 地景指標來監測崩塌變動,以分析地景結構在時間上的演變。尤其是莫拉克颱風如 此大型崩塌事件後,地景結構受到巨大影響,其後地景破碎恢復的過程中,本研究 持續利用邏輯迴歸探討新增崩塌地與環境變數的關係,旨在排除大型災害事件,建 立準確的崩塌預測模型。

綜上所述,本研究主要目標如下:(1)利用衛星影像結合物件導向與SVM分 類方法,生成六龜試驗林多時序崩塌圖;(2)結合地景指標分析崩塌地的長期動態 變化;(3)建構崩塌潛勢預測模型。透過這些目標,期能填補現有文獻對莫拉克颱 風後在六龜試驗林崩塌長期變動的研究,也提供該區域後續防災減災規劃之參考。

二、研究方法

(一)研究區域

本研究以林業試驗所轄管之六龜試驗林為研究範圍(圖1),林區位於臺灣 本島南部,荖濃溪以東,中央山脈西側之狹長地帶,南北長約19.5 km,東西寬約 13.0 km。林區海拔高度介於250~2,600 m間,位於荖濃溪流域,由其支流濁口溪 底至林巴拉山,高程相差2,000 m以上,行政區大部份劃屬在高雄市茂林區。其東 面及北角鄰接國有林之荖濃溪事業區,南及西南連接屏東事業區,西南及北隅大部 份與保留地及公私有林連接,地形呈南北走向,全區面積約9,882 ha,其中天然林 約佔83%,人工林約佔15%,其他約佔2%(林文智,2012)。

60



圖1 六龜試驗林位置圖

(二)研究材料

本研究所使用的主要材料為多時期的衛星影像,其詳細影像資訊如表1所示, 研究的主要目的是結合衛星影像資料與分類技術,生成多時序土地覆蓋型圖,以進 行後續長期崩塌變動分析。此外,在崩塌潛勢分析所使用的關鍵變數,主要來自內 政部地政司提供的2010年1m×1m的數值高程模型(digital elevation model, DEM) 及水利署的河川GIS圖檔。

(三)影像分類

本研究的影像分類方法主要利用物件導向影像分析結合SVM機器學習分類方法,對多時期衛星影像進行分類。所使用的主要工具為Ecognition軟體,首先針對影像進行分割,劃分為多個區塊(即物件)。設定土地覆蓋型類別為崩塌地、裸露地、植生及陰影等四類,根據不同類別選取相應的訓練樣本,並結合物件特徵與光譜參數進行SVM分類器的訓練與建置。光譜參數部分包括紅光(R)、綠光(G)、藍光(B)、近紅外(NIR)波段及常態化差異植生指數(normalized difference vegetation index, NDVI),公式如式(1),這些參數作為輸入特徵並用於分類模型的訓練,之後再對全區進行分類。而在裸露地與崩塌地的區別,參考實際影像崩塌與裸露地的坡度,設定以坡度20°為門檻值,輔助兩者類別的區分。

拍攝日期	感測器	波段	解析度
2009/05/09	FORMOSAT-2	4	2m (PAN) 、8m (XS)
2009/08/19	FORMOSAT-2	4	2m (PAN) 、8m (XS)
2011/08/17	FORMOSAT-2	4	2m (PAN) 、8m (XS)
2013/07/03	SPOT6	4	1.5m (PAN) 、6m (XS)
2015/04/14	SPOT6	4	1.5m (PAN) 、6m (XS)
2017/11/17	SPOT6	4	1.5m (PAN) 、6m (XS)
2019/12/11	SPOT6	4	1.5m (PAN) 、6m (XS)
2021/02/02	SPOT7	4	1.5m (PAN) 、6m (XS)
2023/01/15	SPOT6	4	1.5m (PAN) 、6m (XS)
2024/01/03	SPOT6	4	1.5m (PAN) 、6m (XS)

表1 使用衛星影像日期與種類

NDVI = (NIR - R) / (NIR + R)....(1)

NIR為近紅外光段,R為紅光段。

為了評估分類結果的準確性,本研究針對10個時期的衛星影像,每期影像選取 1,000個隨機分佈的檢核點,利用航照判釋方法,判釋檢核點在航照影像上實際土 地覆蓋類別,與透過影像分類模型,所生成的多時期土地覆蓋圖進行比較分析,計 算分類結果的總體精度及Kappa值(如式(2)),以評估分類的效能,Kappa介於 0至1之間,Kappa值越大則表示分類準確度越高。

 $Kappa = \frac{N \sum_{i=1}^{n} X_{ii} - \sum_{i=1}^{n} (X_{i+} * X_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^{n} (X_{i+} * X_{+i})}.$ (2)

n為分類矩陣之列數,*X_{ii}*為分類矩陣中欄列對角之樣點數目,*X_{i+},X_{+i}*為分類矩陣中各欄及各列之樣點數目,N為全部樣點數目。

(四)崩塌變動分析

本研究使用ArcGIS Pro軟體對多時期土地覆蓋型圖中的崩塌地類別進行檢測與 分析,以量化其時空變化特徵。

1. 資料處理

首先,從10期土地覆蓋型圖中提取陰影類別,並將這些時期的陰影範圍進行聯 集處理,形成整體陰影區域,此區域不納入進一步的分析中。後續將每期的土地覆 蓋型圖扣除陰影聯集區域,得到每期實際進行分析的土地覆蓋範圍。

2. 崩塌地面積變化量化

使用ArcGIS的空間分析工具,對每期處理後的土地覆蓋型圖進行崩塌地面積的 量化。主要目的是準確計算和比較不同時期崩塌地的面積,從而偵測崩塌地的動態 變化趨勢。

3. 新增崩塌地分析

主要以莫拉克颱風發生後2009年8月19日的影像,所生成的土地覆蓋型圖作為 基線資料,並以此基線,計算並分析後續各時期新增的崩塌地面積,以呈現時間序 列崩塌地的新增和消長情況。

(五) 地景指標(Landscape Metrics)

為探討莫拉克颱風對六龜試驗林森林生態系統地景結構的影響,特別是在大型 崩塌災害發生後地景結構的長期變化,本研究採用地景指標對地景結構的變動進行 分析。研究主要選擇了能夠代表不同空間特徵的地景層級指標,這些指標包括代 表密度和邊緣特性的地景指標,如區塊數目(number of patches, NP)和邊緣密度 (edge density, ED);代表形狀特徵的景觀形狀指數(landscape shape index, LSI) 以及碎形維度(PAFRAC);代表聚集特性的聚集度指數(CONTAG)和分離度指 數(SPLIT)等(表2),使用Fragstats軟體計算出崩塌地的地景指標,來評估崩塌 地的地景結構變動情形。

(六)預測模型建立

1. 邏輯迴歸模型

(1) 使用變數

參考前人研究(Dang et al., 2020; Sevgen et al., 2019; Nhu et al., 2020),本研 究在模型訓練中,選取了高程、坡度、坡向、地形濕度指數(topographic wetness index, TWI)、逕流強度指數(stream power index, SPI)、曲率、平面曲率、剖面 曲率及距河道距離等可能影響崩塌的關鍵變數,建構崩塌潛勢預測模型,這些自變 數的選擇基於其在地形和水文動力學中對崩塌發生的潛在影響,詳細的變數資料來 源如表3。

地形相關參數,主要使用由地政司提供的2010年1 m×1 m解析度的DEM資料 計算所得,包括高程、坡度、坡向、曲率、平面曲率、剖面曲率、地形濕度指數以 及逕流強度指數等。

地景指標	縮寫	公式	描述
區塊數量	NP	NP = N	N=坵塊數量
邊緣密度	ED	$ED = \frac{E}{4}(10000)$	E=坵塊總邊緣長度(m)
		л	A=地景總面積(m ²)
景觀形狀指標	LSI	$LSI = \frac{0.25E}{\sqrt{5}}$	E=坵塊總邊緣長度(m)
		\sqrt{A}	A=地景總面積(m ²)
碎形維度	PAFRAC	PAFRAC	a _{ij} =坵塊ij面積(m ²)
		$= \frac{\sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} (lnp_{ij} - lna_{ij}) - [(\sum_{i=1}^{m} \sum_{j=1}^{n} (lnp_{ij})(\sum_{i=1}^{m} \sum_{j=1}^{n} lna_{ij})]}{\sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} lna_{ij}}$	p _{ij} =坵塊ij周長(m)
		$(N \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} (lnp_{ij}^{2}) - (\sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} lnp_{ij})$	N=坵塊數量
聚集度指標	CONTAG	CONTAG	p _i =坵塊所佔景觀的比例
		$= \left[1 + \frac{\sum_{i=1}^{m} \sum_{k=1}^{m} \left[(P_{i}) \left(\frac{g_{ik}}{\sum_{k=1}^{m} g_{ik}}\right)\right] * \left[\ln(P_{i}) \left(\frac{g_{ik}}{\sum_{k=1}^{m} g_{ik}}\right)\right]}{2\ln(m)}\right] (100)$	g _{ik} =i與k類型區塊毗鄰的網格
			數,依據double-count方法
			m = 坵塊類型的數量
分離度指標	SPLIT	$SPLIT = \frac{A^2}{\sum_{i=1}^{m} \sum_{j=1}^{n} 2}$	a _{ij} = 坵塊ij面積(m ²)
		$\sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{n} a_{ij}^{2}$	A=地景總面積(m ²)

表2 本研究所使用之地景指標

表3 邏輯迴歸預測模型使用變數

	• • • • • • • •	
變數	代碼	資料來源
高程	DEM	2010年空載光資料取得
坡度	SP	2010年空載光資料求得
坡向	AP	2010年空載光資料求得
地形濕度指數	TWI	2010年空載光資料求得
逕流強度指數	SPI	2010年空載光資料求得
曲率	CUE	2010年空載光資料求得
平面曲率	PFE	2010年空載光資料求得
剖面曲率	PCE	2010年空載光資料求得
距河道距離	DR	水利署河川向量資料推估所得

a. 地形濕度指數計算

地形濕度指數(TWI)是評估地表水分聚集程度的重要指標,公式如式(3) 所示:

 $TWI = \ln (A / \tan(\beta)).$ (3)

A為每單位寬度的上游集水面積(ha),β是坡度,ln是自然對數。

TWI可以幫助確定崩塌地區的水分條件,TWI的值越高,代表該地點的水分聚 集程度越高。

b. 逕流強度指數計算

流強度指數(SPI)用於衡量水流侵蝕潛力,其公式如式(4)所示:

 $SPI = A x \tan(\beta) \dots (4)$

A為流域累積面積(ha), β 是坡度, $tan(\beta)$ 表示坡度的正切值。

SPI的值越高,表示該地點的水流侵蝕潛力越大,也意味著強大的水流動力,可能對崩塌地的穩定性構成威脅。

c.距河道距離計算

為了計算樣點與河道的距離,首先利用水利署提供的河川GIS向量圖檔作為主要資料來源,由於該圖檔包含區域內主要河道的空間資訊,為於資料分析時能完整涵括試區內較小河川空間分布,另外使用影像判釋進行較小河川的數化,並一併整合進河川GIS圖檔,然後再使用ArcGIS Pro的NEAR功能,計算每個樣點與最近河道線段之間的距離。

(2) 模型建置步驟

a. 變數相關分析:

為避免崩塌復育預測模型中的自變數之間產生多元共線性(Multicollinearity) 的問題,本研究在建模前進行了共線性檢測,主要使用皮爾森積差相關分析來識別 具有顯著共線性的自變數,並將其從模型中排除,自變數的排除標準是當皮爾森積 差相關係數達到或超過0.7,將該自變數剔除出模型,以確保模型的穩定性和解釋 力(Guo et al., 2016; Milanović et al., 2020; Sahani et al., 2021)。

b.模式參數求解方法:

本研究採用邏輯迴歸(Logistic Regression)方法對二元變數進行迴歸分析。 邏輯迴歸是用於預測類別資料的統計模型,在因變數(Dependent Variable)為二元 時可預測特徵或現象發生的概率,並解釋二元因變數與多個自變數(Independent Variable)之間的關係(Saha et al., 2020)。邏輯迴歸公式如式(5),即將事件發 生的機率與自變數間建立線性關係,轉化成邏輯值F(x),並透過公式(6)由邏輯 值F(x)反算回事件的發生機率p,以代表事件發生的可能性。

 $F(x) = \ln(p / (1-p)) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_n X_n \dots$ (5)

其中X為自變數的集合,表示可能影響事件發生的因素,p為事件發生的機 率,p/(1-p)這個比值稱為發生比或勝算比,表示事件發生的機率與未發生機率的 比值,ln(p/(1-p))為發生比之自然對數。

p = e F(x) / (1 + e F(x)) (6)

其中p為事件發生的機率, e F(x)為為勝算比, 即事件發生的機率與未發生機率的比值。

本研究將因變數被定義為非崩塌地和崩塌地兩種二元狀態。其中,非崩塌地類 別指自2009年8月莫拉克颱風後至2024年期間,未發生崩塌的區域;而崩塌地類別 則指自2009年8月後莫拉克颱風後至2024年間新增崩塌區域,這樣的二元分類設定 有助於明確界定崩塌事件的發生與否,並進行後續的崩塌潛勢預測分析。

為建構邏輯迴歸模型,本研究從非崩塌地和崩塌地範圍中隨機選取各10,000個 訓練樣本,共計20,000個樣本進行模型訓練。在進行迴歸分析之前,並對自變數進 行資料歸一化處理,以消除變數之間的尺度差異,有助於迴歸模型更有效地比較不 同變數的相對影響。

2. 模型驗證

主要採用了三種效能評估方法:準確度評估、接收者操作特性曲線(receiver operating characteristic curve, ROC)分析,以及曲線下面積(area under the curve, AUC)的測量。

(1) 準確度評估

準確度是目前用於評估預測模型整體性能的常用方法(Wang et al., 2019; Sevgen et al., 2019; Kuradusenge et al., 2020)。主要透過計算模型在驗證樣本上的 正確預測比例來評估模型的整體準確性。本研究共選取10,000個驗證樣本進行模型 評估。

(2) ROC曲線分析

ROC是一種用於評估分類模型性能的圖形工具。通過在不同概率閾值下繪製敏 感性(True Positive Rate)與特異性(1-False Positive Rate),ROC曲線提供了一種 視覺化方法來評估模型的分類能力。根據前人研究(Wang et al., 2019; Ozkan et al., 2022; Nafouanti et al., 2021; Sevgen et al., 2019; Nhu et al., 2020),ROC曲線通常與 AUC一起使用,以量化模型的判别能力。

(3) AUC測量

AUC值是ROC曲線下的面積,用於評估模型的擬合性能。AUC值範圍從0到 1,其中AUC值越高,表示模型的擬合性能越好(Kuradusenge et al., 2020; Nhu et al., 2020)。具體來說,AUC = 0.5,表示模型沒有鑑別能力;AUC = 0.5-0.7,表 示模型具有不佳的鑑別力;AUC = 0.7-0.8,表示模型具有可接受的鑑別力;AUC = 0.8-0.9,表示模型具有優良的鑑別力;AUC > 0.9,表示模型具有極佳的鑑別力(Milanović et al., 2020)。

三、結果與討論

(一)影像分類結果

本研究採用物件導向方法和SVM分類方法,對從2009年5月、2009年8月、2011、2013、2015、2017、2019、2021、2023及2024年10個時期的衛星影像進行土地覆蓋分類,涵蓋崩塌地、植生、裸露地及陰影四類。分類的結果如圖2所示,其中綠色代表植生,紅色代表崩塌地,黃色代表裸露地,黑色代表陰影。從圖中可直觀看出土地覆蓋的動態變化,特別是崩塌地和陰影的轉變。



圖2 六龜試驗林多時序土地覆蓋型圖

莫拉克颱風發生後,六龜試驗林崩塌地顯著增加,且分布廣泛,但隨著時間的 推移,崩塌地逐漸減少。另一方面,陰影面積在2017年至2024年逐漸增加,這主要是 為了獲取全區無雲的影像,所選取的影像時間多集中在冬季,導致陰影較多現象。

每期影像均選取1,000個隨機分佈的檢核點,計算分類結果的整體精度與Kappa 值,結果如表4所示。從表中可看出,整體精度均超過90%,顯示分類結果具有高 度準確度。此外,Kappa值均高於0.8,代表分類模型效能良好。這些結果證明了物 件導向結合SVM分類方法,在使用衛星影像進行長期崩塌監測方面,具有可行性 與準確性。

· · · · ·		L '
year	整體精度	Kappa
2009/05	97.90%	0.95
2009/08	98.20%	0.97
2011	94%	0.91
2013	96.40%	0.94
2015	92.10%	0.89
2017	98.10%	0.97
2019	97.90%	0.97
2021	91.40%	0.88
2023	97.50%	0.96
2024	99%	0.98

表4 影像分類整體精度與Kappa值

(二)崩塌地變動分析

為避免每期影像陰影變化對多時序崩塌地變動分析造成影響,在進行分析前, 本研究將每期土地覆蓋類型圖中的陰影區域進行統一處理,主要是將10期土地覆蓋 圖中陰影聯集區域扣除(如圖3),並在此基礎上抽取崩塌地圖層進行變動分析, 以確保多時序崩塌地變動分析的一致性。

針對每期土地覆蓋型圖,本研究計算了崩塌地的面積,並繪製了時間序列崩 塌面積變化圖(圖4)。從圖中可以觀察到崩塌地面積在這段時間內的動態變化情 況。2009年5月至2009年8月期間,崩塌地面積從111.9 ha急劇增加至748 ha,反應了 莫拉克颱風期間的大豪雨,造成了六龜試驗林極大的災害,崩塌面積爆增近7倍。 此後在2009年8月到2011年,崩塌地面積有所下降,減至463.489 ha,之後幾年崩塌



圖3 扣除陰影聯集區域之多時序土地覆蓋型圖



圖4 多時序崩塌面積變化折線圖

地面積相對穩定,在471.9 ha至473.1 ha之間波動。但自2017年開始,崩塌地面積呈現持續下降趨勢,從357.3 ha降至2024年的230.5 ha。

在新增崩塌地分析部份,本研究以2009年8月19日莫拉克颱風後的崩塌地為基線資料,分析2011年至2024年間各時期新增的崩塌地面積,並繪製時間序列新增崩塌面積變化圖(如圖5)。從圖中可以看出,2011年新增崩塌面積僅為88 ha,但到



圖5 多時序新增崩塌面積變化折線圖

2013年,新增崩塌面積顯著增加,從88 ha增加至253 ha。這與2013年多場重大豪雨 事件,如蘇力颱風、潭美颱風、康芮颱風和天兔颱風相符。隨後,2015年略有下降 至244.1 ha,並在2019年進一步減少至127.9 ha,顯示崩塌活動逐漸減少。然而,從 2023年到2024年,崩塌地面積再次上升至157.5 ha,這與2022年尼伯特和艾利颱風 及2023年的小犬颱風造成的影響相一致,代表該地區的崩塌現象再次受到擾動。

(三) 地景指標分析

利用Fragstats軟體計算了10個時期的崩塌地在全區地景中的關鍵指標, 包括區塊數目(NP)、邊緣密度(ED)、景觀形狀指數(LSI)、碎形維度 (PAFRAC)、聚集度指數(CONTAG)以及分離度指數(SPLIT)。這些指標反 映了崩塌地的空間結構、形狀複雜性及聚集分散特性。研究結果透過折線圖呈現不 同時期這些地景指標的變化情況,如圖6所示。

整體而言,地景指標NP、ED、LSI及SPLIT在2009年8月(即莫拉克颱風後) 達到最高值,隨後呈現下降趨勢。這些指標的變化,代表隨著時間推移,地景的破 碎化程度逐漸減少,各區塊形狀複雜度降低,地景的分散程度也有所減少。

與此相反,地景指標CONTAG顯示出相反趨勢,這反映了地景連續性的增強, 隨著破碎化減少,地景逐漸穩定並變得連續。PAFRAC指標在2009年8月達到高 峰,顯示颱風後地景邊界複雜性增加。但隨後在2011年達到最大值後逐漸穩定。



圖6 多時序崩塌地6種地景指標折線圖

綜合以上結果,顯示出六龜試驗林在莫拉克颱風後經歷了顯著的地景結構變 化,但隨著時間推移,地景逐漸恢復穩定,破碎化和分散程度減少,區塊形狀和邊 界的複雜性也有所降低,整體地景變得更加連續且穩定。

(四) 邏輯迴歸模型

1. 共線性分析

針對邏輯迴歸模型的建構,本研究首先將9個自變數,高程(DEM)、曲率 (CUE)、地形濕度指數(TWI)、逕流強度指數(SPI)、坡度(SP)、平面曲 率(PFE)、剖面曲率(PCE)、距河道距離(DR)、坡向(AP)進行了皮爾森 相關係數分析,以評估這些變數之間的相關性和可能存在的多元共線性問題,分析 結果如表5所示,表中顯示曲率與平面曲率及剖面曲率高度相關,相關係數分別為 -0.91與0.799,均超過研究設定的0.7閾值,因此決定將曲率變數剔除,以提高模型 的穩定性。

					-				
	DEM	CUE	TWI	SPI	SP	PFE	PCE	DR	AP
DEM	1								
CUE	-0.01	1							
TWI	0.027	-0.28	1						
SPI	-0.01	-0.07	0.117	1					
SP	-0.06	0.035	-0.32	0.009	1				
PFE	0.01	-0.91	0.15	0.076	-0.04	1			
PCE	-0	0.799	-0.38	-0.04	0.018	-0.49	1		
DR	0.334	-0.02	0.063	-0.01	-0.12	0.018	-0.02	1	
AP	-0.02	-0.01	0.04	0.01	-0.12	0.017	-0	0.091	

表5 皮爾森相關係數分析結果

2. 模型建構

為減少變數單位差異對模型的影響,本研究對納入邏輯迴歸分析的8個變數 (DEM、TWI、SPI、SP、PFE、PCE、DR、AP),進行歸一化,然後利用SPSS 進行邏輯迴歸模型的推算,結果如表6所示,其中DEM、SP、DR、AP變數的P值 均小於0.001,顯示這些變數對崩塌潛勢預測具有顯著性,代表高度、坡度、距河 川距離和坡向是影響崩塌發生的關鍵因素。因此後續建模僅納入此4個變數,以 精簡迥歸模型,結果如表7所示,其中距河川距離(DR)對崩塌潛勢的影響最為 顯著,B值為-5.067,代表距河川越遠,崩塌發生可能性顯著降低;其次是坡度 (SP),其B值為1.379,顯示坡度增加對崩塌發生有較大的作用;高程(DEM) B值為0.582,代表隨高程增加,崩塌發生顯著上升;坡向的影響相對較小,B值為 -0.882,代表特定坡向能夠降低崩塌潛勢。此結果顯示出距河川距離和坡度在崩塌 潛勢預測具較重要的主導角色。本研究結果顯示,坡度是影響崩塌發生的重要因 子,與Pourghasemi et al. (2018)的研究一致。坡度作為地形條件中的關鍵因素, 廣泛應用於相關研究中,顯示其在崩塌成因中的重要性。此外,距河川的距離亦被 證實為影響崩塌的重要因子,相關研究(Sevgen et al., 2019; Nhu et al., 2020)顯示 距離河流越近,因受水力侵蝕作用的影響,崩塌發生的可能性越高,與本研究的分 析結果相同,證實水力作用在崩塌過程中的重要角色。

	В	S.E.	Wald	自由度	顯著性	Exp(B)
DEM	0.582	0.079	54.907	1	<.001	1.790
TWI	-0.308	0.182	2.869	1	.090	.735
SPI	247	2.249	0.012	1	.912	.781
SP	1.310	0.115	130.215	1	<.001	3.706
PFE	-1.540	1.514	1.034	1	.309	.214
PCE	0.105	0.933	0.013	1	.911	1.110
DR	-5.062	0.128	1566.967	1	<.001	.006
AP	-0.882	0.067	173.145	1	<.001	.414
常數	1.603	1.174	1.864	1	.172	4.966

表6 邏輯迴歸分析結果(8個自變數)

表7 邏輯迴歸分析結果(4個自變數)

	В	S.E.	Wald	自由度	顯著性	Exp(B)
DEM	0.582	.079	54.827	1	.000	1.789
SP	1.379	.108	163.450	1	.000	3.973
DR	-5.067	.128	1571.011	1	.000	.006
AP	-0.882	.067	173.362	1	.000	.414
常數	0.510	.069	54.479	1	.000	1.666

除此之外,其他影響崩塌的環境因子如土地利用(Pourghasemi et al., 2018)及 距道路的距離(Pradhan and Lee, 2010),在許多崩塌潛勢研究中亦被廣泛應用。 然而,本研究區域內土地覆蓋率超過90%為森林,且多為天然林,林道分布極為稀 少。因此,土地利用及距道路距離在本研究中未被納入崩塌潛勢模型的分析範疇。

為了評估所建立的邏輯迴歸模型在崩塌潛勢預測上的適合度與整體解釋能力, 本研究進行了Hosmer與Lemeshow檢定及Omnibus檢定。Hosmer與Lemeshow適合度 檢定結果顯示,卡方值為139.770,自由度為8,顯著性P < 0.01,顯示模型預測值 和實際觀測值之間存在一定的差異。而Omnibus檢定,卡方值達到2501.465,自由 度為4,顯著性P < 0.01,顯示模型所選取的自變數能有效的聯合影響因變數,具有 較好的解釋力。

3. 模型驗證

使用SPSS計算模型預測機率之ROC曲線及其曲線下面積AUC,結果如圖7所示。從ROC曲線可看出,模型預測曲線良好,AUC值為0.704,代表模型預測具有可接受的鑑別力,能夠準確地區分崩塌潛勢高低的區域。



本研究利用ArcGIS Pro樣本選取功能,針對全區隨機選取了額外的10,000個驗 證樣本進行模型準確度評估,所得結果如表8。根據驗證結果,邏輯迴歸模型對非 崩塌地的預測準確度為60.78%,對崩塌地的預測準確度為67.64%,總體準確率為 64.2%,這結果代表了模型在預測崩塌潛勢具一定的準確性,但整體而言仍有改進 的空間。

百日马卡法		邏輯迴歸預測資料				
項日及刀伍		非崩塌地	崩塌地	準確度		
實際資料	非崩塌地	3,039	1,961	60.78%		
	崩塌地	1,618	3,382	67.64%		
準確率				64.2%		

表8 模型準確度評估

四、結 論

本研究運用衛星影像,透過物件導向方法和SVM分類技術,結合地景指標, 對六龜試驗林自莫拉克颱風以來的崩塌變動進行了監測。結果顯示,颱風後崩塌顯 著影增加,隨時間推移逐漸穩定,地景結構破碎化及複雜度逐漸減少,顯示出地景 結構在重大擾動後具有恢復能力。在崩塌潛勢分析中,邏輯迴歸模型顯示,高程、 坡度、距河川距離和坡向是影響崩塌潛勢的關鍵因素,並且模型在風險預測方面具 有一定的準確性。

然而,受限於衛星影像山區的陰影較多,可能對多時期崩塌地變動分析的準確 性造成影響,因此,未來研究應著重解決陰影問題,以確保資料的完整性並提高模 型的適用性。此外,儘管崩塌潛勢預測模型顯示出一定的準確性,建議未來研究可 以引入人工智慧技術,以處理更複雜的資料模式和非線性關係,進一步提升模的預 測能力。

本研究使用人工智慧影像分類方法,準確識別了六龜試驗林在莫拉克颱風後的 崩塌地變化,提供了時間序列的量化資料,並初步評估未來潛在的崩塌潛勢區域。 這些結果不僅為長期監測提供了的技術參考,也為防災減災策略和土地管理決策提 供提供了重要的科學依據。

參考文獻

- 孔繁恩、詹進發、邵怡誠、李茂園、葉堃生、陳連晃,2014,物件式分類法於高解析度 航照影像萃取崩塌地之研究,航測及遙測學刊,第18卷,第4期,頁267-281。
- Kung, F. E., J. F. Jan, Y. C. Shao, M. Y. Li, K. S. Yeh, and L. H. Chen, 2014, Object-based Classification for Detecting Landslides Using High Resolution Aerial Images, Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 18(4), pp. 267-281.
- 宋承恩、王韻皓、林國聖、王培蓉、詹進發、陳毅青、王素芬,2022,以多時期衛星影像及樹冠高程模型分析崩塌植生復育與影響因素,農業工程學報,第68卷,第4期,頁44-62。
- Song, C. E., U. H. Wang, G. S. Lin, P. J. Wang, J. F. Jan, Y. C. Chen, and S. F. Wang, 2022, Analysis of the Vegetation Recovery and Influencing Factors for Landslide Restoration Using Multi-Temporal Satellite Imagery and Canopy Height Model, Journal of Taiwan Agricultural Engineering, 68(4), pp. 44-62.

- 林文智,2012,六龜試驗林造林地清查成果及其後續經營,林業試驗所造林地清查 及後續經營研討會論文集,林業試驗所,頁75-92。
- Lin, W. Z., 2012, Inventory results of Experimental forest in the Lioukuei and its follow-up management, Proceedings of the Seminar on Forest Inventory and Management of the Forestry Research Institute, Taiwan Forest Research Institute, pp. 75-92.
- 林業及自然保育署,2008,第四次全國森林資源調查,行政院農業部林業及自然保 育署森林企劃組,頁79。
- Forestry and Nature Conservation Agency, 1995, The fourth forest resources and land use inventory in Taiwan, Nature Conservation Planning Division of Forestry and Nature Conservation Agency, Ministry of Agriculture, pp. 79.
- 陸象豫、林昭遠、黃良鑫,2011,莫拉克颱風後六龜試驗林崩塌地空間分佈特性探 討,台灣林業科學,第18卷,第4期,頁399-408。
- Lu, S. Y., C. Y. Lin, and L. S. Hwang, 2011, Spatial Relationships between Landslides and Topographical Factors at the Liukuei Experimental Forest, Southwestern Taiwan after Typhoon Morakot, Taiwan Journal of Forest Science, 18(4), pp. 399-408.
- 陸象豫、黃惠雪、孫銘源,2018,六龜試驗林氣候概況,林業研究專訊,第25卷, 第5期,頁58-62。
- Lu, S. Y., H. H. Huang, and M. Y. Suen, 2018, Climate Summary of the Lioukuei Experimental Forest, Forestry Research Newsletter, 25(5), pp. 58-62.
- 鍾安晴、郭耀綸、周富三、林文智、陳永修,2022,臺灣南部多納崩塌地演替初期 不同耐陰性樹種組成及優勢度的變化,臺灣林業科學,第37卷,第1期,頁 41-60。
- Chung, A. C., Y. L. Kuo, F. S. Chou, W. C. Lin, and Y. H. Chen, 2018, Variations in the Composition and Dominance of Tree Species with Different Shade Tolerances During the Early Phase of Succession at the Duona Landslide Site, Southern Taiwan, Taiwan Journal of Forest Science, 37(1), pp. 41-60.
- Arora, A., M. Pandey, V. N. Mishra, R. Kumar, P. K. Rai, R. Costache, and L. Di, 2021, Comparative evaluation of geospatial scenario-based land change simulation models using landscape metrics, Ecological Indicators, 128, pp. 107810.
- Chughtai, A. H., H. Abbasi, and I. R. Karas, 2021, A review on change detection method and accuracy assessment for land use land cover, Remote Sensing Applications: Society and Environment, 22, pp. 100482.

- Cushman, S. A., E. A. Macdonald, E. L. Landguth, Y. Malhi, and D. W. Macdonald, 2017, Multiple-scale prediction of forest loss risk across Borneo., Landscape Ecology, 32, pp. 1581-1598.
- Dang, V. H., N. D. Hoang, L. M. D. Nguyen, D. T. Bui, and P. Samui, 2020, A novel GIS-based random forest machine algorithm for the spatial prediction of shallow landslide susceptibility, Forests, 11(1), pp. 118.
- Dislich, C., and A. Huth, 2012, Modelling the impact of shallow landslides on forest structure in tropical montane forests, Ecological Modelling, pp. 239, 40-53.
- Ekwealor, K. U., C. B. Echereme, T. N. Ofobeze, and C. N. Okereke, 2019, Landscape Ecology: A Helicopter View, International Journal of Plant & Soil Science, 31(1), pp. 1-20.
- Fynn, I. E., and J. Campbell, 2018, Forest fragmentation and connectivity in Virginia between 2001 and 2011, Journal of Landscape Ecology, 11(3), pp. 98-119.
- Griffith, J. A., 2002, Geographic techniques and recent applications of remote sensing to landscape-water quality studies, Water, Air, and Soil Pollution, 138, pp. 181-197.
- Guo, F., L. Zhang, S. Jin, M. Tigabu, Z. Su, and W. Wang, 2016, Modeling anthropogenic fire occurrence in the boreal forest of China using logistic regression and random forests, Forests, 7(11), pp. 250.
- Kuradusenge, M., S. Kumaran, and M. Zennaro, 2020, Rainfall-induced landslide prediction using machine learning models: The case of Ngororero District, Rwanda, International Journal of Environmental Research and Public Health, 17(11), pp. 4147.
- Marlier, M. E., S. A. Resetar, B. E. Lachman, K. Anania, and K. Adams, 2022, Remote sensing for natural disaster recovery: Lessons learned from Hurricanes Irma and Maria in Puerto Rico, Environmental Science and Policy, pp. 132, 53-159.
- McGarigal, K., S. A. Cushman, and E. Ene, 2002, FRAGSTATS: spatial pattern analysis program for categorical maps, Computer software program produced by the authors at the University of Massachusetts, Amherst. Available at the following web site: http://www.umass.edu/landeco/research/fragstats/fragstats.html.
- Milanović, S., N. Marković, D. Pamučar, L. Gigović, P. Kostić, and S. D. Milanović, 2020, Forest fire probability mapping in eastern Serbia: Logistic regression versus random forest method, Forests, 12(1), pp. 5.

- Nafouanti, M. B., J. Li, N. A. Mustapha, P. Uwamungu, and A. A. Dalal, 2021, Prediction on the fluoride contamination in groundwater at the Datong Basin, Northern China: Comparison of random forest, logistic regression and artificial neural network, Applied Geochemistry, 132, pp. 105054.
- Narmada, K., D. Gogoi, and B. G. Dhanusree, 2021, Landscape metrics to analyze the forest fragmentation of Chitteri Hills in Eastern Ghats, Tamil Nadu, Journal of Civil Engineering and Environmental Sciences, 7(1), pp. 001-007.
- Nhu, V. H., A. Mohammadi, H. Shahabi, B. B. Ahmad, N. Al-Ansari, A. Shirzadi, and H. Nguyen, 2020, Landslide detection and susceptibility modeling on cameron highlands (Malaysia): A comparison between random forest, logistic regression and logistic model tree algorithms, Forests, 11(8), pp. 830.
- Ozkan, U. Y., T. Demirel, I. Ozdemir, S. Saglam, and A. Mert, 2022, Predicting forest stand attributes using the integration of airborne laser scanning and Worldview-3 data in a mixed forest in Turkey, Advances in Space Research, 69(2), pp. 1146-1158.
- Petropoulos, G. P., C. Kalaitzidis, and K. P. Vadrevu, 2012, Support vector machines and object-based classification for obtaining land-use/cover cartography from Hyperion hyperspectral imagery, Computers and Geosciences, 41, pp. 99-107.
- Pourghasemi, H. R., Z. Teimoori Yansari, P. Panagos, and B. Pradhan, 2018, Analysis and evaluation of landslide susceptibility: a review on articles published during 2005– 2016 (periods of 2005–2012 and 2013–2016), Arabian Journal of Geosciences, 11, pp. 1-12.
- Pradhan, B., and S. Lee, 2010, Landslide susceptibility assessment and factor effect analysis: backpropagation artificial neural networks and their comparison with frequency ratio and bivariate logistic regression modelling, Environmental Modelling and Software, 25(6), pp. 747-759.
- Sahani, N., and T. Ghosh, 2021, GIS-based spatial prediction of recreational trail susceptibility in protected area of Sikkim Himalaya using logistic regression, decision tree and random forest model, Ecological Informatics, 64, pp. 101352.
- Sevgen, E., S. Kocaman, H. A. Nefeslioglu, and C. Gokceoglu, 2019, A novel performance assessment approach using photogrammetric techniques for landslide susceptibility mapping with logistic regression, ANN and random forest Sensors, 19(18), pp. 3940.

- Talukdar, S., K. U. Eibek, S. Akhter, S. K. Ziaul, A. R. M. T. Islam, and J. Mallick, 2021, Modeling fragmentation probability of land-use and land-cover using the bagging, random forest and random subspace in the Teesta River Basin, Bangladesh, Ecological indicators, 126, pp. 107612.
- Tzotsos, A., and D. Argialas, 2008, Support vector machine classification for object-based image analysis, Object-based image analysis: Spatial concepts for knowledgedriven remote sensing applications, pp. 663-677.
- Wang, Y., X. Wu, Z. Chen, F. Ren, L. Feng, and Q. Du, 2019, Optimizing the predictive ability of machine learning methods for landslide susceptibility mapping using SMOTE for Lishui City in Zhejiang Province, China, International journal of environmental research and public health, 16(3), pp. 368.
- Zhou, X., W. Wu, Z. Lin, G. Zhang, R. Chen, Y. Song, and W. Liu, 2021, Zonation of landslide susceptibility in Ruijin, Jiangxi, China, International journal of environmental research and public health, 18(11), pp. 5906.