



以光達數值高程模型產製地形相關 山崩潛感因子之最適量測尺度

Optimum Measurement Scale for Producing Topography-Related Landslide Susceptibility Factors Using LiDAR Dem

李錫堤 / 國立中央大學地震災害鏈風險評估及管理研究中心 專案研究員

張瓊文* / 國立中央大學地震災害鏈風險評估及管理研究中心 研究助理

謝有忠 / 經濟部地質調查及礦業管理中心應用地質組 技正

林錫宏 / 經濟部地質調查及礦業管理中心應用地質組 科長

本研究於曾文水庫上游集水區選取四期颱風降雨事件之誘發山崩目錄，以平滑化移動視窗法及大核心網格法，進行山崩潛感因子之最適量測尺度研究。透過一系列不同大小的核心計算地形因子數值，並以成功率曲線法評估各因子不同尺度之效度，曲線下面積最大者視為最適尺度。再以最適尺度因子建置四組事件型山崩潛感模型，並交叉驗證計算彼此間的預測率。結果顯示最適因子模型的成功率及預測率，較之以 3×3 核心所計算因子建立的原始模型，都有明顯的增長情形。這充分顯示了採用最適量測尺度計算地形因子的重要性及必要性。

關鍵詞：山崩潛感模型、潛感因子、最適量測尺度

ABSTRACT

A test area was selected at the catchment of the Zengwen Reservoir in southwestern Taiwan. Four event landslide inventories, which were mapped from high-resolution satellite images before and after rain events, are selected for study. Susceptibility factors were analyzed by using the moving window smoothing method and large kernel grid method, with a series of kernels in different sizes for comparison. In addition, success-rate curve method was used to evaluate the effectiveness of each factor in interpreting landslide distribution. Highest AUC is selected as the most effective one and the kernel size which yield that is the optimal measurement scale of the factor.

Factors calculated from an optimal measurement scale are selected for construction of a landslide susceptibility model. Totally, four models are constructed. These models are validated individually, and cross-validated each other. The success rates and prediction rates of these optimal models are significantly increasing as compared with the model built

from conventional 3×3 kernel calculated factors. Finally, this optimal susceptibility model was used to construct a landslide hazard model for prediction of landslide distribution under different triggering events. This fully demonstrates the importance and necessity of using the optimal measurement scale to calculate topographic-related factors.

Keywords: Landslide susceptibility model, Susceptibility factor, Optimal measurement scale

前言

山崩地形因子為山崩潛感分析之基礎資料，如坡度、粗糙度及地形曲率等多使用數值高程模型（DEM）加以計算。在不同尺度下的地形資料運算出來的因子會有不同的輸出值，且並非高解析度地形資料就可以直接得到高效度的因子。對一個特定區域的特定目的而言，每個因子都會有一個的最適量測尺度^[1]。高效度因子的選取是山崩潛感分析成效的關鍵^[1]，而山崩潛感模型的優

* 通訊作者，joan@gis.geo.ncu.edu.tw

劣更是山崩預測模型的基礎^[2,3]。一個優良的山崩預測模型可提供一個地區的山崩災害預測、災害製圖、工程選址、防災決策及土砂災害預估之用^[2,3]。光達 (LiDAR) 具有快速獲取大量三維坐標點資訊的優點，可提供每秒數千點至數萬點的觀測數據，由光達點雲資訊可以產製比傳統航空測量更高解析度之數值高程模型，光達數值高程模型 (LiDAR DEM) 有別於傳統的航測數值高程模型，前者可有效取得植被下真實的地表高度，因此近十餘年來開始廣泛地運用到山崩的研究^[4]，包括：山崩測繪^[5]、山崩監測^[6]、大型山崩研究^[7] 及山崩潛感 / 災害分析^[7-9] 等。近年對於以 LiDAR DEM 進行山崩潛感分析之地形因子最適量測尺度探討，日漸受到重視。

從 DEM 產製地形因子通常是以 3×3 網格做計算^[10]，當要改變尺度時，一般以內插方式產生較小網格的資料，或以重新取樣 (resampling) 方式產生較大網格的資料，再以 3×3 網格計算，但亦可採用更大的核心如 5×5 或更大的視窗進行因子計算。李錫堤等人於 2003 年已開始使用較大視窗從高解析度 DEM 產製地形粗糙度因子^[11]，並於 2007 年開始在雨量內插上聯合較大視窗平滑化 DEM 產製雨量因子，並探討何種尺度的因子較具有解釋山崩的物理意義^[12]。

山崩潛感模型基本上是網格結構而網格解析度控制了成果的優劣^[13,14]。一般被認為採用網格大小與研究區大小成正相關^[15]，但適當的網格大小之採用亦須考慮山崩平均面積的大小^[16]。近十餘年來已發表的文章中，山崩潛感模型暨其採用的因子多數是 10 m 網格，這大體上反應了計算地形相關因子的 3×3 核心共 900 m²，約為一般完整山崩目錄的最小面積。當山崩潛感模型的解析度是 10 m 時，建模的因子也是 10 m 解析度。Schlögel *et al.* 指出約 10 m 數值地形網格能可靠的表現出山崩源頭區^[17]。在數值地形減幅的過程中，山崩樣本點數也會減少，可能因此犧牲細部地形特徵^[16]。因此，實務上以重新取樣方式產生不同量測尺度的網格資料較不適當，而以不同大小的移動視窗來產製不同尺度的因子比較實際^[17-19]。岩橋純子等使用 LiDAR DEM 透過改變取樣之網格視窗大小試圖找出坡度及凹凸度應用於山崩評估之最適尺度^[20]。Sirbu *et al.* 透過不同視窗大小之平滑化 DEM 產製不同尺度之因子，並嘗試找出最適尺度因子應用於山崩評估^[21]。繆念澤以石門水庫集水區為例，建立四個颱風事件誘發山崩目錄，並以平滑化

移動視窗法及大核心網格法分別產不同尺度的因子，以找出各個地形因子在各個山崩目錄下的最適量測尺度，再利用各事件最適尺度因子建立每一個事件的山崩潛感模型。研究結果顯示，以最適尺度因子建立之潛感模型於成功率及預測率的表現皆有所提升^[22]。

至於篩選高強度因子的方法，早年許多研究者對因子的篩選多於建模時採逐步回歸 (stepwise regression) 對因子做取舍。Lee, C.T. 2013 年開始運用山崩組與非山崩組次數分布曲線的區別度 (discriminator)、崩壞比曲線 (probability of failure curve) 的形狀及成功率曲線 (success rate curve) 的曲線下面積 (area under curve, AUC) 大小來篩選有效因子^[23]。Paudel *et al.* 建議用 ROC (receiver operating characteristics) 曲線下面積 AUC 的大小來判別因子的適用性^[1]。因為同一筆資料無論計算成功率曲線或 ROC 曲線其 AUC 的大小極為相近，在山崩領域的研究者通常是採用成功率曲線來評估模型的優劣。

研究區域及資料來源

本研究區為位於臺灣嘉義縣之曾文水庫集水區，如圖 1，集水區形狀由東北而西南呈狹長袋形，縱長約 41 公里，最寬處 17 公里，集水區面積約 485 平方公里。曾文溪發源於阿里山山脈西南側，集水區地形以流域東北端的溪流源頭地勢最高，往西南方向地勢逐漸遞減，全區除了樂野、達邦、大埔等數處小型盆地外，均屬山地。河床亦因地勢關係，呈陡急現象，沖蝕作用旺盛、輸砂作用強烈，使上游地區兩岸地形更顯陡峻。曾文水庫集水區內水系以曾文溪及其支流為主，其次為草山溪，其餘皆為短急之小溪流。地層主要為中新世至上新

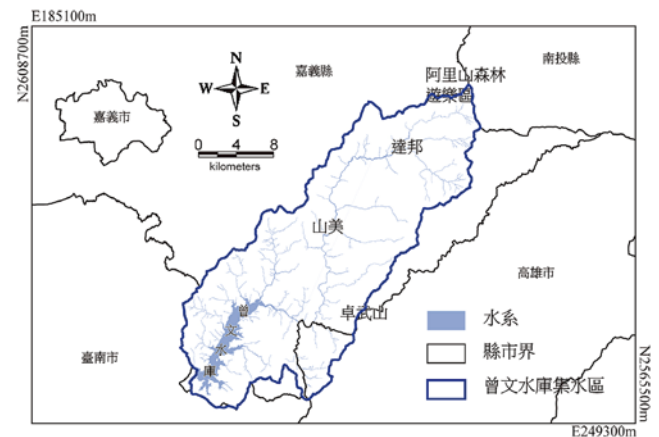


圖 1 研究區位置圖

世沉積岩層，包括南莊層、長枝坑層、糖恩山砂岩、隘寮腳層等，以及上新世至更新世之北寮頁岩等。斷層線及褶皺軸線大多呈北北東—南南西走向或南北向延伸，主要斷層有獺頭斷層及頂坪林斷層等，主要褶皺為樂野向斜、新美背斜及頂坪林向斜等。

本區受到夏季颱風及西南季風帶來豐沛降雨，時有降雨誘發山崩災害發生，本研究以 1996 年賀伯颱風、2004 年敏督利颱風、2005 年海棠颱風及 2009 年莫拉克颱風四場暴雨事件之誘發山崩目錄，如圖 2，探討解釋山崩分布之地形因子最適量測尺度。事件誘發山崩目錄為經濟部中央地質調查所 100 年度委辦計畫

「集水區地質調查及山崩土石流調查與發生潛勢評估計畫 (1/3)」計畫 [24]，判釋自颱風前後 SPOT 衛星影像，並經由正射航照重新檢查是否誤判，及以 LiDAR DEM 明暗影像 (shading map) 及坡度圖做堆積區的篩除修正。為使因子最適量測尺度分析及山崩潛感分析具代表性，所挑選之事件誘發山崩目錄盡量滿足山崩數量較多及均布於研究區的特點，四場山崩目錄之山崩面積分布如圖 3。

本研究採用之數值高程模型為經濟部中央地質調查所在 2010 年至 2015 年間，陸續委託成大防災中心及國內民間測量公司完成之全國 1 公尺解析度高精度

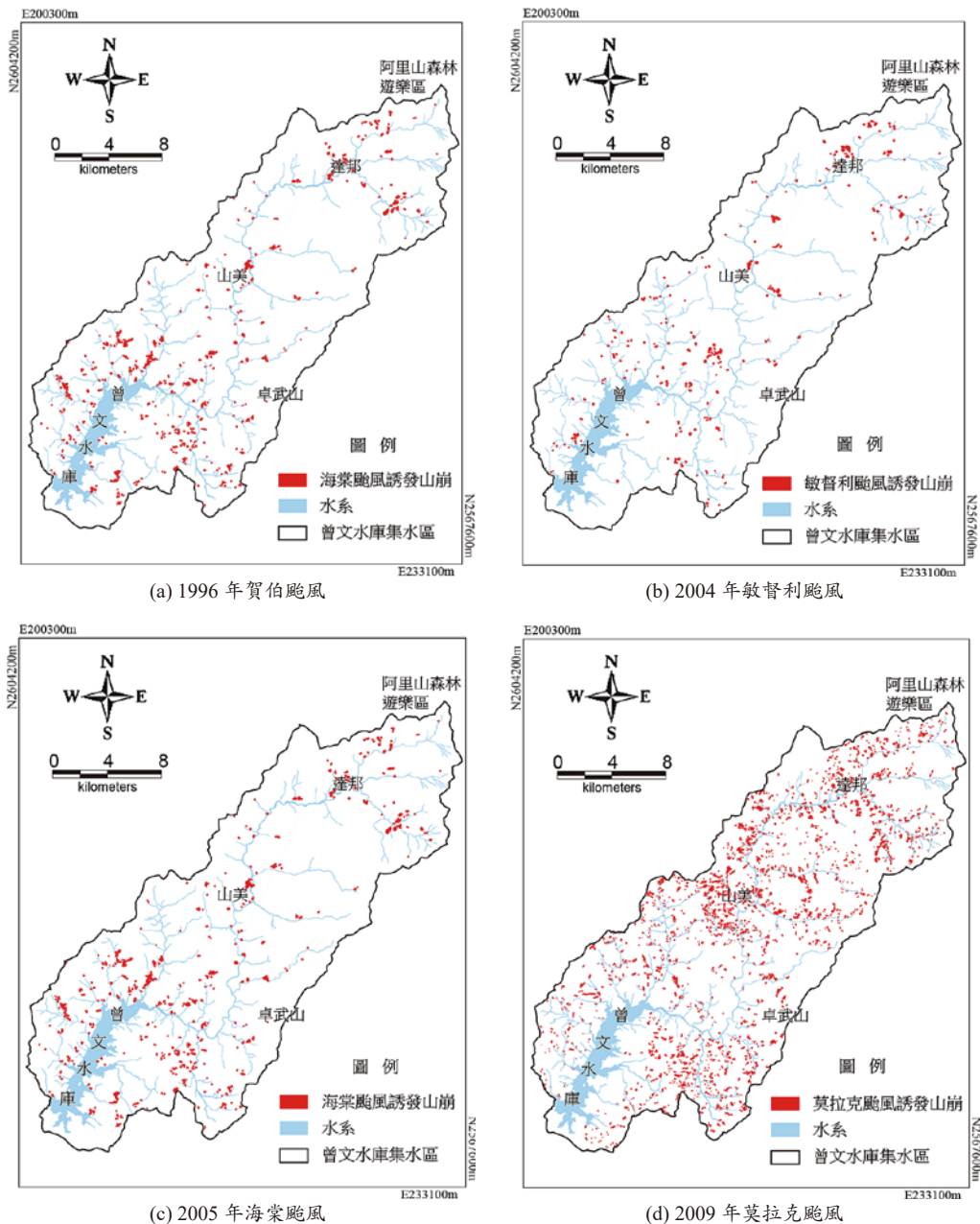


圖 2 本研究選取颱風事件誘發山崩分布圖

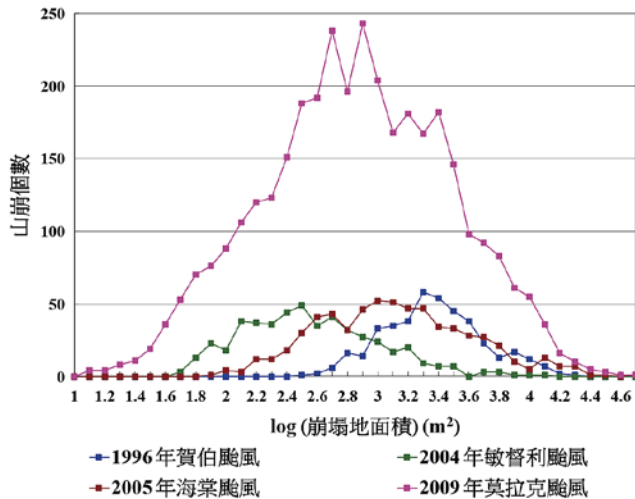


圖 3 本研究選用山崩目錄面積個數分布圖

LiDAR DEM，此 LiDAR DEM 精確度為水平 30 mm 及垂直 75 mm [25]。考慮判釋自 SPOT 衛星影像之山崩目錄其解析度並沒有那麼高，且研究區範圍高達 485 平方公里，須做有效運算速度的考量下，因此將原始 LiDAR DEM 減幅為 2 公尺解析度，做為後續分析之用。

研究方法

因子量測尺度及其方法

本研究採用兩種因子量測尺度方法，一為「平滑化移動視窗法」(moving window smoothing method)，以不同大小的移動視窗來產生平滑化 DEM，再採用 3 × 3 核心 (kernel) 計算各地形因子值 [10]。另一方法為「大核心網格式」(large kernel grid method)，大核心網格式是以不同大小核心 (kernel) 直接計算因子值，在網格式大小為 2 m 的 DEM 中，使用 3 × 3 核心做計算時，其量測尺度即為視窗大小，相當於 6 m，如圖 4；使用 5 × 5 核心做計算時，其量測尺度相當於 10 m，如圖 5；依此類推。

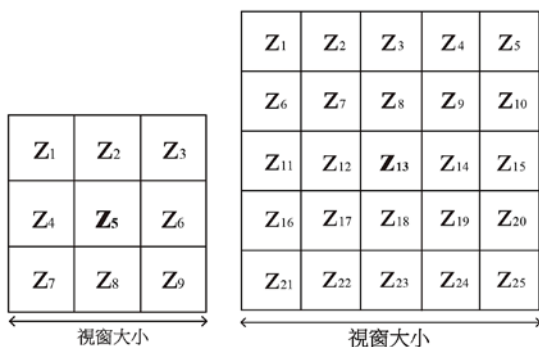


圖 4 3 × 3 核心示意圖

圖 5 5 × 5 核心示意圖

以坡度及坡向的計算為例說明如次。地形高度資料的一次微分即為坡度與坡向。對於任意一點而言，其斜率可以向量表示為：

$$\nabla f = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \quad (1)$$

此向量的大小為：

$$\text{mag}(\nabla f) = \sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2} \quad (2)$$

對網格式資料而言，上式可簡化為：

$$\text{mag}(\nabla f) = \sqrt{\left(\frac{Z_6 - Z_4}{2h}\right)^2 + \left(\frac{Z_2 - Z_8}{2h}\right)^2} \quad (3)$$

$$\theta = \tan^{-1} \sqrt{\left(\frac{Z_6 - Z_4}{2h}\right)^2 + \left(\frac{Z_2 - Z_8}{2h}\right)^2} \quad (4)$$

$$\theta_p = \sqrt{\left(\frac{Z_6 - Z_4}{2h}\right)^2 + \left(\frac{Z_2 - Z_8}{2h}\right)^2} \times 100\% \quad (5)$$

其中， h 為格點間距， Z_i 為網格式點，其相對位置如圖 4， θ 為坡度， θ_p 為坡度百分比，計算結果放在 Z_5 。對 5 × 5 核心而言，

$$\frac{\partial f}{\partial x} = \frac{Z_{15} - Z_{11}}{4h} \quad (6)$$

$$\frac{\partial f}{\partial y} = \frac{Z_3 - Z_{23}}{4h} \quad (7)$$

其中， h 為格點間距， Z_i 為網格式點，其相對位置如圖 5，計算結果放在 Z_{13} 。

此向量與 X 軸正方向的夾角 α' 為：

$$\alpha' = \tan^{-1} \left(\frac{\frac{\partial f}{\partial x}}{\frac{\partial f}{\partial y}} \right) \quad (8)$$

其方位角則為：

$$\alpha = 90^\circ - \alpha' \quad \frac{\partial f}{\partial x} \geq 0 \quad (9)$$

$$\alpha = 270^\circ - \alpha' \quad \frac{\partial f}{\partial x} < 0 \quad (10)$$

上述， α 為坡向。

地形因子最適尺度分析

常用且容易取得的山崩潛感因子，經複核國內外相關研究，包括：岩性、坡度、坡向、地形粗糙度、坡度粗糙度、平面曲率、縱向曲率、切向曲率、總曲率、全坡高、相對坡高、濕度指數、植被指數、道路距、斷層距、河道距、河灣距、源頭距等地形地質因子，及最大時雨量、事件總雨量、愛氏震度等促崩因子。其中，計算自數值地形之因子包括：坡度、坡向、地形粗糙度、坡度粗糙度、平面曲率、縱向曲率、切向曲率及總曲率等^[10]，可進行最適尺度分析；須利用地形資料做共克里金（CoKriging）分析的促崩因子暫不在本研究中討論。

地形粗糙度之定義為描述一區域內的地形變化程度，為了更確切的表現地形局部起伏的狀況，本研究以空間域濾波的方式，先將數值地形進行不同尺度平滑化，去除地表起伏較為劇烈的部分，僅留下大範圍的地勢的起伏，再將原始地形面扣除平滑化後的地形，得到地表起伏較為劇烈的高頻特徵，然後以不同核心尺度半徑計算圓形區域範圍內的標準差來代表此區域地形之粗糙度。因此地形粗糙度解釋事件誘發山崩目錄的效度受到數值地形不同平滑化尺度及不同計算核心尺度共同影響。坡度粗糙度則是以不同核心尺度半徑計算圓形視窗範圍內的坡度標準差^[10]，所使用之坡度圖層為 3×3 核心計算之坡度值，以此反映出區域範圍內坡度變化的程度，因此坡度粗糙度僅有核心尺度變化。

最適尺度分析中以大核心網格法較為直觀，本研究將 2 m LiDAR DEM 以不同核心尺度 3×3 、 5×5 、 7×7 、 9×9 、 11×11 、 21×21 、 31×31 、 41×41 、 51×51 、 61×61 、 71×71 、 81×81 及 91×91 計算因子值，也就是量測尺度 6 m 、 10 m 、 14 m 、 18 m 、 22 m 、 42 m 、 62 m 、 82 m 、 102 m 、 122 m 、 142 m 、 162 m 及 182 m 。而平滑化移動視窗法則是將 2 m LiDAR DEM 先做 3×3 、 5×5 、 7×7 、 9×9 、 11×11 、 21×21 、 31×31 、 41×41 、 51×51 、 61×61 、 71×71 、 81×81 及 91×91 之移動視窗平滑化，產生不同平滑程度的衍生DEM做為不同量測尺度的DEM，再以 3×3 核心去計算因子值。雖然平滑化視窗大小與大核心網格法的量測尺度在意義上近似，又略有1個等級的差異，但為避免混淆，本研究後續仍以平滑化視窗尺度做為平滑化移動視窗法的量測尺度。

模型解釋資料的能力常以ROC曲線及其曲線下面積AUC（area under curve）來表示^[26]。在山崩領域，一般較常用成功率曲線（success rate curve）及其曲線下面積AUC來表示模型解釋資料的能力^[27]。對同一組資料而言，兩種方法通常都能得到極為相近的AUC值。但成功率曲線的優點是，不但可以用來評估一個山崩潛感模型解釋山崩分布的能力，也適用於評估特定因子解釋山崩分布的能力^[23]。因子效度的測定，本研究採用成功率曲線法，計算該因子圖層解釋每一組山崩目錄的成功率曲線及AUC值，AUC值越大表示該因子圖層解釋山崩目錄的效度越高。因此在不同尺度下，AUC值最大者為該因子的最適尺度。

完成各個因子的最適尺度分析後，在進行山崩潛感分析前，尚須進行因子分布之統計檢定，剔除非常態分布的因子，再進行因子兩兩間之相關係數分析，剔除相關係數過高的因子。最後檢查山崩組與非山崩組次數分布曲線及崩壞比曲線確認決選因子^[2,3]。

山崩潛感分析

本研究採用多變量分析之羅吉斯迴歸（logistic regression）進行山崩潛感分析。山崩潛感分析原則是運用一組實際發生的山崩資料做為訓練資料來建立最佳預測模型，供預估山崩之發生及做為區域性潛感製圖之用，其方法前人已經充分討論^[15,28-31]。

羅吉斯迴歸模型是對數線性模型的一種特殊形式，當應變數為二元變數時即屬之，其形式如下：

$$\ln\left(\frac{p_i}{1-p_i}\right) = \alpha + \sum_{k=1}^k \beta_k x_{ki} \quad (11)$$

其中， p_i 為第 i 點在給定一系列自變數 x_{1i} 、 x_{2i} 、 \dots 、 x_{ki} 值時的事件發生機率， α 、 β_k 為係數。在山崩潛感分析中， x_{ki} 是第 i 點的因子向量，該點若為山崩 $p_i = 1$ ，非山崩點 $p_i = 0$ 。以訓練資料迴歸後即得係數 α 、 β_k 。此模型經代入各個格點的因子向量後即得各個格點的羅吉斯值 p_i ， p_i 會介於0與1之間，值越大代表越容易發生山崩。在山崩潛感分析中，吾人可將 p_i 視為山崩潛感值，並用來繪製山崩潛感圖。

事件型山崩潛感分析是在過去的15年中，由經濟部中央地質調查所及本研究團隊發展出來，是能達成大區域的山崩潛感分析及災害圖測繪的方法^[32]。此方法

是以統計學為基礎，不須使用長時期的山崩目錄，也不須使用岩土強度資料或地下水文資料。此方法有兩項與定值法相同的需求，即：(1) 須使用震度或降雨強度做為促崩因子，(2) 須使用事件誘發之山崩目錄^[29,30]。

在評估山崩潛感模型的成功率時，一般以 AUC > 0.9 為極佳 (excellent)，0.9 > AUC > 0.8 為佳 (good)，0.8 > AUC > 0.7 為可 (fair)，0.7 > AUC > 0.6 為差 (poor)，AUC < 0.6 為極差 (very poor)^[29,30]。用於評估山崩潛感因子的成功率或效度時，則以 AUC > 0.8 為極佳，0.8 > AUC > 0.7 為佳，0.7 > AUC > 0.6 為可，0.6 > AUC > 0.55 為差及 AUC < 0.55 為極差^[23]。在比較同一因子在不同量測尺度下 AUC 的改善程度時，本研究採用 (12) 式計算其提升率；因有意義的 AUC 最小值為 0.5，故計算提升率時僅考慮 AUC 大於 0.5 的部分。

$$\text{提升率} = \frac{(\text{新 AUC} - \text{原 AUC})}{0.5} \times 100\% \quad (12)$$

對一個模型而言，用來繪製成功率曲線的資料一般就是建立模型的資料，它解釋的是模型擬合建模資料的程度。如果使用同一地區或不同地區的另一筆資料來建立曲線時，被稱之為預測率曲線 (prediction rate curve)^[33]，其解釋的是模型預測之能力。

研究成果

曾文水庫集水區山崩潛感因子最適量測尺度分析

本研究在曾文水庫集水區共選擇了 1996 年賀伯颱風、2004 年敏督利颱風、2005 年海棠颱風及 2009 年莫拉克颱風 4 場降雨誘發山崩事件，建立山崩目錄並進行分析。納入最適尺度分析的因子包括：坡度、坡向、平面曲率、縱向曲率、切向曲率、總曲率、地形粗糙度及坡度粗糙度等。本研究採用平滑化移動視窗法及大核心網格法等兩種尺度量測方法。以坡度、坡向、切向曲率、總曲率及地形粗糙度為例，在不同量測尺度下的 AUC 變化情形如圖 6 至圖 10。

各山崩潛感因子解釋事件誘發山崩目錄最適量測尺度彙整如表 1，坡度因子的最適尺度約在 42 m 至 62 m 左右，敏督利颱風誘發山崩之坡度最適尺度雖偏大，但是在 62 m 之後 AUC 提升很少且趨於穩定。坡向因子的最適尺度雖較不固定，但各尺度 AUC 值的差異並不大，尺度效應較不顯著。地形粗糙度與坡度粗糙度於不同山崩目錄之最適尺度略有不同，山崩面積偏大的賀伯颱風及莫拉克颱風目錄，其最適尺度較小，可能因為面積較大的山崩本身就已經包含比較多

表 1 曾文水庫集水區山崩潛感因子最適量測尺度一覽表

事件山崩目錄		賀伯颱風	敏督利颱風	海棠颱風	莫拉克颱風
地形因子	坡度				
	平滑化移動視窗法	62 m	122 m	62 m	42 m
	大核心網格法	62 m	162 m	62 m	42 m
坡向	平滑化移動視窗法	82 m	162 m	62 m	22 m
	大核心網格法	62 m	82 m	62 m	22 m
地形粗糙度 (空間域濾波平滑化尺度 / 核心尺度)		6 m / 102 m	6 m / 182 m	6 m / 122 m	6 m / 62 m
坡度粗糙度 (核心尺度)		82 m	182 m	162 m	82 m
平面曲率	平滑化移動視窗法	162 m	42 m	42 m	62 m
	大核心網格法	182 m	102 m	82 m	122 m
縱向曲率	平滑化移動視窗法	162 m	82 m	162 m	82 m
	大核心網格法	182 m	162 m	182 m	182 m
切向曲率	平滑化移動視窗法	122 m	62 m	42 m	62 m
	大核心網格法	182 m	122 m	82 m	122 m
總曲率	平滑化移動視窗法	不平滑化	不平滑化	不平滑化	不平滑化
	大核心網格法	6 m	6 m	6 m	6 m

區域地形變化的特性，而山崩面積偏小的敏督利及海棠颱風目錄，則需要以較大的核心尺度以顯示區域的地形變化特性。

平面曲率、縱向曲率及切向曲率之大核心法比平滑化移動視窗法量測尺度略大，但是 AUC 值較高，顯示對此三種曲率而言，較大的計算核心更能突顯不同地形切面上與山崩相關之地形特徵。總曲率與其他曲率因子不同，其為地表三維的綜合曲率，總曲率越大代表地形較為複雜，而總曲率以 3 × 3 核心所計算出的值 AUC 最高，顯示細部的地形變化對於解釋山崩分布也具有顯著性。

本研究在曾文水庫集水區所測試的 8 個潛感因子中，以 2 m × 2 m 網格 LiDAR DEM 及 3 × 3 核心所計算之坡度及坡向因子 AUC 其顯示的效度均為可或接近可（圖 6 及圖 7）；平面曲率、縱向曲率及切向曲率（圖 8）的原始因子 AUC 均為極差的等級；總曲率的原始因子 AUC 則為可（圖 9）；地形粗糙度的原始因子 AUC 均為可（圖 10）；坡度粗糙度的原始因子 AUC 多為差。經分析不同量測尺度的因子之 AUC 後，坡度、地形粗糙度及坡度粗糙度因子最適尺度 AUC 提升到可至佳的等級；其餘各因子亦有改善，多能提升到可或接近可。各因子最適尺度較原始因子 AUC 提升的百分

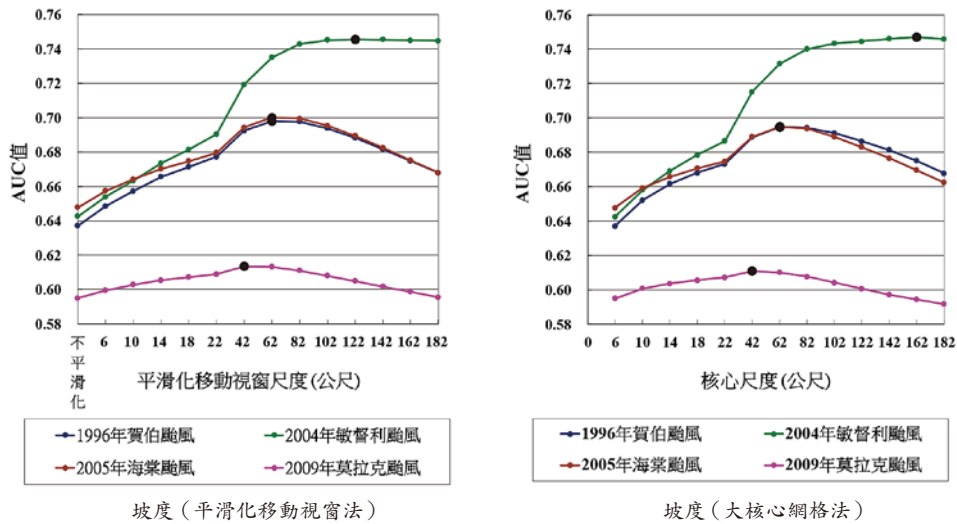


圖 6 曾文水庫集水區坡度因子不同尺度因子解釋事件誘發山崩之 AUC (黑色圓點為 AUC 最大值)

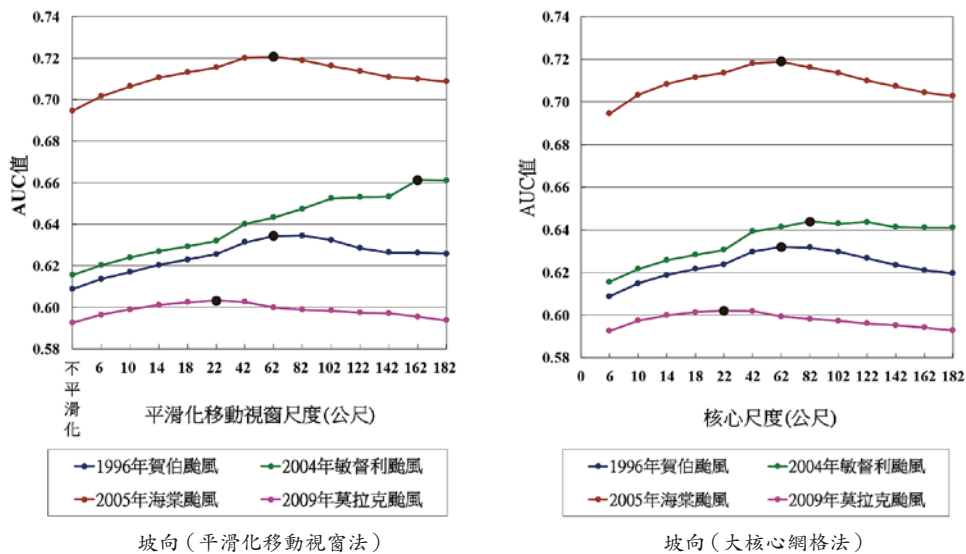


圖 7 曾文水庫集水區坡向因子不同尺度因子解釋事件誘發山崩之 AUC (黑色圓點為 AUC 最大值)

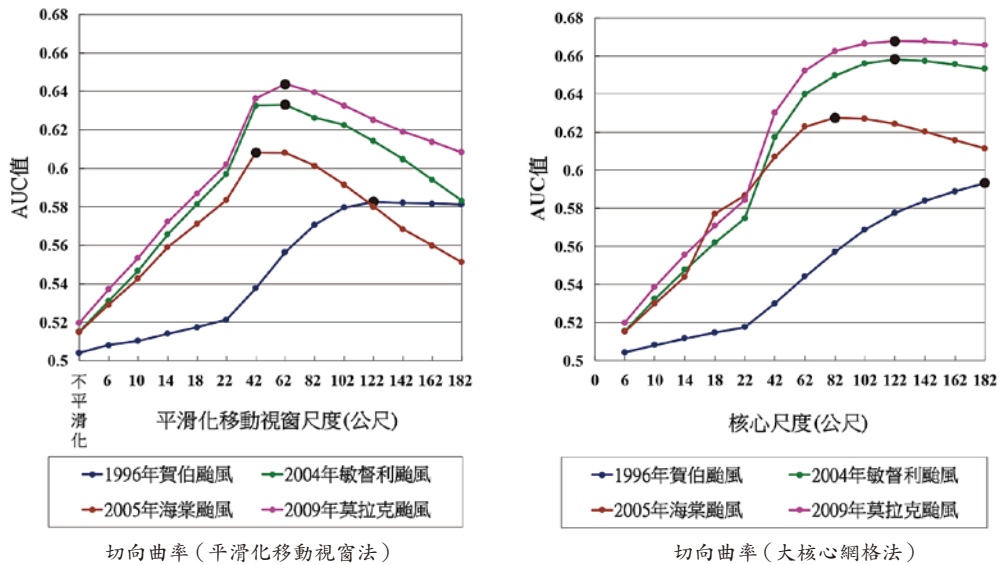


圖 8 曾文水庫集水區切向曲率因子不同尺度因子解釋事件誘發山崩之 AUC (黑色圓點為 AUC 最大值)

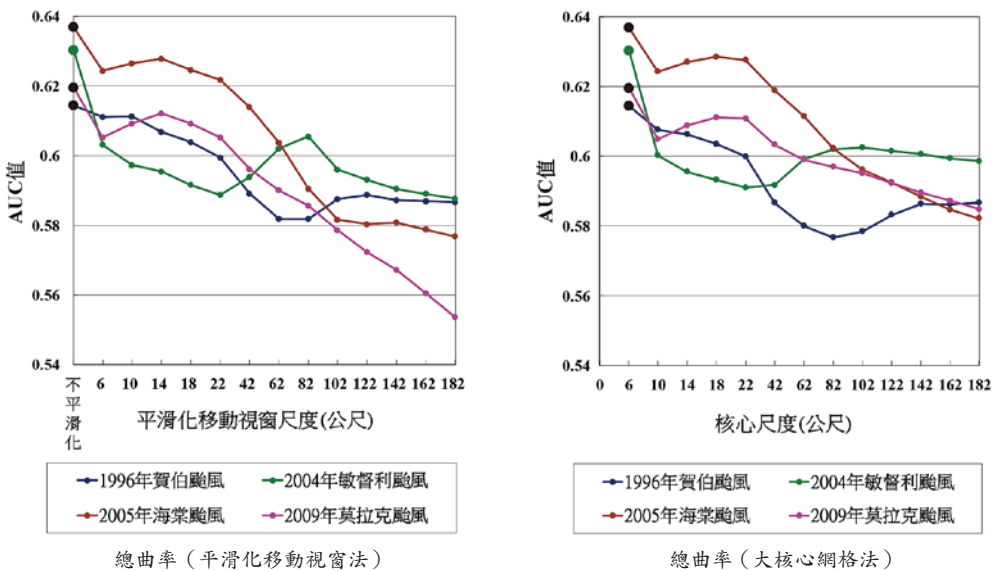


圖 9 曾文水庫集水區總曲率因子不同尺度因子解釋事件誘發山崩之 AUC (黑色圓點為 AUC 最大值)

比分別為 (表 2): 坡度 3.0% 至 20.6%, 坡向 1.9% 至 21.3%, 地形粗糙度 9.8% 至 28.5%, 坡度粗糙度 9.9% 至 27.9%, 平面曲率 7.1% 至 27.6%, 縱向曲率 11.7% 至 30.2%, 切向曲率 2.7% 至 6.3%。可見最適量測尺度確實有明顯提升地形因子解釋山崩分布的效果。

最適尺度因子山崩潛感模型

本研究選取了曾文水庫集水區 1996 年賀伯颱風、2004 年敏督利颱風、2005 年海棠颱風、2009 年莫拉克颱風等 4 場降雨誘發山崩事件，所建立的山崩目錄為

訓練資料，各因子經山崩與非山崩次數分布圖、崩壞比圖、成功率曲線、P-P 機率圖及相關係數的分析後，選取原尺度 (3 × 3 核心) 及最適尺度之坡度、坡向、地形粗糙度、切向曲率以及相對坡高為潛感因子，最大時雨量與總雨量為促崩因子，以多變量分析中的羅吉斯迴歸方法進行山崩潛感分析，建立山崩潛感模型。由於部分事件山崩目錄於各岩性間並不均布，岩性權重會影響到地形因子及雨量權重分布，也不利於預測其他山崩目錄，為利於不同事件模型之比較，故本研究未採用岩性因子。

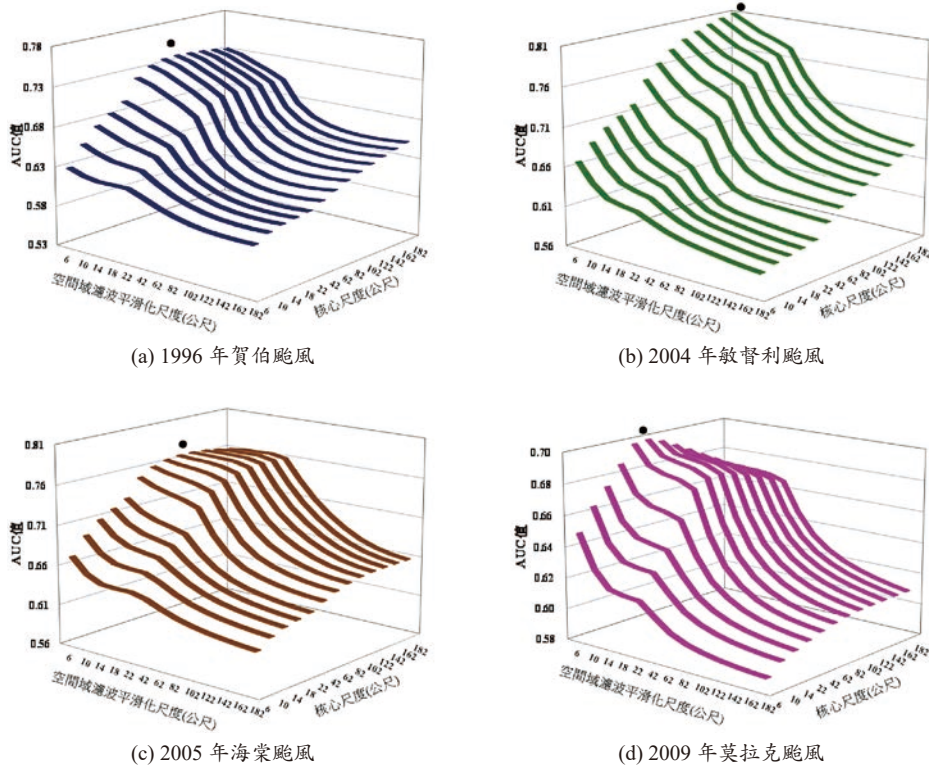


圖 10 曾文水庫集水區地形粗糙度因子不同尺度因子解釋事件誘發山崩之 AUC (黑色圓點為 AUC 最大值)

表 2 曾文水庫集水區山崩潛感因子最適量測尺度對原尺度之 AUC 提升率

事件山崩目錄		賀伯颱風	敏督利颱風	海棠颱風	莫拉克颱風
地形因子					
坡度	平滑化移動視窗法	12.2%	20.6%	10.4%	3.6%
	大核心網格法	11.6%	20.8%	9.4%	3.2%
坡向	平滑化移動視窗法	5.2%	9.0%	5.2%	2.0%
	大核心網格法	4.6%	5.6%	4.8%	1.8%
地形粗糙度		21.8%	28.6%	19.0%	10.0%
坡度粗糙度		14.6%	27.8%	19.0%	12.4%
平面曲率	平滑化移動視窗法	13.8%	21.0%	16.4%	23.2%
	大核心網格法	16.0%	24.2%	19.4%	27.6%
縱向曲率	平滑化移動視窗法	18.4%	19.8%	11.6%	18.2%
	大核心網格法	20.2%	28.2%	21.4%	28.6%
切向曲率	平滑化移動視窗法	15.8%	23.6%	18.6%	24.8%
	大核心網格法	17.8%	28.6%	22.6%	29.6%
總曲率	平滑化移動視窗法	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%
	大核心網格法	0.0%	0.0%	0.0%	0.0%

由賀伯颱風、敏督利颱風、海棠颱風及莫拉克颱風誘發山崩事件分別建立的山崩潛感模型，各模型解釋其誘發山崩之成功率曲線 AUC 值如表 3 所示，山崩潛感圖以賀伯颱風為例，如圖 11。平滑化移動視窗法及大核心網格法最適尺度因子建立之事件型山崩潛感

模型其成功率曲線 AUC 值相近，與原尺度山崩潛感模型相比，敏督利颱風及海棠颱風之事件型山崩潛感模型成功率曲線之 AUC 值由可提升為佳；賀伯颱風及莫拉克颱風也有明顯提升。

表 3 曾文水庫集水區事件型山崩潛感分析 AUC 值

模型降雨事件 尺度量測方法	賀伯颱風	敏督利颱風	海棠颱風	莫拉克颱風
3 × 3 核心 (原尺度)	0.717	0.734	0.793	0.705
平滑化移動視窗法 (最適尺度)	0.774	0.841	0.857	0.753
大核心網格法 (最適尺度)	0.772	0.845	0.855	0.754

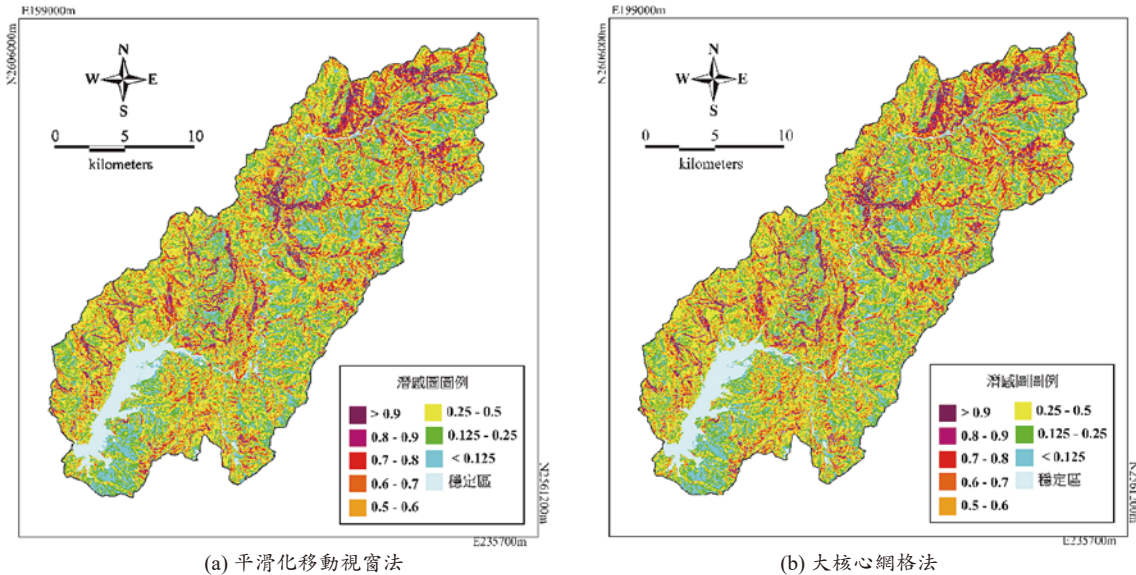


圖 11 曾文集水區賀伯颱風事件型山崩潛感圖

山崩潛感模型交叉驗證

事件型山崩潛感模型在預測其他事件也能表現良好時，表示該模型為一個穩定的山崩潛感模型。本研究使用共 4 場颱風誘發山崩目錄建立事件型山崩潛感模型，將模型進行交叉驗證，討論個別模型預測結果的穩定性，如表 4 至表 6。其中，賀伯颱風的兩種方法最適尺度山崩潛感模型均表現出對其他事件優秀的預測能力，是 4 個事件型山崩潛感模型中最佳者，其次是敏督利颱風模型。

由表 4 至表 6 可知，4 個事件最適尺度山崩潛感模型比原尺度 3 × 3 核心模型的成功率及預測率之 AUC 值均提升不少。由表 7 及表 8，各事件最適尺度山崩潛感模型的模型成功率提升了約 10% 至 20% 以上；模型預測率最高可提升到 18%，平均提升了 11% 以上。

表 4 曾文水庫集水區事件型山崩潛感分析交叉驗證 AUC (原尺度)

事件模型 驗證	賀伯颱風	敏督利颱風	海棠颱風	莫拉克颱風
賀伯颱風	0.717	0.713	0.708	0.699
敏督利颱風	0.724	0.734	0.707	0.712
海棠颱風	0.736	0.727	0.793	0.741
莫拉克颱風	0.673	0.649	0.685	0.705

表 5 曾文水庫集水區事件型山崩潛感分析交叉驗證 AUC (平滑化移動視窗法)

事件模型 驗證	賀伯颱風	敏督利颱風	海棠颱風	莫拉克颱風
賀伯颱風	0.774	0.756	0.753	0.742
敏督利颱風	0.815	0.841	0.791	0.789
海棠颱風	0.800	0.787	0.857	0.794
莫拉克颱風	0.719	0.712	0.710	0.753

表 6 曾文水庫集水區事件型山崩潛感分析交叉驗證 AUC (大核心網格法)

事件模型 驗證	賀伯颱風	敏督利颱風	海棠颱風	莫拉克颱風
賀伯颱風	0.772	0.756	0.751	0.741
敏督利颱風	0.816	0.845	0.792	0.790
海棠颱風	0.801	0.781	0.855	0.793
莫拉克颱風	0.723	0.710	0.713	0.754

表 7 曾文水庫集水區平滑化移動視窗法對比原尺度事件型山崩潛感分析交叉驗證 AUC 提升率

事件模型 驗證	賀伯颱風	敏督利颱風	海棠颱風	莫拉克颱風
賀伯颱風	11.40%	8.60%	9.00%	8.60%
敏督利颱風	18.20%	21.40%	16.80%	15.40%
海棠颱風	12.80%	12.00%	12.80%	10.60%
莫拉克颱風	9.20%	12.60%	5.00%	9.60%

表 8 曾文水庫集水區大核心網格法對比原尺度事件型山崩潛感分析交叉驗證 AUC 提升率

事件模型 驗證	賀伯颱風	敏督利颱風	海棠颱風	莫拉克颱風
賀伯颱風	11.00%	8.60%	8.60%	8.40%
敏督利颱風	18.40%	22.20%	17.00%	15.60%
海棠颱風	13.00%	10.80%	12.40%	10.40%
莫拉克颱風	10.00%	12.20%	5.60%	9.80%

討論

因子量測尺度與判別山崩 / 非山崩地形能力之關係

一般認為因子量測尺度大小可能與山崩平均面積大小有關，更重要的原因是在 DEM 平滑化或是取大核心的過程中，整體 DEM 的因子值分布都發生變化，對山崩潛感分析而言，最適尺度其實是最能區分山崩與非山崩地形的尺度。以海棠颱風山崩目錄的坡度百分比分布為例（圖 12），研究區內原始 2 m DEM 非山崩組的高坡度佔比很高，雖然山崩的坡度分布有更偏高的趨勢，但是區別尚不大。以經由 31 × 31 網格平滑化 DEM 所產製之坡度百分比，非山崩組的坡度分布趨向更緩，山崩組的坡度分布雖亦趨緩，但仍具有顯著的高坡度分布特性，而使山崩組與非山崩組產生顯著的差異，此點亦可由圖中判別子數值佐證之，判別子是以山崩與非山崩組的平均數差值除以該因子的綜合標準差（pooled standard deviation），以此標準化差異值可顯示兩組資料的區別性。而以 DEM 平滑化後與未平滑化之坡度分布相比，高坡度區的非山崩組減少比例較山崩組大，對應到成功率曲線中將可使 AUC 值變高。

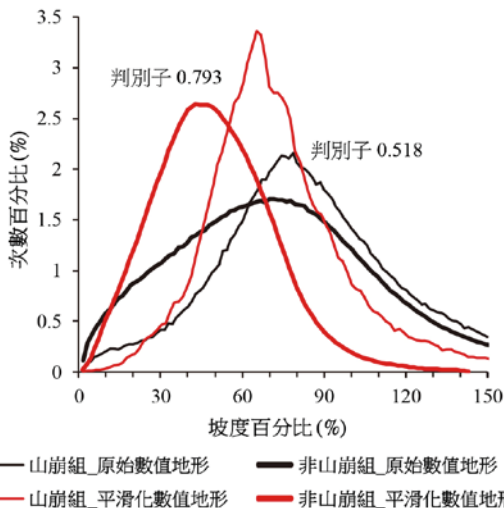


圖 12 海棠颱風山崩目錄以原始 DEM 與 31 × 31 平滑化 DEM 所得坡度百分比因子之山崩與非山崩組次數百分比分布圖

因子量測尺度與不同事件山崩目錄之關係

各因子解釋不同颱風誘發的山崩目錄時，AUC 會有變化，最適尺度也會有變化，直觀上會認為可能山崩規模較大的山崩目錄，最適量測尺度也會比較大，但實際上並非如此。以坡度因子為例，最適尺度最大者為 2004 年敏督利颱風，最適尺度最小者為 2009 年莫拉克颱風。敏督利颱風所誘發的山崩多為面積 0.1 公頃以下的小型岩屑崩滑（圖 3）；而莫拉克颱風在曾文水庫集水區全區降下 2,000 mm 以上的雨量，比其他事件誘發更多大面積的山崩（圖 3），山崩範圍較大自然會包含到較多坡度較緩的坡面，山崩組的坡度分布就比其他事件趨緩，如圖 13。若平滑化或計算核心尺度過大，反而會使山崩組坡度分布更加趨緩而與非山崩組趨近以致無法有效區別。

曲率類因子跟山崩目錄的山崩面積分布似乎較無關聯，可能因為不同山崩目錄其雨場分布不同，山崩主要分布區位的地形地質特性也會有所不同，山崩組的因子數值分布也就有所差異，而非山崩組則大略近似，因此達到山崩組與非山崩組最大區別的尺度會不一樣。

因子量測尺度與不同量測方法之關係

由表 2 可觀察到，本研究兩種不同量測方法中，平滑化移動視窗法對坡度及坡向的 AUC 值提升率是比較高的，不過兩種量測方法對坡度及坡向的提升率是相近的；而大核心網格法對平面曲率、縱向曲率及切向曲率的 AUC 值提升率則有更顯著的優勢，可能因為以較大的核心對原始 DEM 所取得的曲率值，比平滑化後的 DEM 更能表現與山崩相關的較大範圍山坡坡型，

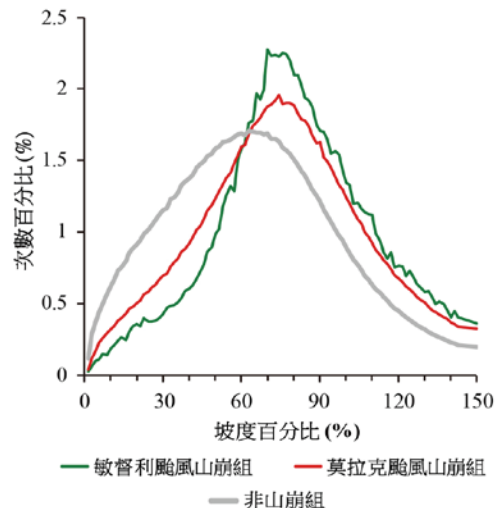


圖 13 敏督利颱風與莫拉克颱風山崩目錄之坡度百分比因子山崩與非山崩組次數百分比分布圖（原始 DEM 3 × 3 核心計算）

這也與繆念澤 2021 年在石門水庫集水區以 10 m × 10 m DEM 進行因子量測尺度研究的成果相同 [22]。

因子量測尺度與不同解析度數值地形之關係

本研究以減幅為 2 m 的 LiDAR DEM 與減幅為 10 m 的航測 DEM 之地形因子最適尺度 [22,34] 進行比較。對坡度因子而言，以不同解析度數值地形所得之最適量測尺度相近，約落在 40 m 到 70 m 之間。曲率類因子除總曲率之外，不同解析度數值地形對尺度略有 20 ~ 60 m 差異。總曲率因子於 10 m 航測 DEM 依誘發山崩事件不同及量測方法不同會有大小不一定的最適量測尺度，但於 2 m LiDAR DEM 無論哪一期山崩目錄之總曲率因子，AUC 值最高者都是於未平滑化 DEM 以 3 × 3 核心計算（圖 9），也就是最適尺度為 6 m，且 AUC 值較 10 m 航測 DEM 之總曲率有顯著提升，這可能顯示 LiDAR DEM 更精細的地形資訊對於以總曲率解釋山崩是更有幫助的。

結論

山崩潛感分析中的許多潛感因子是直接或間接取自地形資料，例如：坡度、粗糙度、曲率等地形因子。使用不同的量測尺度時，地形資料運算出來的因子會有不同的輸出值，且並非高解析度地形資料就可以得到高效度的因子。對一個特定區域的特定目的而言，會有一定的最適量測尺度。

本研究分析結果，不同山崩潛感因子有不同的最佳的量測尺度，而非最小量測尺度或某固定的量測尺度。同一地區坡度因子解釋不同颱風誘發的山崩目錄時，AUC 會有變化，最適尺度也會有變化，這是因為不同降雨量所誘發的山崩目錄規模不同，山崩面積較大者會包含到更多坡度較緩的坡面，山崩組的坡度分布偏緩，若量測尺度過大，可能會使山崩組坡度分布數值與非山崩組趨近而更無法有效區別，因此最適量測尺度會比較小。另外，受雨場分布不同影響，各山崩目錄之主要山崩分布區其地形特性也會有所不同，山崩組的因子數值分布也就有些差異，在變化量測尺度時，達到山崩組與非山崩組最大區隔的尺度也就不一樣。

本研究利用平滑化移動視窗法及大核心網格法產製不同量測尺度的地形因子，發現大核心網格法對於地

形曲率的 AUC 提升效果比平滑化移動視窗法更顯著，兩種方法的最適量測尺度略有差異；坡度因子則以平滑化移動視窗法產製效果更佳，而兩種方法的最適量測尺度幾乎相同，這也與繆念澤在石門水庫集水區以 10 m DEM 所得之坡度因子最適量測尺度近似 [22]，坡度因子大致以 40 m 至 60 m 左右為最適量測尺度。

本研究在曾文水庫集水區針對不同的四場颱風誘發山崩事件，分別以三種尺度建立事件型山崩潛感模型，包括原尺度 3 × 3 核心（6 m × 6 m）、平滑化移動視窗法最適尺度及大核心網格法最適尺度。平滑化移動視窗法及大核心網格法所建立之事件型山崩潛感模型其成功率曲線 AUC 值相近，與原尺度山崩潛感模型相比，敏督利颱風及海棠颱風之事件型山崩潛感模型 AUC 值由可提升至佳；賀伯颱風及莫拉克颱風模型 AUC 值也有明顯提升。

本研究並將各山崩潛感模型進行交叉驗證，討論個別模型預測結果的穩定性。賀伯颱風的兩種方法最適尺度山崩潛感模型均表現出對其他事件優秀的預測能力，是四個事件型山崩潛感模型中最佳者，其次是敏督利颱風模型。四個事件最適尺度山崩潛感模型比原尺度 3 × 3 核心模型的成功率及預測率之 AUC 值均提升不少。各事件最適尺度山崩潛感模型的模型成功率提升了約 10% 至 20% 以上；模型預測率最高可提升到 18%，平均提升了 11% 以上。

誌謝

本研究為科技部專題研究計畫 109 年度（編號：MOST 109-2116-M-008-017）之研究成果，承蒙科技部經費補助使本研究得以順利完成。所使用之 2 m LiDAR 數值地形係由經濟部中央地質調查所提供，並於地調所內產製各尺度地形因子圖層，助益良多，謹致謝忱。

參考文獻

1. Paudel, U., Oguchi, T., and Hayakawa, Y., (2016), "Multi-resolution landslide susceptibility analysis using a DEM and random forest," *International Journal of Geosciences*, Vol. 7, No. 5, pp. 5-18.
2. Lee, C.T. (2014), Multi-stage statistical landslide hazard analysis: earthquake-induced landslides, *Landslide Science for a Safer Geoenvironment*, Vol. 3, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, Germany, pp. 205-211.
3. Lee, C.T. (2014), Multi-stage statistical landslide hazard analysis:

- rain-induced landslides, *Landslide Science for a Safer Geoenvironment*, Vol. 3, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, Germany, pp. 291-298.
4. Jaboyedoff, M., Oppikofer, T., Abellán, A., Derron, M.H., Loya, A., Metzger, R., and Pedrazzini, A., (2012), "Use of LIDAR in landslide investigations: a review," *Natural hazards*, Vol. 61, No. 1, pp. 5-28.
 5. Schulz, W.H. (2004), "Landslides mapped using LIDAR imagery, Seattle, Washington," *US Geological Survey Open-File Report*, Vol. 1396, pp. 1-11.
 6. Derron, M.H. and Jaboyedoff, M., (2010), Preface "LIDAR and DEM techniques for landslides monitoring and characterization," *Natural Hazards and Earth System Sciences*, Vol. 10, No. 9, pp. 1877-1879.
 7. Kasai, M., Ikeda, M., Asahina, T., and Fujisawa, K. (2009), "LiDAR-derived DEM evaluation of deep-seated landslides in a steep and rocky region of Japan," *Geomorphology*, Vol. 113, No. 1-2, pp.57-69.
 8. Haneberg, W.C., Cole, W.F., and Kasali, G., (2009), "High-resolution lidar-based landslide hazard mapping and modeling, UCSF Parnassus Campus, San Francisco, USA," *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, Vol. 68, No. 2, pp. 263-276.
 9. Lee, C.T. and Ji, T.C., (2020), "The Use of LiDAR DTM in Landslide Susceptibility/Hazard Analysis," *EGU General Assembly Conference Abstracts*, Vol. 30, pp. 7694.
 10. Wilson, J.P. and Gallant, J.C. (2000), *Terrain analysis, principles and applications*, John Wiley & Sons, Inc., pp. 51-58.
 11. 李錫堤、潘國樑、林銘郎 (2003), 「山崩調查與危險度評估－山崩潛感分析之研究 (1/3)」, 經濟部中央地質調查所報告, 第 92-11 號, 新北。
 12. 李錫堤、潘國樑、林銘郎、董家鈞 (2007), 「山崩土石流調查及潛感分析研究－大漢溪流域、大甲溪流域及濁水溪流域」, 集水區地質調查及山崩土石流調查與發生潛勢評估計畫, 經濟部中央地質調查所委辦計畫編號 095-B-08-12-2-001-01-0, 新北。
 13. Sulaiman, W.N.A., Rosli, M.H., Abu Samah, M.A., and Kamarudin, M.K.A., (2017), "Landslide susceptibility mapping: effect of spatial resolution towards the prediction of landslide prone area in a tropical catchment," *Chiang Mai Journal of Science*, Vol. 44, No. 2, pp. 494-507.
 14. Wang, T., Liu, J.M., Shi, J.S., and Wu, S.R. (2017), "The influence of DEM resolution on seismic landslide hazard assessment based upon the Newmark displacement method: a case study in the loess area of Tianshui, China," *Environmental Earth Sciences*, Vol. 76, No. 17, pp. 1-10.
 15. Reichenbach, P., Rossi, M., Malamud, B.D., Mihir, M., and Guzzetti, F., (2018), "A review of statistically based landslide susceptibility models," *Earth Science Review*, Vol. 180, pp. 60-91.
 16. Claessens, L., Schoorl, J.M., and Veldkamp, A. (2007), "Modelling the location of shallow landslides and their effects on landscape dynamics in large watersheds: an application for Northern New Zealand," *Geomorphology*, Vol. 87, pp. 16-27.
 17. Schlögel, R., Marchesini, I., Alvioli, M., Reichenbach, P., Rossi, M., and Malet, J.P. (2018), "Optimizing landslide susceptibility zonation: Effects of DEM spatial resolution and slope unit delineation on logistic regression models," *Geomorphology*, Vol. 301, pp. 10-20.
 18. Iwahashi, J., Kamiya, I., and Yamagishi, H. (2012), "High-resolution DEMs in the study of rainfall- and earthquake-induced landslides: use of a variable window size method in digital terrain analysis," *Geomorphology*, Vol. 153-154, pp. 29-38.
 19. Garosi, Y., Sheklabadi, M., Pourghasemi, H.R., Besalatpour, A.A., Conoscenti, C., and Van Oost, K. (2018), "Comparison of differences in resolution and sources of controlling factors for gully erosion susceptibility mapping," *Geoderma*, Vol. 330, pp. 65-78.
 20. 岩橋純子、神谷泉、山岸宏光 (2009), 「LiDAR DEM を用いた表層崩壊のアセスメントに適する勾配と凹凸度の計算範囲の推定」, 地形, 第三十卷, 第一號, 第 15-27 頁。
 21. Sirbu, F., Drăguț, L., Oguchi, T., Hayakawa, Y., and Micu, M., (2019), "Scaling land-surface variables for landslide detection," *Earth and Planetary Science*, Vol. 6, No. 44 pp. 1-13.
 22. 繆念澤 (2021), 「山崩潛感因子最適測量尺度探討－以石門水庫集水區山崩潛感分析為例」, 碩士論文, 國立中央大學應用地質研究所, 桃園。
 23. Lee, C.T. (2013), Re-evaluation of Factors Controlling Landslides Triggered by the 1999 Chi-Chi Earthquake, *Earthquake-Induced Landslides*, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, Germany, pp. 213-224.
 24. 侯秉承、黃建忠、李錫堤、胡賢能 (2011), 「易淹水地區上游集水區地質調查與資料庫建置－集水區地質調查及山崩土石流調查與發生潛勢評估計畫」, 經濟部中央地質調查所研究報告, 第 410-423 頁, 新北。
 25. 侯進雄、費立沅、邱禎龍、陳宏仁、謝有忠、胡植慶、林慶偉 (2014), 「空載光達數值地形產製與質災害的應用」, 航測及遙測學刊, 第十八卷 第二期, 第 93-108 頁。
 26. Swets, J.A. (1988), "Measuring the Accuracy of Diagnostic Systems," *Science*, Vol. 204, No. 4857, pp. 1285-1293.
 27. Chung, C.F. and Fabbri, A.G. (1999), "Probabilistic prediction models for landslide hazard mapping," *Photogrammetric Engineering Remote Sensing*, Vol. 65, No. 12, pp. 1389-1399.
 28. Kanungo, D.P., Arora, M.K., Sarkar, S., and Gupta, R.P. (2012), "Landslide susceptibility zonation (LSZ) mapping – a review," *Journal of South Asia Disaster Studies*, Vol. 2, No. 1, pp. 81-105.
 29. Lee, C.T., Huang, C.C., Lee, J.F., Pan, K.L., Lin, M.L., and Dong, J.J. (2008), "Statistical Approach to Earthquake-Induced Landslide Susceptibility," *Engineering Geology*, Vol. 100, No. 1-2, pp. 43-58.
 30. Lee, C.T., Huang, C.C., Lee, J.F., Pan, K.L., Lin, M.L., and Dong, J.J. (2008), "Statistical approach to storm event-induced landslide susceptibility," *Natural Hazard and Earth System Sciences*, Vol. 8, pp. 941-960.
 31. Guzzetti, F., Carrara, A., Cardinali, M., and Reichenbach, P. (1999), "Landslide hazard evaluation: a review of current techniques and their application in a multi-scale study, Central Italy," *Geomorphology*, Vol. 31, pp. 181-216.
 32. Lee, C.T. and Fei, L.Y. (2015), Nationwide landslide hazard analysis and mapping in Taiwan, *Engineering Geology for Society and Territory*, Springer International Publishing, 2, pp. 971-974.
 33. Chung, C.F. and Fabbri, A.G. (2003), "Validation of spatial prediction models for landslide hazard mapping," *Natural Hazards*, Vol. 30, pp. 451-472.
 34. 李錫堤 (2020), 「山崩潛感因子之測量尺度及解釋山崩分布的最適尺度探討」, 科技部補助專題研究計畫成果報告, 第 4-12 頁, 台北。