

以自組織映射圖及粗糙集理論判釋萬大水庫崩場地

萬 鈞^{[1]*} 閻嘉義^[2] 劉怡麟^[2]

摘 要 過去多以統計方法分析空間資訊，以地形、植生、地貌等影像資訊為基礎，判釋各類崩場地。現在的防災科技，更容易取得大量的屬性資料，然而資料量的增加不代表判釋能力的增加，且於資料量大、重覆且不確定的資訊而造成誤判。

影響坡地崩塌主因在植生覆蓋以及暴雨地震等相關因素。然而暴雨地震屬事件型因子難以掌控，有鑑於此，本研究使用衛星影像原始光譜與 DEM 的高程等相關資料，並計算坡度高程與植生指標作為影像整合分類資訊，再用 (a) 自組織映射圖 (self-organizing map, SOM) 及 (b) 粗糙集理論 (discrete rough set, DRS)，作為影像空間特徵分類方法，以達快速判釋崩場地，有效降低時間及人力之目的。實驗區在萬大水庫，選擇了 30 筆崩場地樣本的光譜值，第一步先就高程和坡度等資訊，建立門檻值，再以上述 (a)、(b) 兩種方法，以光譜值與八個植生因子分別進一步判釋崩場地與非崩場地。我們設計了一個以坡地門檻值配合光譜資訊的改善崩場地判釋方法，結果顯示，以兩種影像空間特徵分類方法，在使用未加入坡地門檻值資訊時，其正確率皆可達到 78%，但經考量門檻值後，則增進了大約 10%。

關鍵詞：自組織映射圖、粗糙集理論、植生指數、坡地門檻值。

The Study of Image Classification on a Landslide Area through Self-Organization Map and Discrete Rough Sets

Shiuan Wan^{[1]*} Jia-Yih Yen^[2] Yi-Lin Liu^[2]

ABSTRACT Spatial information of a landslide is usually analyzed by statistical analysis based on the topography, vegetation, and landform information. However, due to the uncertainty and the massive amount of data, the determination will result in many misjudgments.

This paper presents a multi-category image classification. The slope of the DEM, normalized difference vegetation index, and other modification of spectrum information are used. The (a) self-organizing map and (b) Discrete Rough Set, are then used to achieve rapidly interpret the landslides.

We selected 30 samples of landslide spectral values surrounding the Wan-da reservoir. Following (a) and (b), the classifier was used to distinguish landslide and non-landslide areas. The results showed the spatial characteristics of the two image classification methods. We also examined eight different indicators of vegetation. We designed a novel method to effectively improve performance classification using the threshold method. Regardless of the slope thresholds, the accuracy could only reach

[1] 嶺東科技大學資訊管理系

Department of Information Management, Ling Tung University, Taichung, Taiwan, R.O.C.

[2] 中興大學土木工程系

Department of Civil Engineering, National Chuang Hsing University, Taichung, Taiwan, R.O.C.

* Corresponding Author. E-mail : shiuan123@mail.ltu.edu.tw

78%. However, if the thresholds are considered, the accuracy can be improved by about 10%.

Key Words: self-organizing map, rough set theory, vegetation index, slope threshold.

一、前言

台灣地區因為地形、氣候等影響容易導致地滑、沖蝕、土石流、崩塌等坡地災害，進為威脅人之生命財產，故如何防範災害以及將災害影響程度降到最低，乃是一重要的研究課題。坡地災害如果以傳統方式調查，會消耗大量的人力、物力與時間，透過遙測影像資料可以快速判別出崩塌地區，但因存在眾多屬性，無法作出有效且精準的判釋。因此，本研究決定建構一專家系統來判釋該地區是否為崩塌地。

然而崩塌地的發生屬自然災害，通常都是大面積且迅速發生，因此如何由歷史資料著手經由分析資料來進行預測下次山坡地災害之發生，減少損失，為目前學者致力於研究的目標，如何利用空間資訊技術的特性，對整個災害發生地區做全區的監控，並且能即時的對資料進行分析，進行預測下次發生之區域加以防範。依據行政院農委會 (1992) 水土保持手冊的分類，台灣常見的崩塌類型可分為山崩、地滑、潛移、土石流、沖蝕等五類，山崩型之移動塊體移動過程中，其塊體之破壞程度大，呈分崩離析狀態，落石屬於山崩之一種；地滑型之滑動塊體滑動過程中，其塊體之破壞程度不大，並大致保持與未滑動塊體之原來關係；潛移型之滑動塊體移動速度極緩，且滑動面不明顯；土石流型是泥、砂及巨石等固態物質與水之混和物受重力作用後產生之流動現象，其流動之速度極快；沖蝕型為坡面沖蝕溝刷深並與兩側崩塌作用交互進行。坡地災害如果以傳統方式調查，會消耗大量的人力、物力與時間，透過遙測影像資料可以快速判別出崩塌地區，但因存在眾多屬性，無法作出有效且精準的判釋。

遙測影像對於大範圍土地覆蓋型態之調查問題而言，基本上有著相當大的助益，透過航遙測影像判釋資訊就可取得欲分析之土地覆蓋型態 (Wan *et al.*, 2009; Melelli and Taramelli, 2004; Wang and Sassa, 2005; Lin, 2008; Yesilnacar and Topal, 2005; Yilmaz, 2009)。水庫為人民生命的重要命脈，而水庫附近的崩塌地研究有助於了解水庫的壽命 (淤積) 和水品質 (濁度) 的了解。但是目前困境在於處理大量的影像資料與缺乏整合的系統去掌控與監測水庫

週遭的崩塌地變化情形。

一般來說崩塌地的判釋問題，主要有兩類：

- (1) 以已判釋的地形、地文、植生、集水區等條件因子，判釋崩塌地的發生，舉例來說：Lee (2003) 等人利用人工智慧中的倒傳遞去識別韓國 Boun 地區的崩塌地潛勢圖，主要他評估了三種地文和地表特性 (a) 坡度、坡向和曲率 (b) 土質的紋理、透水率和厚度 (c) 地表覆蓋物、森林年齡的屬性和森林密度的屬性，他判釋整體的精度約在 72%。Wan and Lei (2009) 利用 (a) 決策樹 (b) 決策樹+支援向量機 (support vector machine) 去建構台灣陳有蘭溪的土石流崩塌地的土石流知識判釋系統，以 (a) 進行判釋整體精度約 60%；若以 (b) 進行判釋整體精度有效提昇至 73%。
- (2) 從影像資料直接進行判釋，舉例來說：Pradhan (2010) 利用 logistic regression 識別馬來西亞的 Penang 等地區崩塌地潛勢圖，他以二元判釋整體的精度約在 86.62%。萬鈞等人 (2010) 則利用粗集合識別台灣 2006 年雪霸國家公園比壽潭山區的影像判釋規則，再以細胞自動機推估取樣的樣本周圍崩塌地發生，影像的判釋精度約 92.0%，而他以預測 2007 年與真實發生崩地進行比對，正確率約 80%。

縱合以上所述，若以樣本的地形、地文、植生、集水區等條件因子進行判釋，在國際間所作的成果普遍偏低，然而若能以高解析度的影像，發覺影響崩塌地的知識，實為重要的課題。在過去對於坡地災害的預測與掌控，一直是需集合專家以統計、人工智能或軟體計算等的相關研究議題，本研究根據以上的分析，建構兩項判釋方法：(a) 以自組織映射圖為衛星影像分類器、(b) 利用粗糙及離散化理論為衛星影像分類器。

自組織映射圖為類神經網路中群聚演算法的一種，它主要將不同群組的資料取出作為樣本，自組織映射圖能主動將資料分群，藉以達到群聚化的目的，粗糙集離散化理論能在模糊與不確定的環境資訊中，擷取有效的、具代表性的資訊以達到資訊化約簡的目的，以分析不同時期的崩塌地分佈，並建立知識規則，故本研究希望從許多地文影響因子中找出有效描述崩

塌地變遷的主要因子，進而以主要因子規則去識辨進行防災之作業優先順序。

本研究期望透過自組織映射圖和粗糙集離散化技術，在崩塌地的判釋方面能夠有所貢獻，並將成果提供管理單位進行未來在崩塌地治理之參考。

根據以上之研究動機，本研究提出下列幾點作為研究目的：

- (1) 分別使用自組織映射圖和粗糙集離散化理論，判釋崩塌發生的位置，建構其崩塌地知識規則，比較其預測的準確率。
- (2) 國際間因判釋植生問題而由光譜衍生的基本指標很多，但缺乏有效的探討，有鑑於此，本研究分析八種植生指標，祈能改善判釋的品質。

本研究架構主要可分為兩大部分，分別為遙測技術應用與影像的分析設計。利用福爾摩沙衛星影像(包含波段 B、G、R、IR) 配合高解析度航空照片再輔佐以全台數化圖，劃分一擁有高精度度之學習區，並利用學習區內的空間資訊，建構空間資料庫，並從中取得崩塌地的規則，設計兩種驗證案例相互比對，呈現出每一項參數對崩塌地的重要性，再透過二元判釋法產生兩種案例的精準度評估。

二、研究範圍與流程

1. 研究構想與起源:

影響崩塌地的因子眾多，決策(崩塌地的發生與否)的形成往往與相關的條件屬性有密切的關係，例如崩塌地的發生受到地形、地文、植生、集水區眾多參數的影響。若能有效的從影像資料進行大範圍面積的監控，可以節省人力物力，然而從影像光譜的資料進行分析崩塌地，這屬於一個高維度的分類問題，高維度資料在經過特徵萃取的處理後往往還存在著兩個問題，第一點就是在屬於同一種類別的樣本點中往往還是存在著些許的差異性；第二點則是不同類別的樣本點往往會發生相互交疊的情形。以上的兩個問題往往是導致分類器在分類時會有困難，以至於會有判識率下降的情形發生。

因此，加入輔助資訊(ancillary information)為影像判釋的必要過程，輔助資訊的加入是提高分類的維度，使不同類別資料有更多的差異性存在，並配合有效的分類器，可將崩塌地的資訊，大部分的識別出來。再者若以原始光譜進行判釋，部分的岩石地區、裸露地和河床將與崩塌地的判釋混淆，然而崩塌地有

其本身的坡地屬性在其分類資料中，因此崩塌地的坡地門檻值的建立成為本研究另外一個重點。因此，以輔助資訊加上坡地門檻值，必能提升判釋率，為本研究的設計構想。

2. 研究材料

本研究中利用到福爾摩沙衛星影像(6000×6014 pixels)、數值地形資料(digital elevation model, DEM, 40m×40m)、相片基本圖等地文資料，以台灣南投縣仁愛鄉濁水溪支流霧社溪之萬大水庫為研究地區；圖4、圖5為兩個時期之衛星影像。萬大水庫係隸屬於台灣電力公司萬大電廠管理的一個水庫，座落於地層交界處且在此破碎地層處容易發生崩塌，萬大水庫為中彰投百姓重要的命脈，因此在危險度高之崩塌區處，以遙測影像與DEM圖進行監控，更能掌握治理崩塌區域之時效性。

3. 以建構空間資料庫判定崩塌地的方法

以GIS衛星影像四種光譜，加入八種光譜值，一共十二種光譜值做成十二張波段影像。從十二張圖抓取崩塌地及非崩塌地光譜值，利用粗糙集理論和自組織映射圖兩種演算法產生知識規則，建構崩塌地發生的條件並選取崩塌地發生的重要屬性，再將建構的規則代回衛星影像進行分類。八項光譜值如表1。

4. 維度縮減與坡地門檻值概念

當我們想要分析含有大量資料筆數的資料集時，其資料集容量是相當巨大的，在其上進行複雜的資料分析和資料挖掘將會耗費非常大量的時間，使得分析將不合實際或不能實行。

資料縮減(data reduction)技術可以應用在包含大量資料筆數的資料集中，來獲得一個縮減其原本容量且維持原始資料集中完整資訊之資料集。這樣使得在此縮減過後的資料集上進行複雜分析或資料挖掘會更有效率，並與使用原始巨大資料集進行複雜分析或資料挖掘有相同或接近的分析結果。資料縮減包含了下列各種不同的策略：資料方塊聚集(data cube aggregation)、維度縮減(dimension reduction)、資料壓縮(data compression)等。

5. 分群方法概念

群聚技術是先將每一筆資料視為一個群聚，然後每次將特性最相近的二個群聚合而為一，直到群聚數目達到事先所設定的數目為止。而分裂法是先把整個

資料集合看成一個群聚，然後逐次分裂，每次都會在其中一個群聚裡，切割相似度最低的連結，成為二個較小的群聚，直到群聚數目達到事先所設定的數目為止。此類方法所產生的分群結果為一樹狀圖形態，其較鄰近的節點就是較相似的資料，且群聚合併與分裂的過程也能表現出來。

6. 布林運算與粗糙集的離散化算法

粗糙集理論 (rough set theory) 又可稱為約略集合理論，由波蘭教授 Pawlak 在 1982 年提出，現在的資訊系統中，大部分多是面臨收集資訊不足或是屬性特徵不夠之問題，因而產生難以辨識的關係，所以粗糙集可以從已知的知識描述知識的不確定性，藉由觀察全域中的元素，獲得相關資訊來進行分辨。而粗糙集的基本概念是從整個資料系統所建立之可辨識矩陣，經由約簡求出核心，並且將結果建立在由條件屬性、研究對象與決策屬性的二維決策表之上。約略集合理論是資料探勘領域一種新興的數學方法，它可以在數據集合當中做知識探勘的工具，進而產生決策法則知識。也可用來 (I) 做屬性化簡、(II) 找到資料的隱藏樣式、以及 (III) 產生決策法則，故近幾年普遍應用在許多分類問題上。

約略集合理論中，對於連續數值的屬性，必須做屬性值離散化的處理，另外屬性化簡也是另一個重要的步驟，這兩個步驟對最後的分類效果的影響很大，Nguyen and Skowron 在 1995 年提出粗集離散化的方法，主要是將重要屬性和離散化後的資訊系統表 (information table) 的建立，一般稱之為離散化粗集合理論 (discrete rough sets; DRS)(Nguyen and Skowron, 1995) 其精神為改善傳統粗集 (rough set theory) 的切割問題。

7. 自組織映射圖

自組織映射圖網路 (self organization map; SOM) 是一種無監督式學習網路模式，在 1980 年 T. Kohonen 提出此模式，至今仍是非監督式網路模式的典範。自組織映射圖網路模仿腦神經細胞有「物以類聚」的特性，其輸出處理單元會相互影響，當網路學習完畢後，其輸出處理單元相鄰近者會具有相似的功能，也就是具有相似的連結加權值，詳請參閱 Kohonen 於 1982 與 1984 年之相關研究。

將上述所提的相關技術與架構，整合起來，如研究流程如圖 1 所示：

表 1 八種常用植生指標 (轉自資訊)

Table 1 Eight different ancillary information

植生指標與公式	內容
$NDVI$ (Normalized Difference Vegetation Index) : $NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R}$	差異化常態植生指標，常用於偵測地表覆蓋物變遷，為綠色植物偵測最常用之指標。
$CMFI$ (Cropping management factor index) : $CMFI = \frac{R}{NIR + R} = \frac{1}{2} \left(1 - \frac{NIR - R}{NIR + R} \right)$	其值介於-1~1之間， $NDVI$ 小於零，屬非植生之雲層、水域及陰影等；值愈大時，代表地表植物生育愈旺盛、植被覆蓋佳。
BR (Band-Ratio) : $BR = \frac{NIR}{R}$	為紅外光與紅光之比值，容易看出植物變化情形。
$SQBR$ (SquareBand-Ratio) : $SQBR = \sqrt{\frac{NIR}{R}}$	紅光與近紅外光之波段比值的開根號，可減少計算波段比時所產生誤差。
VI (Vegetation Index) : $VI = NIR - R$	植生指標為植物生長密度方面有關。
$MSAVI$ (Modified Soil adjusted vegetation index) : $MSAVI = \frac{2NIR + 1 - \sqrt{(2NIR + 1)^2 - 8(NIR - R)}}{2}$	為反映裸露土壤的一個指標。
$SAVI$ (Soil Adjusted Vegetation Index) : $SAVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} (1 + L)$	$MSAVI$ 的前身，反應土壤的指標，越大表示土壤的面積越大。
ABI (average brightness index) : $ABI = \frac{G + R + NIR}{3}$	平均亮度指數在崩塌地會有較高的數值。

三、研究方法

1. 研究地區及資料概述

萬大水庫又稱碧湖，位於台灣南投縣仁愛鄉濁水溪支流霧社溪，水庫的壩高有 114 公尺 標高 1100 公尺，係隸屬於台灣電力公司萬大電廠管理的一個水庫，這是當時台灣電力公司為了聚中央山脈的河水，並調節日月潭的水量所建的。本研究取得的資料有兩個時期的衛星影像，分別為 2006、07 年，即兩個時期的航空照片，分別為 05、07 年，因 06 年農林測量所設備更新故無資料，兩張航空照片所拍攝的時期皆選擇最靠近衛星影像圖拍攝時間。DEM 數據來源為全台 40m DEM 高程圖，利用 GIS 地理資訊系統轉換為坡度圖使用。

2. 研究流程

本研究流程敘述如下 (如圖 1)：首先藉由相關文獻回顧的方式，汲取其中可用之研究方式，接著收集不同時期實證區之福爾摩沙衛星影像，對各類地貌的研究因子數值進行取樣，並將取樣的研究因子數值資料經由粗糙集離散化理論找出核心屬性因子以及建立影像分類知識規則 (Wan and Lei, 2009)，依據所建

立知識規則對實證區每個網格進行分類以及將分類結果數化輸出，此外，由於分類成眾多類別，在分類時常發生類別與類別間的混淆。坡地滑動與土壤本身穩定性的特性有關 (Chang *et al.*, 2010)，本研究初期隨機抽取 30 點崩塌與非崩塌地比對，發現坡度 24.9 度時，能有效的區隔崩塌與非崩塌地。因此本研究以此坡度 24.9 度閾值的觀念，重新進行分類，以釐清易混淆的類別，以提升影像整體精度，再以自組織映射圖對 12 個波段做分析和粗糙集理論對 12 的波段取重要屬性做分析，分別產生知識規則，最後結果以主題圖進行精準度分析，並比對主題圖加入坡地門檻值之後的精準度。

3. 衛星影像與航照影像資料前處理

衛星影像的資料形式分成兩種。一種是多光譜影像，影像紀錄的電磁波段有紅光波段、綠光波段、藍光波段跟近紅外光波段四種。一種是高光譜影像，利用很多窄波段的電磁波波段來記錄資料，所記錄的電磁波段範圍包含有可見光，近紅外，中紅外和熱紅外波段。本研究採用的為多光譜影像，並利用原始四種波段加上原始波段組合而成的植生指標來分析 (Lin *et al.*, 2010 and Lin *et al.*, 2008)。

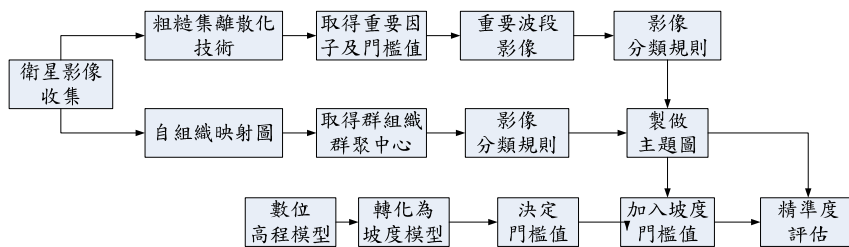


圖 1 研究流程

Fig.1 Steps for the study

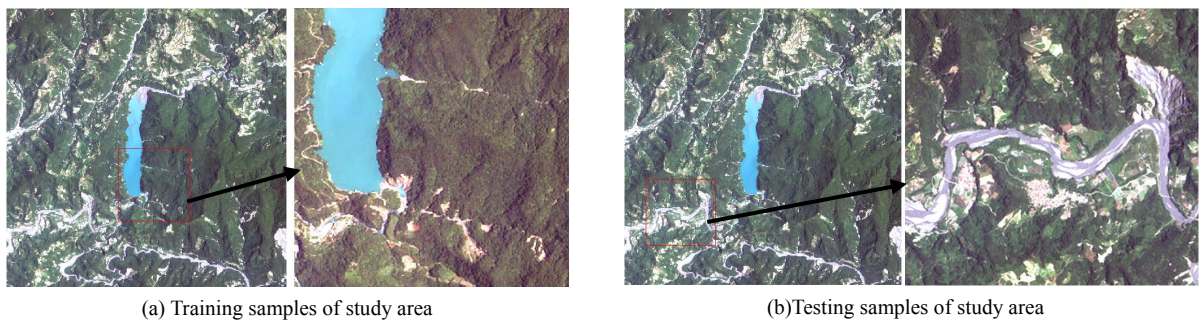


圖 2 驗證區範圍

Fig.2 Verification area

在研究中，一共收集了兩個時期的福爾摩沙衛星影像、兩張航空照片及全台數位高程圖 (DTM) 資料。福爾摩沙衛星影像像元大小為 2 公尺×2 公尺，原始影像大小為 6000×6014 pixels，圖 4、圖 5 為兩個時期之衛星影像。

為了研究方便，將兩個時期的原始衛星影像選出兩區域作為訓練樣本區及測試樣本區，並經過處理將像元大小轉換成 5 公尺×5 公尺。圖 2-(a) 為樣本區範圍，圖 2-(b) 為驗證區範圍。

4. 萃取學習區的光譜值

從 GIS 衛星影像中，對比航照圖及數化圖，切割出一區域為學習區。利用 ARCGIS 地理資訊系統選取樣本，樣本 pixels 大小控制在 2-10 個 pixels，選定抓取光譜後，計算得到其他光譜值再利用 ERDAS 製作成其他波段的主題圖。

四、 成果及討論

1. 學習樣本區資料

衛星影像樣本區經裁切後長為 3098(m)寬為 3036(m)，再經由像元轉換將 cell 從 2×2 放大為 5×5，轉成 ASCII 矩陣大小為 619×607 個 pixels。將訓練樣本區中的地形各抽出 5 筆，崩塌地取 10 筆，所包含的地形有，林地、草地、水體、崩塌地、岩石地，將以上地形分為崩塌地及非崩塌地，將相同樣本資料輸入自組織映射圖及粗糙集理論產生崩塌地影像規則，圖 3 為兩個時期之樣本區。

2. 驗證樣本區資料

衛星影像驗證區經裁切後長為 2855(m) 寬為 3035(m)，再經由像元轉換將 cell 從 2×2 放大為 5×5，轉成 ASCII 矩陣大小為 571×607 個 pixels。將驗證區分別做成十二個波段之 ASCII 檔後以自組織映射圖及粗糙集理論分別判釋驗證區得到崩塌地潛勢圖，下圖 4 為兩個時期之樣本區。

3. 坡地門檻值的建立

坡地滑動與土壤本身穩定性的特性有關 (Dai, F.C. and Lee, F.C., 2002)，亦與植生覆蓋的狀態有關 (Pachauri and Pant, 1992)，本研究初期隨機抽取 30 點崩塌與非崩塌地比對，發現坡度 24.9 度時，能有效的區隔崩塌與非崩塌地 (圖 5)。因此本研究以此坡度 24.9 度閾值的觀念，重新進行分類，以釐清易

混淆的類別，以提升影像整體精度，再以自組織映射圖對 12 個波段做分析和粗糙集理論對 12 的波段取重要屬性做分析，分別產生知識規則，最後結果以主題圖進行精準度分析，並比對主題圖加入坡地門檻值之後的精準度。



圖 3 (a) 左圖為 2006 年樣本區 (b) 右圖為 2007 年樣本區

Fig.3 (a) Left Fig.: study samples for 2006 (b) Right Fig.: study samples for 2007



圖 4 (a) 左圖為 2006 年驗證區 (b) 右圖為 2007 年驗證區

Fig.4 (a) Left Fig.: testing samples for 2006 (a) Right Fig.: testing samples for 2007

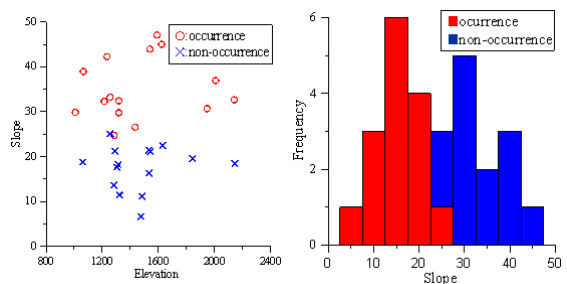


圖 5 (a) 左圖 Slope vs. Elevation 坡地門檻建立和 (b) 右圖頻率分析

Fig.5 (a) Left Fig.: Slope vs. Elevation for thresholds (b) Right Fig.: Analysis for Frequency

4. 崩塌地潛勢圖

在過去分析崩塌地主要以統計、類神經網路、計量數學模型 (Yilmaz, 2009; Santacana *et al.*, 2003; Pradhan and Lee, 2007) 為主，研究中首先自行抽樣各時期影像三十筆資料，取樣樣本分成兩種不同的覆蓋類別 (崩塌地、非崩塌地)，圖 3、圖 4 為各時期二元判釋的知識規則，並以圖 3、圖 4 紅色部分表示為判崩塌地釋之結果，以自組織映射圖能夠將絕大部分的崩塌地判釋出來，但在絕大部分河道被誤判成崩塌地的情況相當明顯，原因是河道與崩塌地在影像中的光譜值過於相似而造成混淆，因此決定設立坡度門檻值 24.9 度，提升整體之判釋準確率，圖 6 為自組織映射圖並加入坡度門檻值判釋崩塌地的結果，經過坡度門檻值重新判釋，可看出河道被誤判成崩塌地類別明顯減少，之後依據自組織映射圖所建構之規則，隨機抽樣萬大水庫地區兩百五十六筆資料，利用各時期產生之規則來判釋崩塌發生與否，其平均準確率達到 78% 左右，在加入坡度門檻值 24.9 度判釋後，可增加 10% 左右之準確率 (表二)。

以離散化粗糙集做另一種分類器，是本研究同步平行的一部分，其結果如圖 7，但是所辨識出來的崩塌地較自組織映射圖凌亂且分散，河道與崩塌地一樣有誤判的情形，其平均準確率達到 78% 左右，比較值得一提的是在 07 年的崩塌地判釋中，粗糙集理論有將崩塌地及水體有效的區隔開來，在此推測，07 年之水體與崩塌地差異性較大，因此若以粗糙集理論將兩者區隔開來，本研究發現 07 年自組織映射圖無法分辨水體及崩塌地，可能與屬性因子有關。因此我們所加入的植生因子皆為植生指標，所以自組織映射圖分類時自然以植被的有無來做判斷，不管水體與崩塌地的差異多大，無植被自然會被自組織映射圖歸在同一類，這是可能的原因之一，另一個可能的原因為屬性的篩選，也許 07 年所選擇的重要屬性剛好可以明確的分別崩塌地和水。同樣加入坡度門值在加入坡度門檻值 24.9 度判釋後，大約增加 10% 左右之準確率 (表 3)。

五、 結果與討論

在本研究中，我們發現崩塌地最常與岩石地、河道、水體誤判，為了提高判釋率，我們加入了坡度門檻值，崩塌地發生的原因，有一個因子是坡度，當坡度越高，越可能發生崩塌，坡度門檻值是去尋找裸露地與崩塌地的界線，認為當裸露地的坡度高於某一坡

度時，可能會發生崩塌的危機，低於此坡度時，則代表與發生過崩塌之裸露地或無崩塌危機之裸露地，其轉換規則如圖 10。本研究誤判的水體及河道的坡度，皆會小於坡度門檻值，可以有有效的區隔，所以加入坡度門檻值以提高其精準度。

1. 自組織映射圖

研究中所抽取三十筆學習樣本，在自組織映射圖演算中，會依照學習資料調整期初始向量，使初始向量移動到資料群聚的中心 (也就是群聚中心)，根據所設定的群組數會得到相同數量的群聚中心。筆者所設定的群組數為二種類別 (崩塌地與非崩塌地)，所得到崩塌與非崩塌的群聚中心，驗證將資料輸入十二個屬性中，與哪一個群聚中心的距離較短即被歸類為該種覆蓋類別，換句話說，自組織映射圖用驗證資料與群聚中心的距離來判釋不同的類別。其主要步驟如下：

- Step1) 隨機產生網路神經元鍵結的權重值。
- Step2) 決定鄰近半徑 ($R=1$) 與初學習速率 ($\mu=0.9$) 收斂學習速率 ($\mu=0.02$)。
- Step3) 設定演算的停止條件，如演算次數 ($n=2000$)、收斂誤差。
- Step4) 載入訓練範例資料，使用歐式距離法計算出優勝神經元。

經由上述的設定，圖 11 為經由 SOM 計算所得的崩塌與非崩塌之群聚中心。

2. 離散化粗糙集理論

離散化粗糙集理論將三十筆學習樣本資料尋找到樣本的分隔點 (切割點)，同時篩選出重要屬性，在驗證資料中，利用切割點來對資料進行分類，透過粗糙集理論，可以找出哪種屬性對崩塌地較為重要。圖 12 為不同時期崩塌地與非崩塌地之切割點 (Wan, 2009; Wan *et al.*, 2010)。

表 2 自組織映射圖之二元判釋準確率比較

Table 2 Accuracy of binary classification on SOM

方法 日期	自組織映射圖判釋	自組織映射圖判釋 加入坡度門檻值
2006/08/01	75.28%	91.17%
2007/07/21	81.21%	90.45%

表 3 粗糙集判釋之二元判釋準確率比較

Table 3 Accuracy of binary classification on DRS

方法 日期	粗糙集判釋	粗糙集判釋 加入坡度門檻值
2006/08/01	76.43%	90.26%
2008/07/21	80.25%	93.56%

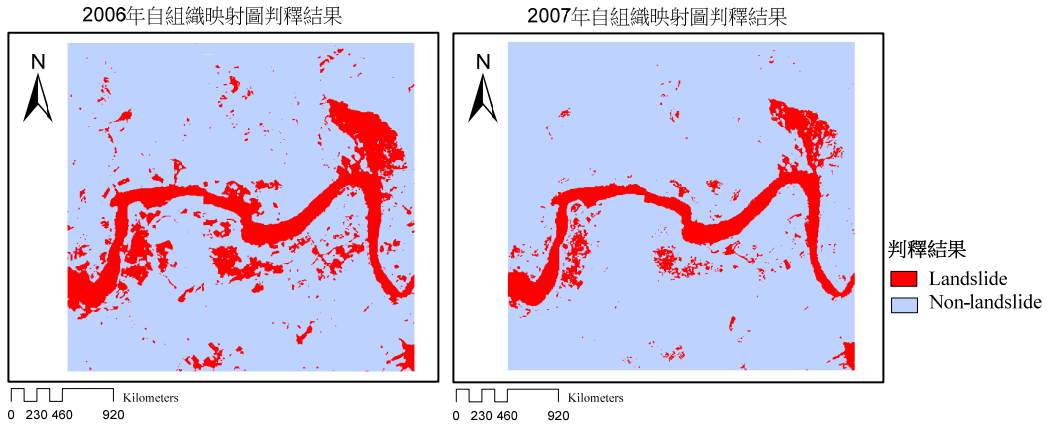


圖 6 (a) 2006 年自組織映射圖判釋結果 (b) 2007 年自組織映射圖判釋結果

Fig.6 (a) Classification for SOM of 2006 (b) Classification for SOM of 2007

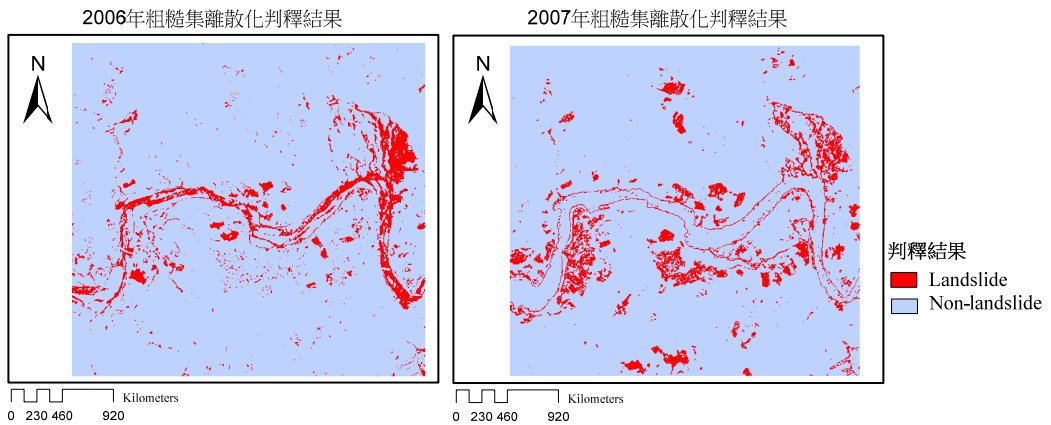


圖 7 (a) 2006 年粗糙集判釋結果 (b) 2007 年粗糙集判釋結果

Fig.7 (a) Classification for DRS of 2006 (b) Classification for DRS of 2007

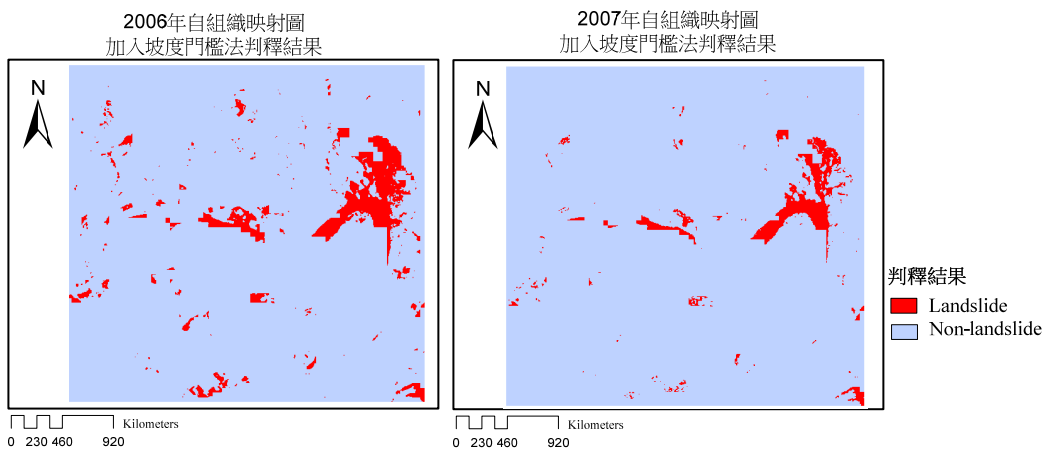


圖 8 (a) 2006 年自組織映射圖加入坡度門檻值判釋結果 (b) 2007 年自組織映射圖加入坡度門檻值判釋結果

Fig.8 (a) Classification for SOM with thresholds of 2006 (b) Classification for SOM with thresholds of 2007

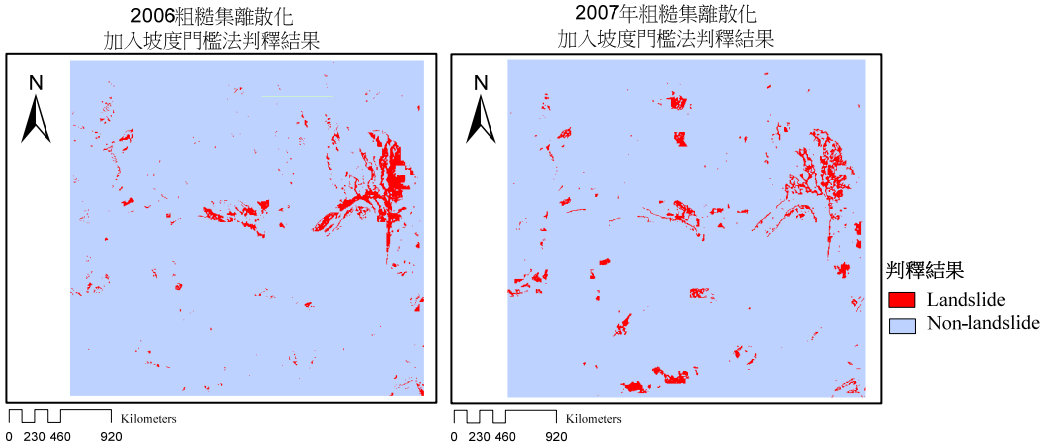


圖 9 (a) 2006 粗糙集入口入地地門檻值判釋結果 (b) 2007 年粗糙集入口入地地門檻值判釋結果

Fig.9 (a) Classification for DRS with thresholds of 2006 (b) Classification for SOM with thresholds of 2007

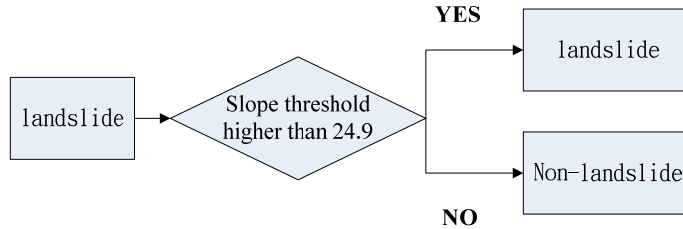


圖 10 崩塌地轉換規則

Fig.10 Transform rule of landslides

2006/08/01 knowledge rules		2007/07/21 knowledge rules	
Cluster center of non-landslide		Cluster center of non-landslide	
G	0.182	G	0.178
B	0.230	B	0.222
R	0.103	R	0.095
IR	0.350	IR	0.369
NDVI	0.771	NDVI	0.794
CMFI	0.229	CMFI	0.206
BR	0.261	BR	0.286
SQBR	0.507	SQBR	0.534
VI	0.624	VI	0.637
MSAVI	0.549	MSAVI	0.564
SAVI	0.540	SAVI	0.544
ABI	0.211	ABI	0.214
Cluster center of landslide		Cluster center of landslide	
G	0.305	G	0.253
B	0.364	B	0.317
R	0.211	R	0.172
IR	0.192	IR	0.164
NDVI	0.459	NDVI	0.463
CMFI	0.541	CMFI	0.537
BR	0.067	BR	0.067
SQBR	0.254	SQBR	0.254
VI	0.491	VI	0.496
MSAVI	0.392	MSAVI	0.394
SAVI	0.494	SAVI	0.494
ABI	0.236	ABI	0.196

圖 11 為不同時期崩塌地與非崩塌地之群聚中心

Fig.11 The cluster centers of landslide and non-landslide at different periods

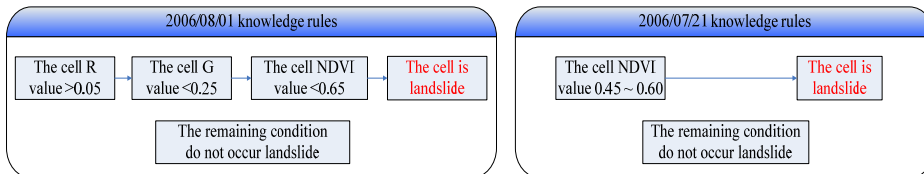


圖 12 不同時期崩塌地與非崩塌地之切割點。

Fig.12 The separation of landslide and non-landslide at different periods

六、結論與建議

一般而言，崩塌地的現場踏勘費時費力，且在暴雨後或遙遠人力難到達之處相當危險，然而以衛星影像局部為採樣之訓練資料，對大範圍的區域進行電腦自動判釋為可行的方案，本研究以萬大水庫為實證區，利用兩套分類器，以空間資訊進行崩塌地的二元判釋，有以下重要結論：

- (1) 自組織映射圖的分類，顯然以植被的有無來進行地形判釋，學習範例中，由自組織映射圖自行分成兩類，有植被和無植被的差異性過大，自組織映射圖自然以植被的有無進行判釋。自組織映射圖將水體、岩石、崩塌地歸為一類，藉由坡地門檻法，可將水體有效的區隔出來，岩石、崩塌地則是相互混淆。
- (2) 二元判釋中，利用粗糙集離散化來判釋衛星影像之崩塌區域，可從眾多屬性中篩選出重要屬性因子，並配合門檻值區別崩塌地與非崩塌地，可快速進行崩塌地的分析判釋，相較於其他演算法需要多屬性判釋，粗糙集離散化顯然在資料的前處理上較快速且簡單。
- (3) 利用各種演算法進行影像分類判釋時，由於分類成眾多類別造成多類別之間互相混淆，使得這些易混淆類別之判釋精度並不理想，因此，本研究在演算法分類過後，加入坡度門檻值規則，以坡度 24.9 度上下為基準，將水體、崩塌地、這些易互相混淆之類別重新判釋，結果顯示此方法能夠有效分離這兩種地形類別，並將各時期平均整體判釋精度從 78% 提升至 90%。
- (4) 在萬大水庫附近的樹林以天然竹針闊葉混淆林、人工竹針闊葉混淆林為主，此樹種對 G 值反應並不明顯，但對 IR 值反應相對較高，因此本研究，從自組織映射圖發現，其非崩塌地群聚中心的 G 值較崩塌地群聚中心的 G 值來的低。

致 謝

感謝國科會 NSC 98-2625-M-005-001- 和 98-2625-M-275-001- 對本研究的補助，特此感謝。

參考文獻

1. Wan S., Lei T. C. and Chou T. Y. (2010). "A novel data mining technique of analysis and

classification for landslide problems," *Natural Hazards*, 52(1), 211-230.

2. Melelli, L. and Taramelli, A. (2004). "An example of debris-flows hazard modeling using GIS," *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 4, 347-358.
3. Wang, H. B. and Sassa, K. (2005). "Comparative evaluation of landslides susceptibility in Minamata area," *Japan. Environmental Geology*, 47, 956-966.
4. Lin W. T. (2008). "Earthquake-induced landslide hazard monitoring and assessment using SOM and PROMETHEE techniques: A case study at the Chiufenershan area in Central Taiwan," *International Journal of Geographical Information Science*, 22(9), 995-1012.
5. Yesilnacar, E. and Topal, T. (2005). "Landslide susceptibility mapping: A comparison of logistic regression and neural networks methods in a medium scale study, Hendek region (Turkey)," *Engineering Geology*, 79, 251-266.
6. Yilmaz, I. (2009). "Landslide susceptibility mapping using frequency ratio, logistic regression, artificial neural networks and their comparison: A case study from Kat landslides (Tokat-Turkey)," *Computers & Geosciences*, 35(6), 1125-1138.
7. Lee, S., Ryu, J. H., Lee, M. J., Won, J. S. (2003). "Use of an artificial neural network for analysis of the susceptibility to landslides at Boun," *Korea, Environmental Geology*, 44, 820-833.
8. Wan, S. and Lei, T. C. (2009). "A Knowledge-based Decision Support System to Analyze the Debris-Flow Problems at Chen Yu-Lan River, Taiwan," *Knowledge-Based Systems*, 22, 580-588.
9. Pradhan, B. (2010). "Remote sensing and GIS-based landslide hazard analysis and cross-validation using multivariate logistic regression model on three test areas in Malaysia," *Advances in Space Research*, 45, 1244-1256.
10. 萬鈞、賴哲民、陳達祺 (2010), 「以細胞自動機建構崩塌地實證區演化之專家系統」, 水保技術,

- 6(1), 13-21. (Wan, S., Lai, C. M. and Chen, D. C. (2011). "A Development of Landslide Predictive Expert System through Cellular Automata," *Journal of Soil and Water Conservation Technology*, 6(1), 13-21. (in Chinese)).
11. Pawlak, Z. (1982). "Rough sets," *International Journal of Information and Computer Science*, 11, 341-356.
12. Nguyen, S. H. and Skowron, A. (1995). "Quantization of Real Value Attributes-Rough Set and Boolean Reasoning Approach," *Proc of the Second Joint Conference on Information Sciences*, 34-37.
13. Kohonen, T. (1982). "Self-Organized Formation of Topologically Correct Feature Maps," *Biological Cybernetics*, 43(1), 9-69.
14. Kohonen, T. (1984). *Self-organization and associate memory*, Springer-Verlag London.
15. Chang, K. T., Wan, S. and Lai, T. C. (2010). "Development of a spatial decision support system for monitoring earthquake-induced landslides based on aerial photographs and the finite element method," *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 12(6), 448-456.
16. Lin, C. Y., Chuang, C. W., Lin, W. T. and Chou, W. C. (2010). "Vegetation recovery and landscape change assessment at Chifenershan landslide area caused by Chichi earthquake in central Taiwan," *Natural Hazards*, 53(1), 175-194.
17. Lin, W. T., Chou, W. C. and Lin, C. Y. (2008). "Earthquake-induced landslide hazard and vegetation recovery assessment using remotely sensed data and a neural network-based classifier: a case study in central Taiwan," *Natural Hazards*, 47(3), 331-347.
18. Dai, F. C. and Lee, F. C. (2002). "Landslide characteristics and slope instability modeling using GIS, Lantau island, Hong Kong," *Geomorphology*, 42(3-4), 213-228.
19. Pachauri, A. K. and Pant, M. (1992). "Landslide hazard mapping based on geological attributes," *Engineering Geology*, 32(1-2), 81-100.
20. Santacana, N., De Paz, A., Baeza, B., Corominas, J. and Marturi, J. (2003). "A GIS based multivariate statistical analysis for shallow landslide susceptibility mapping in La pobla de Lillet area (Eastern Pyrenees, Spain)," *Natural Hazards*, 30(3), 281-295.
21. Pradhan, B. and Lee, S. (2007). "Utilization of optical remote sensing data and GIS tools for regional landslide hazard analysis by using an artificial neural network model at Selangor," *Malaysia. Earth Sci. Front.*, 14(6), 143-152.
22. Warsaw University (2005). RSES 2.2 User's Guide, <<http://logic.mimuw.edu.pl>>.
23. Wan, S. (2009). "A spatial decision support system for extracting the core factors and thresholds for landslide susceptibility map," *Engineering Geology*, 108(3-4), 237-251.
24. Wan, S., Lei, T. C. and Chou, T. Y. (2010). "An enhanced supervised spatial decision support system of image classification: consideration on the ancillary information of paddy rice area," *International Journal of Geographical Information Science*, 24(4), 623-642.
25. 劉怡麟、林卓毅、閻嘉義、萬絢 (2010)，以自組織映射圖及粗糙集理論判釋萬大水庫崩塌地，2010年亞洲地理資訊系統國際研討會暨台灣地理資訊學會年會、兩岸四地GIS與應用遙感研討會，高雄，1-12。(Liou, Y. L., Lin, J. Y., Yan, J. Y. and Wan, S. (2010) "The Study of Image Classification on a Landslide Area through Self-Organization Map and Discrete Rough Sets," *Asia GIS 2010 International Conference*, Kaohsiung, 1-12. (in Chinese))

2011年03月22日 收稿

2011年04月14日 修正

2011年04月29日 接受

(本文開放討論至2012年3月31日)