

透過自我組織映射圖與邏輯式迴歸判釋萬大水庫崩塌地之研究

李怡珍*
Yi-Jen Li

陳勇年*
Yong-Nian Chen

萬綸**
Shiuan Wan

摘要

台灣地勢險峻、破碎的地質，經常發生大規模的崩塌，水庫為人民的重要命脈，而崩塌地會嚴重影響水庫的使用壽命及水質，故水庫附近崩塌地之研究是一重要課題。一般來說，傳統以現場探勘為其重要的方法，然而這些過程通常需要大量人力、時間與經費，即使圖資完成，對於水庫周圍的崩塌現狀，也往往不具有時效性。因此，如何能夠快速且正確的判讀崩塌地的發生，是值得我們探討的議題。

衛星影像資料，可用來大範圍監控水庫的周圍地貌，因此，我們用此開發了研究區內崩塌地的空間資料庫，先取樣經現勘的 30 個樣本點(崩塌 10 點與非崩塌各 20 點)，並以自我組織映射圖(Self-Organization Map, SOM)分析，並取得崩塌地之原始光譜因子並輔以植生指標和紋理資訊，期望透過自我組織映射圖，能取得崩塌與非崩塌的判釋，並以邏輯式迴歸(Logistic Regression)法進行驗證，並交叉比對彼此優缺點，建構崩塌的判釋規則，以此規則在崩塌地的判釋影像判釋方面能提供快速判釋，並提供給相關單位在未來進行崩塌地處理之重要參考。

關鍵字: 自我組織映射圖、邏輯式迴歸、植生指標

Keywords: Self-Organizing Map, Logistic Regression, Vegetation Index ¹

* 嶺東科技大學資訊管理與應用研究所碩士

** 嶺東科技大學資訊管理系教授

緒論

詹錢登(2000)指出「土石流是發生於陡峻的溪谷或斜坡面上，崩塌土石或風化礫石岩屑之鬆散土層，受豪雨形成的地表逕流或土層地下水位上升的作用，而失去原有之安定狀態，高濃度的土砂石伴隨洪水在重力作用下沿著自然坡面的流動現象」，此句話貼切地說明了台灣地理環境特殊使得土石流之天然土砂移動現象頻傳的原因。特別在近幾年，由於平地的土地利用趨近飽和下，山坡地漸漸成為人民生活、觀光產業活動以及農牧發展的重要土地開發資源，加上民國 88 年 921 大地震造成中部山區嚴重的山崩及地滑災害之後，每逢颱風豪雨期間土石流發生的頻率與規模都較往年大幅提高，因此嚴重的土石流現象亦迫害其人民生命財產安全。

水庫附近崩塌地之研究是一重要課題，傳統方式以現場探勘為重要依據，然而傳統方式的探勘需耗費大量人力、時間與經費，經由現場探勘後完成之圖資，耗費時間完成之圖資不具有研究的時效性，如何快速且正確的判讀崩塌地的發生，為此研究探討的重要議題。

基於自我組織映射圖(Self-Organization Map, SOM)分析，取得崩塌地之原始光譜因子並輔以植生指標和紋理資訊，由此得到崩塌與非崩塌的判釋，加上邏輯式迴歸(Logistic Regression)法進行驗證，找出類別型態的反應變數與一連串的解釋變數之間的關係，避免解釋變數之間共線性的問題，由此交叉比對彼此優缺點，建構崩塌的判釋規則，由此規則崩塌地能達到影像快速判釋，提供相關單位在崩塌地處理之重要參考。

文獻回顧

(一)、 地理資訊系統之應用

崩塌地的發生常常是面積廣大且在偏遠山區，傳統的調查方式大多由調查人員沿著步道至每個樣本點紀錄實際之情形，此種調查方式可獲得相當詳細的資訊，但必須花費龐大的人力、物力且缺乏時效性，往往崩塌地區尚未量測完畢，即又發生下次崩塌。因此，在電腦硬體、軟體技術發達之現今我們可以利用空間資訊技術來判釋崩塌地，建立知識規則，並且提供防災、勘災人員作為參考依據。

(二)、 崩塌地辨識之演變之過程

傳統辨識崩塌地方法為人工踏勘，雖然準確及可信度相當高，但因山坡地災害發生迅速且範圍相當大，如使用該方法則無法及時對崩塌後的區域進行評估且消耗的人力、物力與時間相當驚人。

1980年代起開始廣泛使用地理資訊系統，由於包含了衛星影像、航空照片、河流圖、都市等資訊，可用於各類相關科學。在崩塌地判釋方面，雖可節省耗費快速取得資料，但在實際運用上，仍受制於資料來源，如衛星影像遭雲層遮蔽，航空照片拍攝角度不佳。且近年來資料量極為龐大，應發展良好的工具，以改進正確率及可信度。

(三)、 崩塌地判釋與預測技術

崩塌地的發生屬為自然災害，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災害之發生，減少損失，為目前學者為致力於研究的目標，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。

一般而言可繪製整個地區之崩塌潛勢圖，可針對區域性之山坡度進行崩塌潛勢預測，劃設危險區域避免災害發生，如林書毅[4]以不安定指數法，量化各項潛勢因子與崩塌地之間的關係，並給予各潛勢因子適當的評分及權重，疊加後進行山崩潛勢分區，並且加入主成份分析法至山崩潛感分析中。經轉換後求得之主成份值，具有互相獨立的特性，可解決因子相依的問題。

研究方法

(一)、 實證區的介紹

萬大水庫(霧社水庫)為濁水溪上游源頭，主要功能為發電與蓄水，提供下游日月潭水庫聯合運轉之水量來源，在發電或是觀光都有相當的經濟效益，有效的控制河川水量與水質進入水庫，對於保護集水區生態並且提供下游良好飲用水品質，有相當大的影響。由吳麗娟(1999)[13]指出本區地形陡峭；土質鬆脆，土壤條件不佳，再加上近年大量農事在此發展利用，擴增栽植高冷蔬果、花卉、果樹、茶樹等經濟作物，霧社的集水區土壤極易崩塌，表土嚴重沖蝕流入溪流進入水庫。故本文研究區域為萬大水庫(霧社水庫)，進行坡地災情復舊重建之研究。

(二)、 圖資介紹

本研究收集之衛星影像全幅大小為 12000(m)×12034(m)，ASCII 矩陣大小為 6000×6014 個 pixels，衛星影像經裁切劃分出一樣本學習區，一樣本驗證區，學習區大小長為 3098(m)寬為 3036(m)，ASCII 矩陣大小為 1549×1518 個 pixels，其地型包含了林地、草地、水體、崩塌地、岩石地，驗證區大小長為 2855(m)寬為 3035(m)，為了達到快速判釋之目的，本研究將驗證區矩陣縮小，以達到快速判釋之目的，像元轉換後驗證區 cell 大小從 2(m)×2(m)放大為 5(m)×5(m)，轉成 ASCII 驗證區矩陣大小為 571×607 個 pixels。

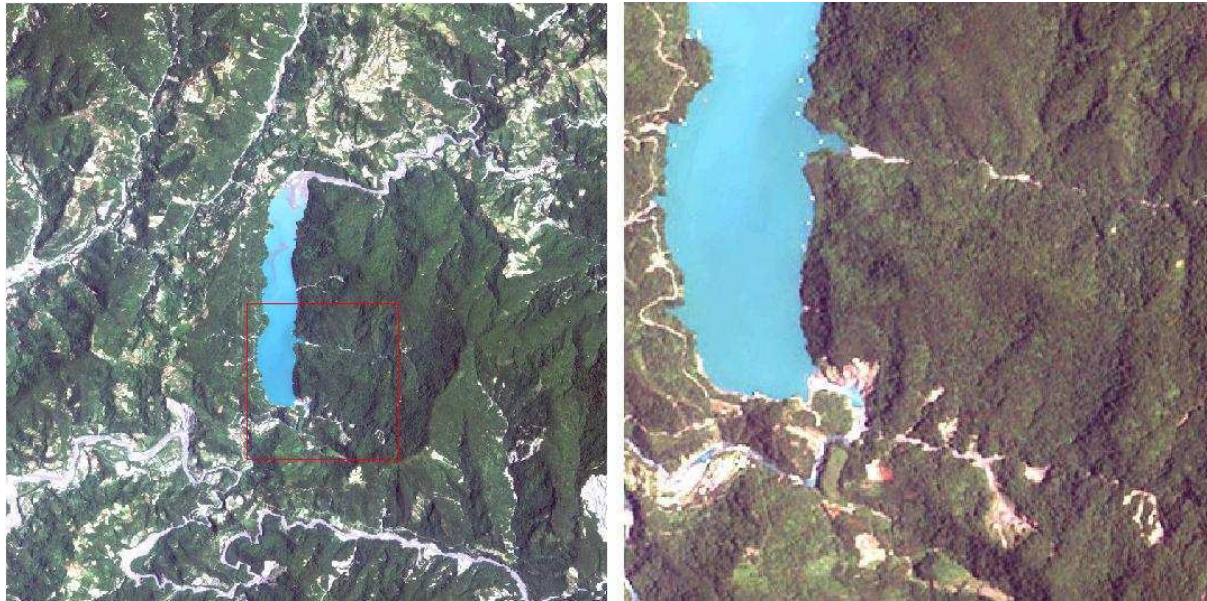


圖 1 實證區之衛星全圖

(三)、 邏輯斯迴歸

找出類別型態的反應變數和一連串的解釋變數之間的關係。在 logistic model 中，使用的自變數也是二元變數，更能夠凸顯在結果解讀上的方便，避免解釋變數之間共線性的問題，以及符合常態分配和避免殘差存在自我相關等的統計基本假設。

$$E[Y | x] = \pi(x) = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 x)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x)}$$

(四)、 自組織映射圖

自組織特徵映射(self-organizing feature maps, SOM)網路是基於「競爭式學習」的一種網路，也就是說輸出層的類神經元們彼此競爭，以爭取被活化的機會，而這全靠輸出層類神經元間的「側向抑制聯結」來實現。然而，它與一般競爭式學習神經網路稍微

不同的是，其競爭方式採用「有福同享」的方式，而一般競爭式學習神經網路則採用「贏者通吃」。也就是說，自我組織特徵映射在競爭之後，不只獲勝神經元有資格學習，它週圍的神經元也能夠學習，這種學習方式就是墨西哥帽的側向作用函數。

$$\sqrt{\sum(d_i - d_c)^2}$$

(五)、 建構空間資料庫判定崩塌地的方法

GIS 衛星影像本身包含四種基礎光譜資訊，基礎光譜分別為 R(紅光波段)、B(藍光波段)、G(綠光波段)、NIR(近紅外光波段)，再經公式組合，產生其他八項光譜資訊，共十二種光譜值做成十二張波段影像，利用這十二種光譜作為空間資訊，建構本研究所需之空間資料庫。建構完成後透過空間資料庫，萃取所需之地貌光譜值，再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，建立崩塌地發生立的條件並選取崩塌地發生的重要屬性，再將建立的演算法知識規則代回衛星影像，繪製崩塌地主題圖。建構空間資料庫其他八項光譜值如下：

表 1、為 8 個輔助因子

光譜值	公式	內容
NDVI	$NDVI = \frac{NIR + R}{NIR - R}$	差異化常態植生指標；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	$CMFI = \frac{R}{NIR + R} = \frac{1}{2} \left(1 - \frac{NIR - R}{NIR + R} \right)$	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	$\text{Band Ratio} = \frac{NIR}{R}$	紅外光與紅光之比值，容易看出植物變化情形。
SQBR	$SQBR = \sqrt{\frac{NIR}{R}}$	紅外光與紅光之比值，容易看出植物變化情形。
VI	$\text{Vegetation Index} = NIR - R$	植生指標；植物生長密度指標。
ABI	$ABI = \frac{G + R + NIR}{3}$	平均亮度指數；在崩塌地會有較高的數值。
SAVI	$SAVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} (1 + L)$	MSAVI 的前身，反應土壤的指標，越大表示土壤的成分越高。
MSAVI	$MSAVI = \frac{2NIR + 1 - \sqrt{(2NIR + 1)^2 - 8(NIR - R)}}{2}$	反映土壤的指標。

研究結果

首先於研究區內崩塌地的空間資料庫，先取樣 30 個樣本點，我們將樣本分為崩塌與非崩塌，其中包含林地、草地、水體、岩石地，將各時期衛星圖之四個原始波段和八個影像對植生或土壤有助於輔助資訊如：NDVI、CMFI、BR、SQBR、VI、SAVI、MSAVI、ABI(輔助資訊詳情請參閱 3-4)取樣出的資料，由波段資料中萃取出重要因子，初期將各時段的影像分為兩類，分別為：1.崩塌地、2.非崩塌地。

從上述資料來源得到崩塌地的知識規則，並套用於驗證區中，描繪出該地區哪裡有崩塌的情形或是哪裡有可能崩塌，藉此達到監控目的，並設立崩塌危險區，以減少生命財產損失。

(一)、 自組織映射圖知識規則

研究中從學習區抽取三十筆學習樣本資料，採十二種屬性做為自組織映射資料來源，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，根據所設定的群組會得到相同數量的群聚中心。

本研究二元判釋法所設定的群組數為二種類別(崩塌地與非崩塌地)，將十二個屬性資料輸入自組織映射圖中，以下為本研究之自組織映射圖之知識規則。

崩塌地		非崩塌地	
G	0.22761	G	0.22192
B	0.28841	B	0.27832
R	0.15628	R	0.14914
IR	0.1786	IR	0.27068
NDVI	0.44827	NDVI	0.56433
CMFI	0.55173	CMFI	0.43567
BR	0.086655	BR	0.14062
SQBR	0.26552	SQBR	0.34559
VI	0.51116	VI	0.56077
MSAVI	0.40885	MSAVI	0.46416
SAVI	0.49241	SAVI	0.5097
ABI	0.18749	ABI	0.21391

2007 年崩塌地與非崩塌地的自組織映射圖知識規則

由以上知識規則得到自組織映射圖之精準度為 66%。

(二)、 邏輯斯迴歸知識規則

找出類別型態的反應變數和一連串的解釋變數之間的關係。在 logistic model 中，使用的自變數也是二元變數，邏輯斯迴歸會自動做屬性刪減，將”CMFI、VI、SAVI、ABI”屬性刪去，由此找出邏輯斯迴歸之知識規則。

G	363.189
B	36.113
R	-2728.998
IR	1629.113
NDVI	1563.999
BR	2104.126
SQBR	-3090.574
MSAVI	-4104.422

2007 年崩塌地與非崩塌地的邏輯斯迴歸知識規則
由以上知識規則得到邏輯斯迴歸之精準度為 83%。

結論與建議

- (I). 自我組織映射圖的分類，以植被的有無來進行影像判釋，學習範例中，由自我組織映射圖自行分成兩類，有植被與無植被的差異性大，自我組織映射圖自動以植被的有無進行判釋，將水體、岩石、崩塌地歸為一類，使得相互混淆，導致準確率下降。
- (II). 之後的研究可加入坡度門檻值，提高自我組織映射圖的準確率提高。

參考文獻

- 行政院農業委員會，1992，"水土保持手冊"，水土保持學會。
- 李哲源，2009，區塊物件化分類模式於自動化製圖之研究-以水稻田坵塊主題圖為例，逢甲大學環境資訊科技碩士學位學程，碩士論文。
- 林務局農林航空測量所，1987，霧社水庫集水區土地利用、崩塌地航測調查報告。
- 吳麗娟，1989，第三次霧社水庫集水區航測調查探討航測技術的發展，台灣林業雙月刊，第 25 卷，第五期。
- 陳信雄，1995，崩塌地調查與分析，渤海堂出版社，頁 1-3。