

應用人工智慧技術發展坡地崩塌風險評估模式

Developing Landslide Risk Evaluation Model using Artificial Intelligence (AI) Techniques

主管單位：行政院農業委員會水土保持局

李秉乾¹ 黃亦敏 雷祖強 謝孟勳
Bing-Jean Lee¹ Yi-Min Huang Tsu-Chiang Lei Meng-Hsun Hsieh
¹ 逢甲大學

摘要

本團隊過去在農委會水土保持局(以下簡稱水保局)相關計畫中,已透過建立易損性模式,針對坡地崩塌發生之可能性進行研究,針對陳有蘭溪、旗山溪、荖濃溪集水區(以下簡稱陳荖旗)等示範區進行相關資料蒐集彙整,完成雙變量坡地易損性分析,針對不同類型之坡面導出不同雨量觸發因子(最大小時降雨和總有效累積雨量)及崩塌地文因子(地質、坡度、坡向、河道遠近、植生、歷史崩塌)之易損性曲線,並與降雨危害曲線整合為一套崩塌風險警戒機制模式。

過去本計畫所發展之雙變量坡地易損性曲面是建立在有限的颱風事件中,不能將其視為適用於所有豪大雨及颱風事件,因為不同的災害事件代表不同災害規模(Scale disaster),這對重點聚落而言將會造成不同程度的災害問題,因此本計畫期於今年度計畫中將盤點 2008-2018 全台重大颱風豪雨事件,經資料探索,初探各事件於陳荖旗的雨量範圍,並針對雨量範圍決定事件規模,以挑選具有各規模代表性之事件的衛星影像進行環境資料(地文資料)的萃取,以擴增崩塌事件資料庫。另一方面,隨著機器學習及人工智慧(AI)技術的興起,如何將本計畫過去所累積大量之崩塌資料庫(事件、雨量、地文資訊、崩塌地判釋等)與人工智慧技術有效的融合亦將是本計畫今年目的之一:精進求取崩塌比率之研究,由於人工智慧演算法建立通常需要一個包含大量資料的資料庫做為支撐,因此對於擴大資料數據集及資料數據之品質控管則就相對重要,本計畫將利用人工智慧類神經網路建立崩塌比率評估模型,基本上,其具有包含許多外部神經元的主要架構,該概念可以使用類似的神經網絡結構來構建更複雜的深度網絡,其優勢為大量資料能夠即時回應、處理及快速運算,減少人工求取參數之成本,且其能夠在獲取到新的資料後再次調整自身參數,以保持良好的推估模式及精準度。經過上述的人工智慧技術於崩塌比率評估模式精進後,後續亦可整合於本計畫過去所發展之崩塌風險警戒機制模式,以達到協助防災應變決策之目的。

關鍵詞：風險管理、人工智慧、警戒模式、坡面單元、崩塌

Abstract

The research group of this project has been worked with Soil and Water Conservation Bureau (SWCB) for years in developing fragility curve model for landslide potential evaluation. The study areas in the previous projects are at Chenyoutan, Laonong, and Qishan catchments (CLQ catchments). The research group had completed the bi-variable landslide model, including the triggering factors (max. hourly rainfall and accumulated rainfall), and environmental factors (geology, slope, aspects, distance to rivers, vegetation coverage, and landslide history). In association with the rainfall hazards, the landslide potential evaluation model was established.

In the previous studies, the data used to develop the landslide potential evaluation model was from limited events of typhoons and heavy rainfalls. To extend the database and the capability of the model, more typhoon or heavy rainfall events will be included in the model in order to consider the impacts of scale and intensity of an event. The events occurred during 2008 to 2018 will be selected to estimate the event scale and impact range, and be used to reasonably represent the influence in terms of rainfall indices. The satellite images of selected events will be also used for identifying landslide locations and areas. Besides, the application of artificial intelligence (AI) is increasing in many fields. Lots of data obtained from the previous researches will be used for AI application, in order to enhance the data processing and parameter determination of landslide ratio curves. Because a database of lots of data is usually necessary for AI adoption, extending current database and increasing quality of data is very important. The Artificial Neural Network (ANN) algorithm will be applied in estimating landslide ratio and its curve parameters. Basically, ANN contains a lot of neurons, and can be used to construct complicated networks. The advantages of using ANN are fast data processing, calculation, and responds, and reduced cost of manual operations. ANN can self-adjust to match a better results and accuracy. Through the ANN process, the landslide potential evaluation will be enhanced in data processing and better capacity of representing the landslide risk. The combination of AI application and the models from previous researches will result in a considerably reasonable model for landslide risk evaluation.

Keywords : Risk management, Artificial Intelligence, Warning criteria, Slop unit, Landslides

一、前言

921 大地震後讓臺灣原已脆弱之地質更不穩定，加上全球氣候變遷，颱風豪雨之強

度日益驚人，從桃芝、納莉、海棠、敏督利、辛樂克颱風，到重創大半個台灣的莫拉克颱風，暴雨導致之崩塌及土石流造成慘重之生命財產損失。加上近年來極端降雨事件發生頻繁，山坡地易因降雨引發不同規模崩塌，故對於山坡地的易崩特性、崩塌風險及警戒機制實有必要加以研究。

過去本計畫所發展之雙變量坡地易損性曲面是建立在有限的颱風事件中，不能將其視為適用於所有豪大雨及颱風事件，因為不同的災害事件代表不同災害規模(Scale disaster)，這對重點聚落而言將會造成不同程度的災害問題，因此本計畫期於今年度計畫中將盤點 2008-2018 全台重大颱風豪雨事件，經資料探索，初探各事件於陳有蘭溪、荖濃溪以及旗山溪的雨量範圍，並針對雨量範圍決定事件規模，以挑選具有各規模代表性之事件的衛星影像進行環境資料(地文資料)的萃取，以擴增崩塌事件資料庫。另一方面，隨著機器學習及人工智慧(AI)技術的興起，如何將本計畫過去所累積大量之崩塌資料庫(事件、雨量、地文資訊、崩塌地判釋等)與人工智慧技術有效的融合亦將是本計畫今年目的之一：精進求取崩塌比率之研究，由於人工智慧演算法建立通常需要一個包含大量資料的資料庫做為支撐，因此對於擴大資料數據集及資料數據之品質控管則就相對重要，本計畫嘗試利用類神經網路(The Artificial Neural Network, ANN)建立崩塌比率評估模型，基本上，ANN 將具有包含許多外部神經元的主要架構，該概念可以使用類似的神經網絡結構來構建更複雜的深度網絡，其優勢為大量資料能夠即時回應、處理及快速運算，減少人工求取參數之成本，且其能夠在獲取到新的資料後再次調整自身參數，以保持良好的推估模式及精準度。經過上述的人工智慧技術於坡地崩塌風險評估模式精進後，後續亦可整合於本計畫過去所發展之崩塌風險警戒機制模式，以達到協助防災應變決策之目的。

二、計畫研究成果

(一) 研究地區崩塌資料庫

本計畫研究地區包含陳有蘭溪集水區、荖濃溪集水區、旗山溪集水區及等三個集水區，進行坡地易損性分析前須建立集水區各類環境因子資料，集水區資料蒐集自林務局農林航測所繪製之陳有蘭溪集水區、荖濃溪集水區和旗山溪集水區之相關地文、水文地理資訊圖資以及水土保持局全國集水區圖層，採用圖層範圍包括主、次、子集水區範圍圖、河系圖等地理資訊基本圖資。在集水區環境因子方面，本計畫藉由網格資料庫建置各類環境因子屬性、植生變異因子、驅動因子及崩塌事件等資訊。環境資料庫以 20m x 20m 之網格尺度使不同集水區範圍內所有屬性因子鏈結，環境資料庫細分為四個部分：(1)環境因子；(2)驅動因子；(3)篩選因子及(4)崩塌資訊。

(1) 坡面單元繪製

本研究使用集水區重疊法，首先以原始數值高程模型進行集水區分析，再將數值高程模型高低值反轉，山稜線會反轉為河谷線；接著同樣進行集水區分析，將兩次分析所得到的集水區結合，利用地理資訊系統之分割功能，將原集水區分割為左右兩坡面單元，如圖 1 所示。圖中顯示編號 1 之集水區係藉由數值高程模型之集水區分析得到，編號 2 和編號 3 之集水區則係利用反轉之 DEM 得到。

本研究使用地理資訊系統軟體 ArcGIS 10.0 之水文及地形工具進行坡面單元分析。繪製原則如下：

a. 坡面單元須符合地形特徵，故其邊界不可跨越地形邊界，例如山稜線、河谷系。

b. 為避免聚落管理單元面積過小，坡面單元之面積控制在約 3 至 110 公頃為原則。

為了使所建立之降雨引致崩塌之坡地易損性曲線更可靠，所繪製之坡面單元必須考量是否會崩塌的可能性及全面納入分析合理性。因此，除不考慮沖積層、平坦地以及平坡之區域外。亦不考慮(1)河道區域；(2)非自然邊坡；(3)低坡度之坡面單元。

依據前述劃設及篩選程序，陳有蘭溪集水區劃分完成之坡面單元總計有 5,872 個坡面單元。荖濃溪集水區劃分完成之坡面單元總計有 18,779 個坡面單元。旗山溪集水區劃分完成坡面單元總計有 9,504 個坡面單元。

(二) 崩塌事件資料庫擴增

本計畫盤點 2008-2018 全台重大颱風豪雨事件，並根據雨型分析、颱風豪雨類型以及對本計畫之目標範圍(陳有蘭溪、荖濃溪以及旗山溪)具有不同程度影響的颱風或豪雨事件進行資訊擴增，進而考量了近年來極端降雨事件頻繁發生，對於易致災型暴雨需加強災害應變，然本計畫在過去計畫執行過程發現在影像萃取崩塌判釋之過程，取得影像之時間較屬不穩定，且定義該颱風豪雨前以及該颱風豪雨後所取得影像之時，為配合影像能夠在判釋技術操作能夠進行前提下，所選取之影像拍攝時間上相距甚大，其前後期影像判釋之崩塌未必是由單一颱風豪雨事件所造成的，因此本計畫在進行崩塌事件資料庫擴增之時，採用新增年度崩塌資料庫為基準，並利用行政院農委會資料開放平台中由林務局委託成功大學以當年度 1~7 月全島鑲嵌福衛二號衛星影像，建立自動判釋崩塌地作業標準所判釋之崩塌地判釋結果進行崩塌資料庫過增，同時針對當年度 1~7 月且對本團隊實證區之南部集水區於土石流警戒有達到紅色警戒之颱風豪雨事件進行雨量資料蒐集擴增，進而交叉比對，取得當年度 1-7 月崩塌地對應之坡面單元於當年度 1-7 月最大時雨量之颱風豪雨事件，以進行崩塌雨量資料庫之擴增。

因此本計畫團隊綜合過去採用之颱風豪雨事件之年度(97 年至 98 年)以及新增 100 年至 101 年度 1-7 月之颱風豪雨事件以及 101 年至 102 年 1-7 月之颱風豪雨事件，進行資料庫擴增，其中下圖 2 各年度新增颱風豪雨事件示意圖中之颱風豪雨事件屬該事件期間，在本研究範圍內為土石流警戒期間有達到紅色警戒之事件，因此以下對本計畫所新增的各年度之重大颱風豪雨事件進行資料庫擴增，以利後續透過不同雨量強度與崩塌

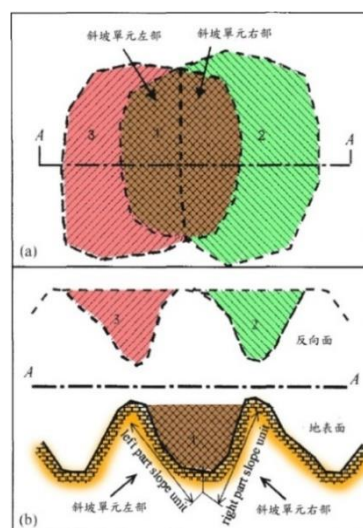


圖 1 集水區重疊法示意

地關聯性歸納建立動態降雨崩塌風險潛勢評估模式。

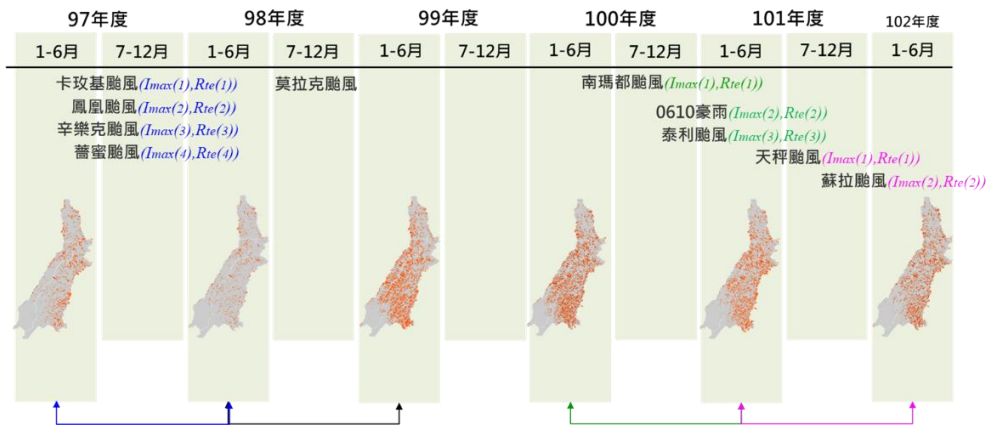


圖 2 各年度新增崩塌地及颱風豪雨事件對應結構圖

(2) 植生現況分析

本計畫建立之崩塌事件資料庫及環境因子資料庫中，對於現地環境條件和植生現況等變動因子需定期予以更新至最新環境資料，因此，為掌握本年度計畫重點聚落之坡地植生環境狀況作為崩塌評估模式之修正參考，必須針對研究區域蒐集本年度汛期前可取得之衛星影像並分析其植生現況。新的植生分析結果會使聚落坡面單元之崩塌植生因子產生變化。因此，屬變動因子的植生現況分析係本計畫重要工作，目前已自水土保持局取得本年度汛期前第一期及第二期拍攝之衛星影像完成 108 年度研究區之植生分析所示。本計畫中屬變動之崩塌植生因子並已同步更新，且重新定義了各集水區坡面單元之坡面類別屬性，以利於後續模型訓練參數之更新。

(3) 颱風豪雨雨量資料擴增

本計畫在前述第二章雨量資料處理進行說明，依據中央氣象局公布的颱風侵台時間、經濟部水利署的颱風事件以及農委會水土保持局過去於各颱風豪雨事件啟動應變小組之時間作為各事件影響目標集水區之時間，其中上述所考量之颱風豪雨事件期間，本計畫針對研究中集水區內篩選資料有問題及無紀錄測站後，共計 54 個雨量測站蒐集小時降雨以及前期累積降雨之歷時紀錄，根據本計畫定義之雨場事件，計算各場颱風事件雨量站之降雨因子，包括 I_{max} 及 R_{te} 。計算之結果利用地理資訊系統軟體內的空間分析工具，該工具之克利金空間內插模組來進行降雨空間分布推估。對於 $I_{max}-R_{te}$ ，各集水區內颱風事件之最大小時降雨強度及總有效累積雨量之空間分布。

(4) 颱風豪雨崩塌事件資料新增

在颱風豪雨崩塌資料萃取上，本計畫透過政府開放資料平台取得由林務局委託成功大學，其是以各年度 1~7 月全島鑲嵌福衛二號衛星影像建立自動判釋崩塌地作業標準，繪製全島崩塌地判釋成果，並分別將 98 年度崩塌地圖減去 97 年度崩塌地圖、99 年度崩塌地圖減去 98 年度崩塌地圖、101 年度崩塌地圖減去 100 年度崩塌地圖以及 102 年度崩塌地圖減去 101 年度崩塌地圖，統計各年度所新增的崩塌地分布，詳細統計表如錯誤!找不到參照來源。所示，其中 98 年度崩塌地圖減去 97 年度崩塌地圖所萃取出之崩塌地分布圖中荖濃溪新增之崩塌地共 284.15 公頃(0.20%)，陳有蘭溪新增之崩塌地共 183.79 公頃(0.41%)，旗山溪新增之崩塌地共 104.32 公頃(0.14%)，99 年度崩塌地圖減去 98 年

度崩塌地圖所萃取出之崩塌地分布圖中荖濃溪新增之崩塌地共 8,446.72 公頃(5.99%)，陳有蘭溪新增之崩塌地共 888.87 公頃(1.98%)，旗山溪新增之崩塌地共 3,027.11 公頃(4.03%)，101 年度崩塌地圖減去 100 年度崩塌地圖所萃取出之崩塌地分布圖中，荖濃溪新增之崩塌地共 1,796.45 公頃(1.28%)，陳有蘭溪新增之崩塌地共 329.73 公頃(0.74%)，旗山溪新增之崩塌地共 389.44 公頃(0.74%)；102 年度崩塌地圖減去 101 年度崩塌地圖所萃取出之崩塌地分布圖中，荖濃溪新增之崩塌地共 1,371.89 公頃(0.97%)，陳有蘭溪新增之崩塌地共 325.98 公頃(0.73%)，旗山溪新增之崩塌地共 358.97 公頃(0.48%)，。

本計畫在上述進行新增之颱風豪雨事件進行相關崩塌特徵資料庫之擴增後，後續可以擴增後之崩塌事件資料庫進行坡地崩塌風險評估模型之建立，以探索更全域之最佳解。

(三) 坡地崩塌風險評估模型建立

(1) 坡地崩塌危害度評估模型建立

由於土石流潛勢溪流都在山區，要實際量測土石流發生前溪流溝床內土體的孔隙水壓及地下伏流水狀況困難度很高，而降雨資料的取得又比孔隙水壓及地下伏流水資料來的容易。因此，在過去的研究中，大部份的研究人員都藉由土石流發生之前的降雨量(前期降雨)來間接說明土體的含水狀況(即孔隙水壓)，直接探討降雨條件與土石流發生之關係，並利用降雨條件建立土石流發生降雨警戒關係式。因此本計畫團隊同理在分析崩塌災害發生降雨特性時，通常需考量崩塌發生當時的直接誘發雨量(包括降雨強度與當場累積雨量)及間接激發雨量(如前期降雨)。

而此章以降雨資料及統計方法，分析單一聚落發生崩塌可能性的臨界降雨基準值，其中以 10 年間降雨資料作為建立雨量等比率曲線模式之基礎，歷史雨量資料庫依新年度持續更新，以反映近年氣候變化。因此，本計畫團隊針對 18 處重點聚落管理單元最鄰近之雨量站進行蒐集其民國 97 至民國 107 年間之時雨量及有效累積雨量資料，進行三小時降雨雨量處理，以及過去崩塌事件發生之時間資料作為本研究之基礎，雨量資料先進行雨場分割，建立各雨場之 $(\ln R, \ln I)$ 雨型組數據，並建立各重點聚落中歷史雨場之時雨量及有效累積雨量之聯合機率質量函數，將各雨量站民國 97 至民國 107 年之資料進行標準化等處理後，並基於全部無事件雨場之雨型組 $(\ln R_{ti}, \ln I_j)$ 之聯合累積分布函數定義如下：

$$F_{\ln R_t, \ln I}(\ln R_t, \ln I) = \sum_{i=1}^{i: \ln R_{ti} \leq \ln R_t} \sum_{j=1}^{j: \ln I_j \leq \ln I} p_{\ln R_t, \ln I}(\ln R_{ti}, \ln I_j) \quad (1)$$

本計劃針基於 10 年雨量資料雨場之雨型組 $\ln R_t$ 與 $\ln I$ 聯合機率質量函數計算成果代入(1)式進行計算，建立 $FLR, LI(\ln R, \ln I)$ ，透過各雨量站 10 年間雨量資料建立之三維空間歷史雨場聯合累積分布函數圖，並將其三維空間映射至二維空間，以建立各聚落鄰近雨量站之歷史雨場 $(I - R_{te})$ 等比率曲線圖，而各雨量站之歷史雨場聯合累積分布函數分析成果實際上為 100*100 大小的矩陣。為方便運用，任一雨型組 $(\ln R_{ti}, \ln I_j)$ 乘以 10 後對應到該矩陣之位置，即可求得對應的機率值，因此對於後續各雨量資料即可求得對應之雨量機率值。

(2) 坡地崩塌潛勢評估模型建立

在進行坡地易損性分析中，必須要考量的另一特性即是坡地崩塌的幾何特性。對於

網格崩塌資訊，目前已可藉由高精度衛星影像判釋得到，但此資訊未必完全符合地形特性，同時具有一定的不確定性。因此，本研究考量地形特徵單元與未來評估合理性期望引入坡面單元 (slope unit) 分析，坡面單元因具有符合地形特徵之特點，此特點利於進一步之分析及坡面評估，相較網格單元更可靠及合理可行。然而，網格法具有相同之幾何條件，利於資料分析並可消除空間幾何權重之影響。因此，本研究直接以坡面單元作為分析評估單元，並以網格式分析來消除樣本差異的影響，將可更有助於坡地崩塌警戒管理分析之應用。

在過去的計畫中，本團隊透過歷史資料依據機率密度函數做為函數進行擬合，以此經驗法來得到一條可描述之坡地崩塌可能性曲線，而其假定崩塌發生之現象會符合對數常態分佈(Lognormal Distribution)之假說，透過最大似然性函數的計算(危害事件機率的平均值與標準差兩個參數)，進而套配出所謂的崩塌易損性曲線(Hsieh et al. 2013; Lei et al., 2014)，在歷史資料量不足或雨量資料涵蓋量不足的形況下，可能產生局部最佳解而非全域最佳解，另外一方面，這樣模式的樣本採樣，又受限於事件規模的稀少性與昂貴性，導致無法針對研究區進行二十至三十年所有崩塌災害事件的事件目錄建置，這又會導致分析出來的模式有其限用性。

然而，類神經網路是近年來最受矚目的人工智慧模型之一，只要給予類神經網路系統輸入及輸出，他們即能調整自身的參數，模擬出該系統的狀況，並以最有效率的方式解決。這是因為類神經網路具有下述的優點：(1)使用者不需要對於系統有通盤的瞭解，僅需要將設定好的輸入及輸出交給目標的類神經網路，該網路就能夠成功的去模擬這個系統。(2)類神經網路本身所需的參數量非常少，這點相較於傳統使用迴歸分析或是數學分析所獲得的模擬模型而言是非常有利的，因為低參數量代表我們不用耗費太多的資源來儲存這些參數，而在進行模型建立時，其效能也較多參數量的方法高，這點對模擬龐大的環境來說特別有用，例如本計畫案所要模擬的山坡地崩塌情況。因此本計畫會使用類神經網路的相關概念來完成目標系統的建置，而模型框架設計中將包含一個基礎模型，以及用來微調基礎模型的多個外掛式參數，而每一種坡面單元都有一組類神經網路來進行模擬，其意涵則表示影響本次崩塌事件的因果關係，並可檢討地面環境對於降雨的承受能力(易損性)對於崩塌之敏感性，進而修正縮減模式所參考之因子屬性，此處我們稱這些類神經網路為基礎模型，並可用來模擬大範圍山坡地的基礎情況，進而以降雨對地面環境的影響性(危害度)之降雨因子(I_{max} , R_{te})做為模型輸入變數，將歷史雨量資料與判釋崩塌結果為目標，放入類神經網路進行訓練，並建立類神經網路坡地崩塌潛勢評估模型。

a. 類神經網路模型基礎架構

在本次計畫中我們所使用的資料集欄位如下表 1 所示，其中可以看出，在本資料集中，我們可將分為因素分為兩大種類，分別為環境因子及事件因子，環境因子代表的是該坡面之環境相關因素，包含其地質分類、坡度、距離河道遠近及植生，但由表中我們可以看出，前三者皆為靜態環境因子，而植生則是動態環境因子，這是因為前三者數值較為固定，但植生本身會受到當年之氣候、環境等影響，而會有不同的數值，屬於變動性較大之時間序列資訊，因此他屬於動態環境因子。而事件因子，則是代表該欄位是由

某事件所造成之數值，如辛樂克颱風、莫拉克颱風及泰利颱風等，其數值表示代表的是該事件於各年度中之最大時雨量及其對應之累積雨量。

表 1 本計畫模型訓練資料集欄位說明

編號	名稱	因素分類
G	地質分類	靜態環境因子
S	坡度	靜態環境因子
R	河道遠近	靜態環境因子
N	植生	動態環境因子
I	事件最大時雨量	動態事件因子
Rte	事件最大時雨量對應累積雨量	動態事件因子

鑒於本次研究計畫所使用之資料因素分類，在本次研究計畫中，我們針對此資料設計適應其之模型，其模型簡易結構圖如下圖 3，從圖中可以看出，本計畫將兩個模型進行串接，分別為環境分類器及預測坍塌模型，首先第一個模型，也就是環境分類器，我們的設計主要目的在於，想要針對靜態因子先進行一次簡易的分類，其最後一層輸出為 12 即為分類成為 12 群的意思。而第二個模型，則是再輔以動態因子，最終以其分類結果及動態因子進行崩塌預測模型的建置及訓練，然而莫拉克事件由於於當年度屬於最大規模之降雨，其年度所取得之 I_{max} , R_{te} 規模過大，該事件的崩塌極有可能於 I_{max} , R_{te} 之前期降雨已造成崩塌，因此作為該事件之崩塌點較不適合，易造成模型建立上之不連續，因此本計畫暫不將莫拉克事件之崩塌事件作為模型訓練之應用，而建議後續降雨序列取得不同時段之 I_{max} , R_{te} ，再進行模式之訓練已取的最佳崩塌點之 I_{max} , R_{te} 。

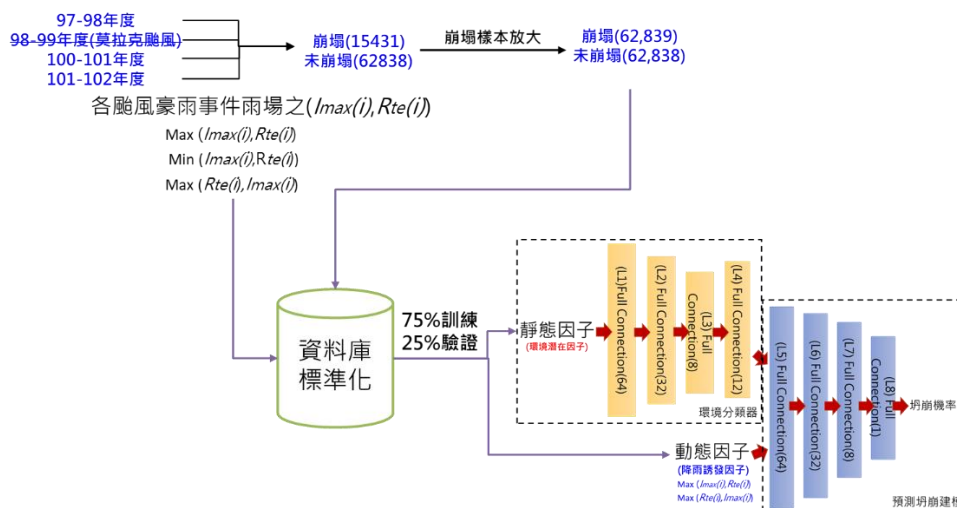


圖 3 本計畫訓練模型簡易架構圖

本次計畫所用的模型(如上圖 3)，雖有八層，但其實本質都是全連結層，但不同的在於激活函數的挑選，而在本模型中，其中較特別的分別是分類器及建模的輸出層(即 L4 及 L8)，其中對於各層中，第 i 個神經元對應其第 j 個輸入資料，該神經元輸出我們可以寫作：

$$o_i = \text{act}(w_{ij} \times \text{input}_j + b_i). \quad (2)$$

其中 input_j 為神經元之輸入， o_i 即為該神經神輸出， w_{ij} 、 b_j 則為其對應權重及神經元之偏移，而 act 則是激活函數。如同我們先前所述，在除了 L4 及 L8 之外，本計畫中所用之激活函數都為 relu 函數，即為 $f(x) = \max(0, x)$ 。而 L4，即為分類器輸出，因此這部份我們改用 softmax ，L8 則是 sigmoid 。

b. 坡地崩塌風險評估模型驗證

本研究為明確表明人工智慧類神經網路基礎模型於坡地崩塌風險評估之預測能力，於模式建立之過程中，以抽樣 75% 做為訓練神經網路模型之數據，25% 做為測試訓練成果之數據，將前述之設定完成後，即開始進行訓練，總資料樣本數為 125,678 筆，訓練資料樣本數為 100,544 筆，測試資料樣本數為數 25,134 筆。

本計畫根據雙線法驗證分析中，雙線法驗證之未發生準確率 58%、誤判率 42%、已發生準確率 84%、漏判率 16%、總體準確率 70.56%，如下表 2 所示。

表 2 模式驗證精度表

		分類結果		總計	生產者精度
		崩塌	未崩塌		
地真分 類	崩塌	10419	2052	12471	83.55%
	未崩塌	5348	7315	12663	57.77%
總計		15767	9367	25134	
使用者精度		66.08%	78.09%		70.56%

(四) 重點聚落崩塌風險警戒機制模式

本研究對於重點聚落崩塌風險警戒機制模式設計上，同樣也是採取建立所謂的風險矩陣的概念來建立崩塌風險評估模式，也就是所謂的崩塌風險管理圖(Landslide Risk Management Diagram, LRMD)的概念來建立崩塌警戒模式，經由前兩節所建立的各雨量站之崩塌降雨危害評估模型以及坡地崩塌潛勢評估模型後，而本節主要在建立重點聚落崩塌風險警戒機制評估指標上，並建立降雨危害評估以及坡地崩塌潛勢評估(如下圖 4 所示)，並配合真實致災紀錄取得最小致災門檻臨界值，在此研究稱為降雨危害度最小致災門檻值(HC)以及坡地崩塌潛勢最小致災門檻值(FC)，就可繪製其一崩塌風險警戒機制圖，其中 X 軸所指的是降雨危害值(範圍從 0 到 1)，Y 軸所指的是坡地崩塌潛勢機率值(範圍從 0 到 1)，在這崩塌風險警戒機制圖中，透過降雨危害警戒曲線(HCL)及崩塌易損評估曲線(FCL)的劃定，其可分為安全、紅一警戒以及紅二警戒，關於警戒機制的發布流程與說明將於下一章節進行討論。

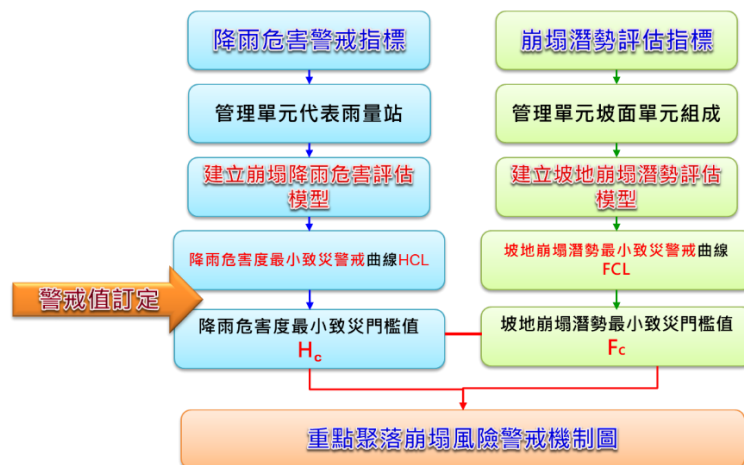


圖 4 坡地崩塌警戒模式評估指標建立流程

在下表 3 訂定完本計畫試辦南部集水區之 17 處重點聚落的降雨危害度最小致災警戒值(H_C)以及崩塌易損度最小致災警戒值(F_C)，即可對各重點聚落繪製其崩塌風險警戒機制圖(如下圖 5)，透過歷史降雨最小致災警戒曲線(HCL)及崩塌易損度最小致災警戒曲線(FCL)分別劃定該崩塌風險警戒機制圖之 X 軸以及 Y 軸，當中的 X 軸所指的是降雨危害值(範圍從 0 到 1)，Y 軸所指的是崩塌易損值(範圍從 0 到 1)，並其可分為成四個次空間，是 H 低-F 低的範圍，乃屬安全性高的空間；而是 H 低-F 高的範圍以及 H 高-F 低的範圍，乃屬中高風險的空間，已存在崩塌風險的不確定性區域；而是 H 高-F 高的範圍，則屬於高風險的空間，當雨量紀錄累積至此，重點聚落則存在高度崩塌風險，應當要積極的進行預警或警戒作為。而當一降雨時段的雨量資訊(雨場開始至該時段間之最大降雨量、最大三小時累積降雨以及有效累積雨量)分別於歷史降雨等比線曲線以及崩塌易損性曲線中之對應比率，並將其點(H_i, F_i)繪製於崩塌風險警戒機制圖，當該點碰觸到歷史降雨最小致災警戒曲線(H_{CL})則代表已達到高崩塌的情況，若降雨歷時點在延伸碰觸到崩塌易損度最小致災警戒曲線(F_{CL})，則應當積極進行疏散的狀態，並可細緻化的對坡面單元進行崩塌易損評估，可明確呈現高風險之坡面單元的位置，掌握何處發生崩塌的潛勢以及可能性較高，以進行相對應之警戒模式，更重要的一點則是不同的重點聚落則會存在不同的最小致災警戒值，這個概念融合了保全對象的暴露度精神在其中，因此透過上述的本研究完整的建立起崩塌風險評估模式。

表 3 17 處南部集水區重點聚落村里崩塌與降雨警戒機率表(108 年度)

縣市	鄉(鎮、區)	村(里)	聚落	代表雨量站	min RH (mm)	警戒曲線(I1-Rte1)	
						H_C	F_C
南投縣	信義鄉	神木村	神木	神木村	320.5	0.82	0.46
		豐丘村	豐丘(信義)	豐丘	308	0.84	0.4
高雄市	桃源區	寶山里	新藤枝	御油山	555.6	0.81	0.61
			舊藤枝	御油山	555.6	0.81	0.39
			寶山	御油山	555.6	0.81	0.33
	那瑪夏區	梅山里	梅山口	梅山	601.8	0.95	0.64
		瑪雅里	瑪雅	表湖	445.9	0.92	0.69
		達卡努瓦里	達卡努瓦	民生	445.9	0.92	0.23

		南沙魯里	南沙魯	表湖	445.9	0.92	0.63
	甲仙區	東安里	白雲巷	新發	365	0.92	0.54
	六龜區	新發里	新發部落山邊	新發	308	0.87	0.42
		新發里	新開部落(26 鄰)	新發	308	0.87	0.58
		寶來里	竹林(16、17 鄰)	高中	595.9	0.81	0.49
		中興里	尾庄聚落	御油山	340.733	0.81	0.51
屏東縣	霧臺鄉	佳暮村	新佳暮部落	上德文	343	0.85	0.46
	瑪家鄉	瑪家村	瑪家聚落	瑪家	628	0.95	0.4
雲林縣	古坑鄉	草嶺村	摸時乳聚落	草嶺	311.62	0.82	0.50

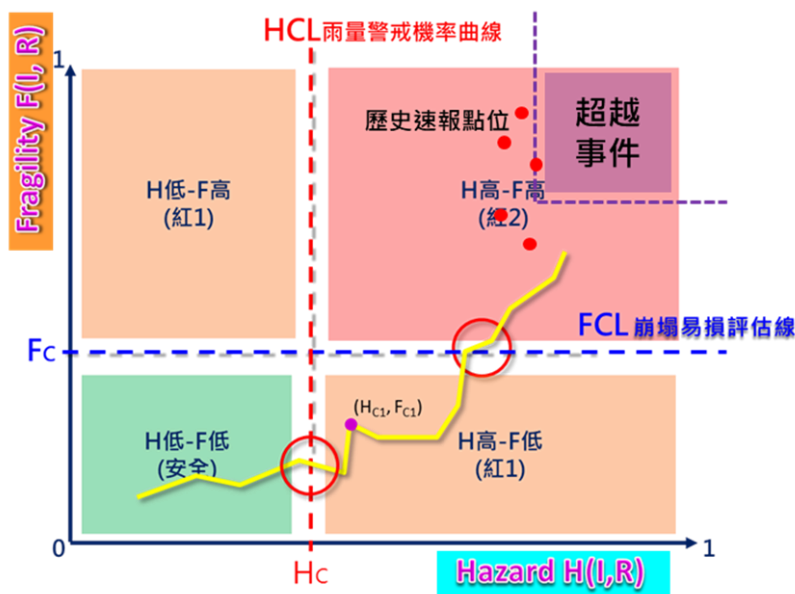


圖 5 崩塌風險警戒機制示意圖

(五) 複合型土砂災害行政區警戒機制研析

(1) 行政區警戒發布機制研析

依據前期計畫（105 年及 106 年）計畫成果，崩塌警戒模式考量保全對象及管理單元大小，優先針對保全聚落定義警戒發布範圍，之後納入防災應變實務操作之需求，擴大警戒發布範圍，將聚落位置包含在村里等大小之行政區，改以行政區概念作為崩塌警戒發布範圍。本計畫以前期計畫成果，配合系統化崩塌風險評估流程，藉由警戒範圍內所包含之鄉鎮、村里、及保全聚落等的位置，視防災應變需求，逐一聚焦至不同尺度對象（縣市→鄉鎮→村里→聚落），最終呈現出保全聚落的坡面單元分布，決定該保全聚落的崩塌雨量警戒值，作為發布警戒之判斷標準。前述的崩塌警戒值的訂定，係利用崩塌易損性模式、坡面單元及保全聚落管理單元，訂定崩塌雨量警戒值，作為警戒發布標準。

前述的研究成果中，警戒發布對象為保全聚落管理單元，其行政區以村里為單位，針對具有高崩塌潛勢的聚落，訂定崩塌警戒值。本期計畫則進一步應用相同的警戒發布方式，擴大發布對象為以鄉(鎮、區)為基礎的行政區界範圍，做為崩塌警戒發布對象。如此能配合水保局目前土石流應變警戒發布至鄉(鎮、區)的做法，亦保留對重點保全聚落發布崩塌警戒的彈性，使崩塌警戒發布能因情況提供細緻資訊，供做情資研判。

本計畫所研擬之崩塌警戒發布機制，除以行政區為警戒發布範圍外，在發布條件及操作上，同時考慮土石流及崩塌二種坡地災害，引入複合型土砂災害的概念，以相同的警戒因子（例如雨量）作為警戒發布標準，訂定相同的警戒等級（例如紅黃警戒），使水保局在崩塌警戒操作上，與現行土石流警戒發布有相同模式，以利整合至現行防災應變體制內。

由於土石流及崩塌警戒都與雨量有關，且現行土石流防災警戒機制係以預報累積雨量為黃色警戒基準，實際累積雨量為紅色警戒基準，因此本計畫所擬行政區警戒發布機制將同樣以雨量做為發布參考，配合本計畫研究成果，利用 H 及 F 指標來判斷是否有達到崩塌警戒，並分別考慮土石流雨量警戒值及崩塌雨量警戒值，據以建議一致之警戒發布流程及機制。

警戒發布以雨量值為判斷依據，配合水保局現行土石流紅黃警戒的做法，分別以預報雨量值（黃色值）及實際雨量值（紅色警戒）來判斷該行政區是否有到達警戒發布標準。實務上的警戒流程中，由於土石流及崩塌二者的警戒值不同，在發布時間點上，預期會有先後之關係。本計畫以崩塌分析為主，因此以崩塌警戒為優先判斷，當達到崩塌警戒時，可列出該行政區土石流警戒發布的狀況（有無達土石流警戒），相互參考。

在崩塌警戒發布流程研擬中，本計畫利用雙參數易損曲線模式及降雨因子，同時考量 H 及 F 指標，其崩塌警戒發佈流程調整如圖 6。崩塌警戒發佈流程包含黃色、紅色及解除警戒 3 階段。



圖 6 崩塌警戒發佈流程（考量 H 及 F 指標）

(2) 崩塌風險警戒機制模式實測

本計畫團隊利用前期計畫所挑選南部集水區 17 處重點聚落，作為實作崩塌風險警戒機制模式的對象，當上章節中訂定了本計畫所試辦南部集水區 17 處重點聚落之降雨危害度最小致災警戒值(H_C)以及崩塌潛勢度最小致災警戒值(F_C)，並以 108 年度利奇馬颱風以及 0815 豪雨進行崩塌風險警戒機制發布試作以及分析發布，其中根據本團隊所研究的尺度，其可視防災應變需求，逐一聚焦至不同尺度對象（縣市→鄉鎮→村里→聚落），最終呈現出保全聚落的坡面單元分布；因此，當決定崩塌雨量警戒值後，即可依據

水保局土石流紅黃警戒概念，設定崩塌警戒發佈流程，目前在案例實測上，本計畫以中央氣象局雨量站資料為來源數($I_l - R_{tel}$)，配合雙參數模式建立成果，使用有效累積降雨量進行案例實作並分析其結果。

本計畫以 108 年度利奇馬颱風以及 0815 豪雨為例，進行崩塌警戒發布試作及分析發布結果，以下以高雄市作為多尺度崩塌風險資訊與精準防災試作與警戒發布試作，其中在前期研究中已定歸納高雄市內之重點聚落的降雨危害度最小致災警戒值(H_c)以及崩塌易損度最小致災警戒值(F_c)，並根據各聚落鄰近的雨量站進行歷時降雨資料(I_l, R_{te})記錄並透過前章節所建立歷史降雨等比率曲線(H)以及坡地易損性曲線(F)之轉換為降雨危害值(hi)以及崩塌易損值(fi)，並逐一繪點至各聚落之崩塌風險警戒機制圖，以進行警戒資訊之發布。

而根據本計畫透過水土保持局防災資訊網取得之重大土砂災例最速報中，發現在利奇馬颱風中於雲林縣古坑區草嶺村於 8 月 11 日 08 時 00 分發生崩塌事件，而該速報資料以及崩塌時間點之崩塌潛勢機率分布圖，如圖 7 及圖 8，其為該聚落達 F_c 以前所記錄之崩塌事件；以及在那瑪夏區南沙魯里於 8 月 11 日 06 時 00 分發生崩塌事件，其為該聚落達 F_c 以後所記錄之崩塌事件；在 0815 豪雨中於六龜區寶來里於 8 月 15 日 15 時 00 分發生崩塌事件，其為該聚落達 F_c 以後所記錄之崩塌事件，後續亦將此速報資料進行警戒管理值之修正，這次警戒發佈流程試做驗證發佈機制是可行的，本計畫所訂定崩塌雨量警戒值在實際應變操作上，皆可供做崩塌警戒判斷，其主要採用雙參數來考量崩塌雨量警戒值，即同時考量 H 指標及 F 指標，與前期計畫分開考慮最大時雨量及累積雨量不同；後續建議持續協助水保局於應變期間提供崩塌警戒資料，並檢討崩塌警戒發佈管理值。

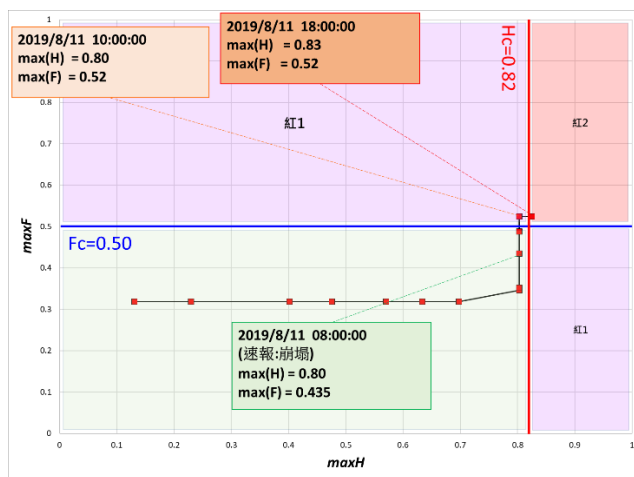


圖 7 雲林縣古坑鄉草嶺村摸石乳聚落利奇馬颱風崩塌警戒機制圖

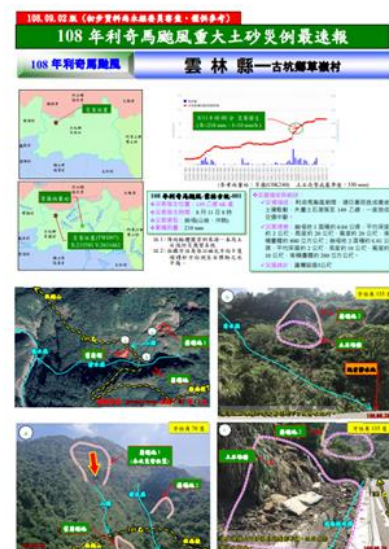
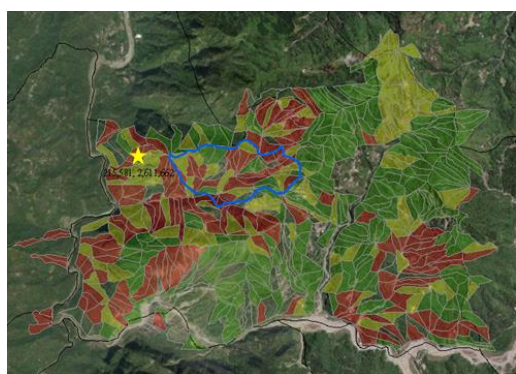
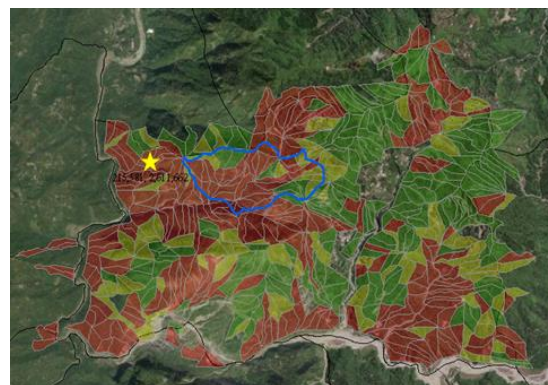


圖 8 108 年利奇馬颱風重大土砂災例最速報-雲林縣古坑鄉草嶺村



2019/8/11 08:00:00 (崩塌時間點)



2019/8/11 18:00:00 (達紅 2)

圖 9 08 年利奇馬颱風雲林縣古坑鄉草嶺村坡面單元崩塌潛勢機率分布

三、 結論與建議

1. 本計畫已完成針對研究區內陳有蘭溪集水區、荖濃溪集水區、旗山溪集水區之崩塌事件資料庫擴增以取得更多事件(97-98 年度)樣本，而建議後續將以擴增後之崩塌事件資料庫進行人工智慧演算法之模式訓練，進而探索全域變動因子(雨量驅動因子: I_{max} , R_{te})對於坡地崩塌災害的影響性。
2. 本計畫完成建立基礎類神經坡地風險評估模型，並將坡面單元環境因子組成，並加入為易損性分析模型之變數，進行訓練已取得全域環境下適用之模型，並投入兩種雨量參數，分別為各年度颱風豪雨($I_{max}(i), R_{te}(i)$)之最大之 $I_{max}(i)$ 及其對應之 $R_{te}(i)$ 與最大之 $R_{te}(i')$ 及其對應之 $I_{max}(i')$ ，分別得到 70.56% 以及 72.22% 之準確率，間接評估崩塌發生之雨量誘因未必為 $I_{max}(i), R_{te}(i)$ ，其可能之降雨誘發因子需進一步探索。
3. 本計畫完成 108 年利奇馬颱風以及 0815 豪雨之風險警戒發布試作，其中各雨量站資訊透過本計畫所建立之崩塌風險警戒機制模式後，經降雨危害 H 以及崩塌潛勢 F 之推估比率後，取得各時段之警戒狀態，對應速報資料，3 處村里坡面單元於通過 F_c 時發生了崩塌，其說明了本計畫所發展之風險警戒模式之適用性，並於坡面風險地圖進行空間視覺化展示，可提供後續崩警戒危害程度之重要參考。
4. 本計畫旨在藉由空間資料搭配序列颱風挾帶豪雨導致的已知崩塌事件和範圍，以不確定型和優化型的空間資料探勘技術萃取崩塌潛勢條件，並進行風險預警應變之應用，其中雨量因子對於崩塌的影響在模型上顯著程度須在透過更細緻之資料探索，如: 探討時序性之連續降雨輸入是否與崩塌地發生具有關聯性，並透過構建更複雜的深度網絡，在能夠在獲取到新的資料後再次調整自身參數，以保持良好的推估模式及精準度。
5. 本計畫發展之崩塌風險警戒機制模式並可細緻化的對坡面單元進行崩塌易損評估，可明確呈現高風險之坡面單元的位置，掌握何處發生崩塌的潛勢以及可能性較高，以進行相對應之警戒模式。

參考文獻

1. Bonham-Carter, G. F. (1994). *Geographic Information Systems for Geoscientists: Modelling with GIS*, Pergamon, Ottawa, 398 p. :305.
2. Burnett, A.D., Brand, E.W., Styles, K.A. (1985). Terrain classification mapping for a landslide inventory in Hong Kong, 4th International Conference and Field Workshop on Landslides, Tokyo, 63-68.
3. Carter, J.R. (1988). Digital Representations of Topographic Surfaces. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 54: 1577–1580.
4. Crichton, D. (1999). The Risk Triangle. In Journal Ingleton, ed., *Natural Disaster*.
5. Carrara, A. (1983). Multivariate models for landslide hazard evaluation.
6. Carrara, A. (1988). Drainage and divide networks derived from high-fidelity digital terrain models. NATO ASI series. Series C, *Mathematical and Physical Sciences*, 223: 581-597.
7. Carrara, A., Cardinali, M., Guzzetti, F., Reichenbach, P. (1995). GIS Technology in Mapping Landslide Hazard. *Geographical Information Systems in Assessing Natural Hazards*, Kluwer Academic Publisher, Dordrecht, 135–176.
8. Carrara, A., Guzzetti, F., Cardinali, M., Reichenbach, P. (1999). Use of GIS Technology in The Prediction and Monitoring of Landslide Hazard. *Natural Hazards*, 20: 117–135.
9. Fookes, P.G., Sweeney, M., Manby, C.N.D., Martin, R.P. (1985). Geological and Geotechnical Engineering Aspects of Low-cost Roads in Mountainous Terrain. *Engineering Geology*, 21: 1–152.
10. Giles, P.T., Franklin, S.E. (1998). An Automated Approach to the Classification of the Slope Units Using Digital Data. *Geomorphology*, 21(3-4), 251–264.
11. Hansen, A., Franks, C.A.M., Kirk, P.A., Brimicombe, A.J., Tung, F. (1995). Application of GIS to hazard assessment, with particular reference to landslides in Hong Kong, *Geographical Information Systems in Assessing Natural Hazards*, Kluwer Academic Publisher, Dordrecht, The Netherlands, 135-175.
12. Koukis, G., Ziourkas, C. (1991). Slope Instability Phenomena in Greece: A Statistical Analysis. *Bulletin of the International Association of Engineering Geology*, 43, 47-60.
13. Lump, P. (1975). Slope failures in Hong Kong. *Quarterly Journal of Engineering Geology*, 8: 31–65.
14. Lewis, E. B., (1982). Control of body segment differentiation in *Drosophila* by the bithorax gene complex, *Embryonic Development, Part A: Genetic Aspects*, Edited by Burger, M. M. and R. Weber. Alan R. Liss, New York, 269-288.
15. Miller, C.L., Laflamme, R.A. (1985). The Digital Terrain Model-theory and Application. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 24(3): 433–443.

16. Rota, M., Penna, A., Strobbia, C.L. (2008). Processing Italian Damage Data to Derive Typological Fragility Curves. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, 28, 933–947.
17. Makridakis, S., (1993). Accuracy measures: Theoretical and practical concerns. *Int. J. Forecast.*, 9, 527-529.
18. Rossetto, T. & Elnashai A. (2003). Derivation of vulnerability functions for European-type RC structures based on observational data. *Engineering Structures*, 25(10), 1241–1263.
19. Sidle, R.C., Perceca, A.J., O’loughlin, C.L. (1985). *Hillslope Stability and Land Use*. American Geophysical Union, Washington, D.C: 19–20.
20. Shinozuka, M., Feng, M.Q., Lee, J. Naganuma, T. (2000). Statistical Analysis of Fragility Curves. *ASCE Journal of Engineering Mechanics*, 126(7): 769–777.
21. Varnes, D.J.(1958). Landslide Types and Process. in E.B. Eckel (ed.). *Special Report 29: Landslides and Engineering Practice* (Washington, DC: HRB, National Research Council), 20–47.
22. Van Westen, C.J., van Asch, T.W.J., Soeters, R. (2006). Landslide Hazard and Risk Zonation : Why Is It Still So Difficult? *Bulletin of Engineering Geology and Environment*, 65: 167–184.
23. Xie, M., Esaki, T., Zhou, G. (2004). GIS-Based Probabilistic Mapping of Landslide Hazard Using a Three-dimensional Deterministic Model. *Natural Hazards*, 33: 265–282.
24. 齋藤迪孝(1980)。斜面崩壊予測。土と基礎，29(5)，72–8