

# 人工智慧技術於坡地社區自主防災可行性研究-以崩塌災害為例

計畫編號：SWCB-110-231

執行單位：逢甲大學

計畫主持人：逢甲大學土木工程學系 李秉乾教授

共同主持人：逢甲大學都市計畫與空間資訊學系 雷祖強教授

協同主持人：逢甲大學營建及防災研究中心 謝孟勳研究助理教授

協同主持人：逢甲大學地理資訊系統研究中心 黃亦敏研究助理教授

協同主持人：逢甲大學地理資訊系統研究中心 方耀民研究副教授

協同主持人：逢甲大學土地管理學系 周天穎教授

## 摘要

本團隊近期在農委會水土保持局(以下簡稱水保局)相關計畫中，針對陳有蘭溪、旗山溪、荖濃溪集水區等示範區進行相關資料蒐集彙整，透過人工智慧類神經網路建立的崩塌潛勢評估模式，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)之崩塌潛勢評估模型，並與降雨危害曲線整合為一套崩塌風險警戒機制模式。

本計畫今年將以擴增各年度衛星判釋全島崩塌地圖萃取各年度間新增之崩塌地圖以及蒐集對應年度之颱風豪雨事件雨量組體資料進行崩塌關聯資料庫為主要目標，並探索及挖掘雨量時機點與實際發生崩塌之不確定性，透過更多時序的雨量特徵提取與過去年度崩塌進行關聯性模型訓練，使崩塌潛勢評估模型之準確性提高，進而提供更加精準之崩塌潛勢資訊，經過上述的人工智慧技術於崩塌潛勢評估模式精進後，後續亦將持續整合降雨危害曲線於本計畫過去所發展之崩塌風險警戒機制模式，同樣透過崩塌風險的三項因子(危害度、易損性以及暴露量)整合於崩塌風險警戒管理模式，其可有效掌握到個別因子的影響性，即降雨時序特徵對地面環境的影響性(危害度)、地面環境對於降雨的承受能力(易損性)以及保全對象所在的位置(暴露度)，因此為了能夠有效地應用於災害應變管理，對於設定各指標之警戒門檻則亦是本計畫今年度之研究目標，然過去在崩塌警戒管理上中本計畫僅透過歷史速報資料之最小機率作為最小致災門檻曲線，而其對於無速報資料之行政區無法有效之訂定警戒值，且因近年來受極端氣候常態化影響其不確定性增加，作為減災策略擬定之依據尚有許多不足之處；因此，對於本計畫後續針對多年度的崩塌雨量資料擴增，將嘗試利用 AI 技術的機器學習演運算，透過大數據崩塌雨量數據對警戒管理內容進行警戒值訂定模型之建置，並持續收蒐集崩塌事件進行模式驗證，以作為崩塌災害警戒值之訂定及管理應用之依據，有效達到協助防災應變決策之全面性以及提升國內坡地崩塌量化分析、警戒與風險評估之研究發展。

另一方面，如何有效提供民眾於崩塌災害前之重要潛勢風險資訊，亦是本計畫後續將崩塌災害警戒管理落實於自主防災之主要目的，所以本計畫將進行自主防災崩塌警戒發布管理流程設計，並挑選一處社區落實坡地崩塌評估模式於社區自主災害警戒應用，規劃相關避難路線及崩塌風險地圖等，進而達社區自主避災、防災及'減災的目標。

**關鍵詞:** 風險管理、易損性曲線、警戒模式、坡面單元、崩塌

## **Feasibility Study on Community Independent Disaster Prevention by using Artificial Intelligence Technology -Taking Landslide Disaster as an Example**

The research team have developed a system for Soil and Water Conservation Bureau (SWCB) about the subjects of landslide potential evaluation and landslide disaster warning model. The model was built based on the data from watersheds of Chen-Yo-Lan River, Qishan River, and Laonong River. The methods of artificial intelligent (AI) was used in the model to describe the influence of triggering factors of rainfall intensity and accumulation, as well as the environmental factors of geology, slope, aspect, distance to stream channel, vegetation, and historical landslides.

The program this year will be to expand the satellite interpretation images of each year's landslide map, and to collect the corresponding rainfall data of typhoons and heavy rainfalls in each year. The database will be used for exploring the correlation of landslide and environmental changes. Uncertainty about the timing of rainfall and actual landslide will be included in the model training. Through more time-series rainfall features in training, the model will be expected to be more accurate about the potential evaluation of landslide. After the above-mentioned artificial intelligence technology, the model is improved and integrated with previous fragility-curve model. The landslide risk, therefore, will be determined by considering hazard, vulnerability, and exposure factors in the model. The proposed model will be able to effectively capture the characteristics of landslide in terms of environmental susceptibility, withstand capability (fragility), and the object (exposure) to be protected. Therefore, in order to be effectively applied to disaster contingency management, setting the alert thresholds of various indicators is also the research goal of this plan this year. However, in the past, in regard to landslide alert management, the model only used the historical event notices to determine the minimum hazard threshold curve, and it cannot effectively set a warning value for regions without event notices. The uncertainty of landslide occurrence has increased due to the impact of extreme weather in recent years. There are still many deficiencies as a basis for the development of disaster reduction strategies. Therefore, an attempt will be made to use AI technology of machine learning algorithms to build a warning value model for landslide alert management. The proposed model and evaluation procedures will be effectively achieving the comprehensiveness of disaster prevention and response, and improve the understanding of landslide risk assessment.

On the other hand, how to effectively provide people with important potential risk information before the landslide disaster is also the main purpose of this study. Therefore, the program will conduct a procedure of landslide alert for autonomous disaster prevention communities. A community will be selected to implement the landslide alert assessment, including determining evacuation routes and making landslide risk maps. With the program, the community will achieve the goal of autonomous disaster prevention.

**Keywords:** Risk management, Landslide fragility curves, Warning criteria, Slope unit, Landslides

## 一、前言

過去本計畫已於相關計畫發展崩塌風險警戒機制模式，透過崩塌風險的三項因子(危害度、易損性以及暴露量)整合於崩塌風險評估模式，其可有效掌握到個別因子的影響性，即降雨時序特徵對地面環境的影響性(危害度)、地面環境對於降雨的承受能力(易損性)以及保全對象所在的位置(暴露度)；在地面環境對於降雨的承受能力(易損性)之研究中，仍有幾個研究問題有待解決: 1. 當不易變動之因子(地文潛勢)資料建立完畢後，對於較易變動之降雨因子資料庫於模式之角色就相當重要，我們認為崩塌災事件的發生有次序性關係，也就是當降雨發生後，其規模由小到大，當降雨規模達到一定程度後(誘因條件滿足)，再加上不同集水區的環境條件的組合關係(潛因條件滿足)後，就會發生崩塌事件。2. 本研究主要是基於單一坡面單元之數據組成並透過統計分析模式所建立之分析模型，這可能存在忽略坡面單元間之空間相關性的問題，因此難以探索整個集水區之坡面單元間之整體崩塌變化且對於崩塌變異不明顯之坡面單元亦可能於分析模型過程中被忽略，這可能引起一些潛在之威脅未被預測到或是單一坡面間之數值組成之同質性較高，而產生過多崩塌發生之不合理誤判產生。

綜觀上述問題解析，本計畫將透過時序特徵深度學習以及建構集水區坡面單元圖像之空間關聯性去進行崩塌潛勢評估模型的優化，以增加模型在災害應變時之適配性，並將此模型更新於本計畫發展之崩塌風險警戒機制模式之後，下一個階段則是設定崩塌警戒門檻。在崩塌防災的課題中，設定崩塌警戒是未來發展的趨勢，但在決定崩塌警戒模式的研究中，仍有許多因素有待克服。目前眾多研究中，仍以降雨促使崩塌為主要的研究對象，普遍採用歷史事件之速報資料來評估崩塌雨量警戒值，因此其對於無速報資料之行政區無法有效之訂定警戒值，且因近年來受極端氣候常態化影響其不確定性增加，作為減災策略擬定之依據尚有許多不足之處，因此本計畫初步透過雙參數因子的條件下( $I_{max}$  與  $R_{te}$ )分別取得崩塌危害度以及坡地易損性之評估指標，對評估崩塌風險警戒具有較全面的考量，而其必須考慮不同指標及其對崩塌之影響性，這些指標門檻的決定(量化)及資料蒐集，亦是本計畫研究過中要解決的難題。

最後，完成了崩塌潛勢評估模型之優化、更新崩塌風險警戒機制以及訂定一套崩塌風險指標警戒門檻後，為了能夠有效地應用於災害應變管理，本計畫將崩塌災害警戒管理落實於自主防災為主要目的，將進行自主防災崩塌警戒發布管理流程設計並嘗試落實坡地崩塌評估模式於社區自主災害警戒應用於高風險潛勢社區，並規劃相關避難路線及崩塌風險地圖等，進而達社區自主避災、防災及減災的目標。

## 二、工作項目與內容

本計畫主要之工作流程如圖 1 所示，進而完成以下工作項目，以達成本年度之計畫目標。

- (一) 強化災害潛勢分析技術與資料庫建置
- (二) 建立崩塌風險警戒機制模式發布機制
- (三) 建立崩塌災害自主防災管理模式

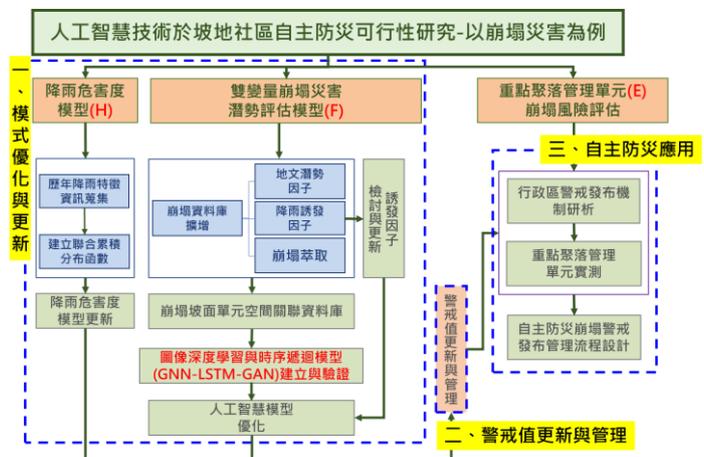


圖 1 本年度工作項目與流程

### 三、計畫研究成果

#### (一) 擴增崩塌關聯資料庫

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並進而透過坡面單元之繪製，將資料庫進行尺度之轉換以作為後續模型建置之分析單元，環境資料庫細分為四個部分：1. 環境潛勢因子；2. 前期擾動誘發因子；3. 降雨驅動因子及 4. 崩塌資訊。

依據坡面單元之劃設及篩選程序，陳有蘭溪集水區劃分完成之坡面單元總計有 6,651 個坡面單元。荖濃溪集水區劃分完成之坡面單元總計有 21,279 個坡面單元。旗山溪集水區劃分完成坡面單元總計有 10,985 個坡面單元，如下圖 2 所示。



圖 2 各集水區之坡面單元分布圖

#### 1. 年度間颱風豪雨事件逐時雨量空間內插

由於本計畫目標是要探討降雨時序與崩塌之間的敏感度分析，且降雨誘發因素是可以反映在時間和空間上之變化，因此對於進行連續降雨於崩塌空間預測上，就必須建立具有足夠的空間和連續時間解析度之樣本，然而目前雨量站之稀缺性，對於連續降雨之空間變異性特徵很難被解決。

因此本計畫將針對歷年重大颱風豪雨事件中，挑選對於本計畫研究範圍內影響較大之事件雨場，透過克利金法，對各事件雨場之起始至雨場結束之每一個小時( $I_i$ )以及有效累積降雨( $R_i$ )進行空間內插之處理(如下圖 3)，並透過坡面單元尺度進行各坡面單元內之降雨量平均統計，以建立各坡面單元之颱風豪雨事件雨場逐時降雨資料庫。

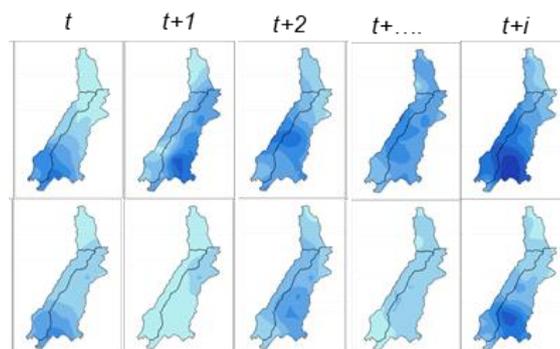


圖 3 降雨逐時內插示意圖

2. 空間關聯特徵矩陣建立

然而過去有許多學習圖形之數據模型，而圖形數據在不同元素間具有豐富之特徵資訊，如社交網路建構、學習分子指紋、蛋白質網路以及對疾病進行分類等議題都可透構圖像關係建構進而作為輸入進行學習，而本計畫嘗試視集水區之坡面單元組成為一圖像，而圖像定義為結點(Node)以及邊線(edge)所組成，透過連接所有實證集水區內之坡面單元，以建構一個完整之圖像，其中每個坡面單為及為該圖上之一個節點，並且每個不同的坡面單元通過單一之邊線相連，如下圖 4 所示，因此本計畫將考慮整個集水區中之坡面單元之間的空間關聯性，以及增加各節點間之空間異質性，更能明確之捕捉可能發生崩塌之環境特徵，因此本計畫透過建立目標範圍之空間關聯矩陣特徵，其空間關聯特徵建立後，亦可作為後續圖像深度學習優化之基礎資料特徵，計畫將參考圖卷積網絡(Graph Convolutional Networks, GCN) 定義圖像之矩陣類型，其中包含圖像的拉普拉斯矩陣(Laplacian matrix)，也叫做導納矩陣、基爾霍夫矩陣或離散拉普拉斯算子(林恆陞, 2020)，主要應用在圖論中，作為一個圖的矩陣表示，而其屬於對陣矩陣，可以進行特徵分解。對於圖像  $G = (V, E)$ ，其 Laplacian 矩陣的定義為  $L=DA$ ，其中  $L$  是 Laplacian 矩陣， $D=diag(d)$ 是頂點的度矩陣(對角矩陣)， $d=rowSum(A)$ ，對角線上元素依次為各個頂點的度， $A$  是圖的鄰接矩陣，如下圖 5。

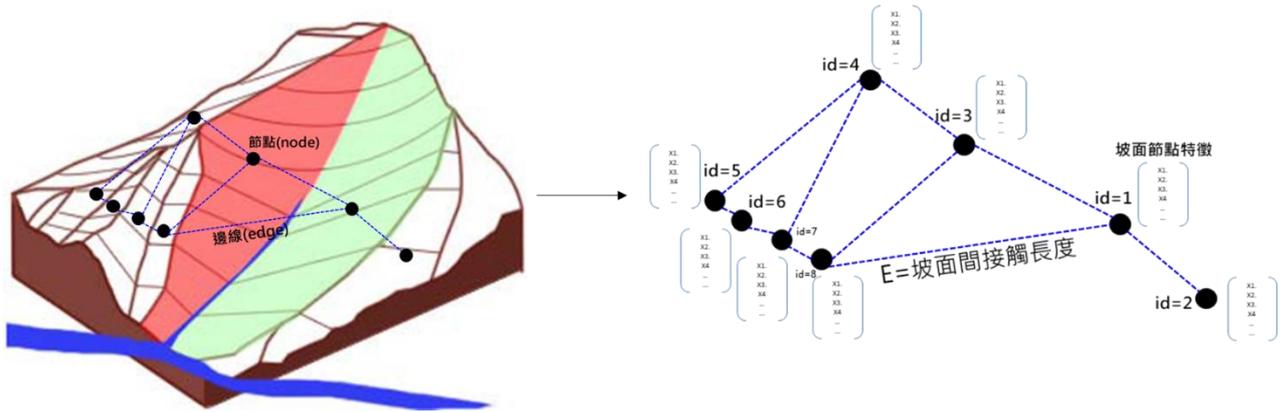


圖 4 集水區圖像特徵定義示意圖

Labeled graph	Degree matrix	Adjacency matrix	Laplacian matrix
	$\begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 3 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 3 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 2 & -1 & 0 & 0 & -1 & 0 \\ -1 & 3 & -1 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & -1 & 2 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 3 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & 0 & -1 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}$

圖 5 GCN 定義圖像之矩陣示意圖

下圖 6 為本計畫透過地理資訊系統建立坡面單元間之空間鄰接關係，並經過資訊轉置取得鄰接矩陣(A)、度矩陣(D)以及權重矩陣，其中權重矩陣(W)採用各坡面單元間之接觸長度，並以作為後續模型建立之地文潛勢特徵輸入。



## 2. 自適性坡地崩塌評估模型建立

由於本計劃認為廣域崩塌災害事件是一個多項誘因與潛因相互交錯的複雜系統問題，是由多個不穩定因素相互作用所引起的，然而大多數的推估模式多僅考慮不穩定因素的當前數值(Yao, Zeng, Lian, & Tang, 2015)，而忽略相關因子隨時間的演變特徵，更進一步來說降雨發生上的最大值在時間與空間上的發生不會一致，而這些混淆資訊往往造成模式訓練上的不確定性，我們認為這也是過往模式對於雨量敏捷性效果不好的主因

為能有效解決上述對於過去模型問題的檢視，本計劃會嘗試兩件事，首先是增加降雨事件的特徵性；並利用 LSTM 模型來串連它們。基本上長短期記憶(Long short-term memory, LSTM)模型是一種時間循環神經網路(RNN)重要的應用，LSTM 適合於處理和預測時間序列中間隔和延遲非常長的重要事件。而 LSTM 是一種含有 LSTM 區塊(blocks)或其他的一種類神經網路，因為它可以記憶不定時間長度的數值，區塊中有一個 gate 能夠決定 input 是否重要到能被記住及能不能被輸出 output，由於崩塌是屬於事件型特徵，並沒有一般固定時間特徵下所對應之災害關係，透過 LSTM 模型的引入，我們希望改善後續模型對於降雨引致的崩塌潛勢於未知的降雨雨場中，萃取出關鍵之降雨誘發牽動關係，增加模型對於雙參數雨量因子之敏感性，使模式本身的預測能力可以再提高。

另外，過去模式建立主要是基於單一坡面單元之數據組成並透過統計分析模式所建立之分析模型，這可能存在忽略坡面單元間之空間相關性的問題，因此難以探索整個集水區之坡面單元間之整體崩塌變化且對於崩塌變異不明顯之坡面單元亦可能於分析模型過程中被忽略，這可能引起一些潛在之威脅未被預測到或是單一坡面間之數值組成之同質性較高，而產生過多崩塌發生之不合理誤判產生，因此，本計劃為視集水區之坡面單元組成為一圖像，而圖像定義為結點(Node)以及邊線(edge)所組成，透過連接所有實證集水區內之坡面單元，以建構一個完整之圖像，其中每個坡面單為及為該圖上之一個節點，並且每個不同的坡面單元通過單一之邊線相連，並通過聚類方法計算每個節點之邊線權重(即這些坡面單元之間之相似性)，以獲得加權鄰接矩陣，並透過構造圖像結構網絡來進行圖神經網路(Graph Neural Networks, GNN)之崩塌預測模型之建置。

### (1) 崩塌潛勢評估模型架構設計

對於本研究所考量到之坡面單元之資料，我們可以簡易將其分為降雨相關之時序資料以及該坡面單元之地文資料。其中由於地文資料為坡地單元之數值，如地質、高程、坡度、坡向以及河道遠近等坡面地文等不易發生變動之特徵。而降雨相關之時序資料則是屬於變動性較高之數值，其詳細資料格式則如**錯誤!找不到參照來源**。所示，從該表中我們可以看到，假設今天有四個坡地單元分別為 A、B、C 及 D，其中**錯誤!找不到參照來源**。紀錄著各小時各坡地單元之逐時降雨的降雨強度數值(I)，舉例說明如第一個行資料即表示坡地單元 A 在 0:00~6:00 之 I 的數值。

表 1 逐時降雨的降雨強度(I)範例表格(mm/hr)

坡地單元	0:00~1:00	1:00~2:00	2:00~3:00	3:00~4:00	4:00~5:00	5:00~6:00
A	0	0.1	0.3	0.4	1.2	0.9
B	0	0	0	0	0.8	0.77
C	0	0	0.08	0.11	0	0
D	0.1	0.05	0	0	0.2	0.3

本計畫嘗試通過分析各颱風降雨事件雨場之時間序列數據以捕捉長期時間降雨之相關性，採用 3 小時降雨(I3)作為時序窗格移動，並以第 4 小時之(I,r)作為輸入預測崩塌，讓模式能讓歷時之降雨具有順序步進機制，以允許降雨歷時間之變化特徵逐步傳遞，然而對於實際崩塌之關鍵時機點目前仍沒有一個確定之答案，過去我們團隊處理這部分問題時，僅將事件雨場之單一時間點之雨量資訊值(I<sub>max</sub>, R<sub>te</sub>)，作為崩塌在該時間點之雨量資訊上發生之假設，但這樣的假設往往高估問題，事實上我們從數據分析案例中可以發現許多崩塌大多未到此門檻就已經發生，這樣的假設效應會使模式對因子反應的不敏感，但我們可以知道的是當(I,r)之關係達到一定規模，所造成崩塌之機率必定顯著且敏感，因此本研究仍必須設定一個門檻公式作為引致崩塌敏感之降雨關鍵門檻之假設(式 1)，即坡面單元有崩塌之條件為 $\varphi \geq z$ 且年度間有新增崩塌(1)，其餘為無崩塌(0)，因此，比對過去採用年度間最大颱風豪雨事件之雨量資訊值(I<sub>max</sub>, R<sub>te</sub>)作為基準，當 3 小時降雨(I3)作為時序窗格移動，並以第 4 小時之(I,r)作為輸入之值大於年度間最大颱風豪雨事件之雨量資訊值(I<sub>max</sub>, R<sub>te</sub>)之 7 成(式(2))，且對應該年度是否有發生崩塌作為崩塌顯著性之關聯假設(如下圖 8 所示)。

$$\varphi = \left( m \times \frac{I_i}{I_{\max\_year}} + n \times \frac{R_i}{R_{\max\_year}} \right) \geq z \quad (1)$$

$$\varphi = \left( 0.5 \times \frac{I_i}{I_{\max\_year}} + 0.5 \times \frac{R_i}{R_{\max\_year}} \right) \geq 0.7 \quad (2)$$

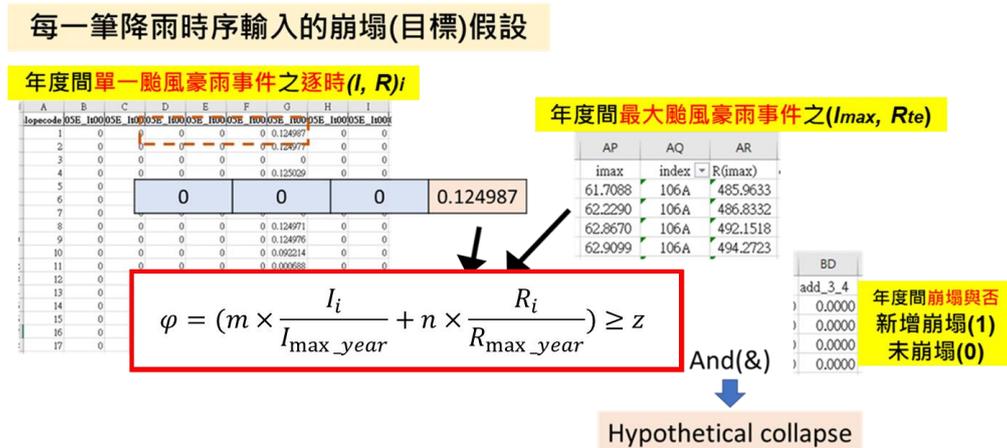


圖 8 崩塌顯著雨量門檻假設公式示意圖

### 3. 建立自適性坡地崩塌潛勢評估模型

由於崩塌的形成以及發生是一個複雜之演化過程，是由多個不穩定因素相互作用所引起的，然而，大多數的推估模式多僅考慮不穩定因素的當前值，而忽略相關因子隨時間的演變特徵，因此根據上述在 GAN 生成對抗網路之架構原理，本計劃為解決崩塌資訊同時在空間以及時間上的發生表現問題，將透過下圖 9 對抗生成網路 GAN 的設計，將真實之樣本以及特徵(空間以及時序特徵)資訊提供給判別模型(D)進行預測，而其預測之結果以及特徵資訊將回饋至生成模型(G)進行模仿，因此當具有時序的逐時降雨資訊作為輸入特徵於生成模型進行多時序的崩塌潛勢評估結果，而其是具有較多雜訊之評估結果，將會回到判別模型進行判別，將錯誤雜訊之判別結果於以剔除，產生一個最終且同時具有時序以及空間特徵合理分佈之崩塌潛勢圖，而這結果亦會分別回饋至判別模型以及生成模型，進行更多的循環訓練，使生成模型在進行逐時雨量特徵之輸入所得到之結果趨近於合理以及真實。

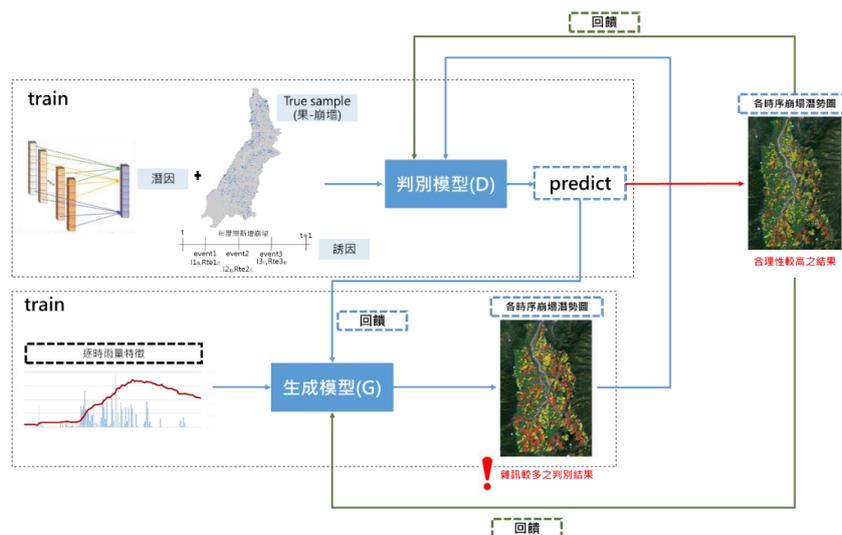


圖 9 本研究對抗生成網路架構設計

本計畫將資料分為訓練、驗證以及測試資料，其中以 101 年度至 106 年度間之資料進行模型之訓練驗證，其中各年度各逐時降雨區間隨機抽樣採一百萬筆資料作為模型的樣本，並以 101 至 102 年度區間至 104 至 105 年度各逐時降雨區間之抽樣樣本(共 400 萬筆，其中未崩塌共 2,033,174 筆，崩塌共 1,966,826 筆)進行訓練，而 105 至 106 年度區間之抽樣樣本(共 100 萬筆，其中未崩塌共 794,552 筆，崩塌共 205,448 筆)進行驗證，並設定參數 epochs 為 200，表示將進行 200 次的重複訓練過程；batch\_size 為 51200，表示每次輸入模組訓練之資料為 51,200 筆；learning\_rate 為 0.001，表示每次訓練所得之 gradient 將成以 0.001 後，修正 LSTM 內每個 Cell 內的參數權重；num\_size 為 16，定義 LSTM 將有 16 個 Cell。而在計算模組之輸出值與實際值之 loss function 則採用 BinaryCrossEntropy；最後，LSTM 的 activation 方式是 relu，最佳化方式則使用 Adam，其是一種改良式的 gradient descent。

#### 4. 自適性坡地崩塌潛勢評估模型驗證

本研究為明確表明生成對抗網路模型(RNN-LSTM+GAN)於坡地崩塌風險評估之預測能力，於模式建立之過程中，將前述之設定完成後，即開始進行訓練。並以測試數據來評估網路學習成果的效能以及神經網路輸出之預測準確率。

而本計畫在一個分類任務的數據集中來自不同類別的樣本數目相差懸殊時，我們通常稱該數據集為「類別不平衡」。為了處理不平衡的類別，建議閾值移動作為處理不平衡的替代方法，因此本計畫參考實際資料以及預測資料之驗證成果中，透過 g-mean 計算類別決策閾值，而其亦可作為後續警戒值訂定之依據。因此，本計畫在坡地崩塌潛勢評估模型驗證 105-106 年度間資料即之分類精度概述如下表 2 所示，透過 GAN 中生成模型以及識別模型間之反覆訓練得到之整體準確率(ACC)為 84.89%，其中取得崩塌類別之切割閾值為 0.78。

表 2 GAN 模型測試資料驗證精度表

		分類結果		總計	使用者精度
		崩塌	未崩塌		
地真資料	崩塌	655483	139,069	794552	82.50%
	未崩塌	12065	193,383	205448	94.13%
總計		667548	332452	1000000	
生者產精度		98.19%	58.17%		<b>84.89%</b>

(三) 坡地崩塌風險評估指標警戒值訂定機制

在完成上述降雨危害評估模型之更新以及自適性坡地崩塌潛勢評估模型之優化後，在實際逐時降雨之應用上，由於兩者間考量之空間尺度不同，管理單元尺度中以鄰近之雨量站所建立之降雨危害評估模型作為降雨危害評估指標之參考，以下**錯誤! 找不到參照來源**。為例，一個事件之逐時降雨(Ii, Ri)於降雨危害評估模型將會產生逐時之降雨危害評估值(Hi)，**圖 10**之綠色趨勢線所示，而自適性坡地崩塌潛勢評估指標則以管理尺度單元內之坡面單元經過數值統計作為該單元之潛勢值依據，以下**圖 11**為例，一個事件之逐時降雨(Ii, Ri)於自適性坡地崩塌潛勢評估模型將會於各坡面單元產生逐時之自適性坡地崩塌潛勢評估值(Fi)，但基於管理單元需一個崩塌潛勢代表值，本計畫初步先以該管理單元下之坡面單元的逐時潛勢值進行算術平均數作為該管理單元之坡地崩塌潛勢評估值(Fi)，如**錯誤! 找不到參照來源**。之綠色趨勢線所示。

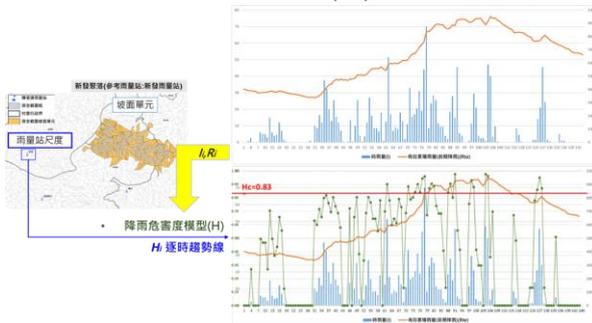


圖 10 降雨危害評估模型應用示意圖

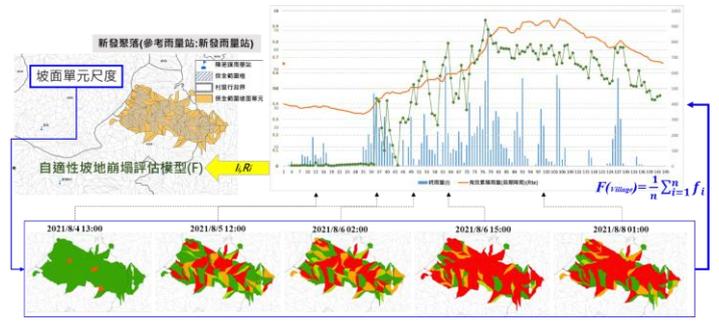


圖 11 自適性坡地崩塌潛勢評估模型應用示意圖

在界定各聚落所位在之村里降雨危害度最小致災門檻值(HC)，則採用位於該聚落之行政區界(鄉鎮界)速報資料，其提供著該重點聚落實際發生崩塌災害之時間點以及雨量資料，本計畫用速報資料所記錄時機點之雨量資料於歷史降雨比率曲線(H)，即可在圖面上點繪出最小致災門檻曲線，以訂定降雨危害警戒值(HC)；而在崩塌潛勢機率最小致災門檻值(FC)，本計畫針對各尺度管理單元所訂定之崩塌評估指標警戒值邏輯設計，而如同土石流潛勢溪流訂定的標準，以有保全對象之溪流去進行潛勢評估，並以當年度以及前五年度之全島崩塌地圖進行崩塌紀錄比對，其可於每年滾動性檢討，將各管理單元內前五年崩塌資料庫於崩塌潛勢評估模型(F)進行測試，並求取最佳崩塌分類切割閾值(g-mean)作為管理單元之崩塌潛勢最小致災警戒值(FC)，其具有考量模式分類崩塌以及實際崩塌資訊最合宜之崩塌切割值，具有大數據崩塌雨量數據對警戒管理內容進行警戒值訂定模型之參考依據。

根據上述對本團隊已針對計畫南部集水區之 13 處具崩塌潛勢重點聚落進行降雨危害度最小致災警戒值(HC)以及崩塌潛勢最小致災警戒值(FC)訂定，並持續於各年度透過雨量資料庫的擴增更新以及現況植生更新，進而更新降雨危害度最小致災警戒值(HC)以及崩塌潛勢機率最小致災警戒值(FC)，如下表 3 所示，以後續應用於行政區警戒發布機制研析。

表 3 13 處南部集水區重點聚落村里崩塌與降雨警戒機率表(110 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)	
						Hc	Fc
南投縣	信義鄉	神木村	神木	神木村	320.5	0.82	0.62
		豐丘村	豐丘(信義)	豐丘	308	0.84	0.64
高雄市	桃源區	寶山里	新藤枝	御油山	555.6	0.81	0.72
			舊藤枝	御油山	555.6	0.81	0.61

		寶山	御油山	555.6	0.81	0.65
		梅山里	梅山口	601.8	0.95	0.71
那瑪夏區	瑪雅里	瑪雅	表湖	445.9	0.92	0.68
	達卡努瓦里	達卡努瓦	民生	445.9	0.92	0.66
	南沙魯里	南沙魯	表湖	445.9	0.92	0.67
甲仙區	東安里	白雲巷	新發	365	0.92	0.66
六龜區	新發里	新發部落山邊	新發	308	0.83	0.66
	新發里	新開部落(26鄰)	新發	308	0.83	0.66
	寶來里	竹林(16、17鄰)	高中	595.9	0.81	0.57

#### (四) 自主防災崩塌警戒發布管理流程設計

##### 1. 社區自主防災警戒發布機制研析

臺灣歷經多起重大天然災害，廣域防救災技術已達世界水準，然多數防災架構多以中央主管機關委託研發及應用，各類災害潛勢圖資、降雨預報及災害預警，僅能達到鄉鎮層級或村里層級，社區層級或邊坡層級等局部區域大比例尺的防災預警成果仍相當缺乏，致使地方政府難以聚焦於易致災。

因此本計畫將建議社區自主防災需考量到社區管理層須優先接收到崩塌警戒之預警推播，在崩塌警發布流程研擬中，利用雙參數評估模式及降雨因子，同時考量 H 及 F 指標，並採 12 小時窗格之最大值警戒指標 ( $Max(Hi)_{12hr}$ ,  $Max(Fi)_{12hr}$ ) 作為警戒資訊呈現(圖 12)，其崩塌警戒發佈流程調整如圖 13。崩塌警戒發佈流程包含黃色、紅色及解除警戒 3 階段。

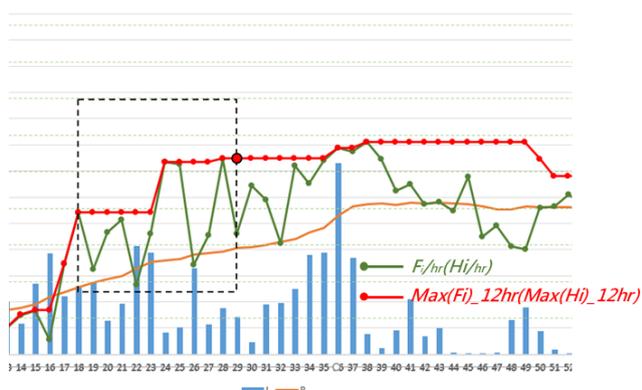


圖 12 警戒資訊呈現示意圖



圖 13 崩塌警戒發佈流程(考量 H 及 F 指標)

並建議社區自主防災需考量到社區管理層須優先接收到崩塌警戒之預警推播，若等到歷時雨量達到 H 指標或 F 指標，在進行防災應變決策恐怕因災害規模已達依訂標準，而導致防災決策難以執行，因此本計畫建議針對 H 指標或 F 指標下修一個標準差，作為社區警戒推播之標準，而其標準後續可再依據實測過程以及防災需求進行調整，而下圖以新開部落社區為例，新開部落社區在前章節訂定之  $H_c$  以及  $F_c$  分別為 0.8 與 0.66，而分別下修一個標準差為  $H_c'$  以及  $F_c'$  分別為 0.73 與 0.54，作為新開部落社區之社區警戒推播之標準，並依照崩塌風險警戒機制圖之不同階段建議不同對象之接收警戒推播，以提高民眾之風險警戒意識，因此本案設計社區自主防災警戒推播流程規劃如下圖 14 所示，當災害規模 ( $I(i)$ ,  $R(i)$ ) 達一定標準觸碰到 ( $F_c'$ ,  $H_c'$ ) 即下圖 14 之黃色區塊則建議社區管理層級提前接收警戒推播，而當 ( $I(i)$ ,  $R(i)$ ) 達一定標準觸碰到  $F_c$  或  $H_c$ ，即下圖 14 之橘色(即紅 1) 區塊則社區保全對象主動接收警戒推播，並建議當 ( $I(i)$ ,  $R(i)$ ) 達一定標準觸碰到  $F_c$  且  $H_c$ ，即下圖 14 之紅色(即紅 2) 區塊則建議社區以完成全面性疏散，

並以此為基礎以作為未來進行推播系統雛型之參考。

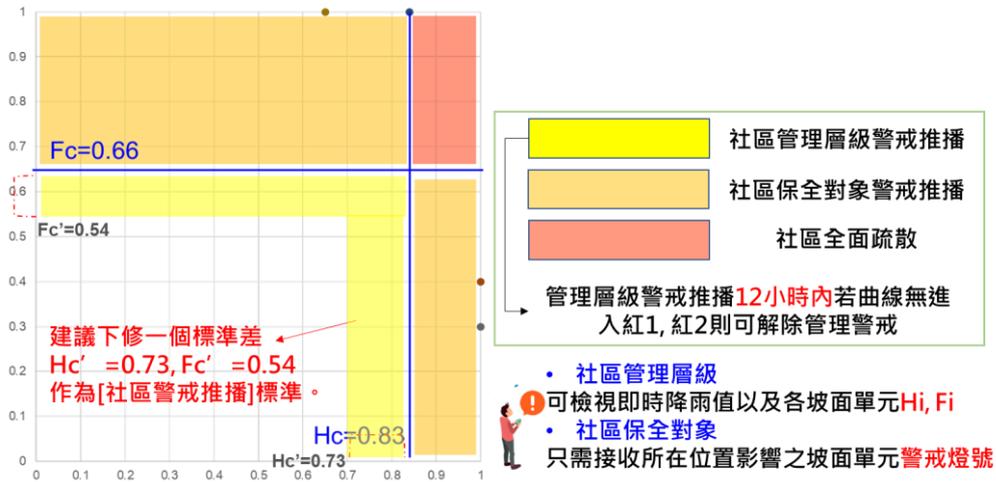


圖 14 自主防災警戒推播流程規劃示意圖

解除時機為雨場結束後，連續 12 小時內，時雨量都小於 4 mm 或累積雨量小於 10 mm 時外，透過崩塌風險警戒機制圖的逐時之雙評估曲線( $H_i, F_i$ )離開紅 1, 紅 2 則可解除管理警戒，考量雨量對引發崩塌可能有時間延遲性，因此應變中心解除應變後，需要觀察一段時間(例如 12 小時)，再發佈解除崩塌警戒，而此設計在試作案例結果中是可行的，考量崩塌發生的延遲特性，建議未來可以試行 24 小時或 48 小時的觀察期，用以評估崩塌警戒解除條件。

## 2. 崩塌風險警戒機制以及自主防災管理推播模式實測

在颱風豪雨事件逐時實測模擬中，本計畫團隊利用前期計畫所挑選南部集水區之 1 處重點聚落，作為自主防災社區管理可行性評估之對象，以下以新開部落社區為例，並實測模擬今年度(110)之盧碧颱風暨 0806 水災的逐時降雨的社區自主防災管理推播試作，在雨場開始前，所需關注之對象為 1. 新開部落社區鄰近之雨量站，為新發雨量站，2. 新開部落社區範圍內所有之坡面單元，3. 新開部落社區之崩塌風險警戒機制圖，如下圖 15 所示，下圖 16 為盧碧颱風暨 0806 水災的逐時降雨的社區自主防災管理推播歷程：

盧碧颱風暨 0806 水災之自主防災警戒發布模擬中，本模式於該社區階段警戒發布中，共維持 97 小時社區警戒以及紅色警戒，其中 55 小時紅 2 警戒，屬於最高風險階段，並於紅 2 警戒期間，於 2021/08/07 12:00 至 13:00 間，比對新開部落 2 處速報資料記錄土石流以及崩塌發生之位置(如下圖 17 中星號處所示)，其與本模式在該時段降雨於坡面單元崩塌潛勢評估達紅色警戒之位置是吻合的，因此初步透過本自主防災管理模式之設計、階段性警戒解除設計，與社區警戒值之訂定以及推播流程，是能夠於重大颱風豪雨事件前於合宜時機發布警戒，以提供解除預警之參考以及達到提前預警之成效。

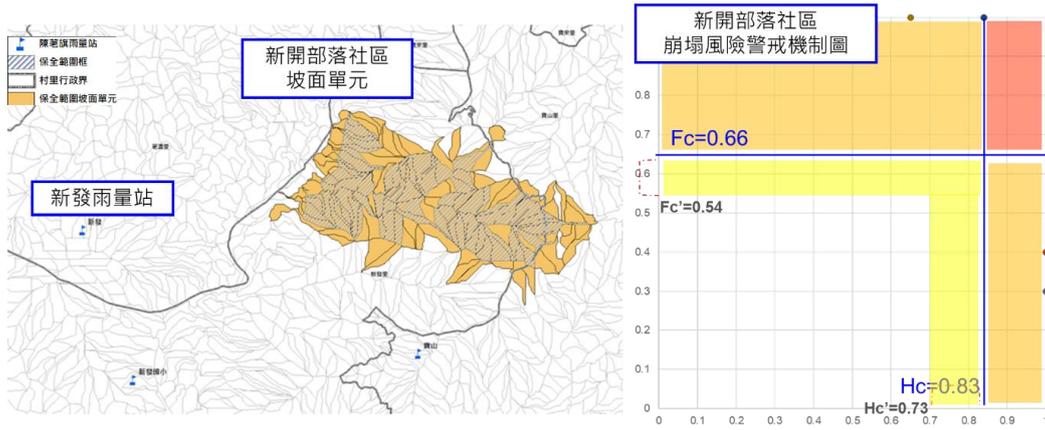


圖 15 應變災害管理單元關注對象說明圖

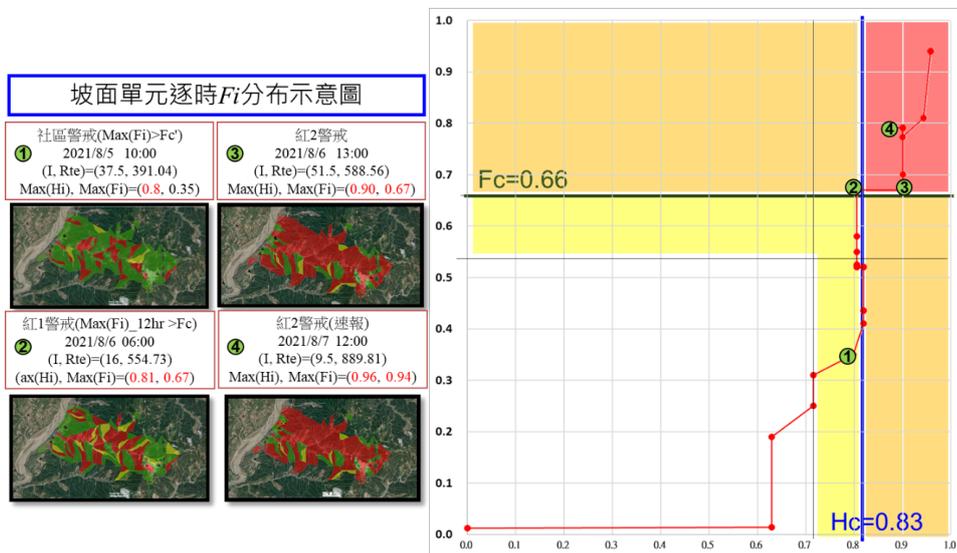


圖 16 新開部落社區於盧碧颱風暨 0806 水災降雨歷時對應坡面單元崩塌潛勢分布圖

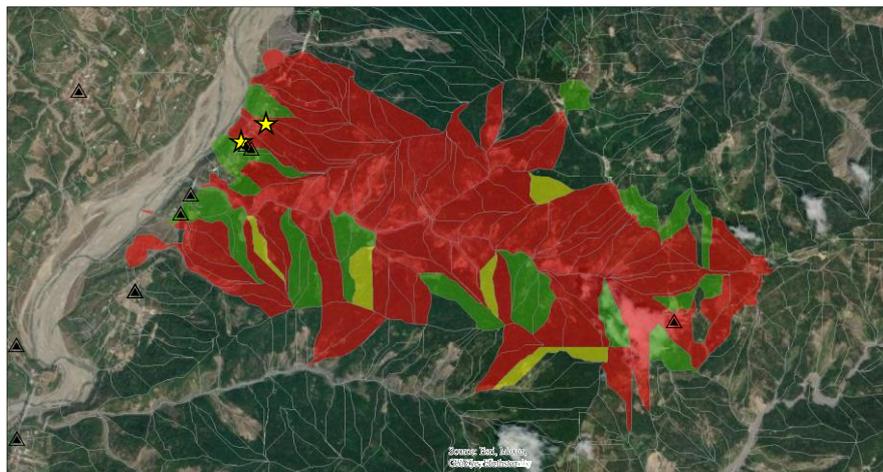


圖 17 新開部落社區於盧碧颱風暨 0806 水災降雨速報資料對應坡面單元崩塌潛勢分布圖

#### 四、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、旗山溪集水區之多元地文環境因子以及空間關聯特徵矩陣之擴增。
2. 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萃取更多事件之逐時降雨之坡面單元空間向量化以及降雨引致崩塌之敏感門檻假設樣本，而以擴增後之崩塌事件資料庫進行深度學習技術(RNN-LSTM+GAN)之生成對抗網路模式訓練，並以 105-106 年度間之驗證資料進行驗證，取得整體精度 84.89%之表現，以達到探索全域降雨逐時之變動因子(雨量驅動因子:  $I_i, R_i$ )對於坡地崩塌災害的影響性
3. 本計畫完成自主防災風險警戒管理發布試作，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，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，可提供後續自主防災應用之重要參考。
4. 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。
5. 本計畫以崩塌災害警戒管理落實於自主防災為主要目的，並完成進行社區自主防災崩塌警戒發布管理流程設計，提供豐丘專屬之崩塌警戒值、專屬社區空間崩塌風險潛勢圖，以協助社區自主防災應變決策，並規劃相關避難路線及崩塌風險地圖等，進而達社區自主避災、防災及減災的目標。

#### 參考文獻

1. 行政院農業委員會(2012)。水土保持技術規範。農水保字第 1011862646 號公告修正。何春蓀(1999)。普通地質學。國立編譯館(修訂第三版)。
2. 王維毓(2016)。以坡地易損性曲面建立崩塌警戒機率值之研究，逢甲大學土木工程學系碩士論文。
3. 李三畏(1984)。台灣崩塌地問題探討。地工技術 7：43-49。
4. 李三畏(1986)。台灣的崩塌地。水土保持文獻專輯。
5. 李秉乾、周天穎、雷祖強、林哲彥、黃碧慧、吳政庭(2005)。利用集集大地震資料建立建築震害危險度評估模式 I-地震建築損害資料庫建立。中國土木水利工程學刊。17(1)：121-131。
6. 李秉乾、劉純之、雷祖強、謝孟勳、黃亦敏、方耀民、周天穎、連惠邦(2014)。易損性曲線於坡地崩塌警戒模式應用與坡地巨災保險研析。行政院農業委員會水土保持局，委託計畫成果報告。
7. 李秉乾、雷祖強、謝孟勳、黃亦敏、方耀民、周天穎、連惠邦(2015)。104 年應用坡地易損性模式於崩塌風險評估與警戒模式研析。行政院農業委員會水土保持局，委託計畫成果報告。
8. 李明熹(2006)。土石流發生降雨警戒分析及應用。國立成功大學水利及海洋工程研究所博士論文。
9. 余濬、洪志豪(2010)。降雨量重現期推估之探討—以莫拉克颱風甲仙雨量站為例。水利會訊，13：34-43。

10. 京華工程顧問股份有限公司(2010)。氣候變遷下台灣南部河川流域土砂處理對策研究—以高屏溪為例(1/2)。經濟部水利署水利規劃試驗所，委辦計畫成果報告。
11. 京華工程顧問股份有限公司(2011)。氣候變遷下台灣南部河川流域土砂處理對策研究—以高屏溪為例(2/2)。經濟部水利署水利規劃試驗所，委辦計畫成果報告。
12. 徐裕博(2016)。建立降雨引致崩塌之坡地易損性曲面及其驗證，逢甲大學土木工程學系碩士論文。
13. 許瓊文(2008)。應用類神經網路模擬高雄都會區臭氧濃度趨勢變化之研究，國立中山大學環境工程學系碩士論文。
14. 國立中興大學(2006)。水庫集水區崩塌地潛勢分析及崩塌土方量估算之研究。經濟部水利署。
15. 陳信雄(1995)。崩塌地調查與分析。渤海堂出版社，臺北。
16. 陳俞旭(2008)。地震對崩塌與土石流發生影響之研究。成功大學水利及海洋工程學系碩士論文,臺南。
17. 陳樹群、吳俊毅、黃柏聰(2007)。松鶴地區土石流災害之風險評估。中華水土保持學報，38(3)：287-298。
18. 張石角(1987)。山坡地潛在危險之預測及其在環境影響評估之應用。中華水土保持學報，18(2)：41-48。
19. 張石角(1998)。雪霸國家公園地質災害敏感地區之調查與防範研究(大雪山地區)。國家公園學報，8(2)，100-121。
20. 彭育隆(2002)。利用貝氏理論修正橋梁易損性曲線，國立中央大學土木工程學系碩士論文。
21. 溫振宇(2005)。結合地震與颱風因子之山崩模式分析。國立成功大學地球科學系博士論文。
22. 葉怡成(2003)。類神經網路應用與實作第八版。
23. 費立沅(2009)。臺灣坡地災害與地質敏感區的關係。地質，28(1)：16-22。
24. 董鴻誼(2017)。應用坡地崩塌易損性曲面於山區道路預警，逢甲大學土木工程學系碩士論文。
25. 楊智堯(1999)。類神經網路於邊坡破壞潛能分析之應用研究。國立成功大學土木工程研究所碩士論文。
26. 潘國樑(2007)。山坡地的地質分析與有效防災。科技圖書股份有限公司。
27. 蔡光榮、陳昆廷、王宣惠、林欽川(2008)。類神經網路分析法應用於台灣南投坡地社區環境潛勢災害風險評估模式之建置。鑛冶工程，52(43),55-74。
28. 賴志強(2007)。台灣地區降雨及地震誘發崩塌之特性研究。國立成功大學水及海洋工程學系碩士論文。
29. 謝孟勳(2013)。以網格集群最大概似法建立建築物易損性曲線及其用於震災緊急運送路徑之選擇。逢甲大學土木及水利工程博士學位學程博士論文。
30. 蘇苗彬(2009)。坡地防災預警技術(二)—坡地災害的分類。水保技術，2(4)：144-150。
31. Bonham-Carter, G. F. (1994). Geographic Information Systems for Geoscientists: Modelling with GIS, Pergamon, Ottawa, 398 p. :305.
32. 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.

33. Carter, J.R. (1988). Digital Representations of Topographic Surfaces. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 54: 1577–1580.
34. Crichton, D. (1999). The Risk Triangle. In Journal Ingleton, ed., *Natural Disaster*.
35. Carrara, A. (1983). Multivariate models for landslide hazard evaluation.
36. 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.
37. 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.
38. 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.
39. 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.
40. 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.
41. 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.
42. Koukis, G., Ziourkas, C. (1991). Slope Instability Phenomena in Greece: A Statistical Analysis. *Bulletin of the International Association of Engineering Geology*, 43, 47-60.
43. Lump, P. (1975). Slope failures in Hong Kong. *Quarterly Journal of Engineering Geology*, 8: 31–65.
44. 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.
45. Miller, C.L., Laflamme, R.A. (1985). The Digital Terrain Model-theory and Application. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 24(3): 433–443.
46. 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.
47. Makridakis, S., (1993). Accuracy measures: Theoretical and practical concerns. *Int. J. Forecast.*, 9, 527-529.
48. Rossetto, T. & Elnashai A. (2003). Derivation of vulnerability functions for European-type RC structures based on observational data. *Engineering Structures*, 25(10), 1241–1263.
49. Sidle, R.C., Percea, A.J., O’loughlin, C.L. (1985). *Hillslope Stability and Land Use*. American Geophysical Union, Washington, D.C: 19–20.
50. Shinozuka, M., Feng, M.Q., Lee, J. Naganuma, T. (2000). Statistical Analysis of Fragility Curves. *ASCE Journal of Engineering Mechanics*, 126(7): 769–777.
51. 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.
52. 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.

53. 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.
54. 齋藤迪孝(1980)。斜面崩壞予測。土と基礎，29(5)，72–8