

# 2024年臺灣國際科學展覽會 優勝作品專輯

|      |                                |
|------|--------------------------------|
| 作品編號 | 100006                         |
| 參展科別 | 工程學                            |
| 作品名稱 | 評估UAV資料與衛星資料在邊坡崩落潛勢機器學習模型之可應用性 |
| 就讀學校 | 臺北市立第一女子高級中學                   |
| 指導教師 | 韓仁毓、張清俊                        |
| 作者姓名 | 李光劼                            |
| 關鍵詞  | <u>UAV、邊坡、機器學習</u>             |

## 作者簡介



我是北一女中數理資優班的李光劼，因為對於無人機應用於地質考察很有興趣，於是開啟了現在的關於無人機資料應用在邊坡潛勢分析的研究。在實驗中，我學習機器學習的原理，及許多關於空間資訊的知識與操作技巧，與邊坡災害的發生與預防等方面的知識，及使用excel整理表格的技巧。讓知識不只停留於書本，得以實踐。

## 摘要

邊坡單元（Slope Unit）為分析邊坡穩定性之最基本單元，關於邊坡單元崩落潛勢的預測所需的主要參數（如高程、坡度、坡向、表面粗糙度與植被覆蓋、剖面曲率等）有機會透過 UAV 所拍攝產生的 3D 模型來推論。因此本研究預計探討以 UAV 這項工具進行邊坡單元崩落潛勢分析的可行性與效能。目前有關這項技術，利用衛星建置的模型已相當成熟能在邊坡崩落潛勢評估與預測上有良好的表現。本研究主要將多組不同解析度 UAV 資料與對照組衛星資料作為測試集放入隨機森林機器學習模型中評估其解析度與評分的关系及其替代衛星資料的可能性

## Abstract

The Slope Unit represents the fundamental unit for analyzing slope stability, and it necessitates essential parameters (such as elevation, slope, aspect, surface roughness, vegetation cover, profile curvature, etc.) for predicting the potential for slope unit collapse could be inferred by the 3D model which was generated from UAV(Unmanned Aerial Vehicle) Imagery. This study aims to investigate the feasibility and efficacy of employing UAV (Unmanned Aerial Vehicle) as a tool for analyzing slope unit collapse potential. Currently, models constructed from satellite data have demonstrated substantial competence in evaluating and forecasting slope collapse potential. In this research, multiple sets of UAV data with varying resolutions and a control group of satellite data are utilized as a test dataset within a random forest machine learning model to assess the relationship between resolution and scoring and the potential of UAV data as a satellite data alternative.

# 壹、前言

## 一、研究動機：

目前關於邊坡單元崩落潛勢的預測主要為觀察邊坡坡度、坡向、地形粗糙度與植被狀態和地震活動來做推斷。另一方面 UAV 是近來熱門的感測載具，透過它所拍攝的影像可建構細緻的 3D 地形模型，因此理論上可進一步推算坡度、坡向、地表粗糙度與地表植被等參數。本研究期望利用 UAV 這項便利的工具作為邊坡單元崩落潛勢分析所需參數之獲取技術，進而提高邊坡穩定性分析之效能，增進邊坡與周遭設施（如公路、鐵道等）之安全。目前使用衛星資料發展的邊坡崩落潛勢預測模型技術已趨成熟。但因為衛星資料昂貴且高解析度的衛星資料屬於管制資料，普通民眾無法取得，再加上由政府所製作的 DSM 模型更新頻率緩慢，無法準確代表當下的情況。無人機影像較衛星相對容易取得，且有機動性、高解析性的優勢，因此本研究想探討無人機影像是否有取代衛星影像在邊坡崩落潛勢應用的可能。

## 二、研究目的：

測試利用 UAV 獲取地形參數，並以這些參數分析崩落潛勢的可能性，與衛星資料進行比較，探討要如何修正無人機影像的解析度使其能有媲美衛星資料所訓練出的模型的表現

## 三、文獻回顧：

### (一) 利用 UAV 作攝影測量與 3D 建模的原理[8]

#### 1. 獲得 3D 數值模型的方法：

- (1) 在地面設定數個  $x, y, z$  參數皆已知的點，稱為地面控制點
- (2) 透過地面控制點進行後方交會，解出相機的位置、姿態也就是相機的外方位參數
- (3) 匹配像對 **matching pair**  $\Rightarrow$  同一個物點在左右兩張照片上的成像點坐標  $(x_1, y_1, x_2, y_2)$

(4) 在外方位參數已求出的情況下，觀測兩張照片上未知點的  
(x, y)，也就是(x1, y1、x2, y2)

(5) 用這兩個未知點去解前方交會得到實際地面坐標 X, Y, Z

## 2. 共線方程式

$$x - x_0 = -c \frac{R_{11}(X - X_0) + R_{21}(Y - Y_0) + R_{31}(Z - Z_0)}{R_{13}(X - X_0) + R_{23}(Y - Y_0) + R_{33}(Z - Z_0)} \quad (1)$$

$$y - y_0 = -c \frac{R_{12}(X - X_0) + R_{22}(Y - Y_0) + R_{32}(Z - Z_0)}{R_{13}(X - X_0) + R_{23}(Y - Y_0) + R_{33}(Z - Z_0)} \quad (2)$$

上方方程式(1)(2)描述影像坐標與實際地表空間坐標之轉換關係：

其中x0, y0：為相機中心投影到相片中心的位置，稱為像主點坐標，c 是像機焦距，  
X0, Y0, Z0 相機在物空間的坐標，X, Y, Z 為對應地面點的地面坐標⇒要解的  
地面坐標，R 是 3x3 的旋轉矩陣，代表像機在三度空間的姿態，是由yaw、roll、  
pitchn 三個角度所構成的函數

## 3. 前方交會：

用二已知點觀察一未知點，以決定該未知點的位置，在此情況中，至少需要兩  
張照片的參數代入共線方程式，產生四條方程式才能解三個未知數 X, Y, Z。

## 4. 後方交會：

利用航攝影像中三個以上不在一條直線上的控制點，按共線方程式 (collinearity  
equation，以數學方式表示攝影共線條件之方程式)計算該影像外方位元素 (X, Y,  
Z, ω, φ, κ) 的方法。可用於解析單張航攝影像外方位元素

## 5. 利用軟體photoscan可產生DSM與DEM和緻密點雲、正攝影像等分析必要素材

## (二) 本研究所需參數與指標[4]

建置完成3D數值模型後，參考<<Integrating InSAR Observable and Multiple  
Geological Factors for Landslide Susceptibility>>中提到的參數，得到此  
研究會得到的13個參數，可粗淺分為四個類別，分別是地形參數、地質參數、

位置參數、還有誘導參數。以下會詳細敘述。

#### 1. 地形參數

可分為高程、坡度、坡向、剖面曲率、地面粗糙度、及植生指標 NDVI。表示地表表面的樣態與形貌。其中植生以外的幾何參數可透過無人機或衛星資料產製的 3D 數值模型通過 arcgis 計算獲得。而植生指標則是由正攝影像經過 arcgis 處理來獲得，以下會詳細介紹這些指標：

(1) 高程，為畫分的單元中，最大的高度來代表，公式如下方式()

$$I_{elevation} = \max(Z_i) \quad -(3)$$

(2) 坡度，為劃分的單元中，坡度變化的程度，以平均高程除以平均單元長度來表示，公式如下方式(4)：

$$I_{slope} = \tan(\theta) = \frac{\Delta Z_{average}}{\Delta L(\text{平均})} \quad -(4)$$

(3) 坡向，為畫分的單元中，邊坡傾向的方向，以產生最大高程變化的方向來表示，其中正北方是 0 度，角度以順時鐘方向增加至 360 度，公式如下：

$$I_{aspect} = \frac{180^\circ}{\pi} \tan^{-1}[\max(\theta_{slope})] \quad -(5)$$

(4) 地面粗糙度代表邊坡上高度變化的程度，高度變化越大，代表其地形起伏變化越大，當邊坡材料不穩定時，其所受的重力作用越大，且抵抗力越小，邊坡崩塌的可能性越高[7]。地面粗糙度以高程的樣本標準差來表示，如式(6)所示：

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_i (Z_i - Z_{average})^2}{n_s - 1}} \quad -(6)$$

$n_s$ 表示邊坡單元的總數， $Z_i$ 表示各個邊坡單元的高程， $Z_{average}$ 代表平均高程

(5) 剖面曲率：邊坡的曲率也會影響邊坡崩落的潛勢，凹坡會比平面坡或凸坡還[9]。本研究使用 arcgis 計算每個邊坡單元的剖面曲率，其中將凸坡的曲率定義為負的。

(6) 植生指標，代表植生長的情況。植物的根可以固定泥土增進水土保持，減少邊坡崩落災害發生。其中本研究使用兩種計算方法，衛星資料的處理使用正常 NDVI[6] 指標的算法，以紅外線所拍攝影像和可見光所拍攝的影像做對比來得出，公式如式(7)所示。無人機則因為拍攝時沒有配備多光譜鏡頭，且該模型為 UAV 拍攝之彩色所產製，可清楚觀察該坡地之植生覆蓋狀況與面積大小。因此採用 VARI 的算法 Visible Atmospherically Resistant Index (VARI) algorithm[3], 是一個適用於 RGB 光的指標，公式如式(8)所示：

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_R}{\rho_{NIR} + \rho_R} \quad - (7)$$

$$VARI = \frac{\rho_G - \rho_R}{\rho_G + \rho_R - \rho_B} \quad - (8)$$

$\rho_{NIR}$  表示近紅外光下植物的反射率， $\rho_R$  代表紅光下植物的反射率

$\rho_G$  表示綠光下植物的反射率， $\rho_B$  表示藍光下植物的反射率

## 2. 地質參數

地質參數，代表本身環境的地質條件，包含褶皺跟順向坡指標。這些資料可以透過政府資料開放平台下載獲得再利用arcgis與邊坡單元匹配，以下會詳細介紹這些指標。

(1) 地質敏感區，是具特殊地質景觀或有可能發生地質災害的地方。本研究使用中央地調所公布的112年地質敏感區來代表。

(2) 褶皺，岩石被彎曲成褶皺後，會破壞他原本的結構使他變的比較脆弱。因此會比較容易發生邊坡災害，本研究以劃分的邊坡單元中的褶皺數來量化此指標，公式如式(9)所示：

$$I_{fold} = \Sigma n_f \quad - (9)$$

$n_f$  代表邊坡單元中的褶皺數

(3) 順向坡指標，順向坡代表岩層傾向與坡向相同，容易讓岩層隨岩層間接觸面滑動，使邊坡災害更容易發生。在此研究中，根據中央地調所公布

的資料，利用arcgis用邊坡單元中順向坡的面積占整個邊坡單元的比例，作為順向坡指標，公式如式(10)所示：

$$I_{dip\ slope} = \frac{A_d}{A_s} \quad - (10)$$

3. 位置參數表示劃分的邊坡單元跟一些地表特徵直線距離。水會減少層間摩擦力增加邊坡事件發生的機率，河流附近通常有地下水。道路，有交通工具駛經，會造成振動，斷層則是會有相對錯動，影響該地穩定，使邊坡災害更容易發生。本研究會考慮邊坡單元和道路、河道、以及斷層的距離。其中這些資料通過政府開放資料平台所公開的資料來獲得，計算公式如式(11)所示：

$$I_{location(river,road,fault)} = \min (\sqrt{(X_c - X_l)^2 - (Y_c - Y_l)^2}) \quad - (11)$$

$(X_c, Y_c)$ 表示邊坡單元的質心座標， $(X_l, Y_l)$ 表示地表特徵的質心座標

#### 4. 誘導參數

突然發生，且會使邊坡災害發生機率大幅提升的事件。例如大量的降水，導致大量的水滲入岩層縫隙間，縫隙間的摩擦力大幅降低，邊坡災害的機率大幅升高。因此雨量是需要被考量的參數之一。量化雨量必須考量與雨量測站間的距離、還有高程的差距、還有坡向的特徵來建立雨量差值模型。公式如式(12)所示：

$$I_{rain} = \alpha \left( \sum_{iH} W_{iH} \cdot R_i \right) + \beta \left( \sum_{iL} W_{iL} \cdot R_i \right) + \gamma \left( \sum_{i\theta} W_{i\theta} \cdot R_i \right) \quad - (12)$$

其中 $I_{rain}$ 是雨量指標， $W_{iH}$ 是高程所佔的比重， $W_{iL}$ 是距離所佔的比重， $W_{i\theta}$ 是坡向所佔的比重， $R_i$ 則是在測站所測到的雨量， $\alpha$ 是高程參數， $\beta$ 是距離參數， $\gamma$ 是坡向參數，這三個參數使用最小平方法求得。而 $W_{iH}$ 、 $W_{iL}$ 、 $W_{i\theta}$ 公式如式(13)所示：

$$W_{iH} \propto \frac{1}{\Delta H^2} \cdot W_{iL} \propto \frac{1}{\Delta L^2} \cdot W_{i\theta} \propto \frac{1}{\Delta \theta^2} \quad - (13)$$

$\Delta H$ 表示高程變化、 $\Delta L$ 表示距離變化、 $\Delta \theta$ 表示坡向變化

### (三)機器學習模型[4][1]：

機器學習模型在本研究扮演的角色是去歸納及判斷甚麼樣的特徵條件下，邊坡災害比較容易發生。本研究選用的機器學習模型為隨機森林。隨機森林，是一個結合許多決策樹與 bagging 的概念，設計出來的模型。最後輸出的結果是所有決策樹的總和，有機會可以讓樣本中不好的data 不被訓練到，減少不穩定性。模型運作公式如所式(14)示：

$$P(c|v_i(x)) = \frac{P(c|v_i(x))}{\sum_{l=1}^n (c_l|v_i(x))} (c|v_i(x)) \quad - (14)$$

上式代表在t-th決策樹中c-th的條件與根據多個決策樹總和所得到之各個類別的gc值的平均概率，而邊坡單元x的類別則是根據gc值的最大值來決定。 $g_c$ 值的算法則如式(15)所示：

$$g_c(x) = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t \hat{P}(c|v_i(x)) \quad - (15)$$

其中P代表可能性，c-th代表類別，v是節點，l是類別的編號，t是決策樹的編號， $g_c$ 是c-th類別的平均概率。

此機器學習模型為使用min\_samples\_leaf超參數控制的修剪模型，以防止模型出現過度適配的問題。

### (四)邊坡單元的定義[2]：

邊坡單元是分析邊坡穩定度的最基本單位，具有地形地貌上的連續意義，可視為單一斜坡唯一地形均勻之單元，單元內的力學行為視為一致。且斜坡單元間不會跨越山脊線與水系，也能描述邊坡上地質狀況（如褶皺經過情形）

邊坡單元是使用集水區重疊法產生，利用數值地形模型建立流向、累積流量計算、河川網格計算等步驟，製作集水區及反轉地形集水區。接著將正反集水區重疊切割，最後經過人工編修調整完成邊坡單元的製作。

## 貳、研究器材

本研究使用到的器材：

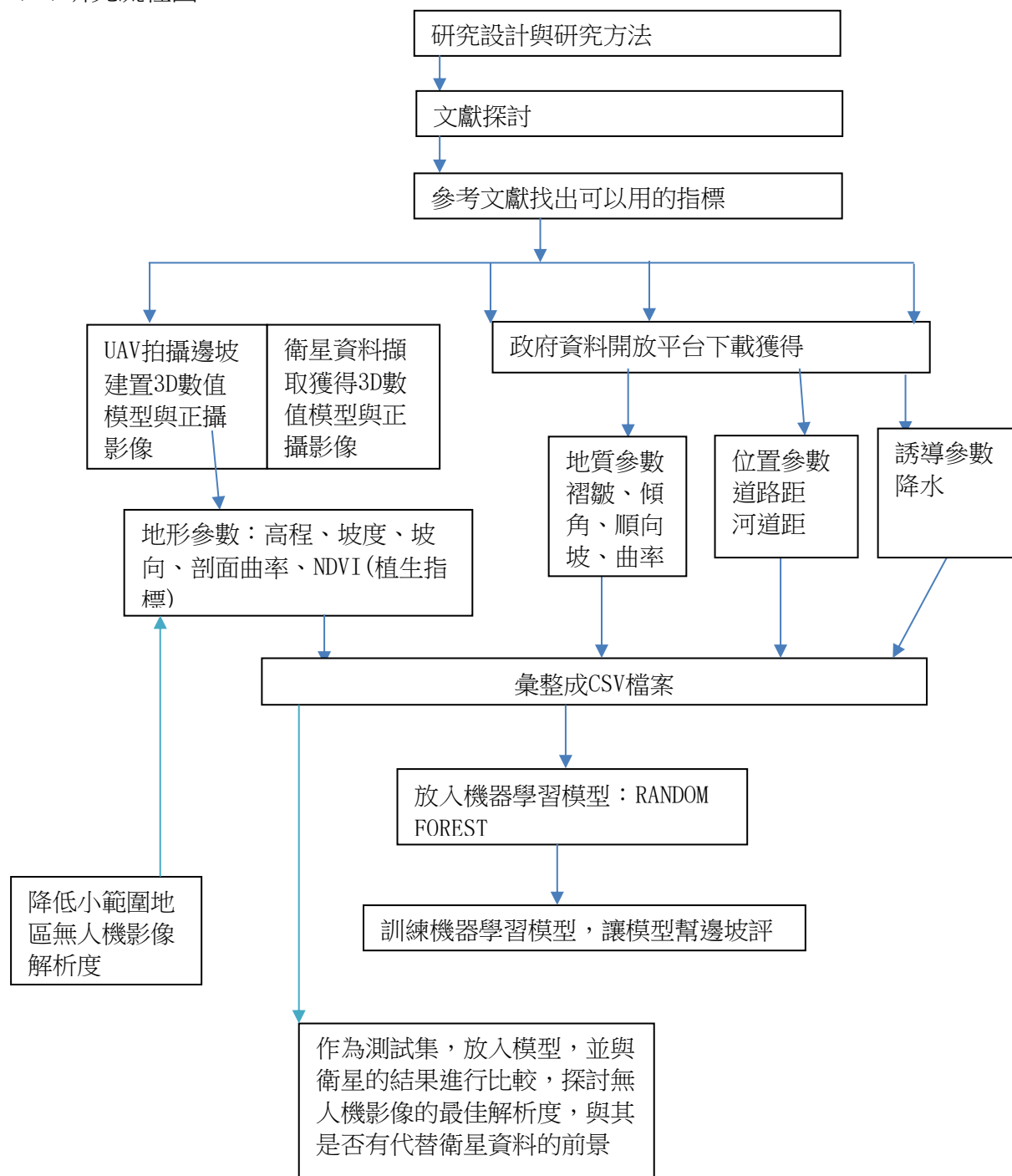
|            |                    |
|------------|--------------------|
| 筆記型電腦      | 用於作為分析資料的載具        |
| Arcgis10.3 | 是一款由ESRI出品的一個地理資訊系 |



統系列軟體。本研究使用其進行製圖、編輯、地圖空間分析等資料的前處理，如處理正射影像及dsm影像產生所需要的指標，再輸出成機器學習可用之csv檔案。

## 參、研究過程與研究方法

### (一) 研究流程圖



## (二)研究地點：

### 1. 蘇迪勒颱風造成的全台邊坡崩落災害

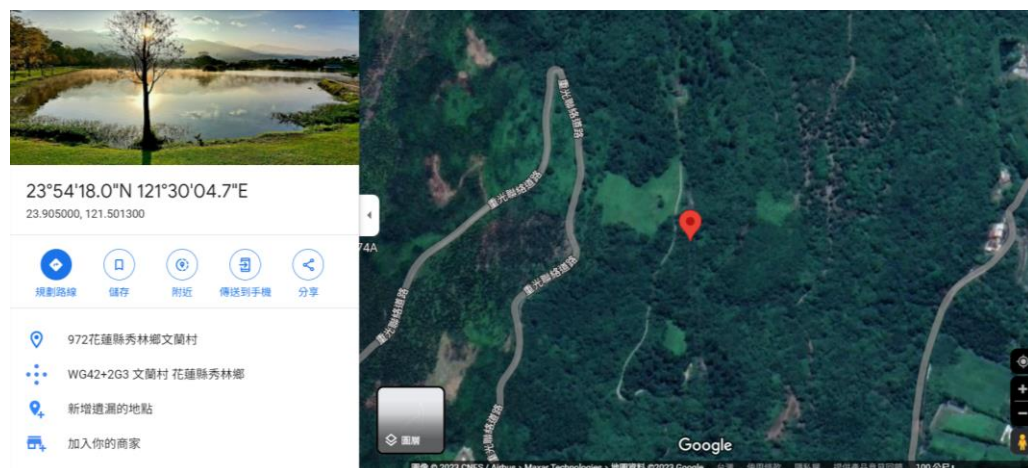
作為訓練集。蘇迪勒颱風造成的災害與小林村事件類似，皆是連續性強降雨所造成的邊坡災害，是很特別的案例。本研究使用不同年份的資料作為訓練集來訓練模型。

### 2. 2022年尼莎颱風造成汐止區湖光里、東山里、江北里、多處山崩地滑，本研究使用他作為測試集

### 3. 臺鐵瑞芳-猴硐 12K+233 處，2020年11月30日發生的山崩，是因連日降雨造成人工邊坡崩塌，鐵路遭土石掩埋約 60 公尺。導致鐵路中斷數十日，本研究使用他作為測試集

### 4. 花蓮秀林鄉文蘭村的潛移

以下圖片來自google map，此區面積為847970.475平方公尺，拍攝解析度為7.5公分x7.5公分，於2023年三月所拍攝



本研究使用他來探討無人機影像是否有代替衛星影像的可能及最佳解析度

## (三)研究方法及過程：

本研究的研究方法及過程可分為四個部分，機器學習模型的建置、資料的蒐集、資料的前處理、以無人機和衛星資料訓練模型探討異同。

### 1. 機器學習模型的建置：

#### (1) 參考網路上的資源製作隨機森林機器學習模型

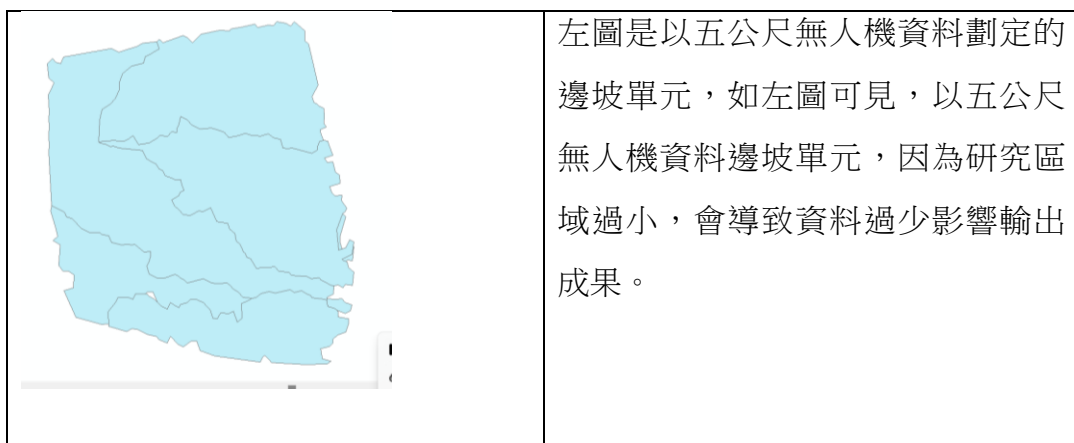
#### (2) 用蘇迪勒颱風的邊坡崩壞資料訓練隨機森林機器模型，用7:3的比例劃分訓練集及驗證集，並放入2022年汐止邊坡崩落資料集與2020年猴硐邊坡崩落資料集作為測試集測試模型精度與調整模型

## 2. 資料的蒐集

- (1) 透過探討文獻，參考<<Integrating InSAR Observable and Multiple Geological Factors for Landslide Susceptibility>>中提到的參數找出可以用的指標
- (2) 利用中央氣象局的網站，蒐集海葵颱風於9/3日的累積雨量
- (3) 利用地質雲網站，描圖繪製斷層位置，並製作成圖層輸出
- (4) 利用EARTH EXPLORER取得Landsat衛星於2023年9/19所拍攝的正射影像，以利後續分析
- (5) 下載政府資料公開平台所公告之，20x20數值地形模型、112年地質敏感區資料、河道支流資料，以利後續分析。

## 3. 無人機與衛星資料的前處理：

- (1) 傳統上使用邊坡單元，但因為研究區域過小，邊坡單元過少，會導致資料的量過少，因此本研究採用網格單元，以解析度為單元[5]。



- (2) 利用arcmap軟體resample功能處理UAV正射影像與數值地形模型，調整解析度，成兩組資料。將一組是5公尺乘以五公尺的資料，另一組是20公尺及20公尺的資料，作為後續實驗的實驗組
- (3) 處理政府網路上公告之20x20數值地形模型以及美國NASA LANDSET衛星於2023年9/19所拍攝的30x30正射影像，調整解析度使其一致，作為後續實驗的對照組。
- (4) 利用arcmap軟體處理由(1)所產生之解析度為5公尺乘以5公尺與20公尺乘以20公尺之UAV資料與20公尺乘以20公尺之衛星資料的正射影像與

DSM獲得高程、坡度、坡向、表面粗糙度與植被覆蓋、剖面曲率等地形指標

- (5) 利用arcmap軟體進行疊圖，處理政府開放資料平台公布的資料獲得位置指標(如河道距與斷層距)、及地質指標(如地質敏感區)
- (6) 使用克利金內插法製作成雨量插值模型，並分別輸出成5mx5m的解析度與20mx20m的解析度
- (7) 利用arcgis中extract multi values to point的功能將，製作的地形參數與其他位置參數、地質參數與誘導參數結合，其中步驟(5)產生之解析度為五公尺雨量插值模型與解析度為五公尺乘以五公尺之UAV資料結合，解析度為20公尺雨量插值模型則是與解析度為20公尺乘以20公尺之UAV資料與衛星資料結合，分別輸出製作成三個csv檔案。第一組為解析度為5公尺乘以5公尺之UAV資料，第二組為20公尺乘以20公尺之UAV資料，第三組為20公尺乘以20公尺之衛星資料。

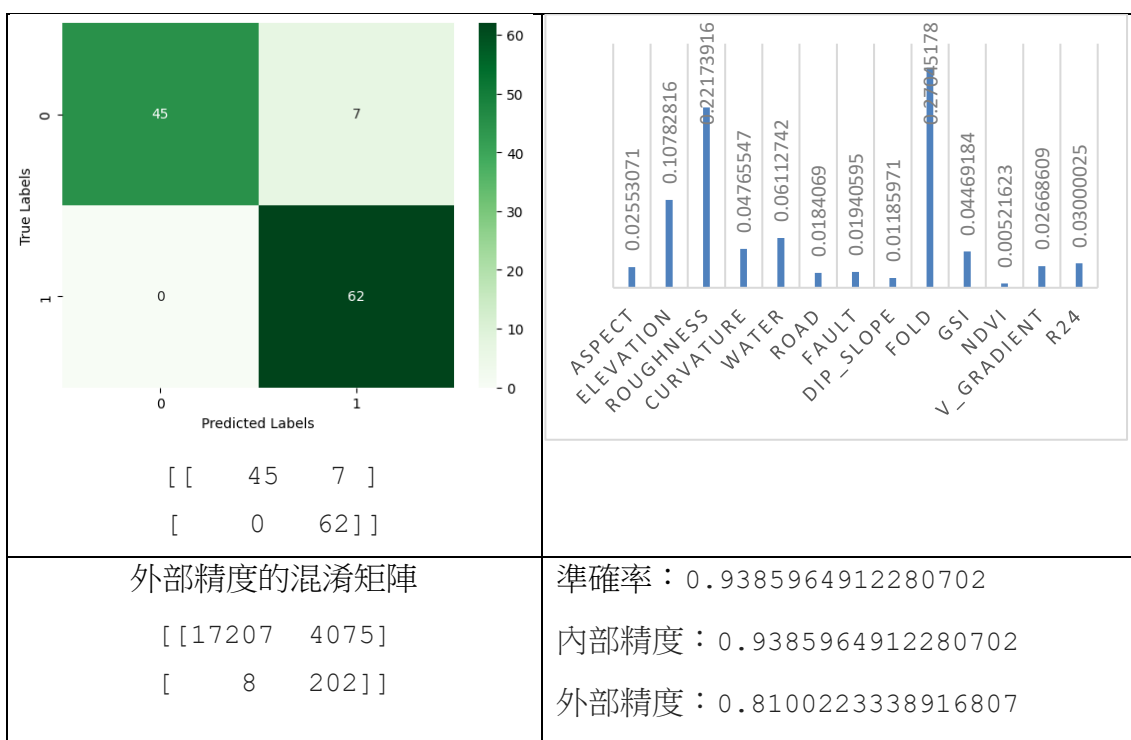
#### 4. 以無人機和衛星資料訓練模型探討異同

- (1) 將經過上述步驟處理的20公尺衛星的資料作為對照組放入機器學習模型，做為測試集，而蘇迪勒颱風資料作為訓練集，讓模型輸出結果。
- (2) 將經過上述步驟處理調整解析度為20公尺的無人機的資料作為實驗組放入機器學習模型，做為測試集，而蘇迪勒颱風資料作為訓練集，讓模型輸出結果。
- (3) )將經過上述步驟處理調整解析度為5公尺的衛星的資料作為實驗組放入機器學習模型，做為測試集，而蘇迪勒颱風資料作為訓練集，讓模型輸出結果。
- (4) 比較步驟(1)(2)(3)的結果，討論差異性與推測原因，歸納結論。

## 肆、研究結果

### (一)以蘇迪勒颱風資料集為訓練集、及測試集的成果

|           |          |
|-----------|----------|
| 內部精度的混淆矩陣 | 訓練集的指標比重 |
|-----------|----------|



(二)以蘇迪勒颱風為訓練集，解析度為5公尺無人機資料為測試集

|                                 |                                  |
|---------------------------------|----------------------------------|
| 不崩塌機率：<br>0.9936651064345466411 | 崩塌機率：<br>0.06334893565453228806e |
|---------------------------------|----------------------------------|

(三)以蘇迪勒颱風為訓練集，解析度為20公尺無人機資料為測試集

|                                 |                                |
|---------------------------------|--------------------------------|
| 不崩塌機率：<br>0.9834567382334011842 | 崩塌機率：<br>0.1654326176659883310 |
|---------------------------------|--------------------------------|

(四) 以蘇迪勒颱風為訓練集，解析度為20公尺衛星資料為測試集

|                                 |                                |
|---------------------------------|--------------------------------|
| 不崩塌機率：<br>0.9812624851653772851 | 崩塌機率：<br>0.1873751483462280862 |
|---------------------------------|--------------------------------|

## 五、討論

(一)針對機器學習模型性能的討論：

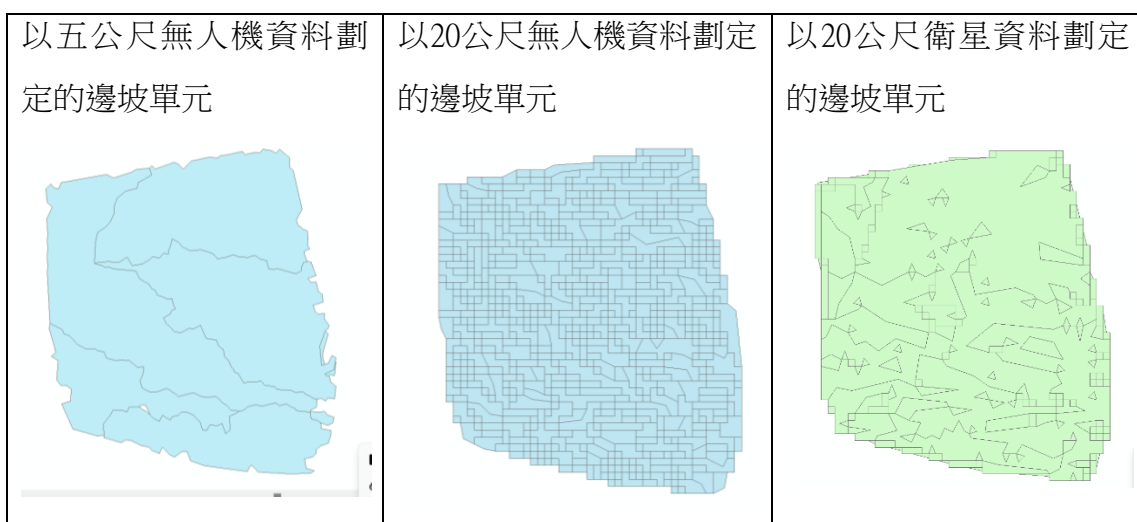
模型在內部精度的表現比在外部精度的表現好，我想這是因為外部精度的資料數量龐大有28000多筆，會降低他的精度，但因為是大數量資料也比較可信。再來是各個指標重要性，由表可知指標重要性的排序，依序為：褶皺、地面粗糙度、高程、河道距、剖面曲率、地質敏感指標、24小時累積降雨、地表位移、坡向、斷層距、道路距、順向坡指標、植生指標。褶皺可以指出地表下的受力情形，而地面粗糙度則是表示地表受到重力作用的情形，高程則是地表的

形貌。河道距則是表示水源的距離，24小時累積降雨，則是短時間內大量雨量進入邊坡，地表位移表示地震或潛移的發生。而植生指標則是與植物根抓地力相關。由此可知，對於此模型來說，邊坡崩落潛勢的判斷，與受力情形最相關，其次是水源的遠近再來是該地本身的地質條件，最後才是植物的存在或否。

## (二)關於無人機與衛星資料在機器學習的表現

若以花蓮文蘭村的資料為測試集，模型輸出結果皆是不會崩落，且衛星、無人機資料不崩落與崩落機率數值範圍相近，不崩落機率皆是在98%~99%之間。崩落機率則是在0.06到0.2之間。而根據現地觀察，花蓮文蘭村當地為潛移事件沒有崩落，因此模型評分符合現地觀察是可信的結果。再比較解析度為20公尺的衛星與無人機資料，可發現無人機資料的不崩落評分為0.9834左右略高於衛星資料的不崩落評分0.9813，更接近真實現地觀察的結果，不崩落。由此可推斷，無人機的資料在小範圍地區，有代替衛星資料的可能性，且其資料性質較衛星資料更接近該地真實情況。我想這是由於無人機資料能捕捉到更多衛星資料無法捕捉的特徵所致。最後比較20公尺無人機資料與5公尺無人機資料，可以發現五公尺的無人機資料邊坡不崩落機率為0.993又比20公尺無人機資料高。由此可推論，解析度佳的無人機影像，效果更好，可以使模型判斷更符合真實情況。但關於有沒有低估邊坡崩落發生的機率，則需要再放入有崩落的邊坡資料去驗證才能斷定。

## (三)不同解析度資料在小範圍中製作的邊坡單元差異



由上表可知，小解析度無人機影像所製作之邊坡單元形狀完整但因為研究區域小而資料量比較小，比較接近真實情況相對不需要人工編修合併。而20公尺無

人機資料則比較不利於邊坡單元的劃分，可看出其邊坡單元劃分非常細，已接近網格單元的效果，失去其物理意義。而20公尺衛星資料則是在有劃出大概的邊坡單元，不過有許多地方仍是網格失去其力學性質，需要人工編修與調整。由上可知，小解析度無人機資料在小尺度地區邊坡單元劃分上較20公尺衛星資料及20公尺無人機資料有利，推測是因為解析度較高的資料含有更多資訊，有利arcgis軟體去判定及劃分集水區生成邊坡單元。而同樣在20公尺解析度上，20公尺衛星資料較無人機資料更有利邊坡單元的生成。

## 六、結論

基於研究結果，可初步判定無人機資料有可以替代衛星資料的可能性，且無崩落邊坡的無人機資料在機器學習模型評分上較衛星資料更加接近現地觀察情況。小尺度無人機資料的效果又比大尺度的無人機資料好。因此無人機資料的高解析度及細節，有利機器學習模型判定及幫邊坡評分，使評分更加接近真實情況。也因為其高機動性與解析性，我們也能更容易取得符合現地狀況的資料，以利未來建置更符合現地要求的邊坡崩落潛勢預測模型。

## 七、參考文獻

- [1] Biau, G., & Scornet, E. (2016). A random forest guided tour. *Test*, 25, 197-227.
- [2] Chien, W. (2011). Automated Generation of Slope-Unit Using an Object-Oriented Classification Method. 國立中央大學應用地質研究所碩士論文.
- [3] Gitelson, A. A., Stark, R., Grits, U., Rundquist, D., Kaufman, Y., & Derry, D. (2002). Vegetation and Soil Lines in Visible Spectral Space: A Concept and Technique for Remote Estimation of Vegetation Fraction. *INT. J. Remote Sensing*, 23(No.13), 2537 - 2562.  
[http://ir.lib.ncu.edu.tw:88/thesis/view\\_etd.asp?URN=986204013&fileName=GC986204013.pdf](http://ir.lib.ncu.edu.tw:88/thesis/view_etd.asp?URN=986204013&fileName=GC986204013.pdf)
- [4] Lin, Y. T., Chen, Y. K., Yang, K. H., Chen, C. S., & Han, J. Y. (2021). Integrating InSAR observables and multiple geological

- factors for landslide susceptibility assessment. *Applied Sciences*, 11(16), 7289.
- [5] Ma, S., shao, X., & Xu, C. (2023). Landslide Susceptibility Mapping in Terms of the Slope-Unit or Raster-Unit, Which Is Better? *Journal of Earth Science*, Vol. 34(No. 2), 386 – 39
- [6] Normalized Difference Vegetation Index (NDVI). (2000, August 30). Earthobservatory.Nasa.  
[https://earthobservatory.nasa.gov/features/MeasuringVegetation/measuring\\_vegetation\\_2.php](https://earthobservatory.nasa.gov/features/MeasuringVegetation/measuring_vegetation_2.php)
- [7] Shepard, M. K., Campbell, B. A., Bulmer, M. H., Farr, T. G., Graddis, L. R., & Plaut, J. J. (2001). The Roughness of Natural Terrain: A Planetary and Remote Sensing Perspective. *JOURNAL OF GEOPHYSICAL RESEARCH*, Vol. 106(No. E12), 32777 – 32795.
- [8] Wang, Y., Gong, Y., & shi, Z. (2015). Research on the Collinear Equation Model of Visual Positioning Based on Visible Light Communication. *Matec Web of Conferences* , 22,02003
- [9] 王友為, & 王瑞斌. (2020). 凹形邊坡之穩定性研究. 第 18 屆大地工程學術研究討論會

## 【評語】100006

本作品透過衛星資料學習作為未來 UAV 系統擷取之資料使用的測試及驗證用，由生活實務議題出發，議題也具有重要性，值得肯定。有許多重要問題被討論，如，如何在有植被的現地採集坡度坡向等地表參數？地質參數是不是也會受植被遮蔽？如何透過影像資料正確估算？用 7:3 的比例劃分訓練集及驗證集，資料如何排列？劃分的方式為何？作品如果再增加一些現實面的因素會更好，如，無人機的限制飛行區域如何解決？如何判斷邊坡有崩落潛勢？判斷基準為何？無人機飛得更低更近有哪些優勢都是衛星影像無法比擬的？