

中華民國第 61 屆中小學科學展覽會 作品說明書

高級中等學校組 地球與行星科學科

051907

應用深度學習建構泥火山泥裂成分與裂縫特徵
模型

學校名稱：高雄市立路竹高級中學

作者： 高二 王 璦 高二 薛文豪 高二 朱晉岑	指導老師： 鍾志輝 林烈毅
---	-----------------------------

關鍵詞：深度學習、裂痕、泥火山

摘要

本研究旨在探討高雄區，目前仍在噴出泥漿的泥火山所形成的泥裂表面特徵。藉由類神經網路找出泥裂角度、裂縫數、含水量與泥漿成分之間的關聯性，建構裂縫判斷模型，並採取各地泥漿樣本，設計裝置進行實驗，在控制泥岩厚度、溫度等變因下，模擬自然環境形成的裂縫，並分析受力產生的特徵模式。建構後的 CNN 模型準確度約為 83 %，RNN 模型準確度約為 93 %。前者用途為判斷裂縫分岔點與找出其裂縫角度與數量，後者用途為透過裂縫數與角度判斷當前圖片含水量與成分。未來將繼續開發為只需將圖片輸入，即可精準判斷出該圖片的含水量與成分，提供在各領域如：地球科學、防災、建築工程等實用工具。

壹、研究動機

在校外參訪時觀察到了泥火山流出的泥漿與乾涸的泥漿，發現乾涸的泥漿裂縫與一般的泥土大不相同，原以為泥裂並不具有規律，但在查閱相關文獻時發現，泥漿裂縫具有一定的規律性，這激發我們到不同的泥火山取樣並透過儀器分析泥火山擁有的成分，透過分析得知，各個泥火山的成分有些許差別。圖 1 為滾水坪泥火山全景，圖 2 為泥裂照片。



(圖 1)



(圖 2)

貳、研究目的

- 一、分析各地泥火山的成份組成。
- 二、探查各地泥火山的斷層帶及影響。
- 三、探討各地裂縫的規律性及原因。
- 四、分析各地區泥裂之應力（壓力）及張力作用。
- 五、探討厚度、成分含水量對泥裂之影響。

六、利用協方差矩陣探討成分組成與裂縫之間關係。

七、建立 CNN 卷積類神經網路判斷泥漿裂縫分叉點座標，並找出分岔角度和裂縫數量，最後放入 RNN 遞迴式神經網路以找出含水量、泥漿成分對裂縫角度的影響。

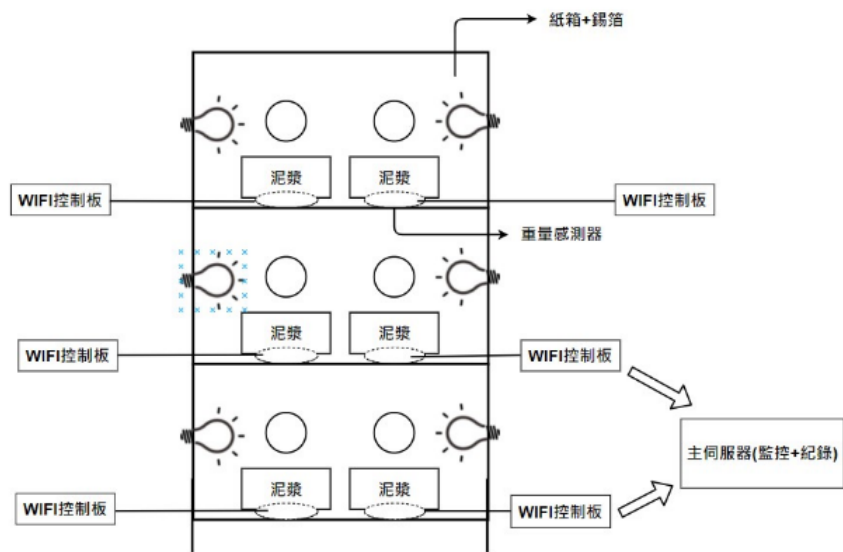
參、研究設備及器材

一、實驗裝置：

左圖 3 為實驗箱照片，下圖 4 為實驗裝置示意圖。



(圖 3)






(圖 4)

二、Google Colaboratory：

設計角度計算程式、訓練卷積類神經網路與遞歸類神經網路。

三、iPhone 11：

攝像頭：雙主鏡頭 1200 萬畫素+1200 萬畫素

設備名稱	Wifi 控制板	重量感測器	100W 白炙燈泡	載樣盆	iPhone 11	伺服器
裝置照片						
說明	將土壤含水量感測數值回傳至電腦	讀取泥漿當前重量並轉成含水量紀錄	乾燥泥漿	放置泥漿	拍攝泥裂照片	儲存資料架設 Apache,PHP,MySQL

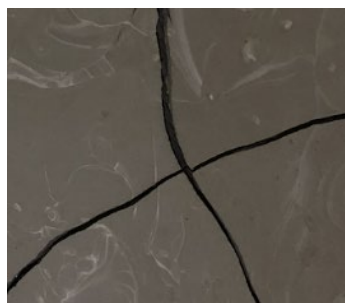
(表一)

肆、研究原理

一、二值化 (Binary Thresholding) :

首先設定一個閾值，圖片中像素值大於此閾值，設定為 255 (黑)，反之設定為 0 (白)。圖 5 為原圖，圖 6 為二值化圖片，圖 7 為閾值分布。 $f(x,y)$ 為灰度圖像的灰度值， T 為閾值， $g(x,y)$ 為二值化後的灰度圖像。

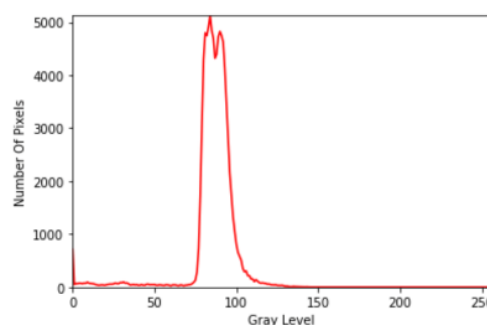
$$g(x,y) = \begin{cases} 0 & f(x,y) < T \\ 255 & f(x,y) \geq T \end{cases}$$



(圖 5)



(圖 6)



(圖 7)

二、形態學 (Morphology) :

(一) 轉換 (Translation) : A 透過 $x = (x_1, x_2)$ 轉換 :

當 $c = (c_1, c_2) = (a_1 + x_1, a_2 + x_2) = a + x$ 有 $A_x = \{c \mid c = a + x, \text{ for all } a \in A\}$

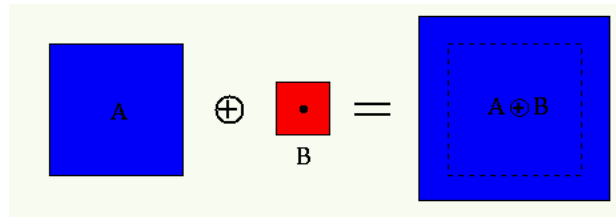
(二) 翻轉 (Reflection) :

1. 對 A 的翻轉 : $\hat{A} = \{-a \mid a \in A\}$

在此，翻轉是針對特定點做動作的。如原點、形狀中心。

(三) 膨脹 (Dilation) ^[+三] : $Dilation(A, B) = A \oplus B = \{x \mid (\hat{B}_x \cap A) \neq \Phi\}$

圖 8 為膨脹示例圖。

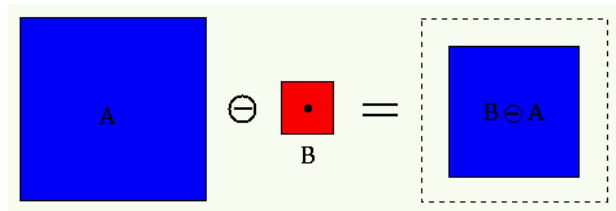


8)

1. 二值化圖片 A 經擴張後，邊界大小擴張為 B 的一半。

(四) 腐蝕 (Erosion) ^{【+三】} : $Erosion(A, B) = A \ominus B = \{x \mid B_x \subseteq A\}$

圖 9 為膨脹示例圖。



9)

1. 二值化圖片 A 經腐蝕後，邊界大小縮小為 B 的一半

(五) 開運算 (Opening) : $Opening(A, B) = Dilation(Erosion(A, B), B)$

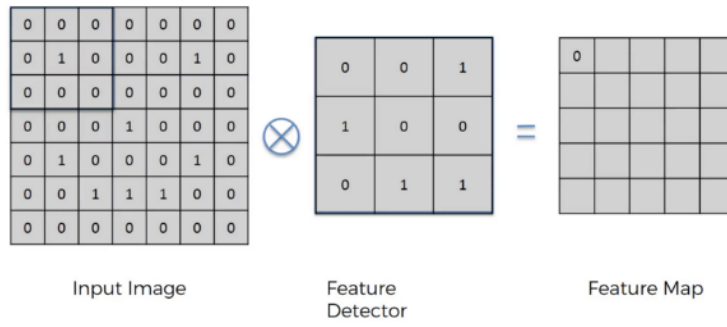
1. 先做腐蝕，再做膨脹。

(六) 閉運算 (Closing) : $Closing(A, B) = Erosion(Dilation(A, B), B)$

1. 先做膨脹，再做腐蝕。

三、卷積類神經網路 (CNN) ^{【+四】} :

(一) 卷積層 (Convolution Layer) : 輸入圖像 (Input Image) 乘以特徵偵測 (Feature Detector, 用於查找與計算任務相關的圖像部分的方法) 會得到特徵圖 (Feature Map)。圖 10 為卷積例圖。

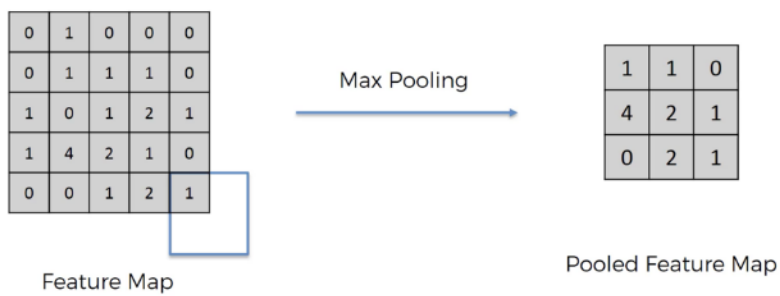


10)

(二) 池化層 (Pooling Layer)：以最大池化 (Max Pooling) 為例，一個池化核心 (在此例為 2×2) 大小內的最大值，經過池化，得到一個池化特徵圖 (Pooled Feature Map)。圖 11、圖 12 為卷積例圖。

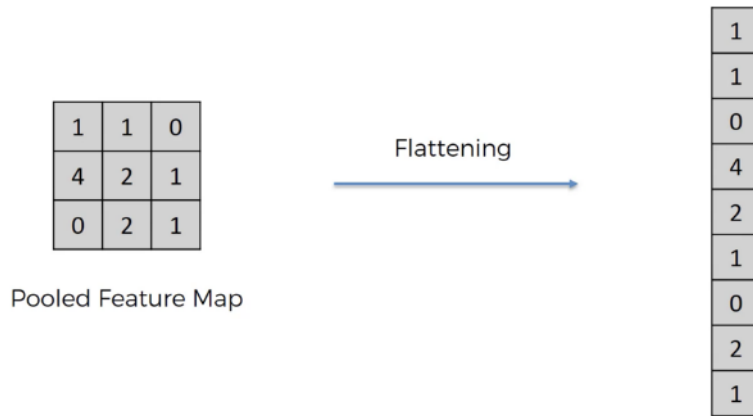


11)



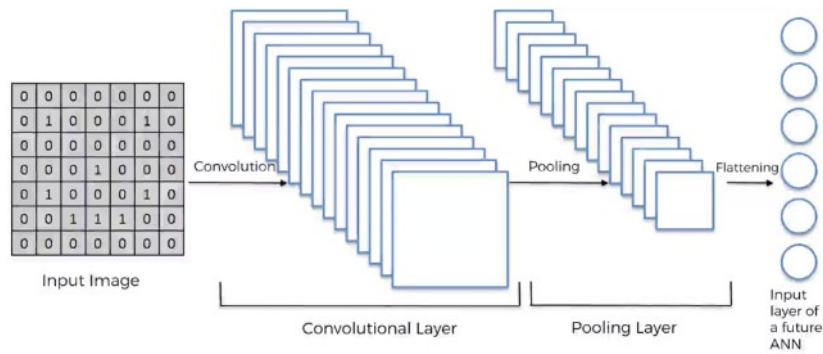
12)

(三) 全連接層 (Pooling Layer)：將之前結果平坦化 (Flattening) 後，完全接到隱藏層。下圖 13 為平坦化例圖。



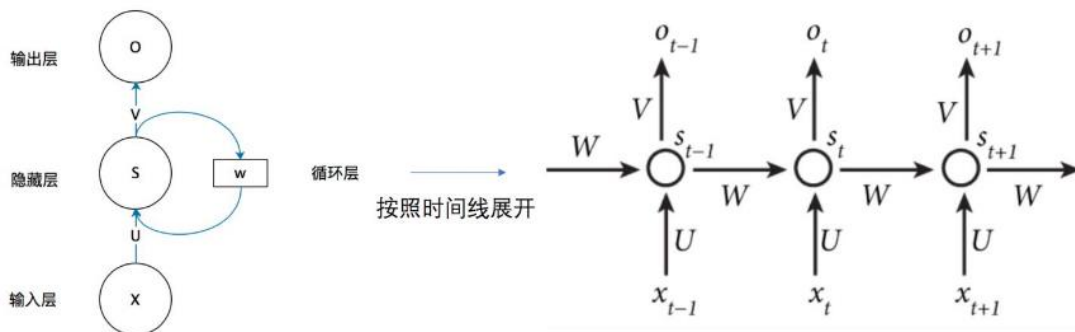
13)

卷積類神經網路架構 (CNN)：下圖 14 為 CNN 基本架構。



14)

四、遞歸類神經網路 (RNN) ^[十五]： x 為輸入，經過隱藏層 s 後，得到輸出 o ，並將參數傳給本身。圖 15 為遞歸類神經網路架構。如下圖 15。



15)

五、剪力與張力：透過參考實驗室觀察得之結果，裂縫的斷裂模式可機械化分成兩個形式。

(一) 應力 (Normal stress)：當兩條由分岔點所分出來的裂縫，夾角為銳角，稱之為應力。

(二) 張力 (Tension)：當兩條由分岔點所分出來的裂縫，夾角為鈍角，稱之為張力。

(三) 拉伸破裂 (Extension fractures)：位移平行於最小主應力。

(四) 剪切破裂 (Shear fractures)：位移傾斜於最大主應力。

伍、研究流程

一、採集泥火山樣本

本研究針對高雄市內的四處泥火山（潔底山、滾水坪、新養女湖、月世界）做研究。經過申請各地的採集權後，分別到上述 4 處採集共約 400 公升的泥漿進行處理。下圖 16 為滾水坪泥火山，圖 17 為潔底山泥火山，圖 18 為小滾水泥火山，圖 19 為新養女湖泥火山。



(圖)



(圖 17)



(圖)



(圖 19)

二、樣本處理

(一) 去除多餘水份、製作泥火山泥裂樣本:

1. 在採集的泥漿，閒置 15 分鐘後開始沉澱。
2. 泥漿閒置一小時後出現明顯的分層（兩層，水與泥漿）

3. 將已分層的水分撈除，製作裂痕樣本時不會參雜過多的水，進而導致實驗時間過長。
4. 將樣本置於實驗箱並開啟燈泡加熱。
5. 當土壤濕度感測器顯示的平均含水量降低到 40% 以下時，每 5% 拍攝一次樣本照片。當含水量降低到 25% 後，每降低 1% 即拍攝樣本照片，直到 0%。

此處含水量的百分比為『相對百分比』，即 100% 的數值為完全濕潤且均勻混合無處理過的泥漿；0% 的數值為完全乾燥的泥漿含水量。

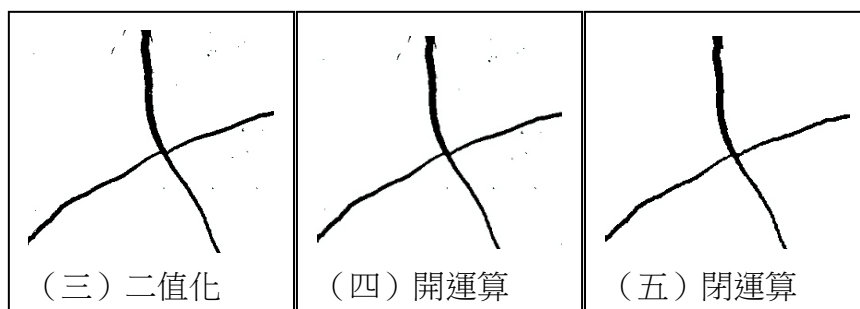
(二) 分析泥漿樣本：

1. 將不同地區的樣本乾燥。
2. 透過 X 射線衍射儀 (XRD) 進行晶體分析。
3. 透過穿透式電子顯微鏡 (TEM) 觀察晶體形狀。
4. 透過能量色散 X 射線譜 (EDS) 進行成分分析。

三、數據預處理：

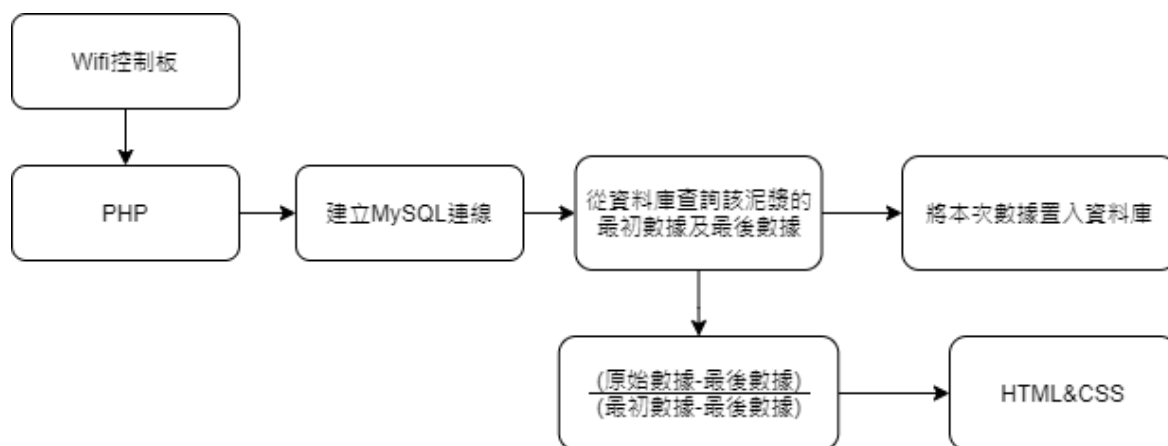
- (一) 收集與整理數據：收集並整理泥漿裂痕樣本的數據集。
- (二) 裁切圖片：裁出直線、分岔點以及空白區域 (含噪點)。
- (三) 二值化：將整理後的圖片二值化處理，使灰階圖片大於閾值的像素轉為黑色，反之設為白色。
- (四) 開運算：將二值化導致的裂痕破裂區域補齊。
- (五) 閉運算：清除圖片上非裂痕之噪點。

下表二為二值化→開運算→閉運算示意圖。



(表二)

(六) 將資料放入資料庫&實時監控程式：

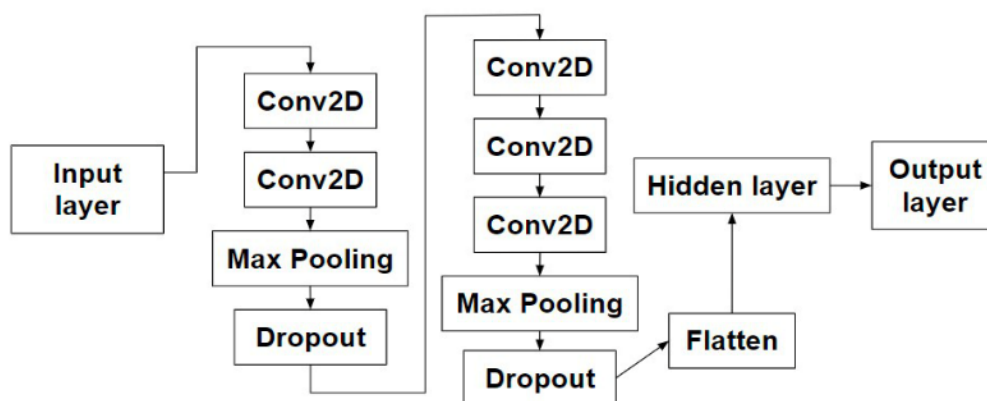


(圖 20)

四、建構深度學習訓練模型與量測程式

(一) 建立卷積類神經網路 (CNN)：

利用預處理完畢的數據集，標好標籤（在此，標籤分為三類，分別為 0、1、2，分別代表直線、分岔點以及空白區域），開始訓練卷積類神經網路使其分類出直線、分岔點以及空白區域（即非直線及分岔點之區域）。下圖 21 為本研究的 CNN 架構圖。

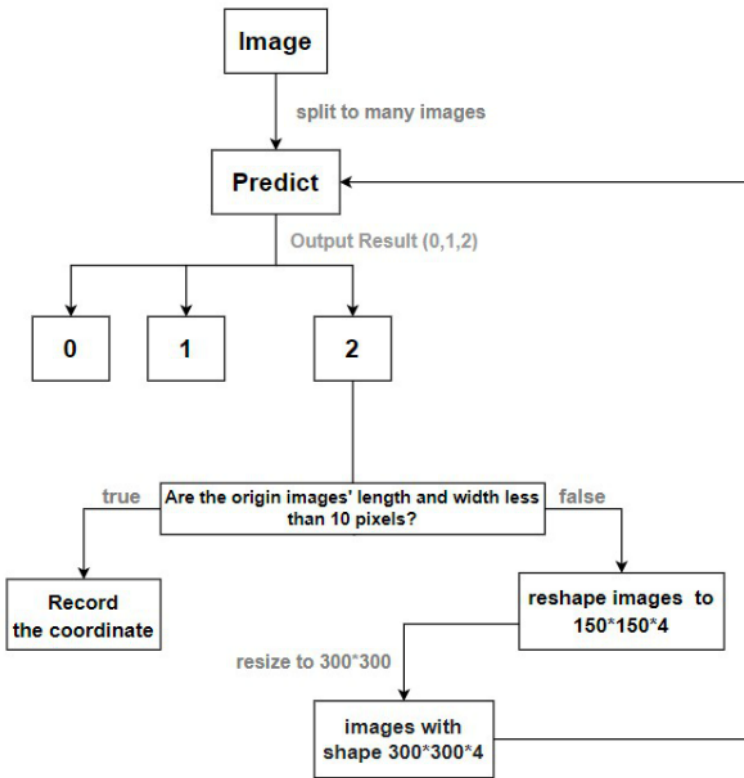


21)

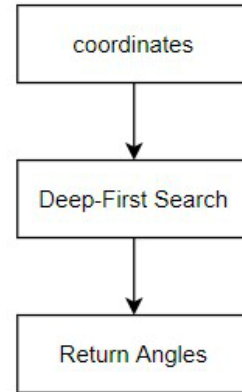
(二) 利用 CNN 找出分岔點座標：

圖片輸入後，將一張大圖切割成多張300像素× 300像素之圖片（下面稱為小圖），並放入 CNN 模型預測哪些小圖為分岔點。若小圖為分岔點，將小圖切成四份，在調整大小成四張 300像素× 300像素的圖片，再次放入 CNN 預

測種類，直到找出中心點後，返回座標。直線相接的 10 個像素連線與下 10 個像素連線的夾角 $\theta \leq 2^\circ$ ，判斷為直線。下圖 22、23 為程式流程圖。



(圖 22)



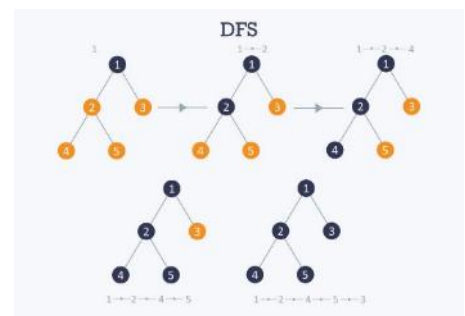
(圖 23)

(三) 編寫角度測量程式。

利用訓練完成的卷積類神經網路找出分岔點之座標（即像素座標），透過深度優先搜尋演算法（Depth-First Search，如圖 24）^{【十六】}，找出旁邊直線的座標，取與分岔點相鄰直線的五個像素，相鄰並找出一條漸近線，計算斜率。此步驟做完後會有三個斜率，

$$\text{用 } \tan \theta = \frac{m_1 - m_2}{1 - m_1 m_2}$$

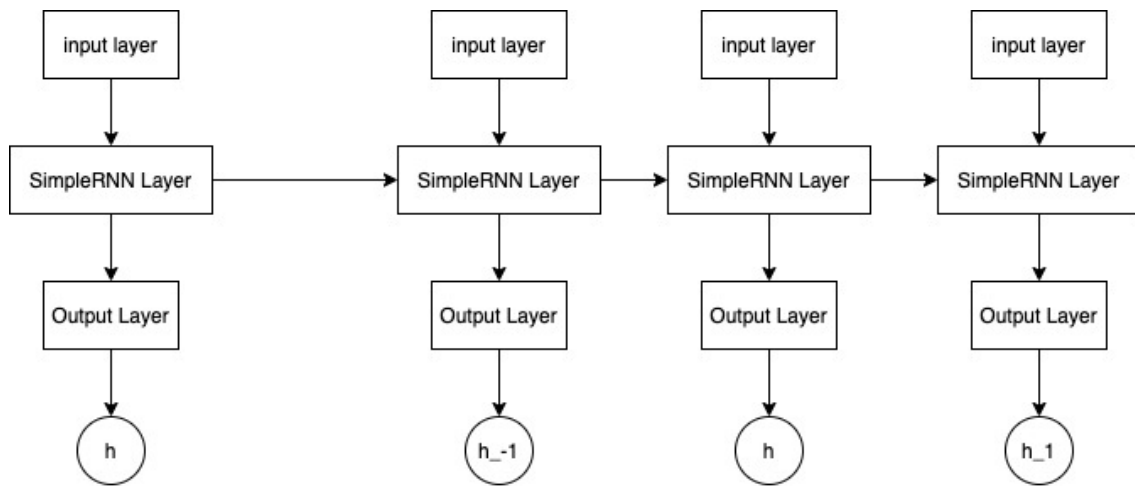
找出角度，並與裂縫數一起記錄成資料集。



(圖 24)

(四) 建立遞歸類神經網路（RNN）：

利用角度以及裂縫數對應濕度以及成分之資料集，放入 RNN 內訓練，使其能夠預測濕度以及成分。圖 25 為 RNN 架構圖。



25)

五、分析各變因對裂痕之影響：

將得到的照片及數據分不同變因進行討論。

- (一) 厚度：討論實地觀察到的厚度對裂痕的影響，並由岩漿乾燥模擬實驗的方式佐證。
- (二) 成分：透過協方差矩陣分析成分對裂縫的影響。

陸、研究結果與討論

一、各地泥火山斷層帶及其他地理特徵：

王鑫等人（1988）根據泥火山的分布密集性、區域與地質特性，將泥火山分成古亭坑背斜活動區、旗山斷層破裂帶、高屏海岸平原與東部海岸山脈等 4 大泥火山構造區。本研究探討的四個地區：潔底山，滾水坪，小滾水，新養女湖。

- (一) 潔底山：歸類於高屏海岸平原活動區。
- (二) 滾水坪：旗山斷層破裂帶。
 1. 底部旗山斷層未出露。
 2. 下部：古亭坑泥岩區兩側。
 3. 地形：泥火山噴發口四周坡度小。
- (三) 小滾水：旗山斷層破裂帶。
 1. 背斜構造軸部與翼部斷層之間。
 2. 下部：古亭坑泥岩區內。

3. 地形：泥火山噴發口四周坡度大。

(四) 新養女湖：旗山斷層破裂帶。

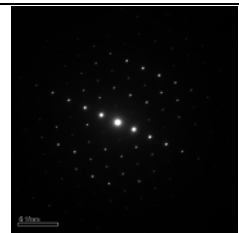

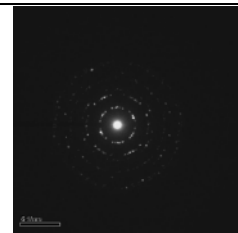
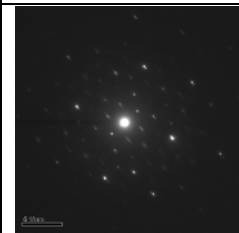
1. 底部旗山斷層未出露。

2. 下部：古亭坑泥區岩內。

3. 地形：泥火山噴發口四周坡度小。

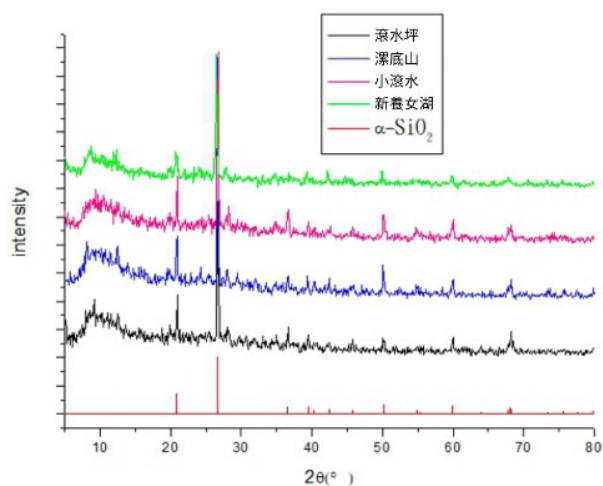
二、各地區樣本分析：

下表二為繞射照片（俯瞰視角）。

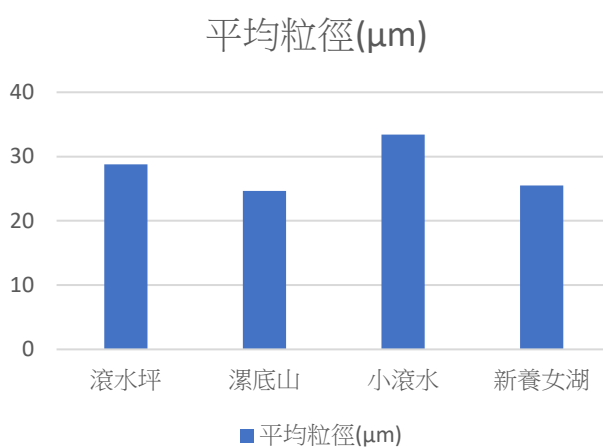
地點	滾水坪	潔底山	小滾水	新養女湖
繞射圖				

(表三)

下圖 26 為 XRD 繞射強度與繞射角分析圖，得知主要成份最符合 SiO_2 。



(圖 26)



(圖 27)

下表三為各地區平均粒徑，上圖 27 為平均粒徑長條圖。可看出小滾水平均粒徑>滾水坪平均粒徑>新養女湖平均粒徑>潔底山平均粒徑。

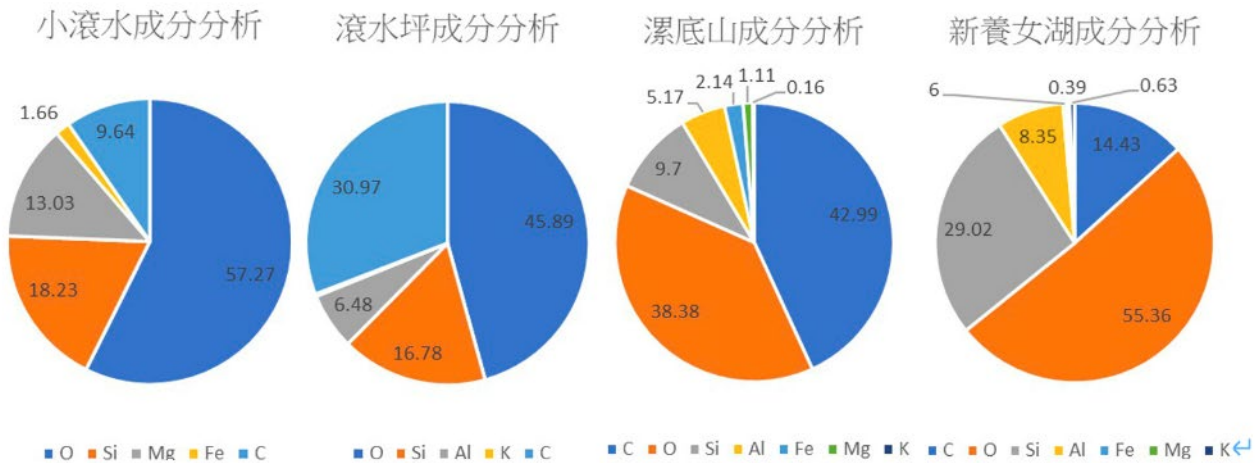
測量 (次)	滾水坪	瀑底山	小滾水	新養女湖
測量一	27.69 μm	29.96 μm	15.41 μm	38.11 μm
測量二	28.17 μm	16.95 μm	51.07 μm	26.70 μm
測量三	30.55 μm	27.09 μm	33.49 μm	11.66 μm
平均	28.80 μm	24.67 μm	33.42 μm	25.49 μm

(表四)

下表四為各地區樣本平均成分，圖 28 為成分分析圓餅圖

樣本地區	小滾水	滾水坪	瀑底山	新養女湖
樣本平均成分 單位：(at%)	<i>O</i> : 57.27 % <i>Si</i> : 18.23 % <i>Mg</i> : 13.03 % <i>C</i> : 9.64 % <i>Fe</i> : 1.66 %	<i>O</i> : 45.89 % <i>C</i> : 30.97 % <i>Si</i> : 16.78 % <i>Al</i> : 6.48 % <i>K</i> : 0.26 % <i>Na</i> : 0.25 %	<i>C</i> : 42.99 % <i>O</i> : 38.38 % <i>Si</i> : 9.7 % <i>Al</i> : 5.17 % <i>Fe</i> : 2.14 % <i>Mg</i> : 1.11 % <i>K</i> : 0.16 %	<i>O</i> : 55.36% <i>Si</i> : 29.02% <i>C</i> : 14.43% <i>Al</i> : 8.35% <i>K</i> : 0.63% <i>Fe</i> : 0.46% <i>Mg</i> : 0.39%

(表五)



(圖 28)

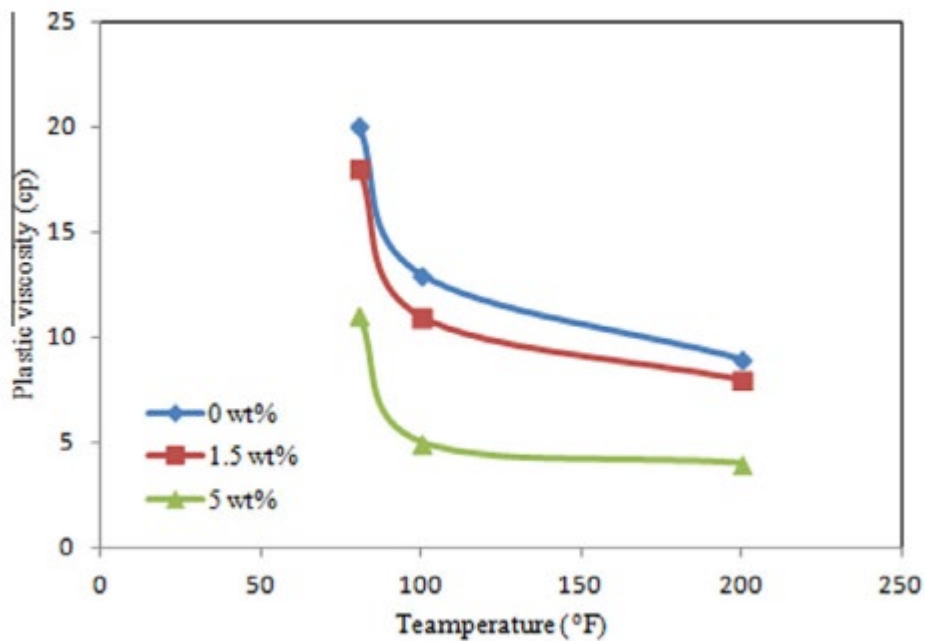
在實驗過程中發現乾燥後的表面產生象牙白，推測成分中有碳酸鈣；為了證實該推論，使用稀鹽酸滴在表面，發現會產生微量氣泡，如圖 12315。利用排水集氣法蒐集氣體後，推測該氣體是二氧化碳。



(圖 29)

在成份分析時沒有發現鈣元素，可能是因為太過微量所以無法找到，經文獻^[+八]查詢後，證實泥火山當中的鈣元素含量較低。

下圖 29 為參考文獻^[+七]中土壤黏稠度之於溫度、鎂含量多寡影響之曲線圖。根據此圖，可知鎂含量越高時，土壤黏稠度越低。採樣地點：小滾水、滾水坪、潔底山三處的泥漿成分中，以小滾水泥漿當中的鎂含量最高。



(圖 30)

此實驗透過改變鎂鹽在泥中的含量，使用機器均勻混合之後，改變溫度並對該泥做流變分析 (Rheological Measurements) 以檢測其黏稠度，並得上述結果。

三、泥裂過程：

(一) 泥漿乾裂的過程觀察實驗結果可大致分為四階段：

1. 混濁期（含水量 100 %）：實驗初期，由於經過均勻混和，所以有大量水分與泥漿混合，如圖 31。
2. 沉澱期（含水量 100% - 75 %）：經過一段時間的放置後，水與泥漿將會上下分層，上層為水，下層為泥漿，如圖 32。
3. 濕潤期（含水量 75 % - 15 %）：
當分離出的水份完全乾燥後，泥漿將會開始乾燥內部所含的水分。隨著含水量的下降，泥漿表面逐漸出現裂痕，如圖 33、圖 34。
4. 乾燥期（含水量 15 % - 0 %）：泥漿內部水分已經大致乾燥，表面開始出現牙白色的乾燥泥漿，如圖 35。



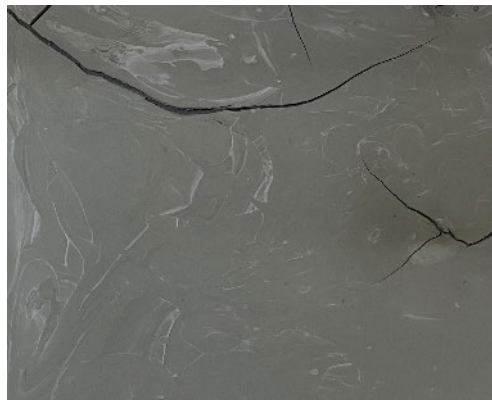
(圖 31)



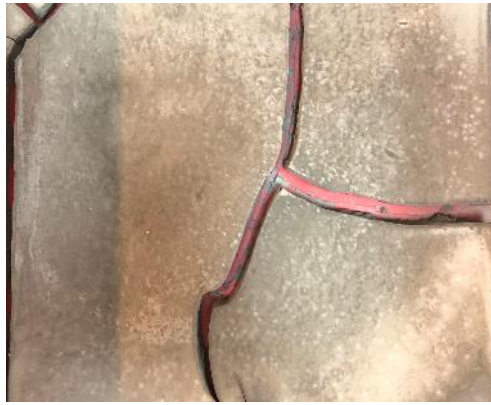
(圖 32)



(圖 33)



(圖 34)

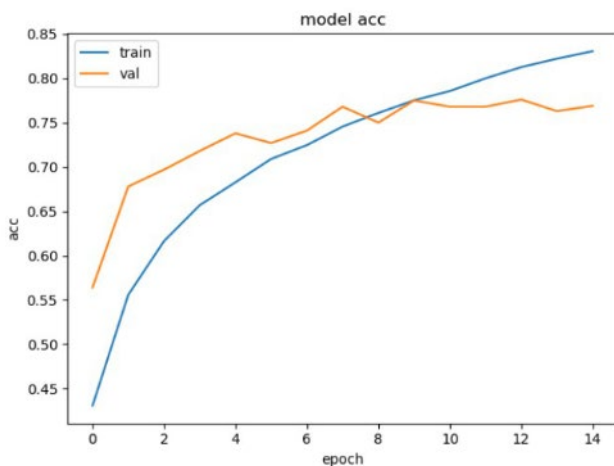


(圖 35)

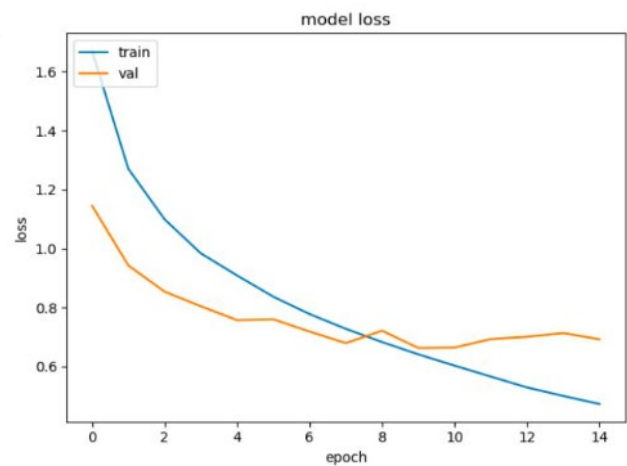
裂痕的出現通常是在第三階段濕潤期，透過此處可得知泥漿裂痕的產生是因內部水分開始乾燥後，泥漿分子間的水被蒸發，進而導致分子間出現空隙。

四、CNN 模型：

圖 36 為準確率對訓練次數關係圖，圖 37 為損失值對訓練次數關係圖。



(圖 36)



(圖 37)

上方兩張圖中，epoch 為訓練次數，acc 為準確率，loss 為損失值。

測試結果，正確率約為 83 %。

正確率不足 90% 的原因可能是訓練資料不足，導致模型無法完整學習到分岔點、直線以及噪點的特徵，所以正確率只到 83 %，不再上升。

五、裂痕角度：圖 38 為泥裂照片，圖 39 為角度計算輸出結果。

圖 39 中，橫軸為裂痕角度，縱軸為此角度分佈機率。



(圖 38)

```

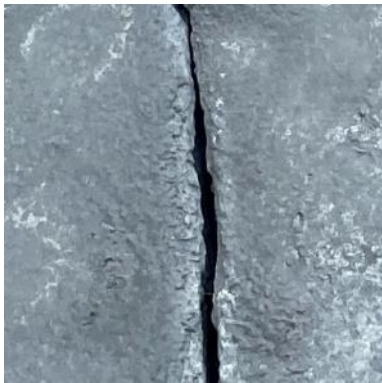
[[100  84 176]
 [120  62 178]
 [ 90  90 180]
 [120 119 121]
 [ 90  90 180]
 [ 90  90 180]
 [ 90 100 170]
 [ 85  95 180]
 [ 90 120 150]]
10

```

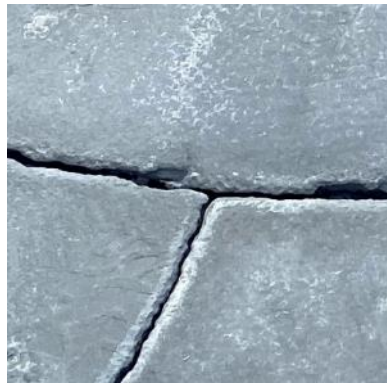
每一排為一個分岔點的三個角度，
且裂縫數為 10。

(圖 39)

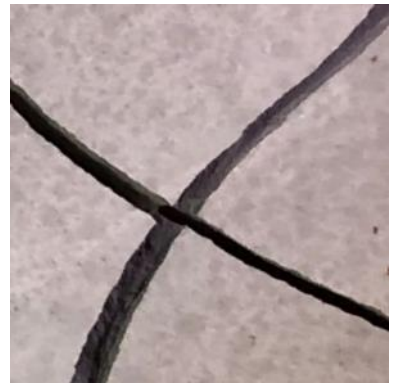
觀察得出角度接趨近於 60° 、 90° 、 120° 、 150° 、 180° ，且裂縫的形式透過觀察，可以歸類成三種：直線增長（圖 40）、三岔增長（圖 41）、十字增長（圖 42）。



(圖 40)

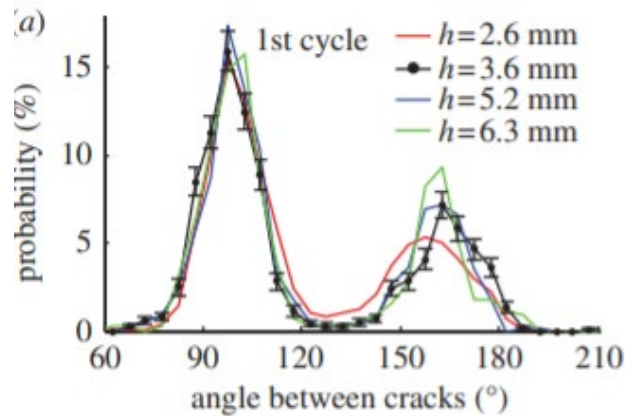


(圖 41)



(圖 42)

下圖 43 為 Deep Convolutional Neural Networks for Computer-Aided Detection: CNN Architectures, Dataset Characteristics and Transfer Learning^[+] 中的第一次乾燥的數據與本研究的實驗數據相符，可知實驗結果正確。

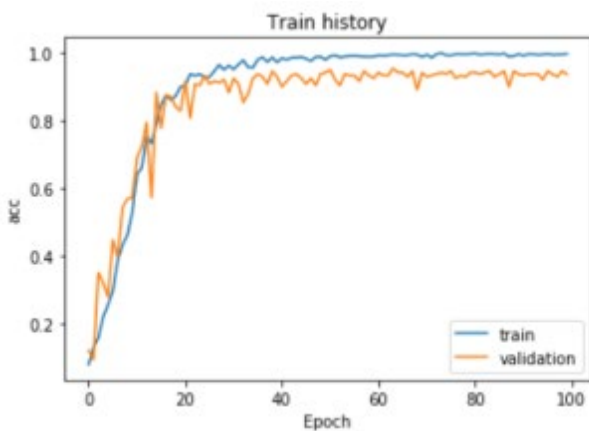


(圖 43)

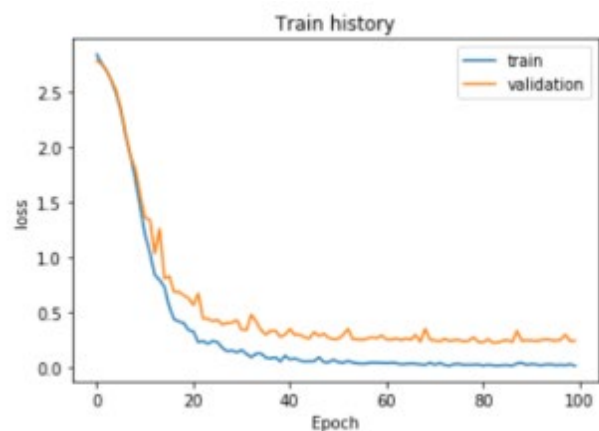
六、RNN 模型：

在本模型中，設定 2^n 個節點，經過調適， $n = 5$ 時，訓練成果最優。

圖 44 為準確率對訓練次數關係圖，圖 45 為損失值對訓練次數關係圖。兩張圖中，Epoch 為訓練次數，acc 為準確率，loss 為損失值。正確率達到 93 % 且損失值約為 0.1。



(圖 44)



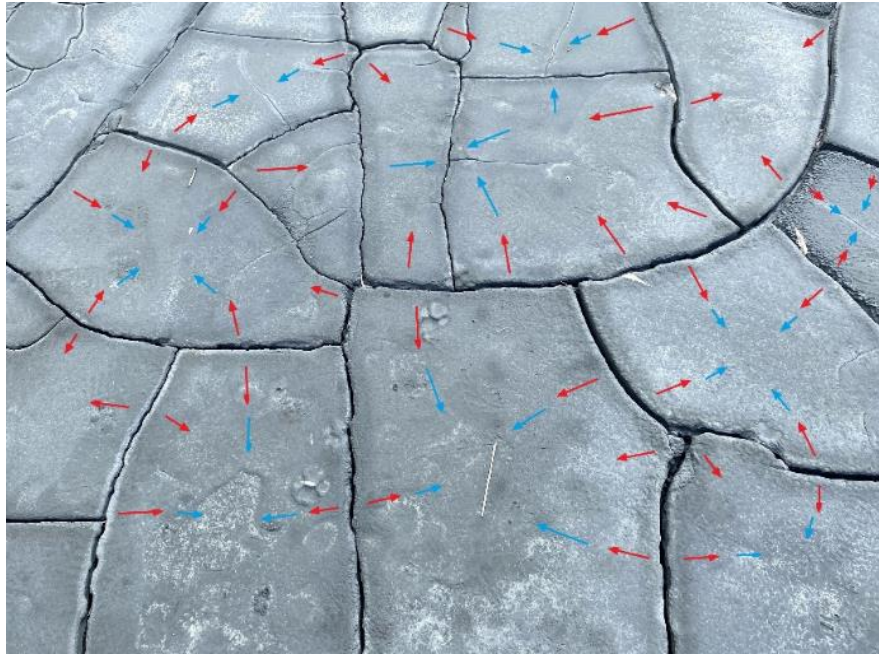
(圖 45)

由 RNN 模型的訓練成果可知：角度&裂縫數與濕度&泥漿內元素比例有高關聯性。

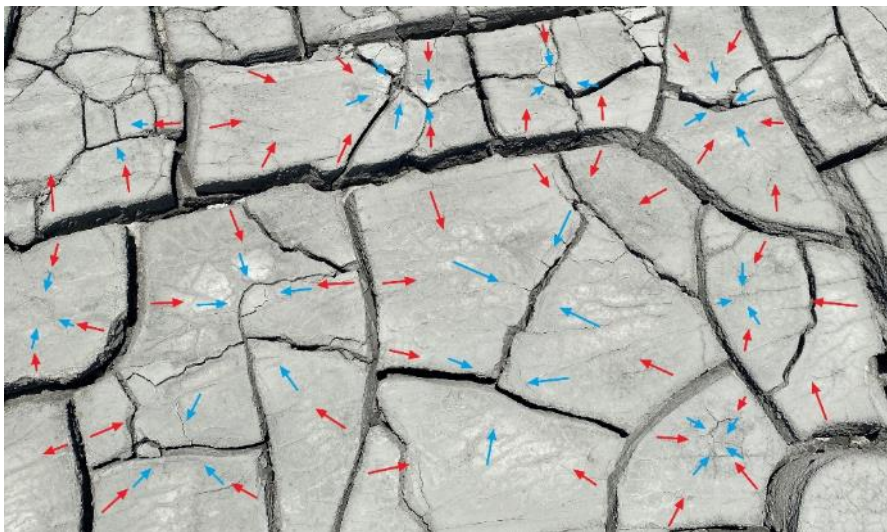
七、各項變因對於泥裂中應力及張力的影響：

(一) 裂縫形成的原因

以下為小滾水和滾水坪平坦處的實地照片，因為新養女湖和潔底山的自然地形已被人為開發為觀光區，裂縫模樣受到較大的影響，故只討論前面兩處的自然裂縫。



(圖 46)



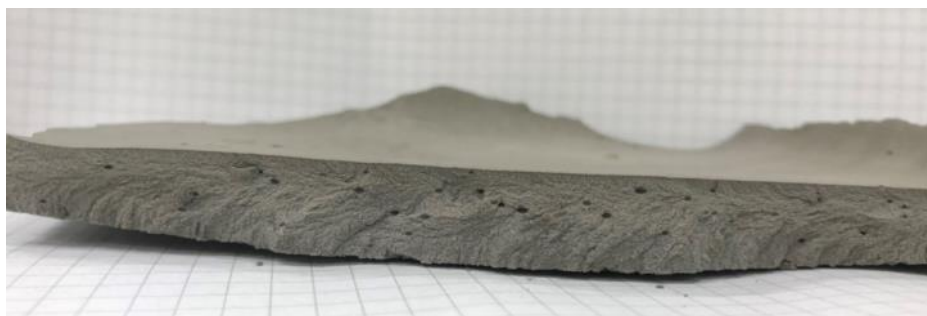
(圖 47)

起初的泥漿當中會有含有許多的水，在經過長時間的曝曬後，泥漿當中的水分會蒸發到空氣中，並導致泥漿向內收縮，在地形平坦的區域，且未經外在的力所影響的情況下，水蒸發產生的張力會成為裂縫產生的主要原因。

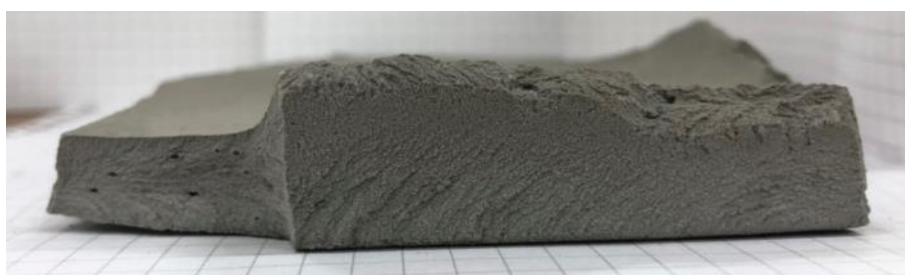
在上圖繪製出了各個泥塊產生的張力（紅色箭頭），即為促使裂縫形成的力，泥塊中央有出現許多的突起，因為四周向內收縮產生的張力匯集在一個區域，形成應力（藍色箭頭）並使泥漿突起。

(二) 裂縫所受的張力與應力

下圖 48、圖 49 為岩漿乾燥模擬實驗結果，乾燥過的泥漿，從側面圖可以發現泥塊的紋路往一個方向傾斜，由此可看出泥塊的受力方向以及泥塊四周裂縫生成的先後順序。

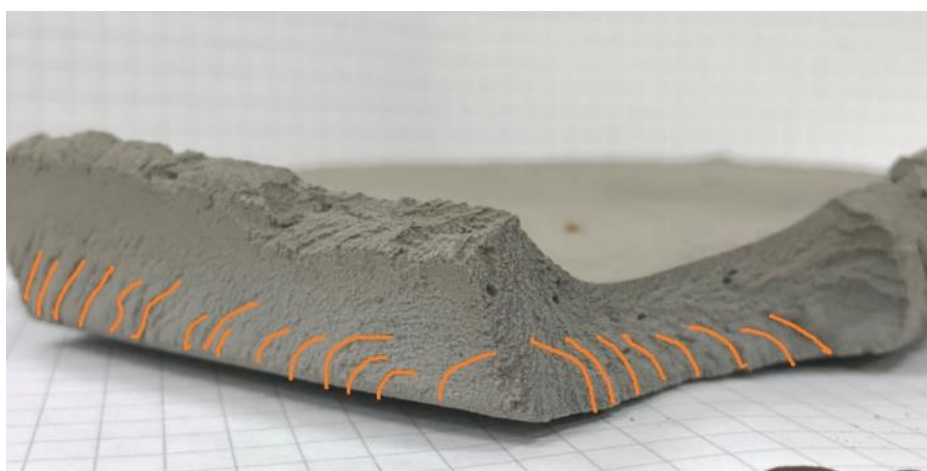


(圖 48)



(圖 49)

觀察分岔點的側面紋路走向，可以判斷裂縫受力的形式，以及。如下圖 50，泥塊紋路向內拱起，可判斷其為張力導致形成的裂縫，並且裂縫生成的順序為，由中心點產生。



(圖 50)

泥塊受到四周向內的收縮力，導致泥塊表面中央出現高低起伏（圖 52），當受力過大時，會出現細小的裂縫（圖 51），高低起伏可以透過水平光照射，觀察表面的陰影看出。



（圖 51）



（圖 52）

（三） 成分對泥裂的影響：透過協方差矩陣可得知鉀和鋁對裂縫角度的影響最大。

	角度	O	Si	Mg	C	Fe	K	Na	Al
角度	316.84	287.114	162.692	123.71	137.95	156.462	104.486	114.988	111.962
O		260.31							
Si			83.56						
Mg				48.25					
C					60.13				
Fe						77.24			
K							34.44		
Na								41.79	
Al									39.51

（表六）

（四） 各地點的不同現象：

1. 潔底山：透過泥漿乾燥模擬實驗，發現潔底山泥火山的泥漿，常常出現大小不一的裂縫，裂縫接口處較細，但在裂縫中段會出現膨脹，在厚度 2.5 公分（圖 53）和 3 公分（圖 54）的樣本中較明顯，會出現與其他地點不同，較不平滑的裂縫。



(圖 53)



(圖 54)

2. 滾水坪：在進行多次實驗後，發現滾水坪泥火山的泥裂較為碎裂且分散，一條裂縫會向外延伸許多較細小的裂縫。



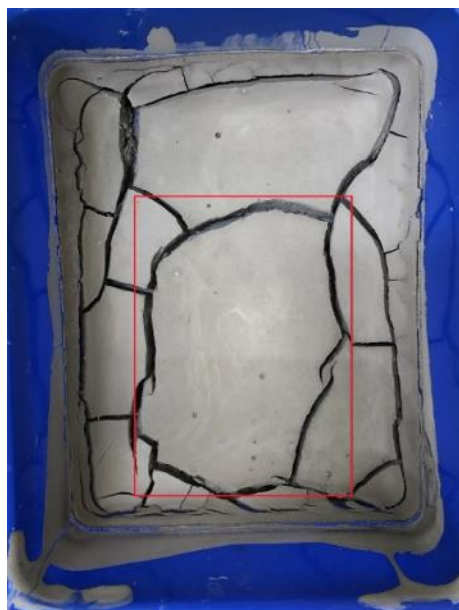
(圖 55)



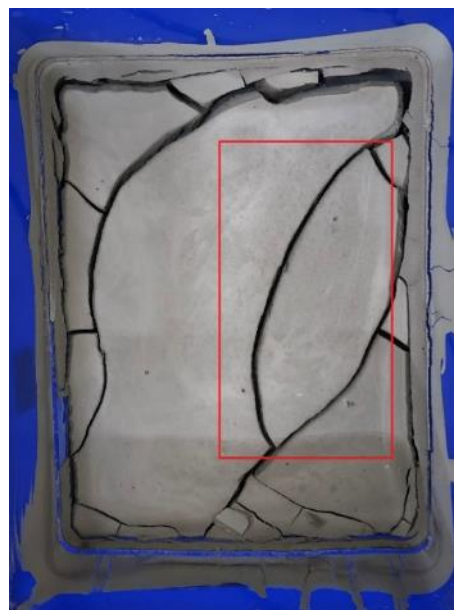
(圖 56)

有部分的實驗結果看不出主要裂縫，但依舊保留裂縫分佈零散的特性。

3. 小滾水：小滾水泥火山的裂縫寬度較為一致，比起其他地點相對圓滑。



(圖 57)

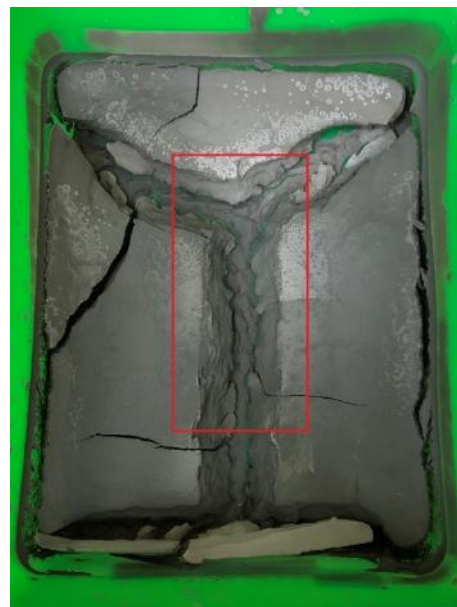


(圖 58)

4. 新養女湖：新養女湖泥火山實驗結果與其他地區實驗結果對比後，發現裂縫寬度比其他地區要大上許多，且常常出現直角裂縫。



(圖 59)

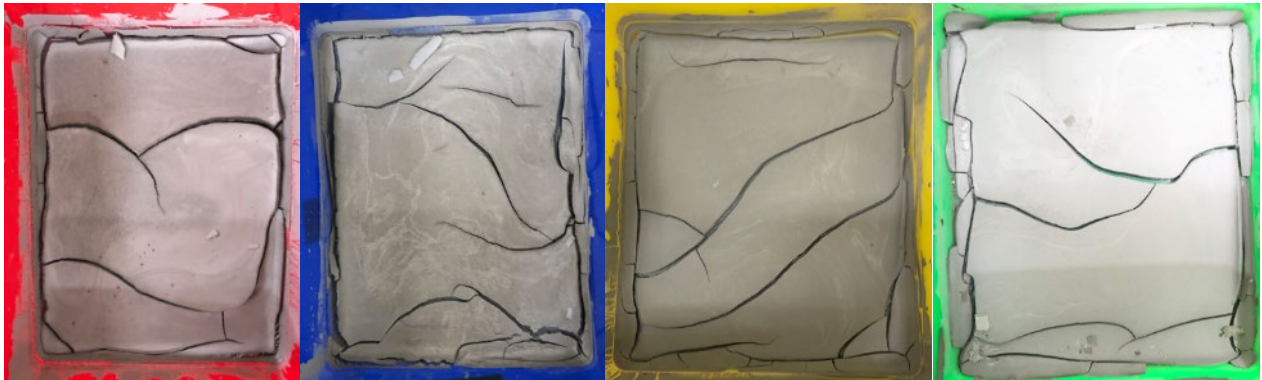


(圖 60)

在四個地點中，新養女湖內含有大量的原油，而也只有在新養女湖內觀察到此現象，因此推測原油可能會導致泥裂寬度變大。

5. 厚度與泥裂的特殊現象：

以下圖 61、圖 62、圖 63、圖 64 為四個地點，模擬實驗厚度 1cm 的樣本，透過觀察，會發現其裂縫並無展現該地泥漿應有的特徵，經過多次實驗驗證後，推斷泥漿在厚度很薄的時候（約 1.5cm 以下），不會表現裂縫特徵。



(圖 61)

(圖 62)

(圖 63)

(圖 64)

6. 小結

從圖片可看出小滾水泥火山的泥漿裂縫寬度最為平均，透過參考文獻，推論此現象形成的原因，是因為其成分中鎂含量較多，泥漿黏稠度不高，水分蒸發時所產生的張力較沒有滾水坪、潔底山來的大，因此裂縫模樣較細長且圓滑，而另外兩處的泥漿裂縫出現大小不一且零散的特性，推測其也和泥漿黏稠度較高有關。

柒、結論：

- 一、裂縫角度：泥漿裂痕角度可以大致分為 60° 、 90° 、 120° 、 150° 、 180° 。
- 二、透過 RNN 模型，可得知不同成分對裂縫角度影響及差異。
- 三、裂縫的形式透過觀察，可以歸類成三種：直線增長、三岔增長、十字增長。
- 四、以 CNN 模型，得到的角度數據分佈與前人做的實驗數據分佈相符。
- 五、CNN 分類模型準確率達 83 %。透過模型找出分岔點座標。
- 六、角度計算程式：透過深度優先搜尋（DFS）將角度計算程式誤差降低至 $\pm 2^\circ$ 。
- 七、RNN 模型準確率達 93%，透過裂縫角度個數以及裂縫數，成功判斷泥火山成分與含水量。
- 八、透過斜方差矩陣，可得知鉀和鋁對裂縫角度的影響最大。
- 九、透過應力分析出各地區的泥裂的規律性，透過特徵可大略判斷圖片對應之泥火山位置。

捌、未來展望

- 一、將此模型調整參數後應用在其他材料上，如混凝土、花崗石、大理石，降低對塔樓做安全評估的難度，針對預測到的裂縫走向做相對應的防護措施。
- 二、將遞歸類神經網路（RNN）改寫成卷積長短期記憶類神經網路（CNN - LSTM），以圖形預測測裂痕走向。
- 三、將模型應用於牆壁上的裂縫，預測出裂縫未來走向，使漏水或危樓等情形能提前警示並解決。
- 四、用照片計算出裂痕之應力及張力，以推測出房屋預計倒塌時間。
- 五、將本研究應用在工程地質上。缺水時，泥岩會呈現凹凸不平的狀況，且會使地質變得脆弱透過本研究可以判斷此地質是否處於缺水的狀態，並加水避免地質變得脆弱。

玖、參考文獻

- 一、Yang, S.-F., & Cheng, C.-H. (2014). Fast computation of Hessian-based enhancement filters for medical images. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 116(3), 215 – 225.
doi:10.1016/j.cmpb.2014.05.002
- 二、Hao, M., Lu, C., Wang, G., & Wang, W. (2017). An Improved Neuron Segmentation Model for Crack Detection – Image Segmentation Model. *Cybernetics and Information Technologies*, 17(2), 119 – 133. doi:10.1515/cait-2017-0021
- 三、Ni, F., Zhang, J., & Chen, Z. (2018). Pixel-level crack delineation in images with convolutional feature fusion. *Structural Control and Health Monitoring*, e2286. doi:10.1002/stc.2286
- 四、Mukherjee, S., Condrón, B., & Acton, S. T. (2015). Tubularity Flow Field—A Technique for Automatic Neuron Segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 24(1), 374 – 389.
doi:10.1109/tip.2014.2378052
- 五、Mohan, A., & Poobal, S. (2017). Crack detection using image processing: A critical review and analysis. *Alexandria Engineering Journal*. doi:10.1016/j.aej.2017.01.020

- 六、Salman, M., Mathavan, S., Kamal, K., & Rahman, M. (2013). Pavement crack detection using the Gabor filter. 16th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2013). doi:10.1109/itsc.2013.6728529
- 七、Mathavan, S., Rahman, M. M., & Kamal, K. (2012). Application of Texture Analysis and Kohonen Map for Region Segmentation of Pavement Images for Crack Detection. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2304(1), 150 – 157. doi:10.3141/2304-17
- 八、Oliveira, H., & Correia, P. L. (2013). Automatic Road Crack Detection and Characterization. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 14(1), 155 – 168. doi:10.1109/tits.2012.2208630
- 九、Wang, P., & Huang, H. (2010). Comparison analysis on present image-based crack detection methods in concrete structures. 2010 3rd International Congress on Image and Signal Processing. doi:10.1109/cisp.2010.5647496
- 十、Goehring, L. (2013). Evolving fracture patterns: columnar joints, mud cracks and polygonal terrain. *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 371(2004), 20120353 – 20120353. doi:10.1098/rsta.2012.0353
- 十一、Shin, H.-C., Roth, H. R., Gao, M., Lu, L., Xu, Z., Nogues, I., ... Summers, R. M. (2016). Deep Convolutional Neural Networks for Computer-Aided Detection: CNN Architectures, Dataset Characteristics and Transfer Learning. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 35(5), 1285 – 1298. doi:10.1109/tmi.2016.2528162
- 十二、Hopfield, J. J. (1982). Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 79(8), 2554 – 2558. doi:10.1073/pnas.79.8.2554
- 十三、Wang, R. (2011, November 09). Morphology. Retrieved December 28, 2020, from <http://fourier.eng.hmc.edu/e161/lectures/morphology/node1.html>
- 十四、Yeh, J (2017 年 12 月 25 日) · [資料分析&機器學習] 第 5.1 講: 卷積神經網絡介紹

(Convolutional Neural Network) · 取自 <https://medium.com/jameslearningnote/資料分析-機器學習-第5-1講-卷積神經網絡介紹-convolutional-neural-network-4f8249d65d4f>

十五、忆臻（2017年11月8日）· 一文搞懂RNN（循环神经网络）基础篇 · 取自 <https://zhuanlan.zhihu.com/p/30844905>

十六、石田保輝, 宮崎修一（2017）· 演算法圖鑑 · （陳彩華譯）· 出版社：臉譜 · （原著出版年：2017）

十七、Sami, N. A. (2016). Effect of magnesium salt contamination on the behavior of drilling fluids. *Egyptian Journal of Petroleum*, 25(4), 453 – 458. doi:10.1016/j.ejpe.2015.10.011

十八、Hosein, R., Haque, S., & Beckles, D. (2014). Mud Volcanoes of Trinidad as Astrobiological Analogs for Martian Environments. *Life*, 4(4), 566 – 585. doi:10.3390/life4040566

【評語】 051907

應用深度學習建構泥火山泥裂成分與裂縫特徵模型，訓練 CNN 模式判釋影像，並自動分類裂痕型態(空白、分叉、裂痕)，技術可行，具有人工智慧應用於地科之探究精神，唯 裂痕的張力與應力並未說明如何分析，且未與研究結果有相關應用，實屬可惜。實驗日誌應標示日期時間，只有呈現將泥漿烘烤的過程和觀察裂成之紀錄，不夠完整。下面幾點建議供作品改進之參考：

1. 研究設備及器材應列出研究目的一和二的相關設備。
2. 作品說明書有圖文不符之處，例如 P15 頁內文出現圖 12315，而 p16 內文中之圖 29 應是指圖 30，應全文仔細檢視修正。
3. p14~p16 之圖和數據沒有說明是自己測量所得，或是取自參考文獻。
4. 結論很突兀，未出現在之前的討論內容中，建議要針對七項研究目根據研究分析結果，彙整出具體結論。

作品簡報

61

應用深度學習建構泥火山泥裂成分 與裂縫特徵模型

■全國中小學科學展覽會

■地球與行星科學科 高級中等學校組

01

研究動機



滾水坪泥火山實地圖



滾水坪泥火山實地圖2

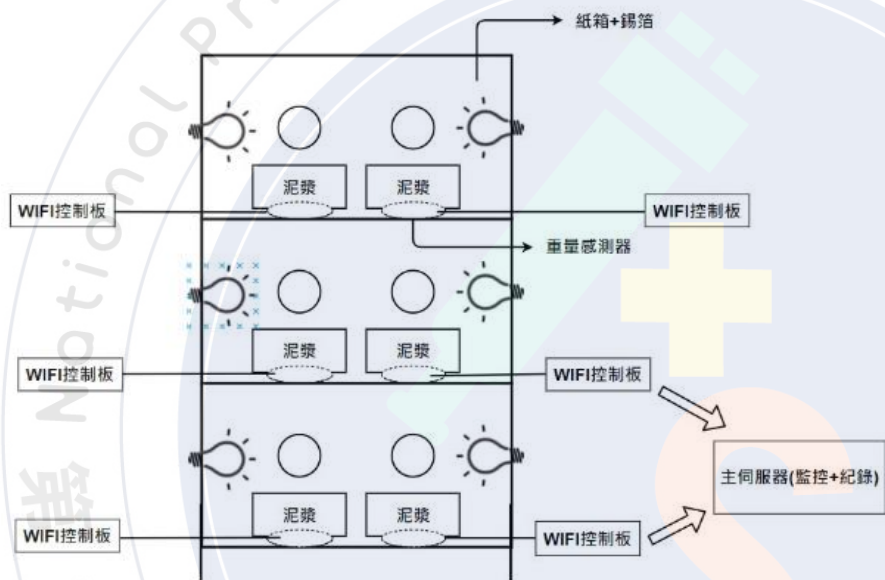


滾水坪泥裂圖

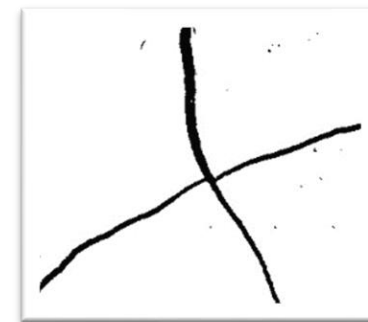


滾水坪泥裂圖2

02 研究方法



本研究為了收集大量的數據供類神經網路訓練，因而設計此裝置。



二值化前後



開運算

閉運算

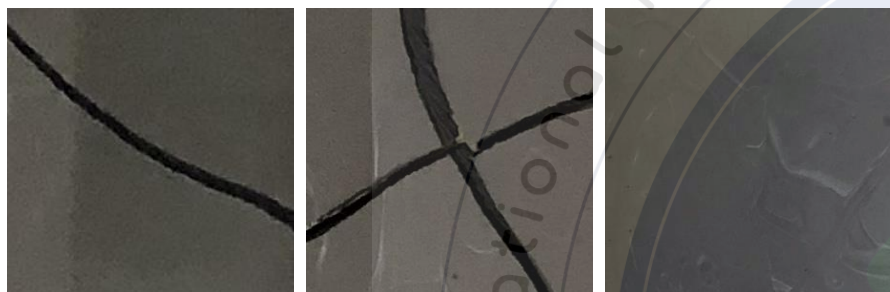


完成圖

03 研究方法

卷積類神經網路 (CNN)

將裂痕分為三個模式: 裂痕、分岔點、空白區域

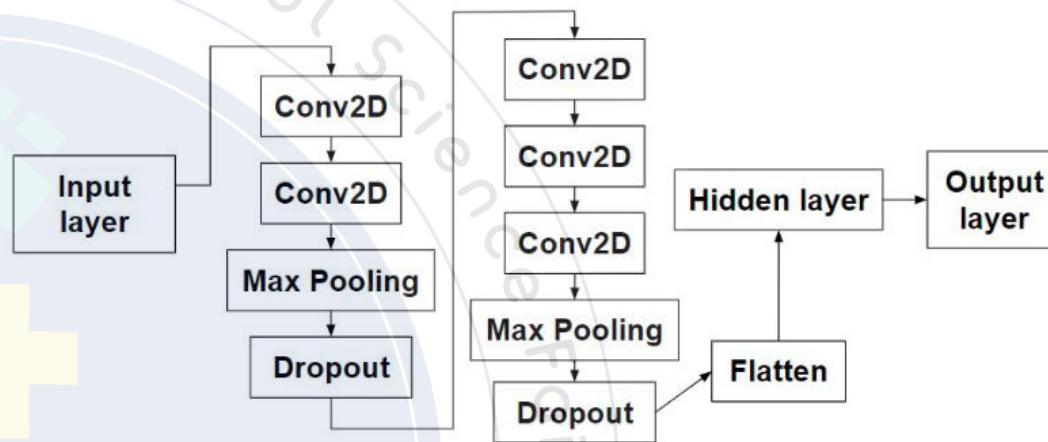


裂痕

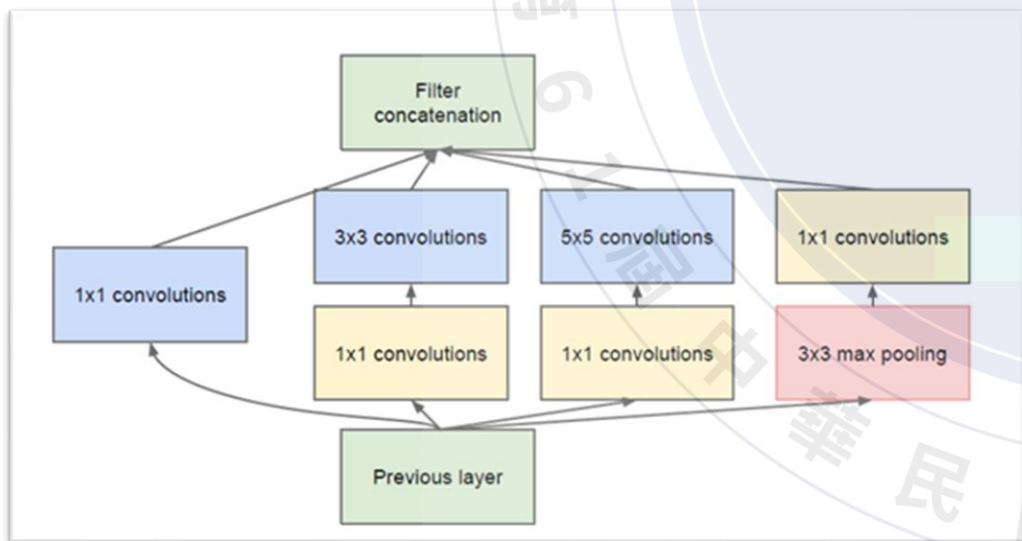
分岔點

空白區域

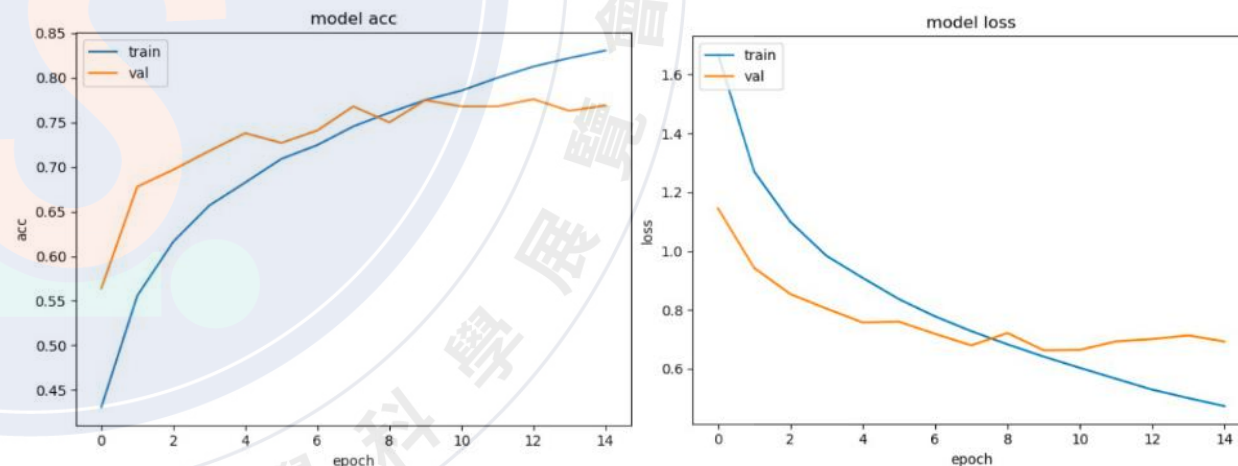
CNN流程圖



GoogleLeNet 冠軍模型



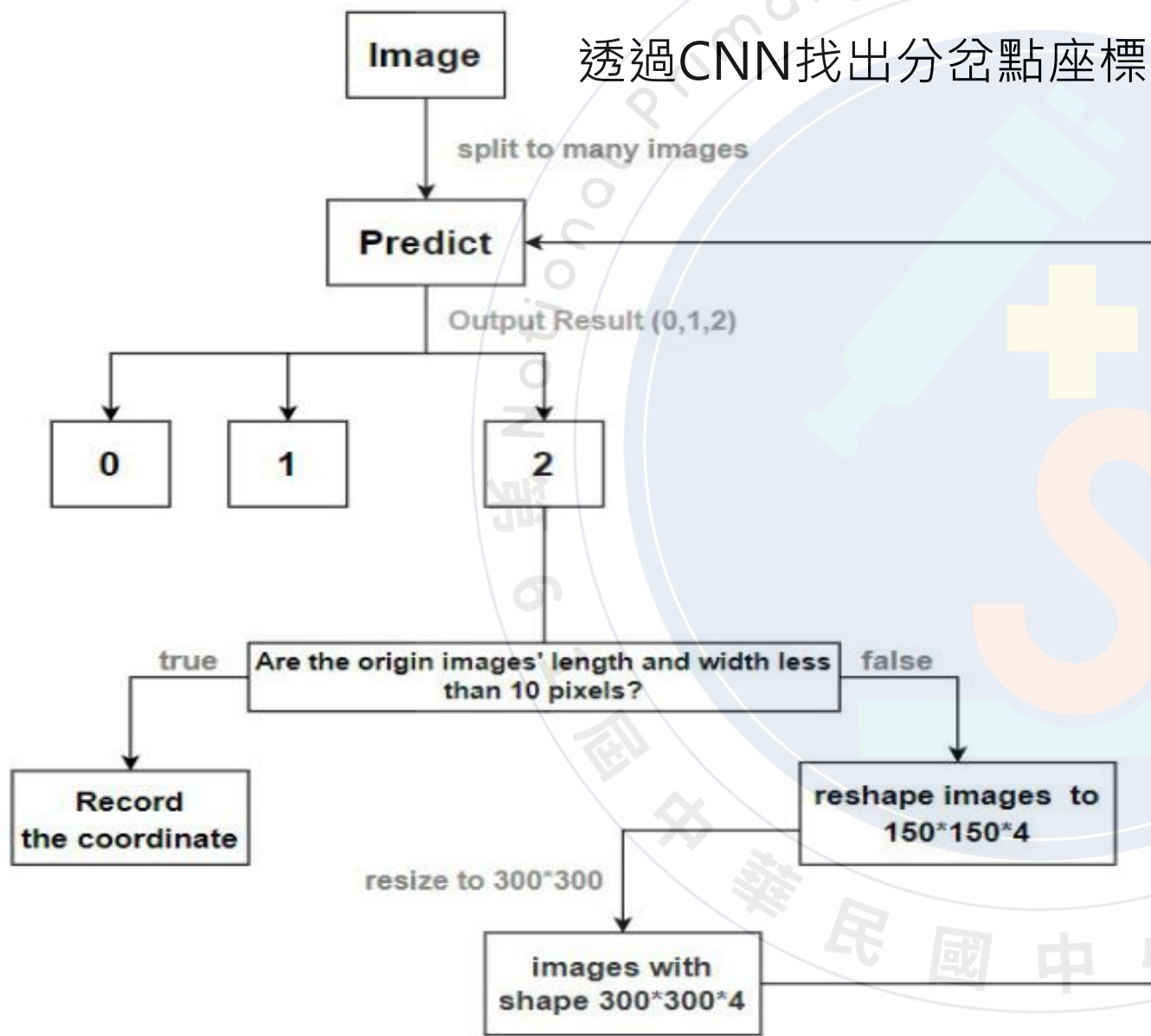
準確度與誤差圖表



透過CNN分類裂痕、分岔點、空白區域的正確率約為 **83%**

04 研究方法

透過CNN找出分岔點座標



角度測量程式

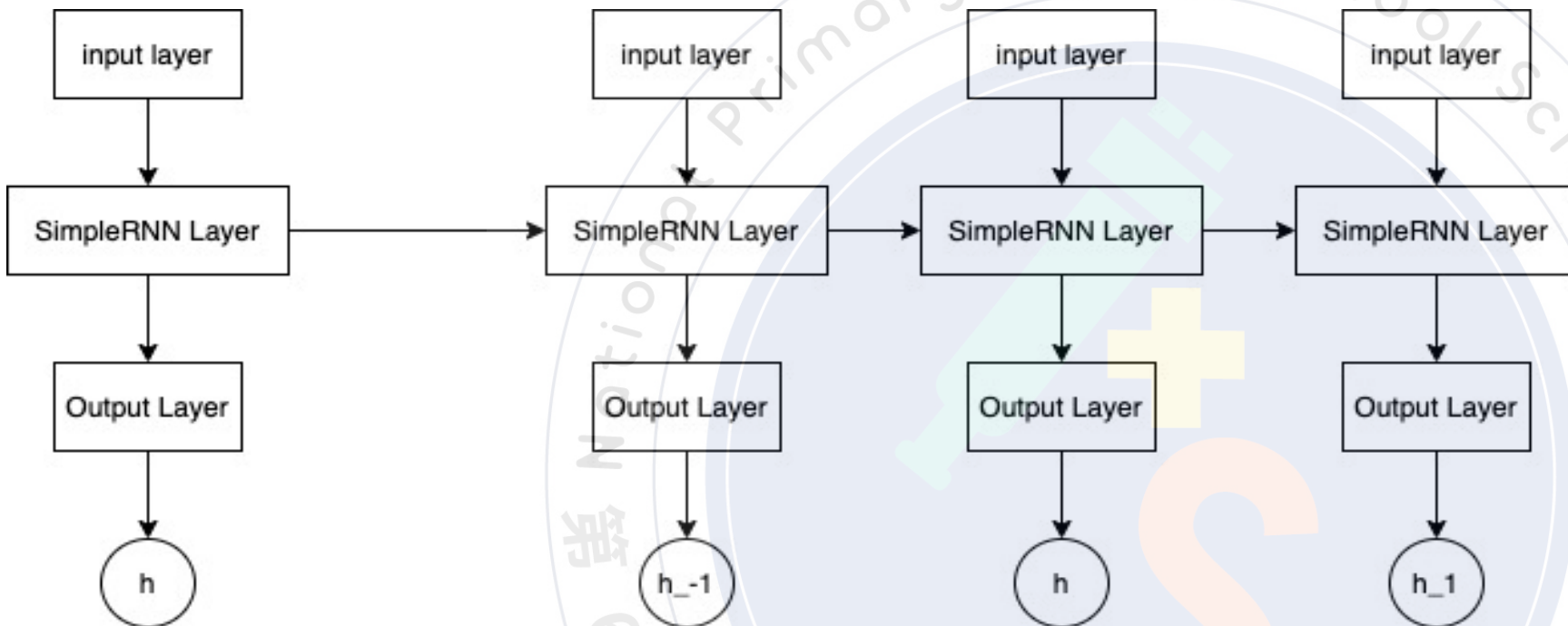
分岔點座標 → 鄰近裂縫
→ 斜率 → 角度



```
[[100 84 176]
 [120 62 178]
 [ 90 90 180]
 [120 119 121]
 [ 90 90 180]
 [ 90 90 180]
 [ 90 100 170]
 [ 85 95 180]
 [ 90 120 150]]
10
```

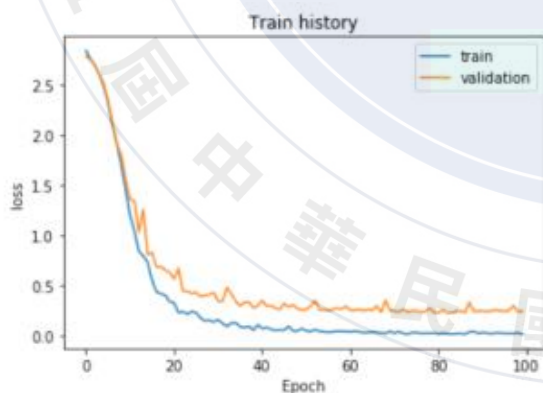
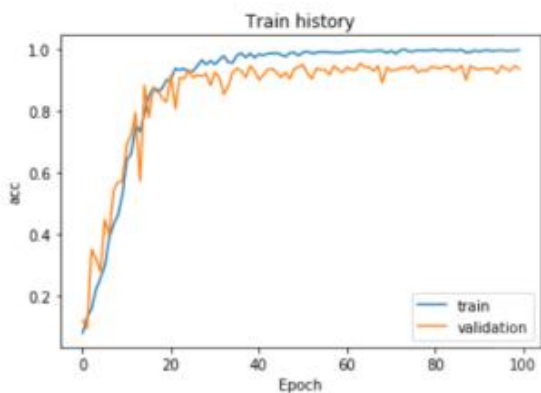
經過200組數據統計後，可將角度大致分為：60°、90°、120°、150°、180°

05 研究方法



遞歸類神經網路 (RNN)

角度以及裂縫數 → 濕度以及泥漿地區



輸入角度以及裂縫數得到濕度以及泥漿地區的正確率約為 93 %。

06 研究結果



1. 旗山斷層破裂帶：

• 滾水坪

底部旗山斷層未出露

地形：泥火山噴發口四周坡度小

• 小滾水

背斜構造軸部與翼部斷層之間

地形：泥火山噴發口四周坡度大

• 新養女湖

底部旗山斷層未出露

地形：泥火山噴發口四周坡度小

2. 高坪海岸平原活動區：

• 潔底山

已成為觀光風景區，自然景貌已被破壞

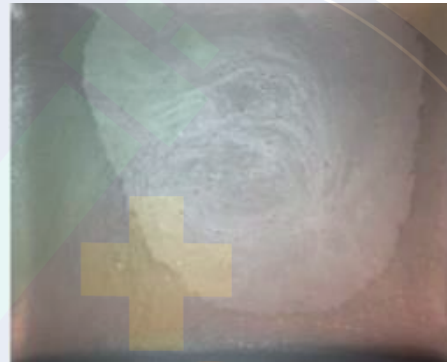
08 研究結果



圖一



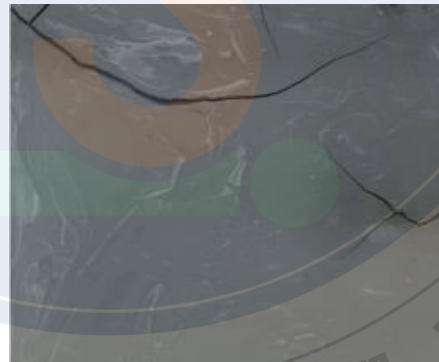
圖二



圖三



圖五

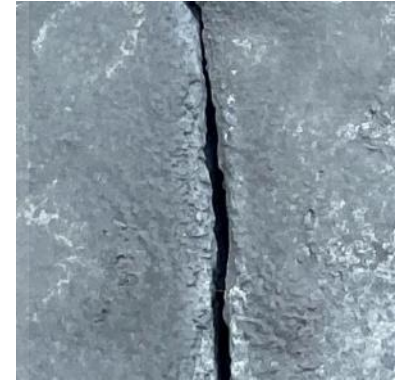


圖四

泥漿乾燥分為四階段：

1. 混濁期(100%)
2. 沉澱期(100%~75%)
3. 濕潤期(75%~15%)
4. 乾燥期(15%~0%)

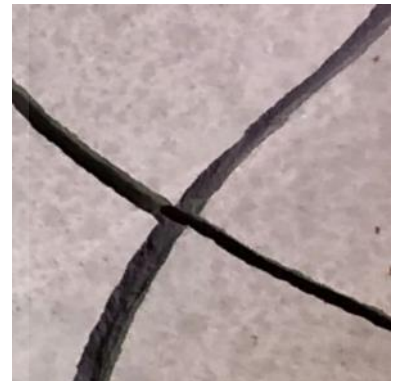
直線裂縫



三岔裂縫



十字裂縫



09 研究結果

作用力分析

在經過長時間的曝曬後，泥漿當中的水分會蒸發到空氣中，導致泥漿向內收縮。

在地形平坦的區域，未經外在的力所影響的情況下，水蒸發產生的張力會成為裂縫產生的主要原因。

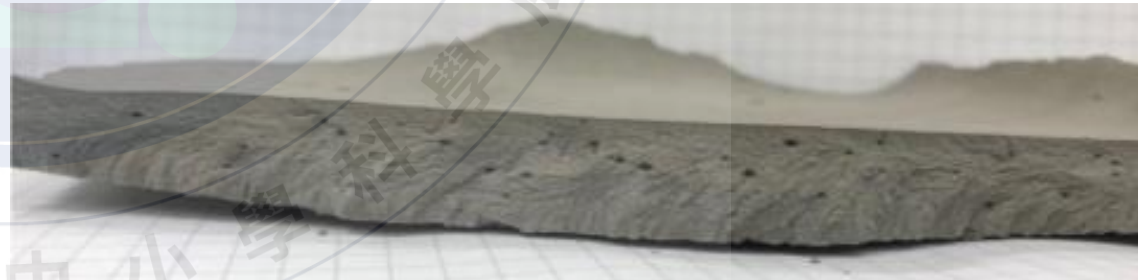
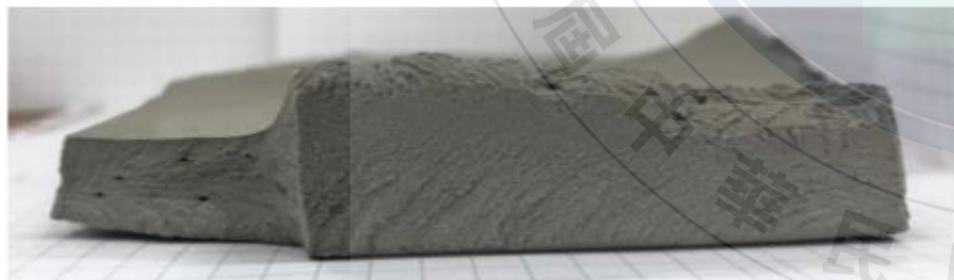


10 研究結果



作用力分析

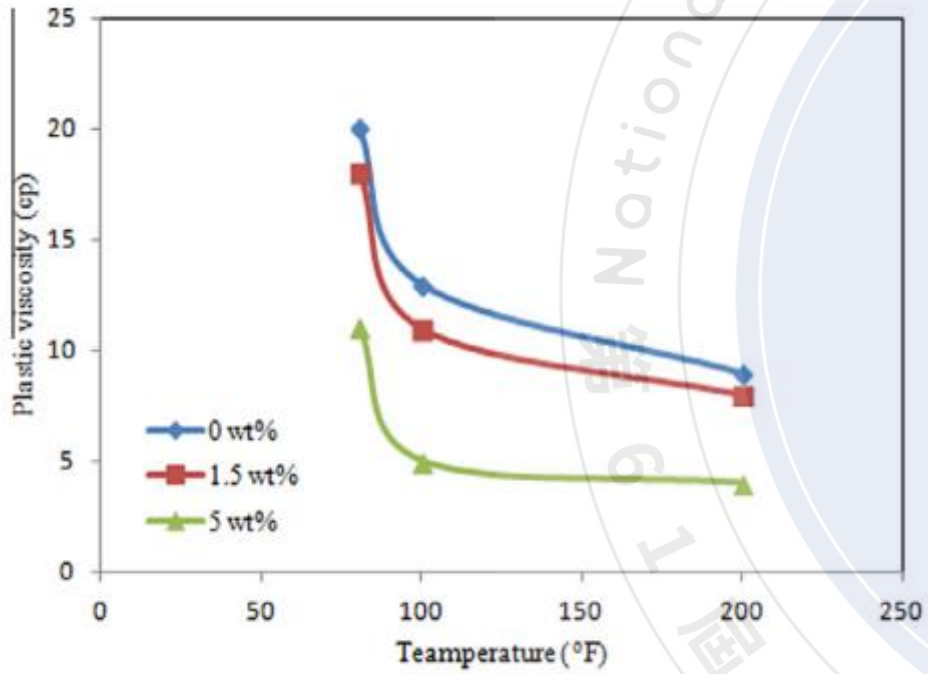
在左圖中繪製出了各個泥塊產生的張力（紅色箭頭），即為促使裂縫形成的力，泥塊中央有出現許多的突起，因為四周向內收縮產生的張力匯集在一個區域，形成應力（藍色箭頭）並使泥漿突起。



11 研究結果

各地裂縫分析

鎂與溫度對泥漿黏稠度的影響



(doi:10.1016/j.ejpe.2015.10.011 P5-Fig6)



滾水坪



小滾水



深度0.5~1.5cm 樣本



新養女湖



瀑底山