

利用機器學習建立彩虹影像辨識模型之初步研究

許宸瑋 周昆炫

中國文化大學大氣科學系

Outline

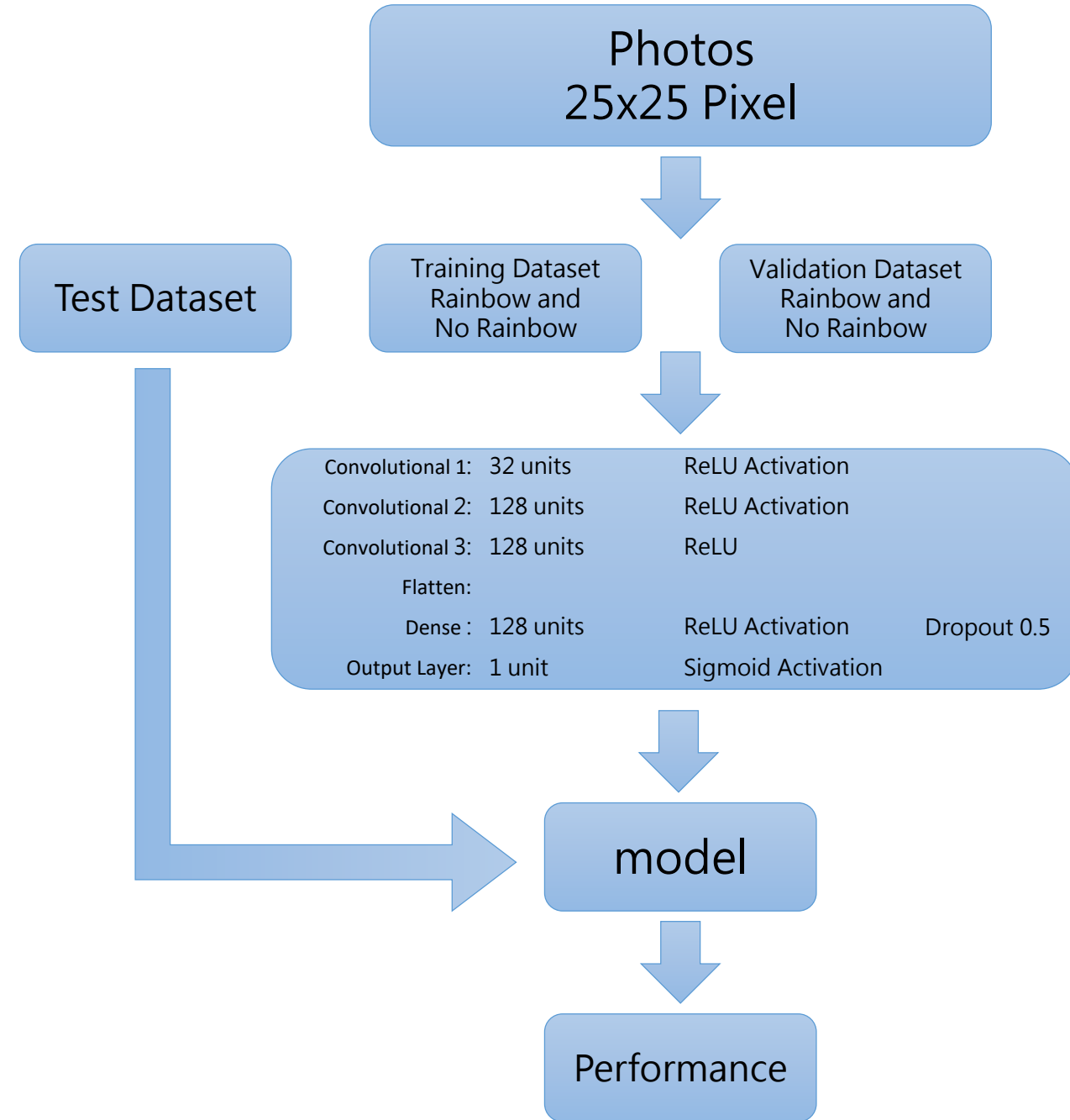
- 動機
- 研究方法
- 結果
- 結論及未來展望

動機

- 彩虹是大氣常見的光學現象，受世人著迷與追隨，但往往稍縱即逝。隨著科技日新月異，機器學習技術也逐漸被廣泛應用，包含車牌，人臉等物件辨識，不僅提高執行效率，也降低人力成本。因此本研究希望透過機器學習技術辨識彩虹影像，一方面了解機器學習技術在辨識大氣光學現象的能力，再者也可透過此技術為研究及彩虹愛好者有更優良的工具應用。
- 陳鑫濤(2022)利用雲解析風暴模式(CReSS)，篩選路徑及強度後選出10個侵台颱風作為研究個案。並使用Python程式語言的Keras架設機器學習模型，研究針對總累積降雨的相似性技術得分(SSS)，結果顯示可以適當掌握未來真實SSS的上升下降趨勢。
- Tsai and Wang(2017)利用卷積神經網路(CNN)分類衛星影像雲的種類，如高雲、中雲、低雲、直展雲等，並透過CNN將圖像分層及特徵提取，結果CNN具有良好辨識性能，辨識效果優於傳統的機器學習方法，並且具有更好的穩定性和穩健性。

研究方法

- 本研究使用Tensorflow建構和訓練卷積神經網絡 (CNN)，此模型透過多層的卷積層提取圖片特徵，每一層再透過池化層把圖像中重要的特徵保留下來，這樣可以幫助模型聚焦在訓練圖片的關鍵特徵。
- 圖片則利用文化大學大氣科學系彩虹監視器所拍攝之影像蒐集有彩虹及無彩虹影像並將其裁切為25x25像素影像，然後挑選彩虹特徵及無彩虹特徵共680張圖片，其中480張做為訓練集(Training Dataset)，每一類各240張，其餘200張作為驗證集(Vaildation Dataset)，每一類各100張，並使用Tensorflow建立機器學習模型，訓練流程如右圖。



研究方法

	train	validation	epochs	batch size	Dense	learning rate
V1	220	80	50	16	128	0.001
V1-1	220	80	100	16	128	0.001
V2	240	100	50	16	128	0.001
V2-1	240	100	100	16	128	0.001

- 模型辨識結果

另外挑選有彩虹及無彩虹日，依上表參數設定後所訓練的模型測試，模型測試以25x25像素為單位產生辨識分數，數值介於0~1，若辨識分數>0.5，即標註為彩虹，結果以下方式呈現:

藍色為0.5~0.59

綠色為0.6~0.69

黃色為0.7~0.79

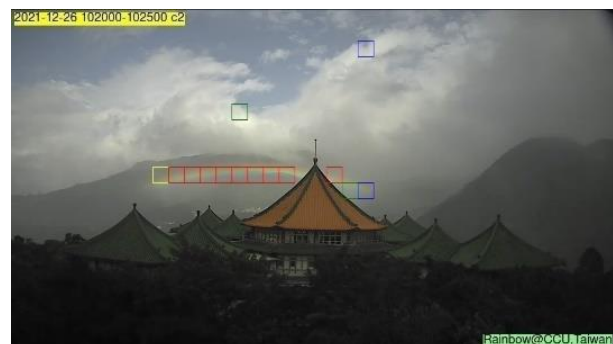
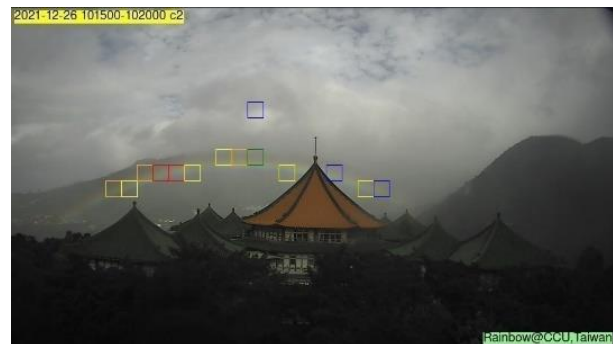
橘色為0.8~0.89

紅色為0.9~0.99

洋紅色為1

彩虹影像辨識-V1

train	validation	epochs	batch size	Dense	learning rate
220	80	50	16	128	0.001



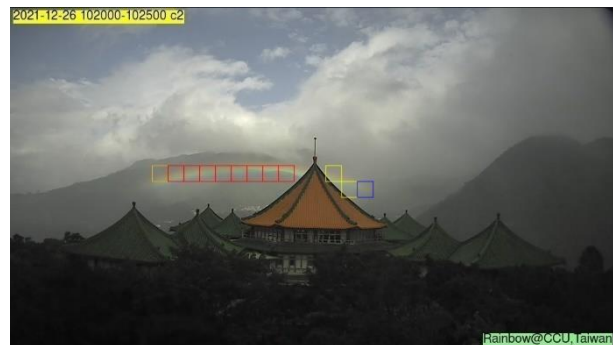
彩虹影像辨識-V1-1

train	validation	epochs	batch size	Dense	learning rate
220	80	100	16	128	0.001



彩虹影像辨識-V2

train	validation	epochs	batch size	Dense	learning rate
240	100	50	16	128	0.001



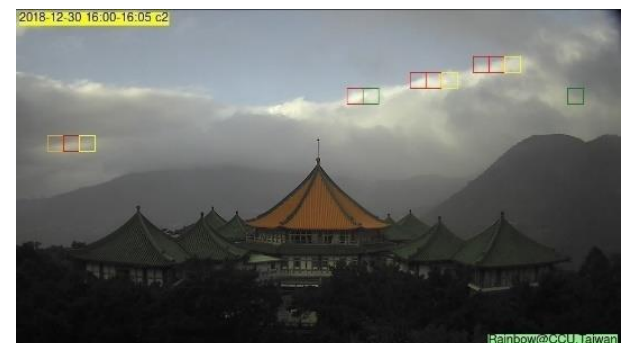
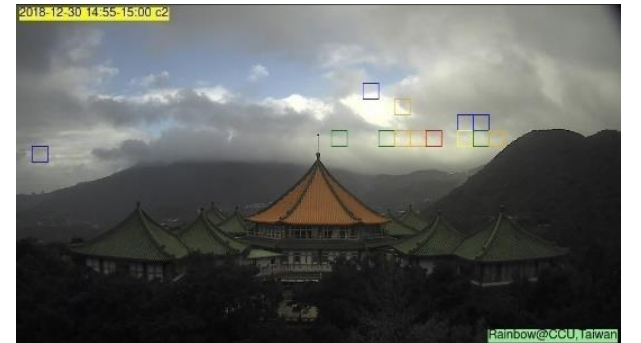
彩虹影像辨識-V2-1

train	validation	epochs	batch size	Dense	learning rate
240	100	100	16	128	0.001



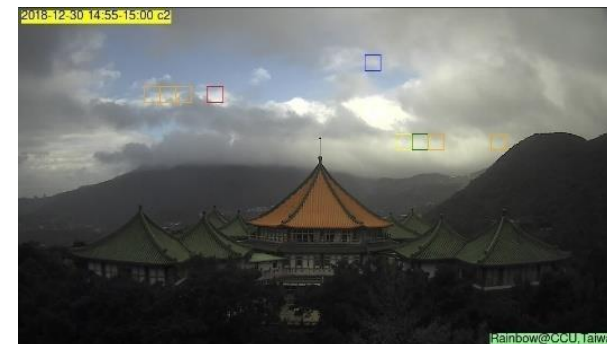
彩虹影像辨識-無彩虹V1

train	validation	epochs	batch size	Dense	learning rate
220	80	50	16	128	0.001



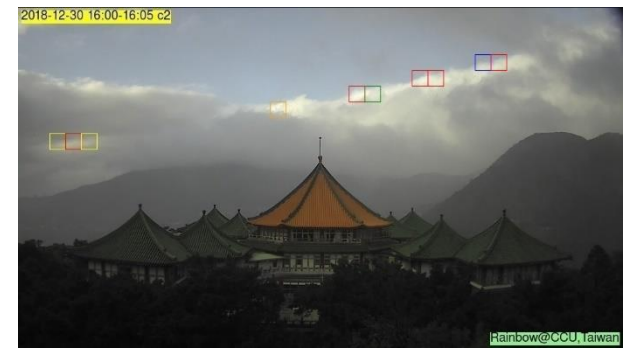
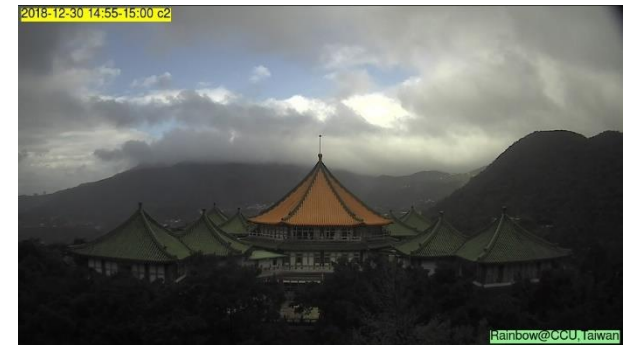
彩虹影像辨識-無彩虹V1-1

train	validation	epochs	batch size	Dense	learning rate
220	80	100	16	128	0.001



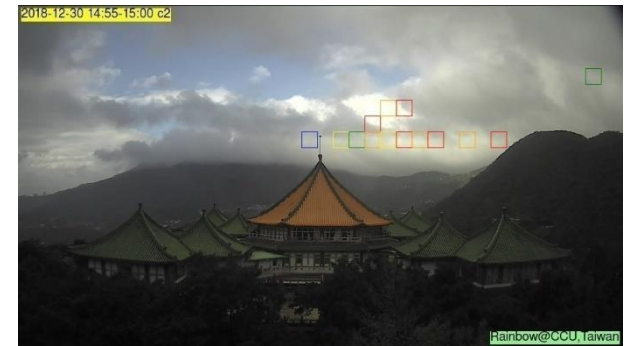
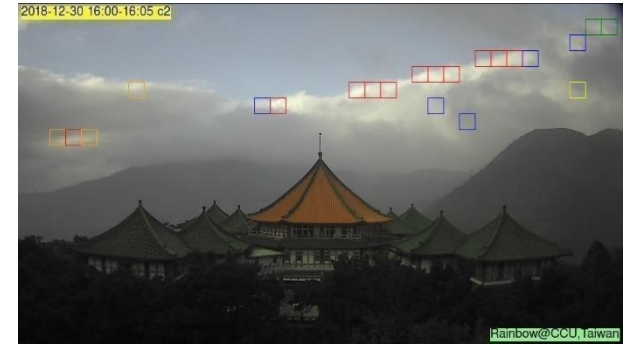
彩虹影像辨識-無彩虹V2

train	validation	epochs	batch size	Dense	learning rate
240	100	50	16	128	0.001



彩虹影像辨識-無彩虹V2-1

train	validation	epochs	batch size	Dense	learning rate
240	100	100	16	128	0.001



彩虹影像辨識-分析結果

- 有彩虹類別經人工挑選有彩虹25x25像素影像後，辨識結果分為以下四類：

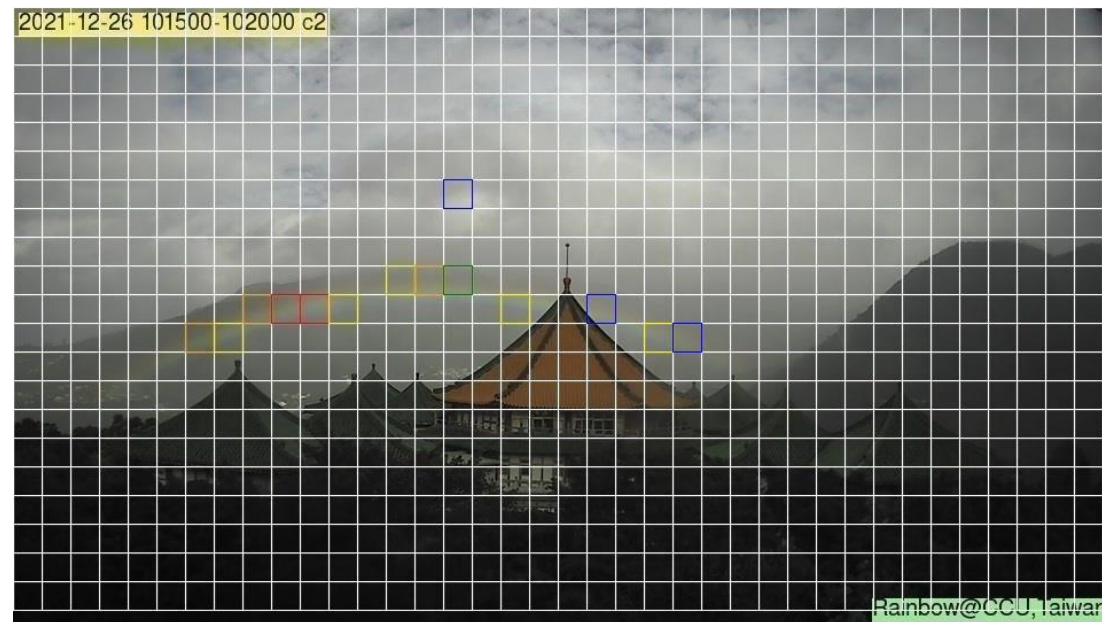
1. 有彩虹且被辨識(TP)
2. 有彩虹但未辨識(FN)
3. 無彩虹但被辨識(FP)
4. 無彩虹且未辨識(TN)

準確度計算為 $(TP+TN)/(TP+TN+FP+FN)$ ，其中 $TP+TN+FP+FN$ 即為25x25像素總量，共798個像素。

- 無彩虹類別以任一像素辨識為彩虹即視為錯誤辨識，準確度計算為 $1-(\text{辨識為彩虹像素量}/\text{像素總量})$

即 $TP=0, FN=0$

$$\begin{aligned} (TP+TN)/(TP+TN+FP+FN) &= TN/(FP+TN) \\ &= 1-FP/(FP+FN) \end{aligned}$$



準確度計算舉例如上圖：

TP:13

TN:773

FP:1

FN:11

準確度：

$$(13+773)/798 = 0.985$$

彩虹影像辨識-分析結果

將各版本各圖像辨識準確度進行平均，每一版本共10張圖片。

	有彩虹	無彩虹
V1	0.991	0.997
V1-1	0.987	0.997
V2	0.990	0.995
V2-1	0.987	0.993

結論與未來工作

- 根據目前的測試結果，兩個版本在彩虹辨識上的準確度都相當不錯。在含有彩虹的圖片中，幾乎所有的彩虹區域都被成功辨識出來。然而，V2版本在沒有彩虹的區域中出現了較多誤判情況，將某些未包含彩虹的區域誤判為有彩虹。而在沒有彩虹的圖片中，兩個版本大部分都正確地未辨識出彩虹，但在少數色調差異較大的像素區域中，仍有誤判為彩虹的情形。
- 綜合結果來看，目前測試中的彩虹影像辨識技術具有一定的可行性，但依然存在一些像素因色調差異大而被誤判為彩虹的情況。此外，測試過程中也出現了因彩虹色彩過淡而無法辨識的情況，這對後續測試產生一定的挑戰，從分析結果也可看出此瓶頸。接下來，測試將著重於持續修改訓練樣本的取樣策略及調整樣本數量，期望提高辨識的準確性。

Thank you for listening!