

2025 年【科學探究競賽-這樣教我就懂】

普高組 成果報告

題目名稱：雲屬判讀 Teachable Machine AI 模型

一、摘要

本研究利用 Teachable Machine 建立可辨識十種雲的模型，實現自動判讀雲屬。研究參考國際雲圖鑑收集雲的影像，並探討學習率與訓練次數對模型準確度的影響。結果發現，像層積雲與積雨雲因外觀多變較容易混淆，整體而言，使用較低的學習率能提升準確率，而訓練次數變化的影響較小。本研究證明機器學習可應用於雲的分類，未來可透過更多資料與模型優化來提升表現。

二、探究題目與動機

近年來，氣象觀測越來越常使用無人氣象站來收集資料，提升了效率。不過，目前最難自動觀測的就是「雲」，因為雲的形狀變化很多，很難用機器準確分類。雲不只分成十大雲屬，還有更多細分類型與變化，傳統上都靠有經驗的人來判斷，容易因人而異，影響資料的標準性。雖然現在有些儀器能觀測雲，但常因空氣品質或濕度影響準確度。本研究想利用人工智慧影像辨識技術，透過 Teachable Machine 訓練能辨識十種雲的模型，希望讓雲的觀測變得更自動化，也幫助氣象科學獲得更精準的資料。

三、探究目的與假設

本研究希望透過人工智慧技術，開發一套可以自動判斷雲種類的系統。利用 Teachable Machine 訓練模型，讓使用者只要用手機或相機拍攝天空，就能即時知道是哪一種雲。這樣不但能幫助氣象觀測變得更快速、更準確，也能減少對人工經驗的依賴。我們也會進一步了解訓練參數（像是學習率和訓練次數）會如何影響模型表現，以及模型容易混淆的雲種類有哪些。

- 1、訓練能夠分別十雲屬的模型。
- 2、探討學習率和訓練週期對雲屬判讀模型的影響。
- 3、分析 AI 在判讀雲屬混淆的細節和可能原因。
- 4、探討雲屬判讀 AI 模型未來發展與應用。

四、探究方法與驗證步驟

探究方法:

1、資料準備與拍攝方式:

為了訓練 AI 去認識各種雲，本研究需要大量的雲照片。這些照片要有清楚的特徵，並且知道照片中是哪一種雲。為了讓 AI 學習準確且有依據的資料，我們使用「世界氣象組織（WMO）」出版的國際雲圖鑑，來當作分類和學習的標準。不過這些照片有些模糊、有些混了兩種以上的雲，所以我們會把這些不合用的照片剔除，只保留清楚且單一雲種的圖片來訓練 AI，每一種雲大約使用 50 張。

2、訓練 AI 模型的方法

為了讓 AI 能正確分辨雲的種類，我們把照片分成三組：

- (1)訓練集：教 AI 認識雲的特徵。
- (2)驗證集：在訓練中測試 AI 學得如何，幫助我們調整設定。
- (3)測試集：在最後評估 AI 是否真的學會。

這些圖片經過整理後，我們用 Teachable Machine 的 AI 模型來訓練模型，這是由 Google 提供的圖像辨識平台，使用的是一種模仿人腦學習的技術，叫做「卷積神經網絡」（CNN）。

3、調整模型設定的方式

要讓 AI 學得更準確，我們會調整一些「訓練參數」

- (1)圖片大小（224×224 像素）：統一照片尺寸，讓 AI 更好學習。
- (2)批量（每次訓練的圖片數量）：設定一次學習幾張圖片。
- (3)訓練週期（Epochs）：每張圖片讓 AI 學習幾次。測試三個不同的訓練週期（45、50、55）來找出哪一種效果最好。
- (4)學習率（Learning Rate）：決定 AI 每次更新答案的速度。測試三個不同的學習率（0.00101、0.001、0.00099）來找出哪一種效果最好。

4、分析結果

(1)分類準確率：

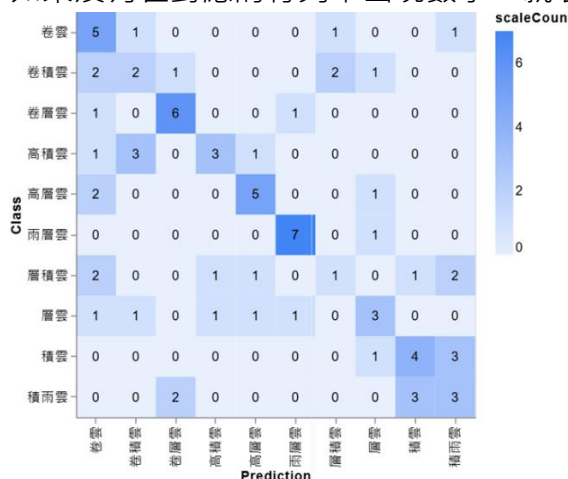
我們計算 AI 判斷每一種雲的正確率，看看哪些雲它分得好、哪些常混淆。

準確率公式如下：

$$\text{某類別準確率} = \frac{\text{正確分類為該類別的數量}}{\text{被模型分類為該類別總數量}}$$

(2)混淆矩陣：

如圖一，這是一種幫助我們了解 AI 容易混淆哪兩種雲屬的圖表。橫軸為預測雲屬，縱軸為輸入的雲屬，如果橫軸縱軸對應到相同雲屬顏色越深的色塊，數字越大準確率也越高，如果沒有在對應的行列中出現數字，就表示模型對於不同的雲屬產生了混淆。



圖一、混淆矩陣範例。

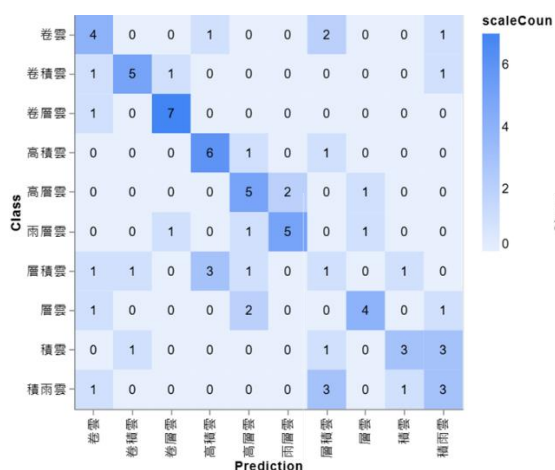
(3)雲屬準確率與混淆原因分析

最後，我們針對 AI 分錯的雲種進行人工判斷，觀察它們在外觀上哪裡容易誤會。例如某些雲形狀變化多，都可能導致 AI 混淆。我們希望透過這些觀察讓未來的模型變得更準確、更不容易混淆。

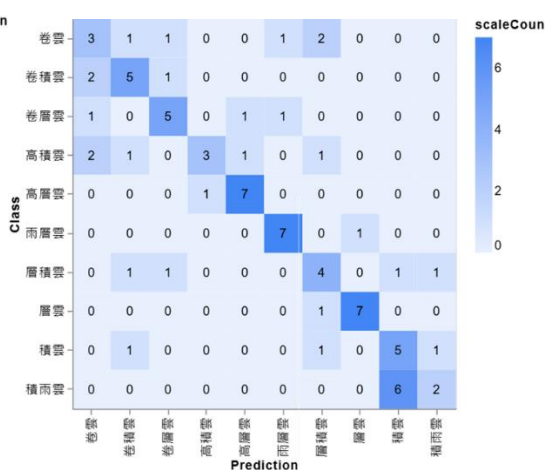
驗證步驟說明:

1、訓練週期對模型準確率的影響

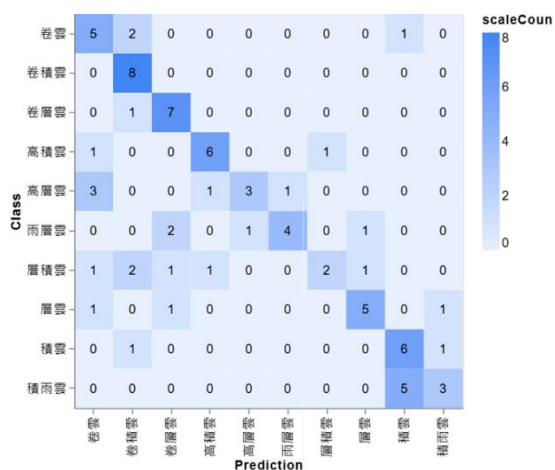
將訓練次數 (Epoch) 設定為 45、50 和 55，觀察模型在學習不同雲種的準確率和混淆矩陣的變化。經由下列圖二到圖四結果發現：



圖二、週期 45 各類別混淆矩陣



圖三、週期 50 各類別混淆矩陣



圖四、週期 55 各類別混淆矩陣

(1)從 45 提高到 50 週期時，多數雲種的分類準確率都有明顯進步，代表模型還在「有效學習」，學得越久越準。

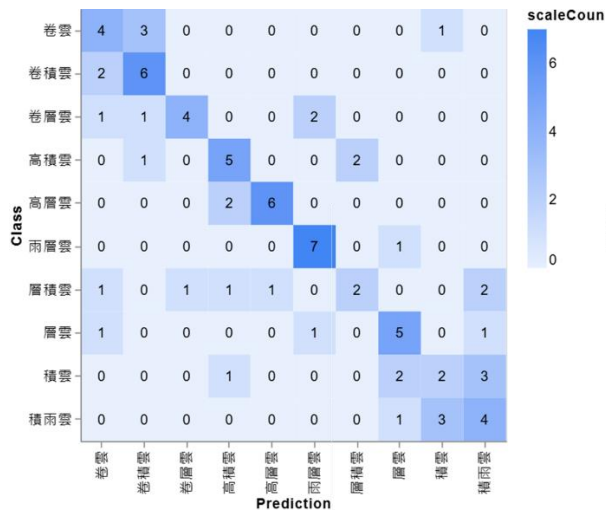
(2) 從 50 提高到 55 週期，雖然總體準確率還是變高，但有幾種雲 (像是層積雲和積雨雲) 反而準確率變差，可能是模型「記太多細節」，導致某些雲看起來越來越像。

(3)總體來說，訓練越多次，模型表現會更好，但成長速度在 50 週期後變慢，甚至部分類別會出現反效果。

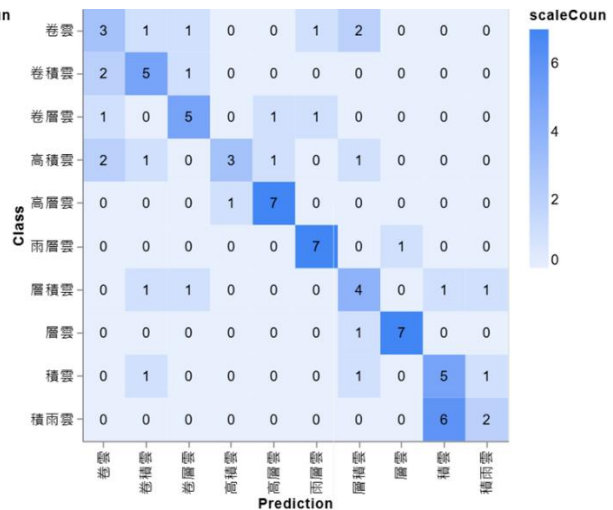
(4)45 到 50 週期的準確率提升幅度最大，而 50 到 55 週期提升幅度較小，代表模型到了某個程度就不太會進步太多。50 週期較適合作為雲屬判讀超參數設定。

2、學習率對模型準確率的影響

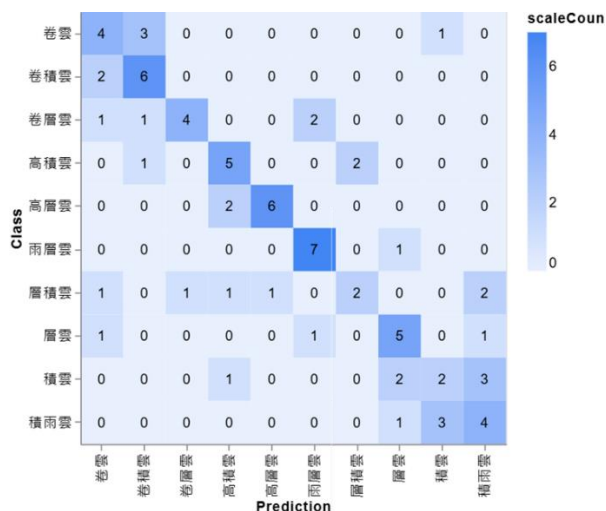
將學習率設定為 0.00099、0.001 和 0.00101，觀察模型在學習不同雲種的準確率和混和矩陣的變化。經由下列圖結果發現：



圖五、學習率 0.00099 各類別混淆矩陣



圖六、學習率 0.001 各類別混淆矩陣



圖七、學習率 0.00101 各類別混淆矩陣

(1)由圖五到圖七可觀察較高學習率(0.00101)會導致模型波動較大，某些類別(高積雲、雨層雲)準確率雖然提高，但其他類別的分類效果下降。

(2)適中學習率(0.001)讓模型有較均衡的學習效果，但部分類別的準確率仍然偏低，仍有進

步空間。

(3)較低學習率(0.00099)提供最佳的穩定性，讓模型能穩定收斂，但可能影響學習效率，需要較長的訓練時間才能獲得最優結果。

整體而言，較高的學習率較適合作為雲屬判讀模型的參數設定。

3、雲屬準確率與混淆原因分析

不同雲屬的準確率差異雲屬的平均準確率由高到低排序依序為：雨層雲、高層雲、卷積雲、高積雲、卷層雲、層雲、卷雲、積雲、層積雲、積雨雲。準確率最高的雨層雲和第二高的高層雲皆為水平擴散的層狀雲，兩雲數皆無雲類，較少外型變化。準確率最低的積雨雲因為分布範圍從地面附近到 2 公里高，可同時存在不同的構造(如:乳狀雲、弧狀雲、管狀雲等附屬雲)會因為附屬雲的差異導致準確率下降。層積雲準確率較其他雲屬低，推測其原因為層積雲型態多樣，層積雲的五個雲類皆和高積雲有所重疊，其形成的原因可由雨層雲、層雲、積雲、積雨雲轉化形成，因此層積雲出現時也時常伴隨其他雲屬，在僅使用圖像辨識的雲屬判讀模型存在準確率較低的問題。

表一、雲屬準確率排序和雲分類數的比較表

class	準確率排序	雲類數量	變形數量	附屬雲數量	衍生雲數量	轉化雲數量
卷雲	7	5	4	2	4	2
卷積雲	3	4	2	3	2	4
卷層雲	5	2	2	0	2	4
高積雲	4	5	7	5	2	4
高層雲	2	0	5	4	2	2
雨層雲	1	0	0	3	2	3
層積雲	9	5	7	6	4	3
層雲	6	3	3	2	6	1
積雲	8	4	1	8	5	2
積雨雲	10	2	0	12	7	1

五、結論與生活應用

結論：

1、模型訓練要低學習率、訓練週期適中

太快的學習會讓模型亂猜，太慢又花時間；我們發現「低學習率、50 訓練週期」是目前最適合雲圖辨識的組合。

2、雲屬的型態變化會和訓練的難易度相關

像雨層雲、高層雲因為是水平分布的雲屬長得穩定好認；而積雨雲、層積雲型態多變、常跟其他雲屬混淆，因此未來在積雨雲、層積雲的模型訓練中應加入更多不同型態的圖片增加其辨識度。

3、清晰雲圖+輕量 AI，就能有效辨識

本研究使用 WMO 雲圖鑑的資料，加上 Teachable Machine，讓「AI 看雲」不再是實驗室專利，一般人也能用。

生活應用：

(1)偏遠地區的即時氣象

衛星看不到的細節、雷達掃不到的區域，透過民眾手機拍照 + 雲屬 AI，就能補足地面觀測資料。

(2)天氣教學的互動工具

中小學生在進行雲的知識學習時，常因為沒有足夠的經驗，或是僅對單一圖片進行課程說明，而雲屬判讀 AI 模型可以及時讓學生操作觀雲記錄、氣象課堂討論、營隊活動判雲遊戲，用這項技術讓「學習氣象」更具體。

參考資料

- [1] 中央氣象署產品說明文件 地面氣象觀測資料. (2023, October 15). 中央氣象署. https://www.cwa.gov.tw/Data/data_catalog/2-1-1.pdf
- [2] Heinle, a., Macke, a., and Srivastav, a. (2010). Automatic Cloud Classification of Whole Sky Images, Atmos. Meas. Tech., 3, (<https://doi.org/10.5194/amt-3-557->), 565.
- [3] Heinle, a., Macke, a., and Srivastav, a. (2010). Automatic Cloud Classification of Whole Sky Images, Atmos. Meas. Tech., 3, (<https://doi.org/10.5194/amt-3-557->), 566–567.
- [4] 荒木健太郎. (2020). 愛上雲的技術-了解雲和天空的 25 個秘密，成為賞雲高手 (978-986-97921-6-5)pp.61-64
- [5] Liu, L., Sun, X., Chen, F., Zhao, S., & Gao, T. (2011). Cloud Classification Based on Structure Features of Infrared Images. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 28(3), 410-417. <https://doi.org/10.1175/2010JTECHA1385.1>
- [6] M. Jingyi, T. Zhang, J. Guodong, Y. Wenjun and Y. Bin, "Notice of Violation of IEEE Publication Principles: Ground-Based Cloud Image Recognition System Based on Multi-CNN and Feature Screening and Fusion," in IEEE Access, vol. 8, pp. 173949-173960, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.3026364.