

應用深度學習於雲遮預報

劉正欽¹ 張保亮¹ 洪景山² 陳傑宇³

¹氣象資訊中心 ²氣象科技研究中心

³NVIDIA_香港商輝達香港控股有限公司台灣分公司

中央氣象局

摘要

雲量預報在綠能的應用上扮演著相當重要的角色，其與太陽能發電量預報息息相關。數值天氣模式可提供與雲相關之預報資料(如：比濕、溫度)，但現階段利用雲相關預報資料進行雲量的估算仍相當具有挑戰性。因此，本研究首先嘗試利用雷達資料同化預報系統(RWRF)預報資料，結合深度學習的卷積神經網路(Convolutional Neural Network, CNN)來建立雲遮(Cloud Mask)模型。模型使用的輸入特徵(features)及輸出真值(label)分別為RWRF分析場及衛星反演之雲遮資料，並使用巢狀(Nested)網格的資料處理方式建立模型。初步結果顯示，雲遮模型平均的命中率約0.78，誤報率約0.2，本研究未來再一步改善模型的準確度與穩定性，以應用至雲量的預報上。

關鍵字：雲量、雲遮、卷積神經網路(CNN)、雷達資料同化預報系統(RWRF)、衛星反演

一、前言

雲量的預報在數值天氣預報模式中是一項關鍵議題，其與動力、地面收支、輻射及氣溶膠的交互作用有關。正確的雲量預報能提供即時性的應用，譬如空氣品質評估及機場營運(Fitch 2016)，甚而與太陽能發電量預報息息相關。數值天氣模式可提供與雲相關之預報資料(如：比濕、溫度)，但現階段利用雲相關預報資料進行雲量的估算仍相當具有挑戰性，Pour-Biazar, et al. (2007) 亦指出雲量的預報是氣象模式眾多弱項中的一項。為了能夠補強此弱點，近年嘗試數值模式資料搭配人工智慧應用於雲量預報的研究也逐漸增加(Baran et al., 2020; Dai, Y., and S. Hemri., 2021; Dupuy et al., 2020)。

人工智慧(Artificial Intelligence, AI)願景是世界關注的焦點之一，再加上應用演算法的門檻降低、硬體資源加速提升及開源社群的強力推動，讓各個領域不得忽視人工智慧對於該領域可能的衝擊，開始嘗試使用達成人工智慧願景的技術(例：機器學習)，進行實驗性的工作並規畫如何實際落地。大氣科學界不落人後，從2019年開始，有部分研討會是專門

探討人工智慧於大氣科學領域之應用，如美國國家海洋暨大氣總署(National Oceanic and Atmospheric Administration, NOAA)舉辦的Workshop on Leveraging AI in the Exploitation of Satellite Earth Observations and Numerical Weather Prediction, Boukabara et al. (2019)將重點節錄，明確闡述AI應用於大氣科學領域的現況、未來及挑戰。而從如何應用到落地，世界上領先的大氣科研單位已經提出簡要的策略並文件化。ECMWF對AI的應用提出10年計畫(Düben et al., 2021)，並且已經規畫2020至2025年每一季要達成的目標。而NOAA亦提出5年的AI策略，設定5項要達成的目標。美國的國家科學基金會(National Science Foundation, NSF)更積極成立可信賴AI應用於天氣、氣候及海洋之研究機構(NSF AI Institute for Research on Trustworthy AI in Weather, Climate, and Coastal Oceanography, AI2ES)。人工智慧應用與落地已在大氣科學領域受到重視的現況下，在漸漸得知如何使用相關的技術後，最重要的是定義問題，这样才能在眾多技術中找到適合宜的技術解決問題。

本研究嘗試利用雷達資料同化預報系統資料，結合深度學習的卷積神經網路(Convolutional Neural

Network, CNN)來建立雲遮(Cloud Mask)模型。使用卷積神經網路的原因(1)數值模式資料量龐大，適用深度學習、(2)雲遮與周遭的空間環境有關，能透由卷積的過程，捕捉2維或3維的空間特徵。而本研究主要先建立雲遮模型，未來會將雲遮應用於雲量估計及預報。

二、資料及方法

本研究資料分為雷達資料同化預報系統資料與衛星資料。利用雷達資料同化預報系統的分析場與衛星資料的雲遮建立於雲遮模型，進行預報時，再將預報資料輸入雲遮模型，得到雲遮預報。選用雷達資料同化預報系統的分析場為輸入特徵，主要原因在於其資料同化過程有加入雷達觀測資訊，代表將觀測的水象粒子的資訊放入數值模式中，這對於雲的形成非常重要，這也符合深度學習的前提，找到與目標相關性高的資料。而雲遮資料是根據向日葵 8 號衛星原始資料推求而得，由氣象局氣象衛星中心提供。雷達資料同化系統與雲遮資料的解析度為 2 公里。

本研究選用建立模型的演算法為 CNN，常用於電腦視覺辨識的深度學習模型。深度學習模型的基本架構即為神經網路，神經網路的架構基本上可以簡單分為輸入層、隱藏層及輸出層，但輸入層所輸入的資料可以先進行不同的處理，隱藏層也可以加入不同的元素，故除了 CNN 之外，還會有其它延伸的神經網路架構。

對於 CNN 而言，最主要的特性在於輸入層之後的連接層為卷積層(convolution layer)及池化層(Pooling layer，池化層不一定需要)，卷積層代表資料進行卷積運算，此卷積運算後的資訊可代表單位資料與單位資料間的空间資訊(但並非相對位置資訊)，而池化層的目的是將卷積後的資訊進行萃取(減少維度且保留特徵)、同時將參數量下降(提升模型訓練效率)及降低模型過度擬合(over fitting)現象。卷積層及池化層可以有多層的設定，端看模型要如建立。圖 1 為 CNN 網路架構示意圖，建立了兩層卷積層及一層池化層，從示意圖可以觀察一項重點，原始 2 維資料經過

卷積或池化層之後產生的特徵圖皆有原始資料的特徵存在，但經過多次的卷積運算及池化後，人眼會無法辨識特徵圖與原始資料的相似性，就交由電腦學習了。由此可以得知 CNN 主要的精神是由原始資料產生多樣特徵圖，透由這些特徵圖找到原始圖形可能的答案。

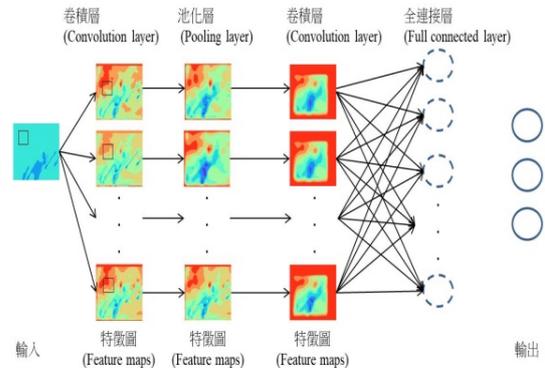


圖1 CNN網路架構示意圖

三、實驗設計

因研究於今年起步，資料量尚不足，為了面對此問題，特別採取巢狀網格的方式選取資料，主要的概念是由空間較廣的輸入特徵估計空間較小的輸出真值，再經過簡單的比較後，選擇以 25×25 的輸入特徵估計 3×3 的輸出真值進行模型建立，圖2中的225及201代表整體愈估計的總範圍，藍色粗線的方框及 25×25 大小，藍色細線方框即 3×3 大小。至於輸入特徵的選取，主要選擇與雲相關的氣象變數，如表1所示，表1中有特別指出高度的變數(如2米溫度)，而沒有指出高度的變數，其意義為數值模式不同垂直層數之最大值，只取最大值而不使用所有垂直層之資料，主要原因是本研究先使用2維CNN進行評估。建立模型使用資料時間資訊如表2所示。

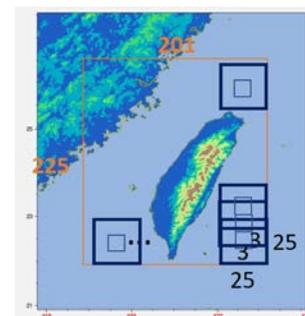


圖2 雲遮預報範圍及巢狀網格設定

表1 選用特徵變量

類別屬性	變數名稱
基本氣象變數	2米溫度、2米相對濕度、相對溼度
水物變數	水氣混合比、雲水混合比、雨水混合比、雲冰混合比、雪混合比、軟雹混合比

表2 建立模型資料時間

訓練	4/10~6/30 (約180萬筆)
驗證	3/01~4/10 (約80萬筆)
測試	2/10~2/28 (約40萬筆)

四、討論與小結

由圖3所示，平均的命中率(POD)及誤報率(FAR)分別為0.8及0.2，與 Dupuy et al., (2021) 利用 CNN(U-NET)針對歐洲進行雲量估計之結果相近，代表CNN相關技術對於雲量的估計有一定之可行性。除此之外，透由訓練、驗證及測試集的結果顯示模型無過度擬合。

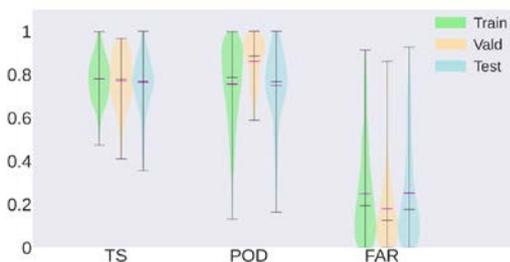


圖3 建模各階段之TS、POD及FAR比較

由圖4所示，藍色的顏色代表沒有雲遮，灰白色的顏色代表有雲遮。以測試時間2月11日的00、04及08UTC進行CNN與RWRf對應衛星雲遮之比較，選擇這3個時間點的原因主要是代表了早上、中午及傍晚的雲遮特性。整體而言，CNN對於掌握大範圍有雲遮或沒有雲遮的能力較RWRf好，譬如04UTC台灣高屏交界延伸至海面的區塊，CNN的結果與衛星相同，但RWRf過報。而08UTC的圖更明顯看出CNN在中部山區雲遮的掌握較RWRf好。但CNN在部份

細節尚有精進空間，譬如04UTC的CNN對於台灣東部陸地的雲遮細節掌握的較RWRf差。

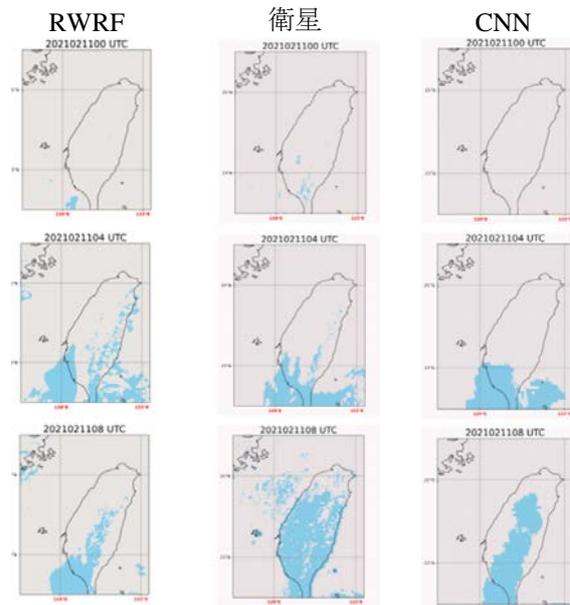


圖4 RWRf、CNN與衛星雲遮之比較

五、未來工作

根據今年初步研究評估後，人工智慧的技術有助於於雲遮的估算，未來主要工作條列如下，

1. 建立簡易實驗，評估3DCNN技術是否能較2DCNN有優勢。
2. 將特徵輸入新增時間的屬性資料(譬如轉換為sine, cosine)
3. 雲量預報之評估。

六、參考文獻

- Baran, Agnes, Sebastian Lerch, Mehrez El Ayari, and Sándor Baran. "Machine learning for total cloud cover prediction." *Neural Computing and Applications* 33, no. 7 (2021): 2605-2620.
- Boukabara, Sid-Ahmed, Vladimir Krasnopolsky, Jebb Q. Stewart, Eric S. Maddy, Narges Shahroudi, and Ross N. Hoffman. "Leveraging modern artificial intelligence for remote sensing and NWP: Benefits and challenges." *Bulletin of the American Meteorological Society* 100, no. 12 (2019): ES473-ES491.

Dai, Y., and S. Hemri. "Spatially coherent postprocessing of cloud cover ensemble forecasts." *Monthly Weather Review* (2021).

Düben, Peter, Umberto Modigliani, Alan Geer, Stephan Siemen, Florian Pappenberger, Peter Bauer, Andy Brown et al. "Machine learning at ECMWF: A roadmap for the next 10 years." *ECMWF Technical Memoranda* 878 (2021).

Dupuy, Florian, Olivier Mestre, Mathieu Serrurier, Valentin Kivachuk Burdá, Michaël Zamo, Naty Citlali Cabrera-Gutiérrez, Mohamed Chafik Bakkay, Jean-Christophe Jouhaud, Maud-Alix Mader, and Guillaume Oller. "ARPEGE Cloud Cover Forecast Postprocessing with Convolutional Neural Network." *Weather and Forecasting* 36, no. 2 (2021): 567-586.

Fitch, Kyle E. "Evaluation of the Visible Infrared Imaging Radiometer Suite (VIIRS) Cloud Base Height (CBH) Pixel-level Retrieval Algorithm for Single-layer Water Clouds." (2016).

Pour-Biazar, Arastoo, Richard T. McNider, Shawn J. Roselle, Ron Suggs, Gary Jedlovec, Daewon W. Byun, Soontae Kim et al. "Correcting photolysis rates on the basis of satellite observed clouds." *Journal of Geophysical Research: Atmospheres* 112, no. D10 (2007)

