

以卷積類神經網路於衛星影像推估颱風降雨量

許家宇 張麗秋

淡江大學水資源及環境工程學系

摘要

隨著氣象衛星的進步，衛星雲圖的解析度與觀測時距獲得提升；在過去四十年中，衛星雲圖在預估颱風的強度與總降雨量上早已成為許多數值模式不可或缺之初始條件；另一方面，隨著人工智慧（Artificial Intelligence）技術的進步，本研究將卷積類神經網路（Convolutional Neural Networks）之強大的圖像識別能力於分析衛星雲圖上颱風特徵，並推估颱風伴之而來之總降雨量。本研究以石門水庫集水區為研究案例，蒐集2007年至2018年共計18場颱風的紅外線衛星雲圖（東亞地區解析度）、颱風路徑、石門集水區的雨量資料，並建構進一CNN模式—CNN-TR。在CNN-TR模式中，將東亞地區解析度的紅外線衛星雲圖搭配颱風路徑作為模式輸入，輸出變數為該場颱風從海警發佈至海警解除之累積降雨量（mm）；以現有的18場颱風事件中，CNN-TR模式之4場測試結果RMSE為39.1 mm；且18場颱風之總雨量預測交叉驗證結果 R^2 可達0.74、RMSE為 121.3 mm，若去除兩場離群值，則結果 R^2 可達0.88、RMSE降至71.3 mm；在相同條件下與氣候模式結果比較，氣候模式則為 R^2 為0.69、RMSE為179.4mm；結果顯示在此18颱風場次中，CNN-TR模式在大部分的情況下可提供相對誤差在正負百分之二十內的總雨量預報，而在2009年莫拉克颱風場次更可提前至兩天前準確預報總雨量。

關鍵字：類神經網路、卷積類神經網路、衛星影像，向量化颱風路徑、總降雨量預測

Estimating Typhoon-related Rainfall from Satellite Imagery using Convolutional Neural Networks

Chia-Yu, Hsu Li-Chiu, Chang

Department of Water Resources and Environmental Engineering, Tamkang University

Abstract

Over past decades, typhoons have always caused lots of natural disasters and severely influenced on not only the society but also the economy in Taiwan. Regardless of the horrible destruction, the abundant precipitation a typhoon brings is one of the most essential water resources for Taiwan. Thus, water reservoirs play an important role in controlling flooding and storing flooding, which can be executed more efficiently with a highly reliable forecast of typhoon-related rainfall. With the advance in technology, more precise and multiple meteorological observations are available during typhoon period, making it more accurate to estimate rainfall in real time. Satellite imagery, whose capability of observation and resolution are also enhanced in recent years, has contributed for disaster preparedness over 40 years, being used as the initial condition for estimating the intensity and rainfall of a typhoon by many numerical models. On the other hand, this meteorological study utilizes convolutional neural networks (CNNs), which is an algorithm based on ANNs and shows its powerful ability of image identification and object classification, to learn the characteristics which typhoons dissipate on satellite images and provide an objective technique to estimate the total rainfall during a typhoon event. For estimating the total rainfall during a typhoon events, a CNN model called CNN-TR is developed and trained with satellite infrared brightness temperature (East Asia area coverage) and vectorized typhoon track from 14 typhoon events during 2007-18, achieving a RMSE of 39.1 mm with the other 4 typhoon events for testing data. To evaluate the performance of this CNNs model, a cross-validation on the 18 typhoon events is

implemented. The CNN model achieves a R^2 of 0.88 and RMSE of 71.3 mm with outliers deleted, while the climatology model achieves a R^2 of 0.69 and RMSE of 179.4 mm under the same condition. In the most case of the 18 typhoon events, the result shows that the CNN model can forecast the total rainfall with relative error $\pm 20\%$ two days in advance.

Key word: Artificial neural networks, convolutional neural networks (CNNs), satellite imagery, vectorized typhoon track, total rainfall forecast

一、前言

臺灣為一位於西北太平洋的亞熱帶上的海島國家，處在颱風主要經過之路徑上，每年在6月至10月間平均有4-5個颱風侵臺；同時臺灣高山深谷縱列不絕，山脈南北縱走，多數河川被中央山脈群切割呈東西分流，造成河短坡陡流急，使得颱風期間的強降雨常在數小時內即造成下游氾濫，重創房屋倒塌、農損慘重，甚至危害人民生命安全，因此水庫成為臺灣最為重要的緩解洪水災害之水利設施，且颱風所帶來的豐沛雨量亦是水庫重要水源之一，能夠準確預測颱風的總降雨量使水庫防洪及蓄水之操作更精準在颱風時期為一重要的議題。

衛星雲圖從40年前發展迄今已非常成熟，除了有多種頻道可用於不同目的之外，在解析度上亦非常清晰。而本篇研究需預測長時距的總降雨量議題，故使用東亞解析度之紅外線波段衛星雲圖 (IR1)；因不同颱風路徑對於石門集水區之總雨量降雨分布影響甚大，故搭配向量化颱風路徑圖讓類神經網路學習颱風雲頂溫度於不同路徑上變化之特徵。在實務運用上，此類神經模式 (CNN-TR) 可利用現時刻之衛星雲圖搭配颱風預報路徑預測整場颱風之總降雨量。

二、資料與研究方法

氣象衛星的進步直接地影響衛星雲圖的解析度，從2007年後的衛星雲圖資料改採MTSAT-1R的資料，解析度從原本GMS-5衛星所提供的 1024×1024 提升至 1600×1600 ，故在本篇研究中使用2007年至2018年的颱風場次紅外線衛星雲圖 (IR1)，波段為10.5-11.5微米，即使2007年至2014年的雲圖資料由MTSAT-1R提供，而2015年至2018年則由向日葵8號提供，但由於解析度皆為 1600×1600 ，且觀測範圍皆涵蓋東亞地區 (圖 1)，因此並不影響資料一致性。為了減少類神經模式中Over-fitting問題及增進運算速度，將觀測範圍裁減至東經 114.6° 至 131.4° ；北緯 15.3° 至 30.2° (圖 2)，此觀測邊界由蒐集颱風場次資料中的觀測路徑起訖時間所定義出來。

另一方面蒐集2007年至2018年中對石門集水區產生影響之颱風場次，蒐集資料包含海警發佈至海警解除間的石門集水區時雨量資料、每小時觀測路徑、七級暴風圈半徑，共蒐集18場颱風場次；如。時雨量資料作為計算颱風期間累積總雨量使用；若觀測路徑

時間間隔為三小時則內插至一小時；七級暴風圈半徑則用來進行權重拓樸 (圖 3)。

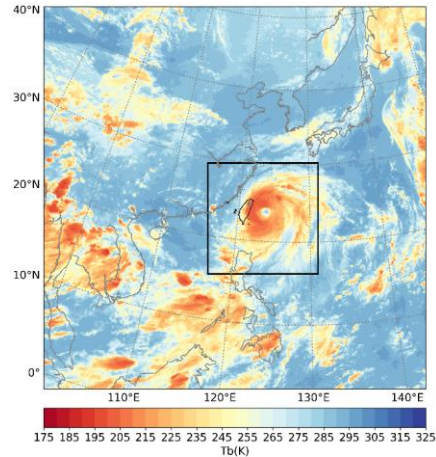


圖 1 裁切前之東亞地區解析度紅外線衛星雲圖，黑色邊框表裁切範圍 (200813 辛樂克颱風 2008/09/12 18:30)

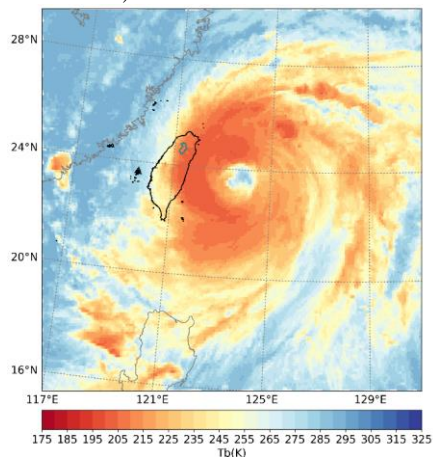


圖 2 為圖 1 裁切後之衛星雲圖，作為類神經網路之一項輸入

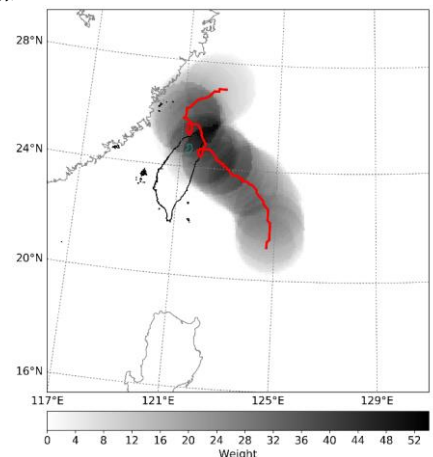


圖 3 向量化颱風路徑權重拓樸圖

本篇研究中建置卷積類神經網路模式分析雲頂溫度變化 (CNN-TR)，將裁切後之紅外線衛星雲圖及向量化颱風路徑作為模式輸入進行訓練，模式輸出為總雨量，並將此輸出結果與氣候模式 (Climatology Model) 相較，因此建置石門集水區之氣候模式，而此氣候模式依使用資料不同可分為 CM-S1 及 CM-S2，前者使用和 CNN-TR 相同之 18 場颱風場次作為歷史資料，而 CM-S2 則蒐集了 1980 年至 2018 年共 117 場颱風作為歷史資料。本篇比較方式為將 18 場颱風分為 17 場訓練、1 場測試，並採用交叉驗證的方式來試驗每一場颱風於此三種模式上總雨量預測結果。

三、結果與討論

圖 4 為 CNN-TR 在 18 場颱風中進行交叉驗證後得到之測試結果，並去除了兩場離群值，X 軸為實際總降雨量(mm)，Y 軸則為模式預測總降雨量 (mm)，結果顯示可達 R^2 0.88 及 RMSE 71.3 mm，而圖 5 和圖 6 則為 CM-S1 和 CM-S2 去除兩場離群值，結果分別為 R^2 0.69 及 RMSE 179.4 mm 和 R^2 0.63 及 RMSE 155.5 mm，不論是 R^2 和 RMSE 皆為 CNN-TR 模式較佳，且 CM-S1 及 CM-S2 在測試場次中 200715 柯羅莎、201011 凡那比、201513 蘇迪勒、201521 杜鵑及 2016 梅姬皆表現出大雨低估、小雨高估的情況，而 CNN-TR 由於能學習到雲頂溫度變化及路徑相對於總雨量之關係，因此能反映出颱風的強度與路徑和集水區相對位置之特性，故在總雨量預測上表現會較氣候模式佳。

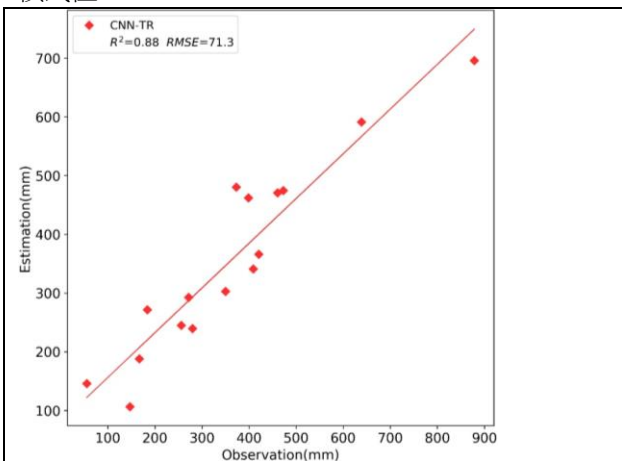


圖 4 CNN-TR 交叉驗證 18 場颱風場次之結果

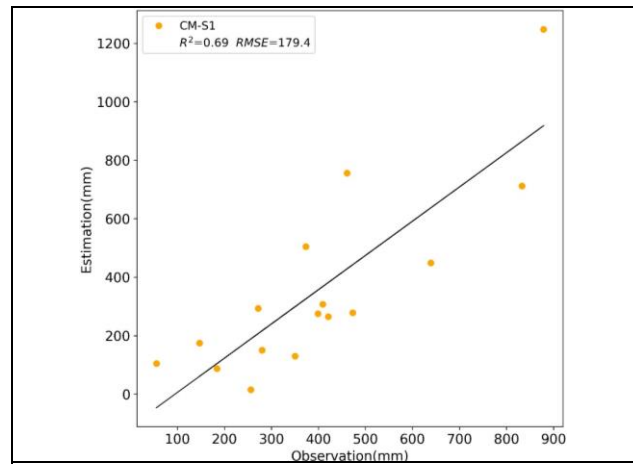


圖 5 CM-S1 交叉驗證 18 場颱風場次之結果

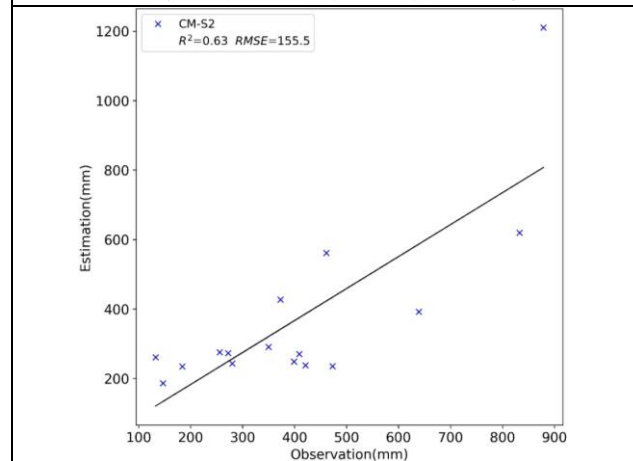


圖 6 CM-S2 交叉驗證 18 場颱風場次之結果

四、結論

從本篇研究中之輸入因子分析，颱風路徑、暴風圈、雲頂溫度和集水區總降雨量存在一定關係，而衛星雲圖及向量化颱風路徑亦能提供模式這些影響因子，故類神經模式能學習此特徵並進一步地在測試時表現良好，更達到 R^2 0.88 及 RMSE 71.3 mm。且由於只要有現時刻預報路徑及衛星雲圖，即可進行總雨量預報，故亦能運用在實務使用上，在路徑準確的前提下，更可在兩天前即提供一集水區之總雨量預報。

五、參考文獻

1. Chang, L. C., Chang, F. J., Yang, S. N., Tsai, F. H., Chang, T. H., and Herricks, E. E. (2020). Self-organizing maps of typhoon tracks allow for flood forecasts up to two days in advance. *Nature Communications*, 11(1), 1–13.
2. Chen, B.-F., Chen, B., Lin, H.-T., and Elsberry, R. L. (2019). Estimating Tropical Cyclone Intensity by Satellite Imagery Utilizing Convolutional Neural Networks. *Weather and Forecasting*, 34(2), 447–465.

3. Dvorak, V. F. (1975). Tropical Cyclone Intensity Analysis and Forecasting from Satellite Imagery. In *Monthly Weather Review* (Vol. 103, Issue 5, pp. 420–430).
4. Hong, J. S., Fong, C. T., Hsiao, L. F., Yu, Y. C., and Tzeng, C. Y. (2015). Ensemble typhoon quantitative precipitation forecasts model in Taiwan. *Weather and Forecasting*, 30(1), 217–237.
5. Jiang, H. (2012). The relationship between tropical cyclone intensity change and the strength of inner-core convection. *Monthly Weather Review*, 140(4), 1164–1176.
6. Lee, C. S., Huang, L. R., Shen, H. S., and Wang, S. T. (2006). A climatology model for forecasting typhoon rainfall in Taiwan. *Natural Hazards*, 37(1–2), 87–105.