

氣象局研討會

以卷積類神經網路於衛星影像颱風推估颱風降雨量

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



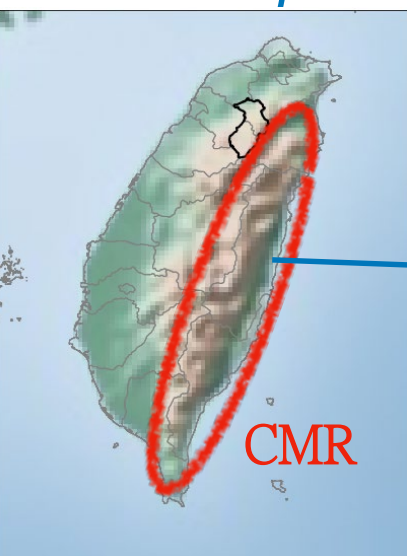
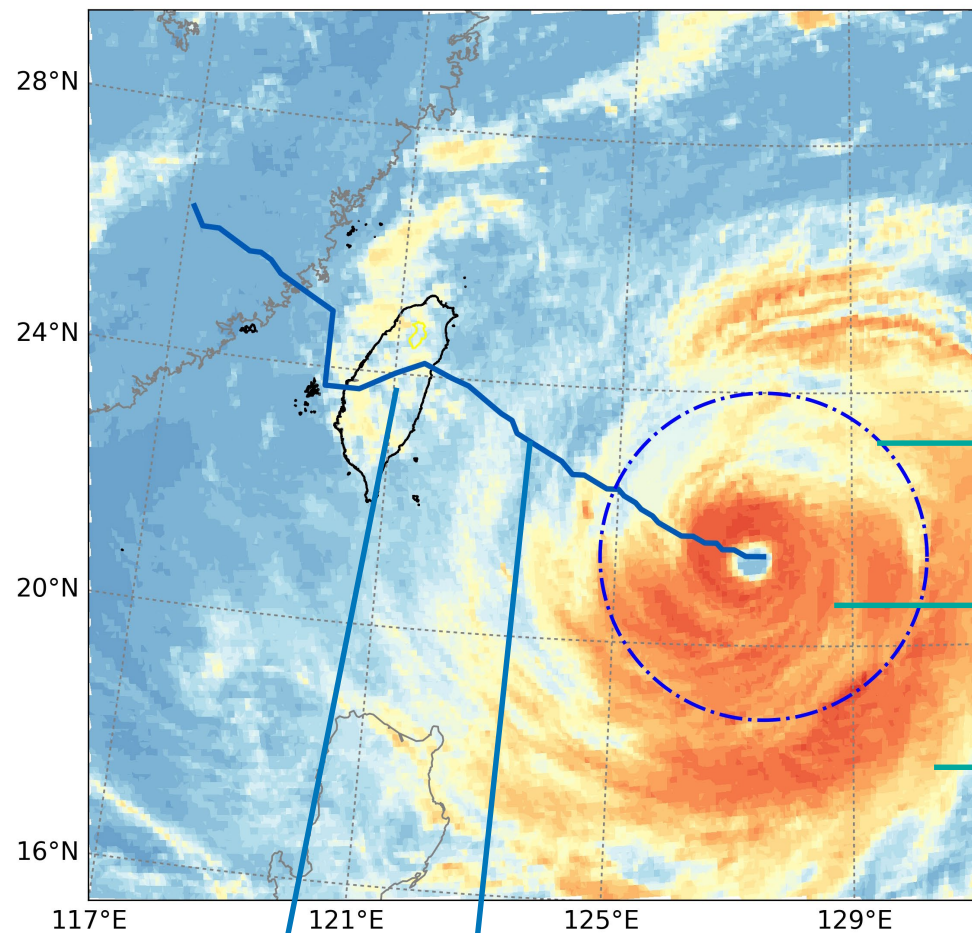
淡江大學

淡江大學水資源及環境工程學系
許家宇 碩士/專任助理 張麗秋教授



水環境資訊研究中心

研究背景



衛星雲圖

颱風強度

內核強度

颱風路徑

地形鎖定

總降雨量

颱風強度：Dvorak (1975)

利用德沃夏克法分析颱風表面於衛星雲圖上的特徵，藉此預測強度。

內核強度：Jiang (2012)

指出一場颱風的總降雨量和颱風內核強度有很強烈的關係。

運用CNN於雲圖上之強度預測：Chen et al. (2019)

利用IR1頻道及PMW資料預測颱風強度，結果達到RMSE 4.2(m/s)。

颱風路徑：Chang et al. (2020) 建立SOM颱風路徑分類模式將颱風路徑分成16類，分析出對石門集水區危害較大之神經元分類。

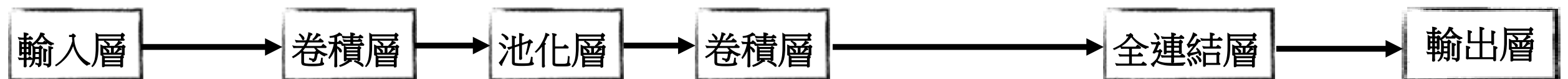
地形鎖定效應(Phase-locked Effect)：

Chang, Yeh, and Chen (1993) 受到地形舉升的降水機制決定颱風降雨空間分佈和量值
颱風降雨 → 受台灣地形影響有特定分布的現象

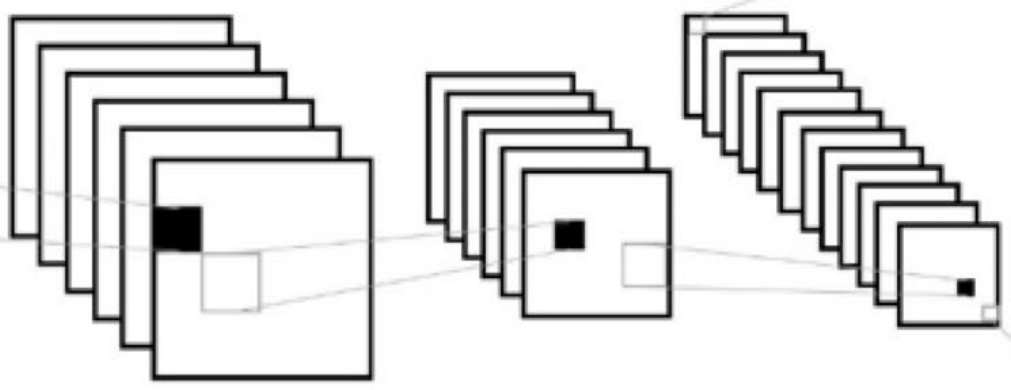
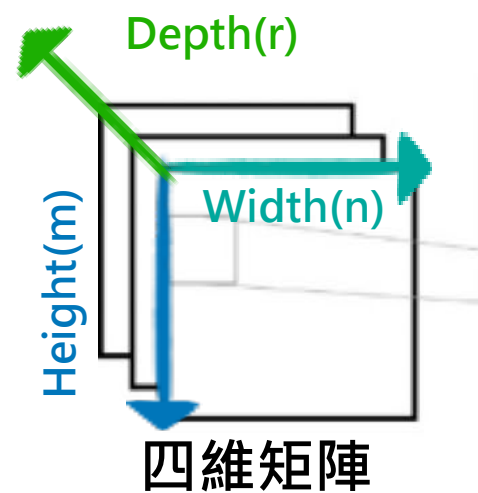
Chang (1982) 其路徑經過台灣本島的颱風會被海拔高達近4000m中央山脈解構
造成豪大雨 → 颱風的冷空氣遇到山脈群被迫抬升。

Convolutional Neural Network (CNNs)

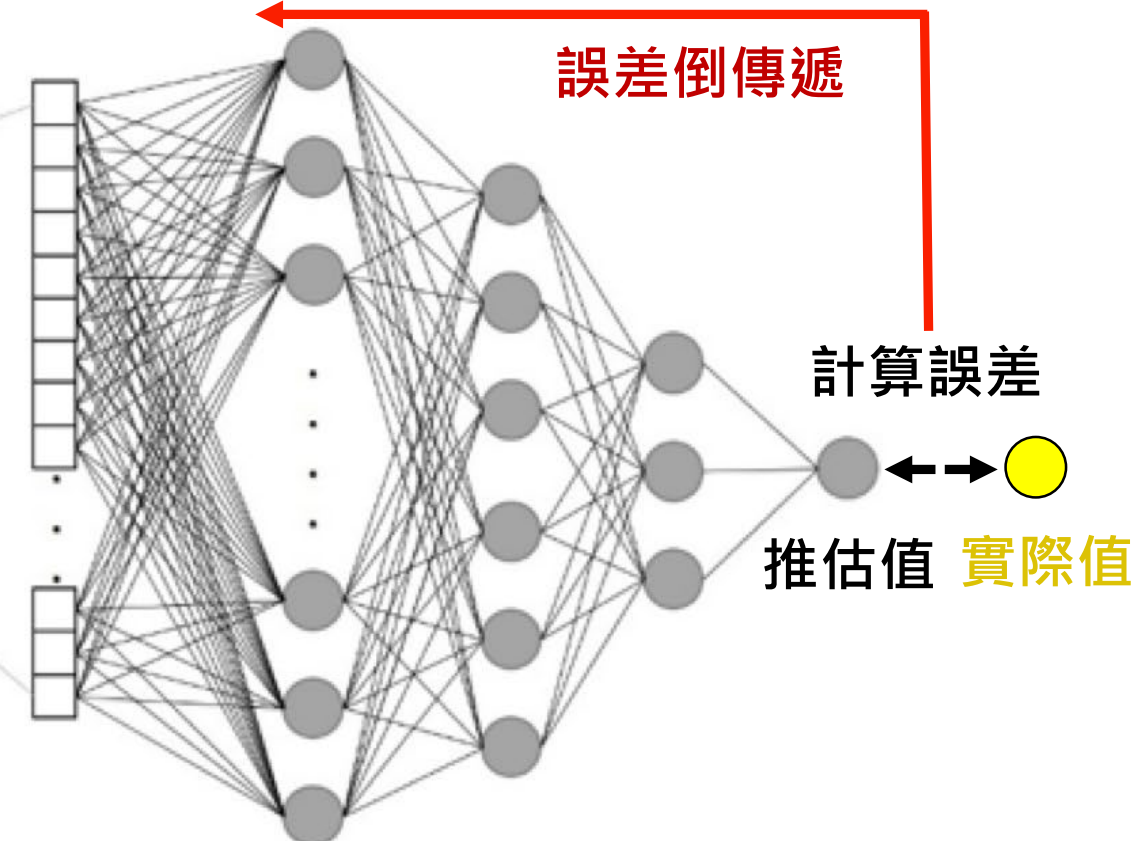
- 卷積類神經網路 (CNNs) 為一種監督式深度學習模式，同時也是在處理許多電腦視覺問題上最新的理念，可用來處理數位辨識LeCun et al. (1998) 及物件分類Krizhevsky et al. (2012) 等相關問題。
- 此篇研究中將單一時刻衛星雲圖與整場颱風路徑向量化作為訓練資料，實際值為單場颱風場次總降雨量建置模式。



- 卷積與池化層可重複建構多層
- 卷積完後亦可直接Flatten



卷積層：透過Kernel萃取圖像特徵
池化層：濃縮資料維度，增進運算效率

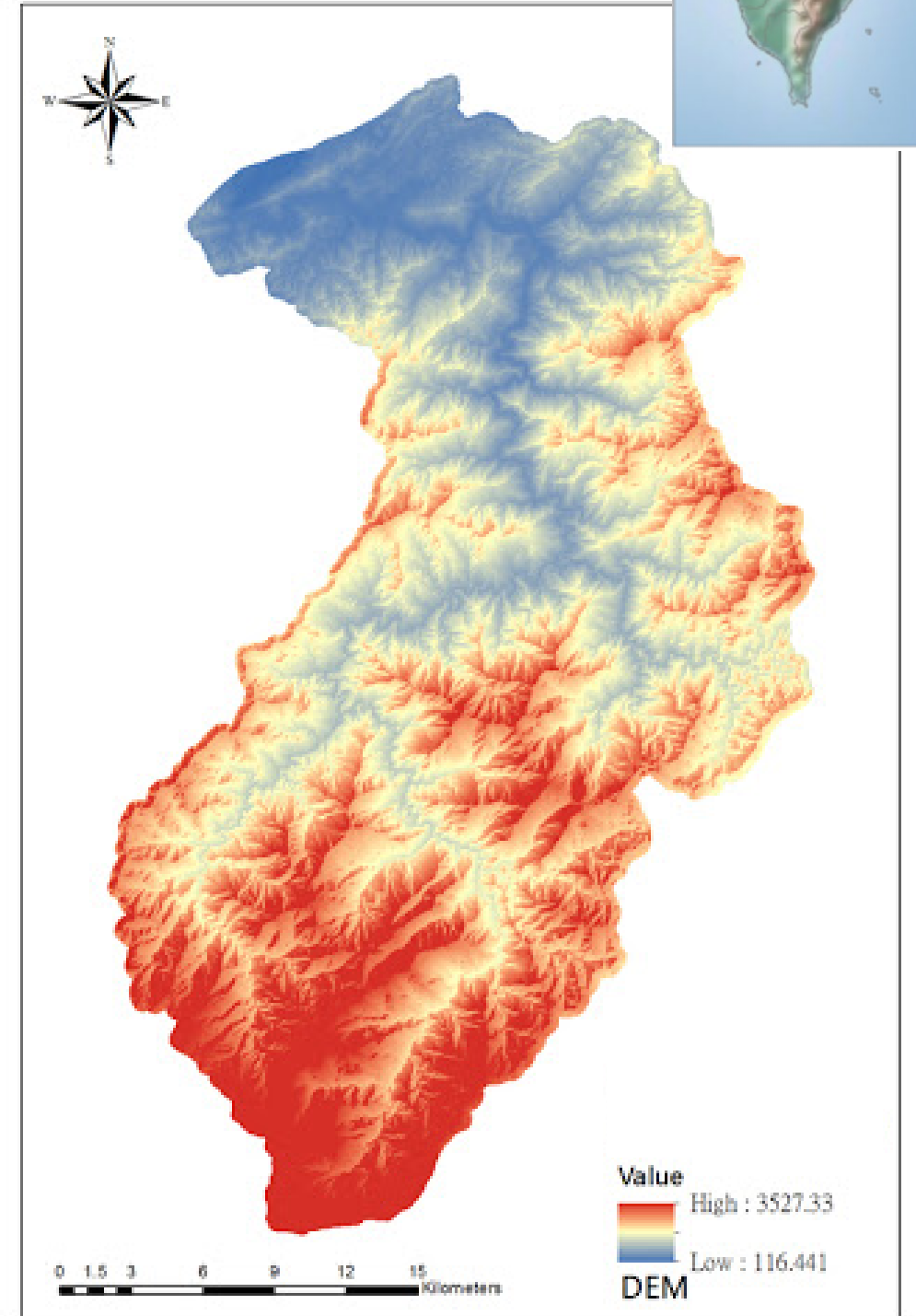


研究區域

資料來源：水環境資訊研究中心〈108年石門水庫防洪、防淤及供水運轉系統維護及運轉操作諮詢報告書〉

石門集水區(Shihmen Watershed)

- 因處於雪山西側，其地勢為山區，以淡水河流域之大漢溪為其主流，水系源自於雪山山脈，總支流數為64條，總長約135公里。
- 集水區全區地形自東南向西北傾斜，橫跨24.4°至24.9°N, 121.2°至121.5°E，面積共763.4平方公里，地勢由海拔100公尺至3500公尺，全區在海拔500公尺以上地區占集水區面積90%，以南端之品田山3529公尺最高。
- 集水區內多為坡度百分比在40%以上之陡坡，約佔全區面積的80%。—參考資料〈內政部營建署〉
- 石門水庫容積為 $1.98 \times 10^8 \text{ m}^3$ ，擁有防洪、蓄水、灌溉、農工業給水、水力發電和觀光...等功能。
- 從2013到2018年，石門水庫年均雨量為2500mm 其中有76%是來自於5月至10月(颱風季)。



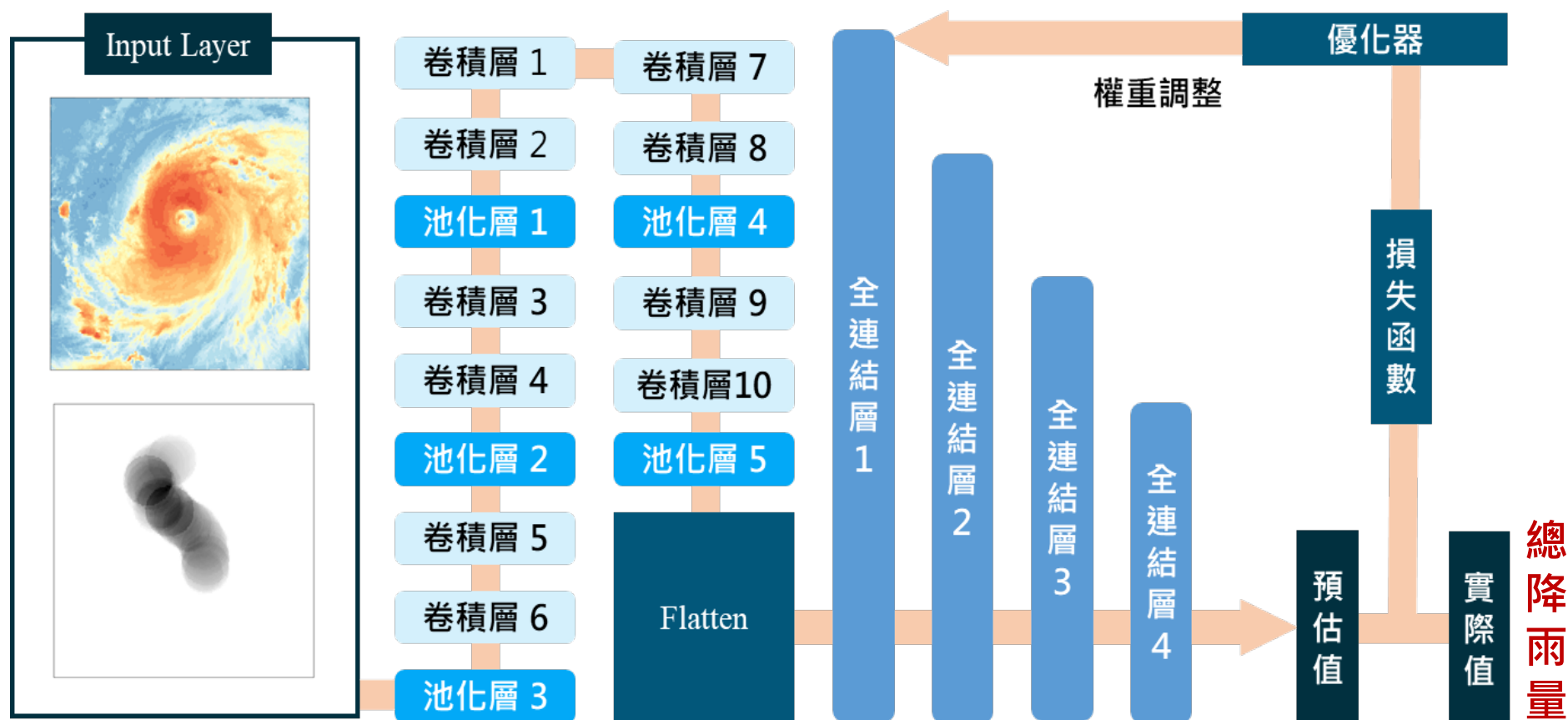
圖片來源：陶林數值測量工程

資料蒐集

總雨量預測 (CNN-TR模式)

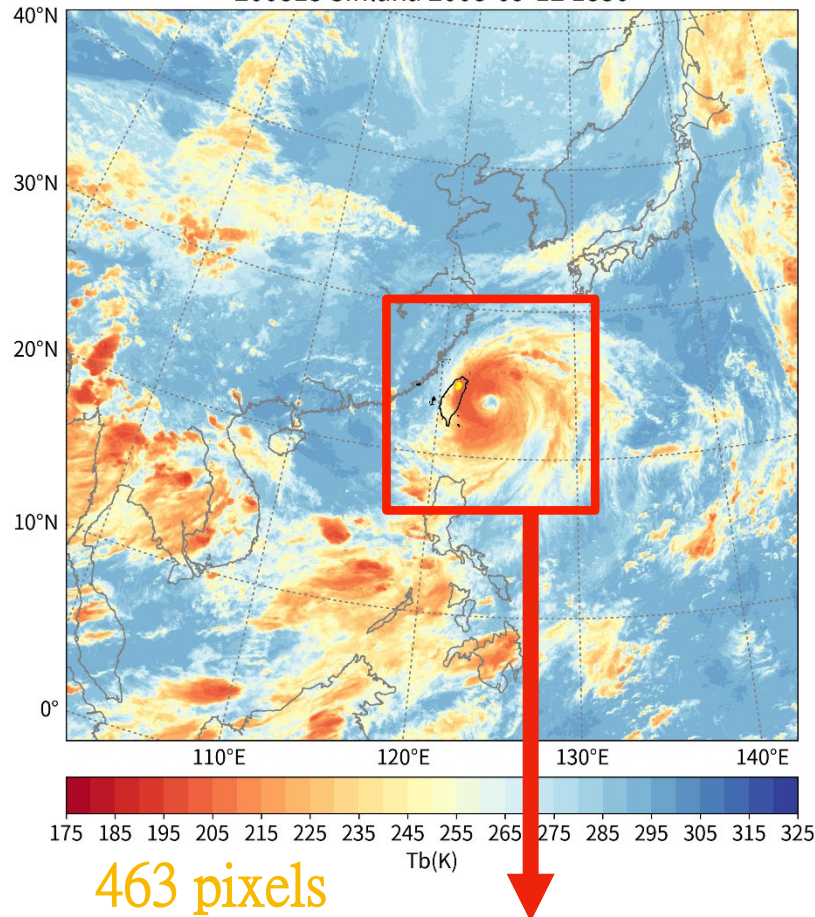
資料集	屬性	期間	功能
衛星雲圖 (IR1)	東亞地區解析度	2007-2018	CNN - TR的輸入
颱風資料	每小時經緯度、七級暴風半徑	2007-2018	CNN - TR的輸入
石門集水區雨量	海警發布至海警解除累積雨量	2007-2018	CNN - TR的目標輸出

颱風場次	
200708 聖帕	201307 蘇力
200712 韋帕	201323 菲特
200715 柯羅莎	201410 麥德姆
200808 鳳凰	201513 蘇迪勒
200813 辛樂克	201521 杜鵑
200815 薔密	201601 尼伯特
200908 莫拉克	201617 梅姬
201011 凡那比	201709 尼莎
201209 蘇拉	201808 瑪麗亞



資料前處理 - 衛星雲圖

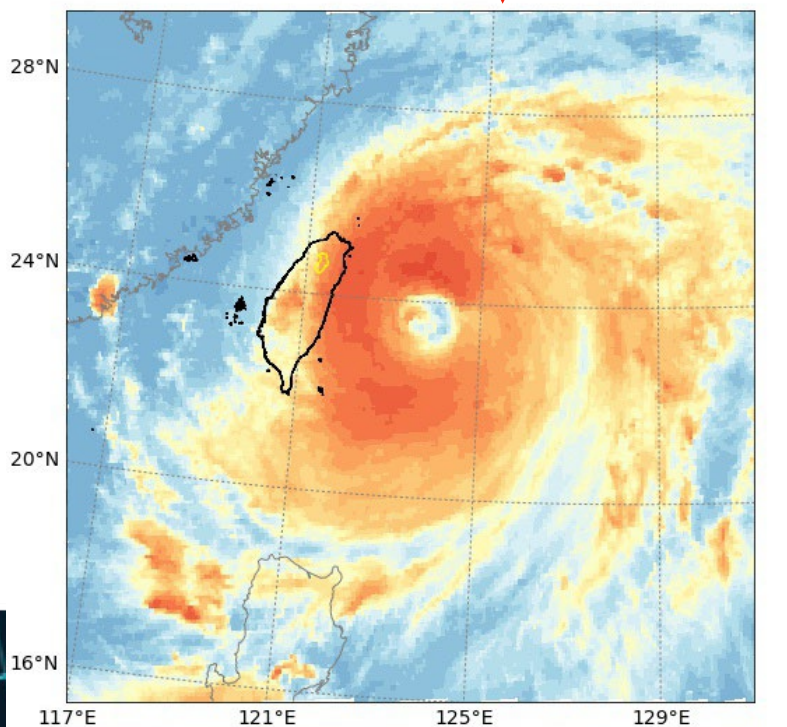
200813 Sinlaku 2008-09-12 1830



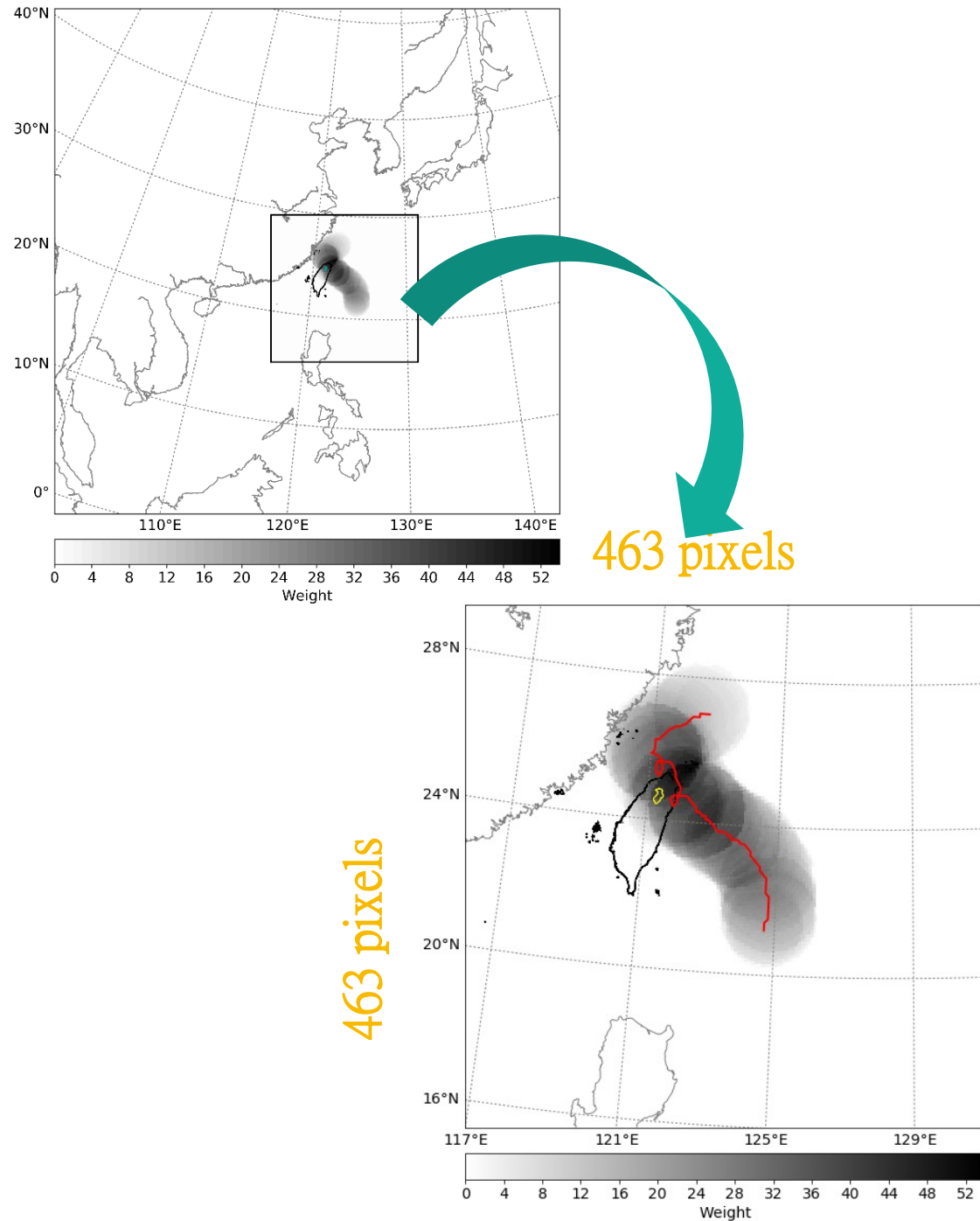
- 東亞衛星雲圖(IR1)
利用紅外線波長 $10.5\sim 11.5\ \mu\text{m}$ 觀測，以二進制檔案紀錄每個Pixel的雲頂溫度，每個檔案包含 256×10^4 個值，可排列成 1600×1600 之二維矩陣。
- 由於廣泛的觀測範圍，因此適合用於長時距的觀測，在此篇研究中使用2007至2018年颱風事件海警發布至解除之每小時雲圖。

範圍裁定：根據蒐集之18場颱風中的歷史路徑劃分出區域

- 減少不必要因子，增進CNN運算速度及避免Over-fitting。
- 觀測範圍會影響模式可提前預測總雨量之時間。



資料前處理 - 向量化颱風路徑



在與雲圖相同的裁切範圍二維平面上拓樸颱風路徑
希望能達到以下效果：

- ✓ 讓模式學習並判斷路徑及暴風圈涵蓋範圍
- ✓ 讓模式學習到延時問題（滯留、移動速度）

向量化步驟

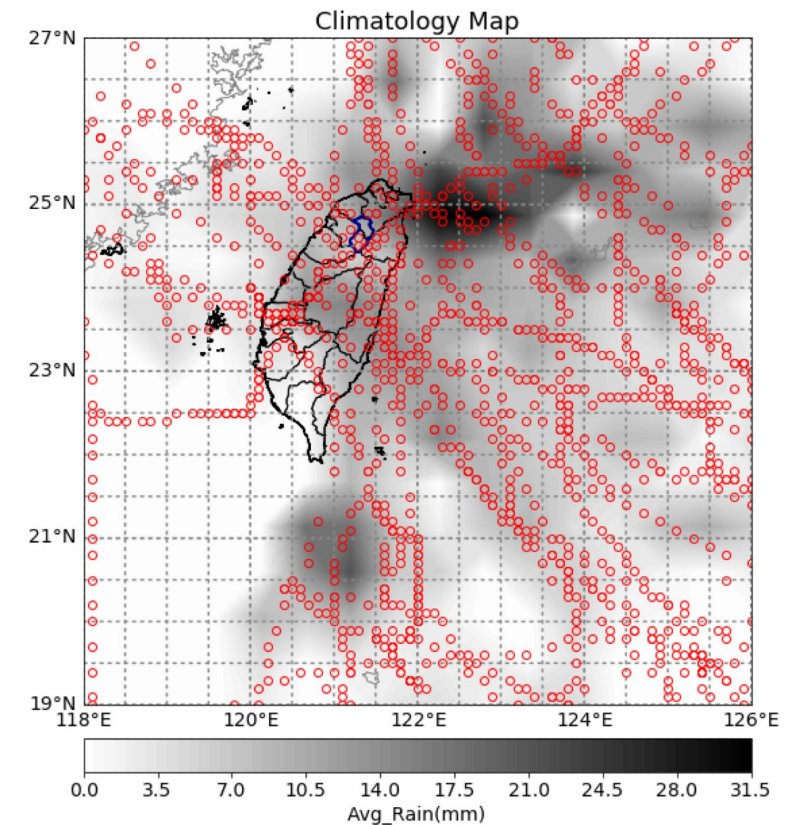
- 定位各時刻颱風中心
- 以此中心為原點拓樸暴風圈範圍
(七級暴風圈半徑) $\times 0.6$
- 每時刻暴風圈內的權重皆給予1
- 若遇到暴風圈重疊的部分，則疊加權重

氣候模式 (Climatology Model)

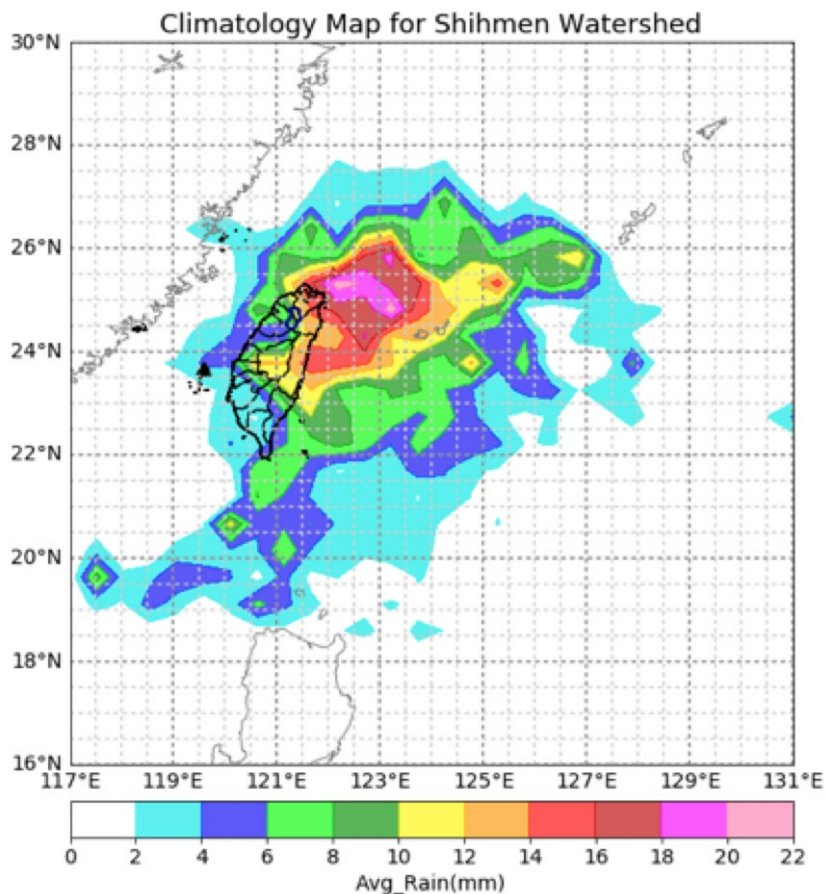
由台大大氣系李清勝教授於2006年推出，其主要概念為利用歷史颱風路徑對一集水區的平均雨量關係，建立Climatology Map，用來推測未來颱風雨量。

依氣候模式概念建置兩種使用不同資料之氣候模式和CNN-TR比較

- CM-S1：蒐集與本篇研究相同颱風資料，共18場颱風建置。
- CM-S2：蒐集1980至2018歷年颱風資料，共117場颱風建置。



↑ 1980~2001(34場)展示圖



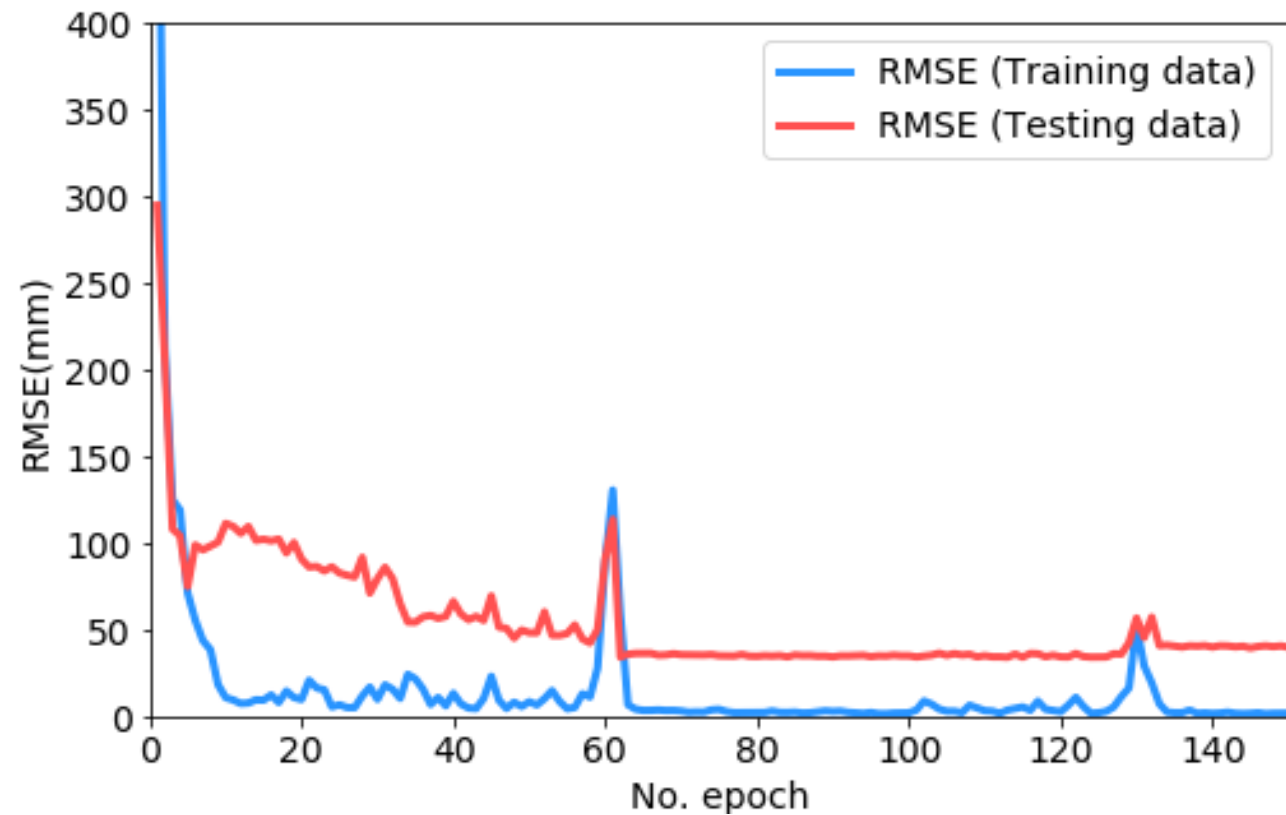
測試方式：交叉驗證

挑選出欲測試之颱風場次一場，剩餘場次作為建模資料。

例如：CM-S1測試蘇迪勒場次，以剩餘17場颱風建模。

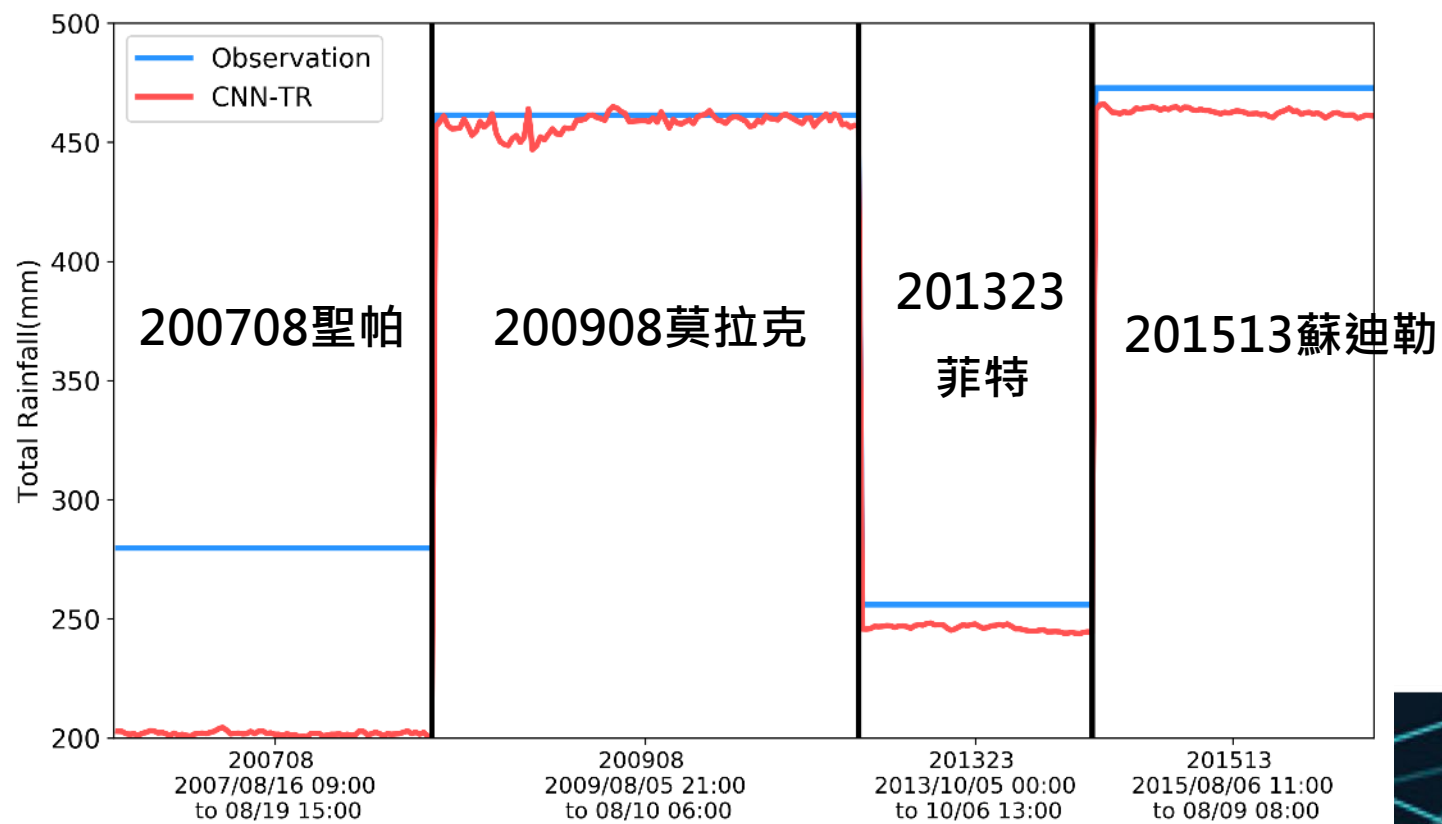
CM-S2測試蘇迪勒場次，以剩餘116場颱風建模。

CNN-TR預測結果 – 總雨量預測



將18場颱風場次分成

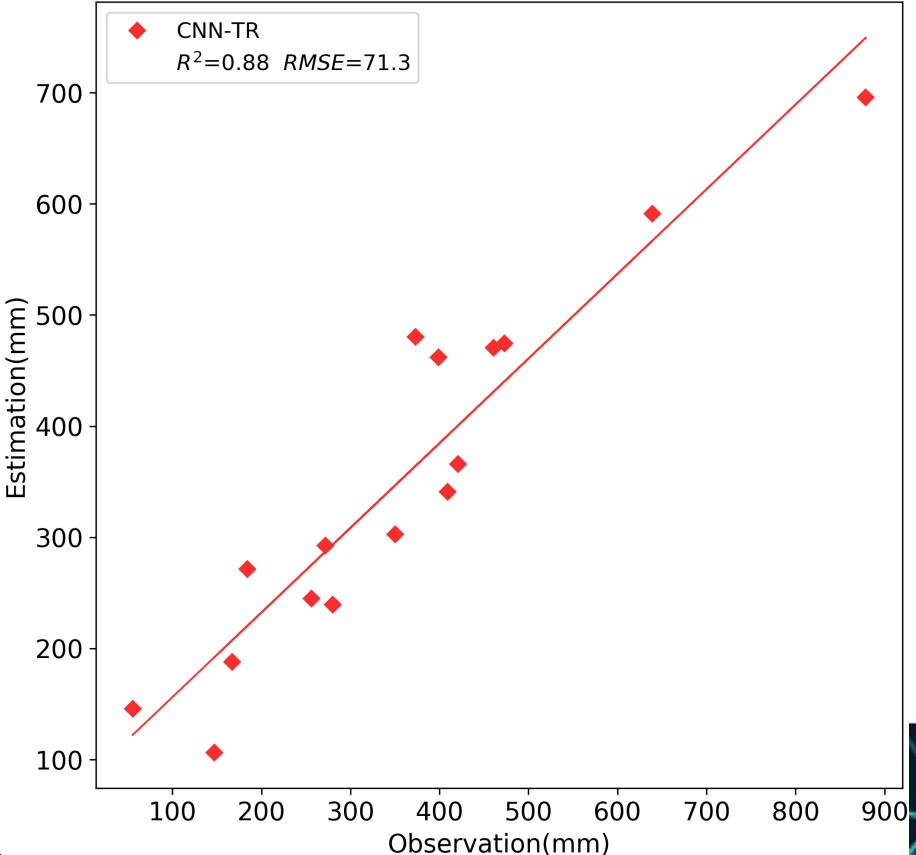
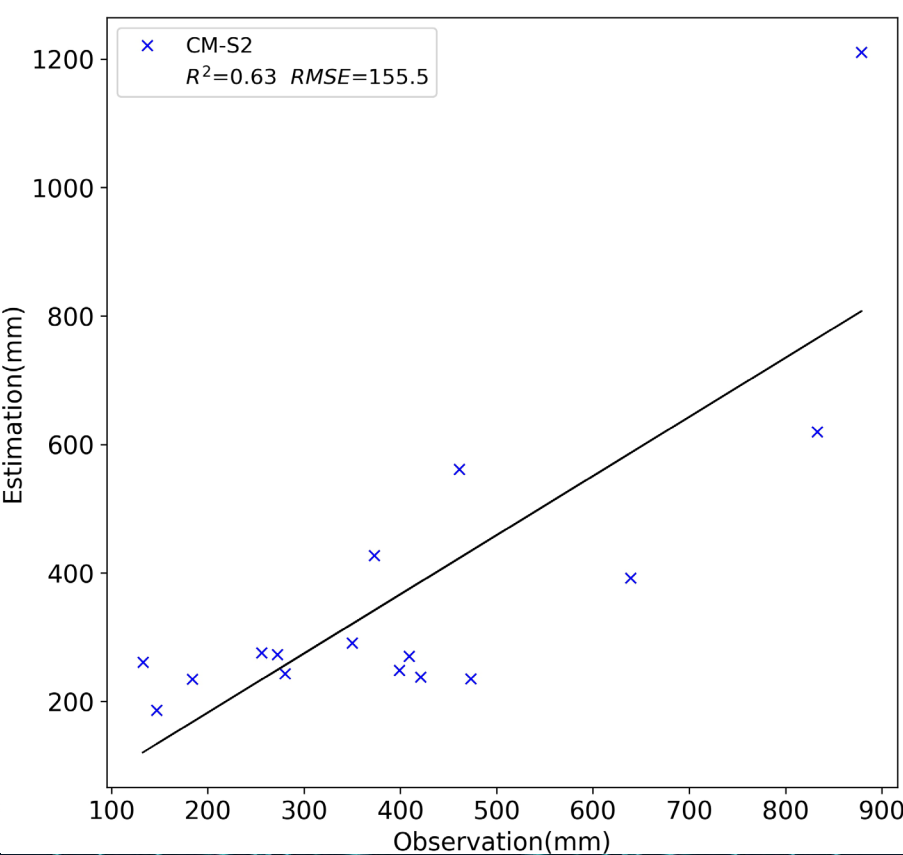
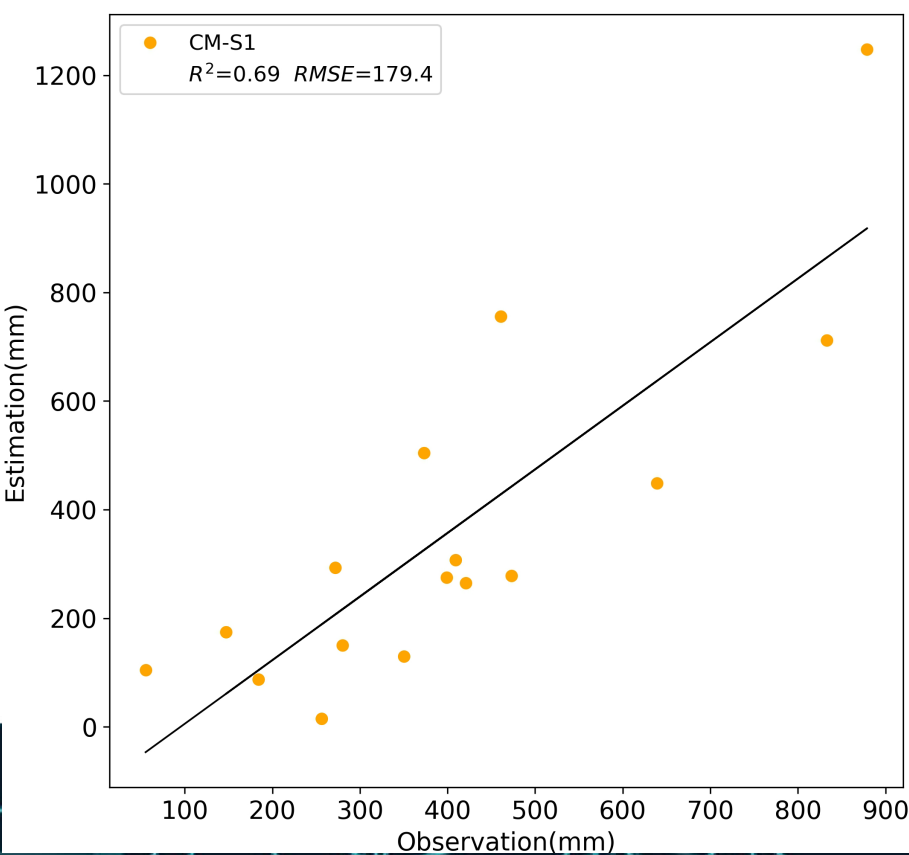
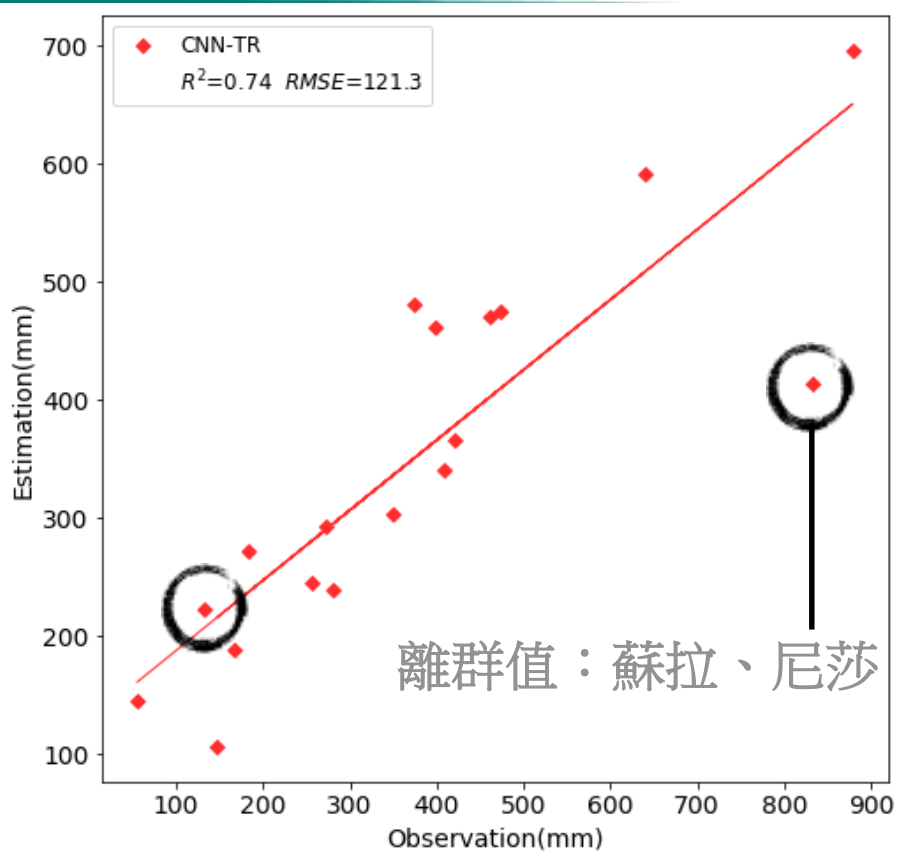
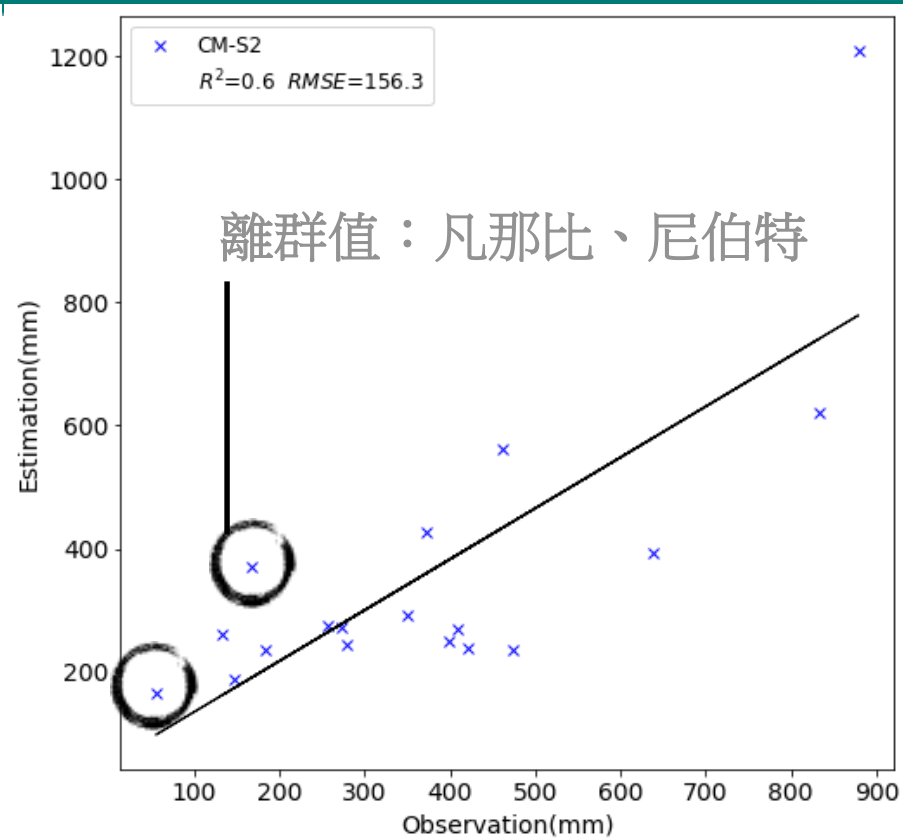
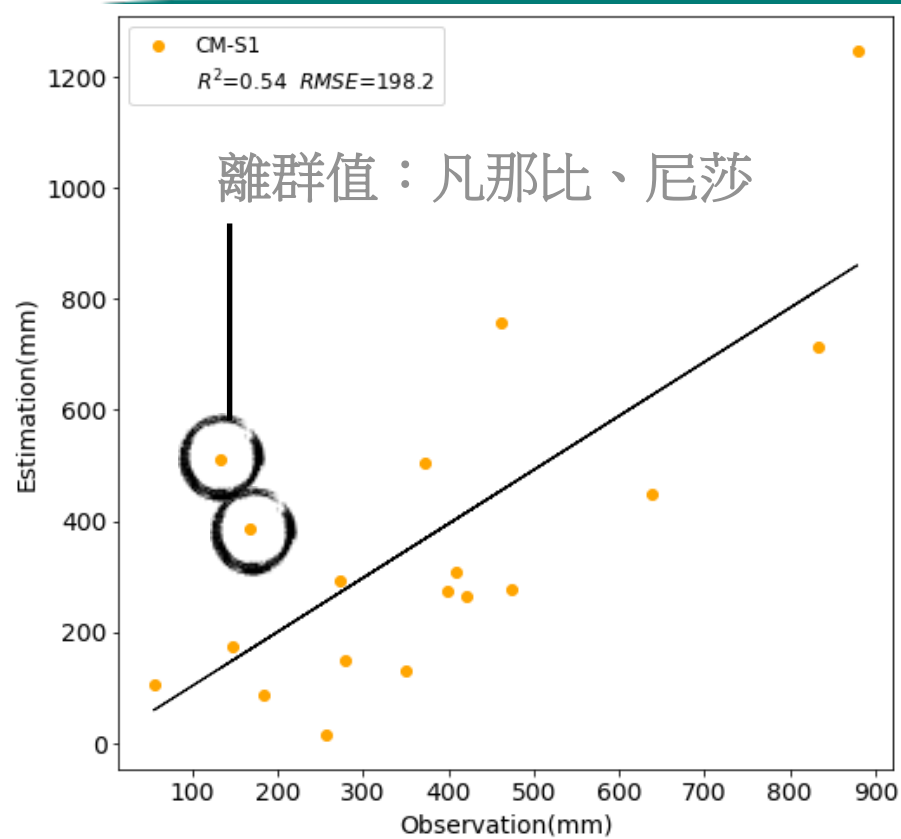
- 訓練14場（共896筆小時資料）
- 測試4場（共313筆小時資料）
聖帕(200708)、莫拉克(200908)、
菲特(201323)、蘇迪勒(201513)
- RMSE結果可達**39.1mm**！



- 使用實際路徑，故預估值浮動小
- 模式學習到路徑與降雨分布關係
ex. 聖帕強度比蘇迪勒高，預估值卻低
- 莫拉克在登陸前的54小時已準確預測到總雨量。

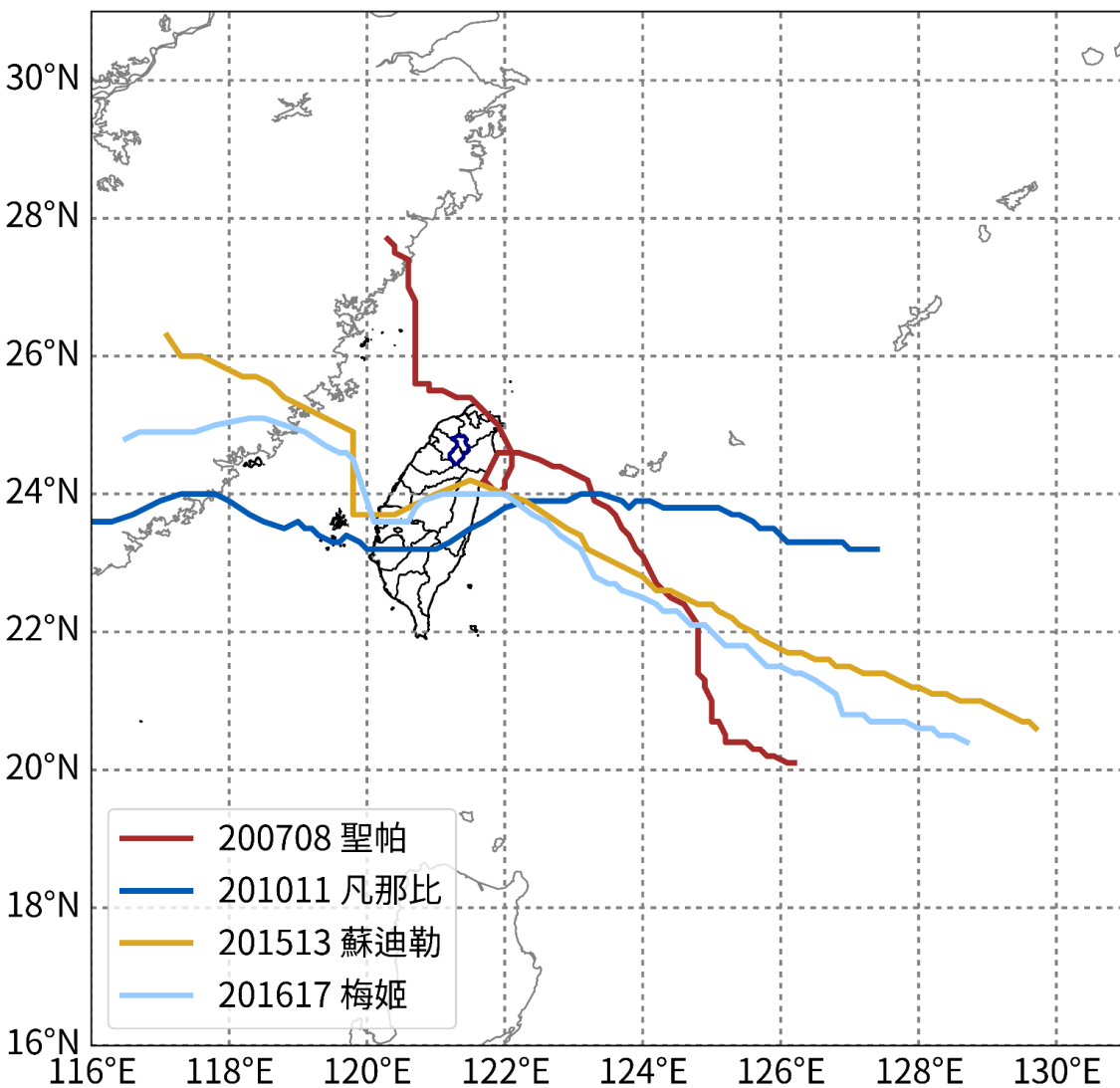
與氣候模式比較

	CM-S1 (原)	CM-S2 (原)	CNN-TR (原)	CM-S1 (刪離群)	CM-S2 (刪離群)	CNN-TR (刪離群)
R^2	0.54	0.6	0.74	0.69	0.63	0.88
$RMSE$	198.2	156.3	121.3	179.4	155.5	71.3



綜合比較 – 結果分析

編號	颱風名稱	觀測值 (mm)	CM-S1		CM-S2		CNN-TR	
			(mm)	Error(%)	(mm)	Error(%)	(mm)	Error(%)
200715	柯羅莎	638.9	448.6	-29.8	392.1	-38.6	591.1	-7.5
201011	凡那比	167	386.7	131.6	369.7	121.4	188	12.6
201513	蘇迪勒	473	278.4	-41.1	235.6	-50.2	474.5	0.3
201617	梅姬	421	264.8	-37.1	237.7	-43.5	365.8	-13.1



- 凡那比、蘇迪勒、梅姬：
被中央山脈群解構，且因為地形鎖定效應而導致瞬間雨量峰值，但雨量峰值的大小需視與石門間的相對距離而定。
- 柯羅莎：
颱風路徑即使登台，但不經過中央山脈，導致颱風不會被解構，降雨主要受到CDO及外圍環流的影響，預估此類的颱風尚需考慮到移動延時。

結論及建議

- 在預測總雨量時至少必須考慮到以下 4 個因子：
颱風路徑、移動速度、內核強度 (雲頂溫度)、暴風圈覆蓋範圍
 向量化颱風路徑圖 IR1衛星雲圖
- 在路徑準確的前提下，CNN-TR可以利用IR1衛星雲圖及向量化颱風路徑圖提前兩天預報誤差20%以內的預報，在以 4 場颱風事件作為測試場次中可達到RMSE 39.1 mm，在18場的交叉驗證中更達到 R^2 0.88 且 RMSE 71.3 mm。
- 向量化颱風路徑圖藉由權重提供CNN模式很好的參考標準，但此權重尚可以藉由結合Chang et al. (2020)細分依對石門影響較劇的網格大小給予相對應權重值的概念，以此給予模式更精準的權重值。
- 僅僅使用18場的資料對於模式來說，在預測極端值上易有較高的誤差，建議增加資料樣本數或是使用被動微波資料來提升模式的準確度。
- 臺灣由降雨導致的災害原因甚多，如滯留鋒或西南氣流，而這些亦可藉由雷達或衛星雲圖所觀測到，無疑地，這將會是利用CNN預測降雨的下一個挑戰！

Report Finished

Thanks for Your Listening !

聯絡方式：

許家宇助理 aawesome0527@gmail.com

張麗秋教授 changlc@mail.tku.edu.tw

