

應用影像超解析度技術於全球模式台灣降雨降尺度研究

徐理寰 林冠伶 江宙君 朱容練 林欣弘 于宜強

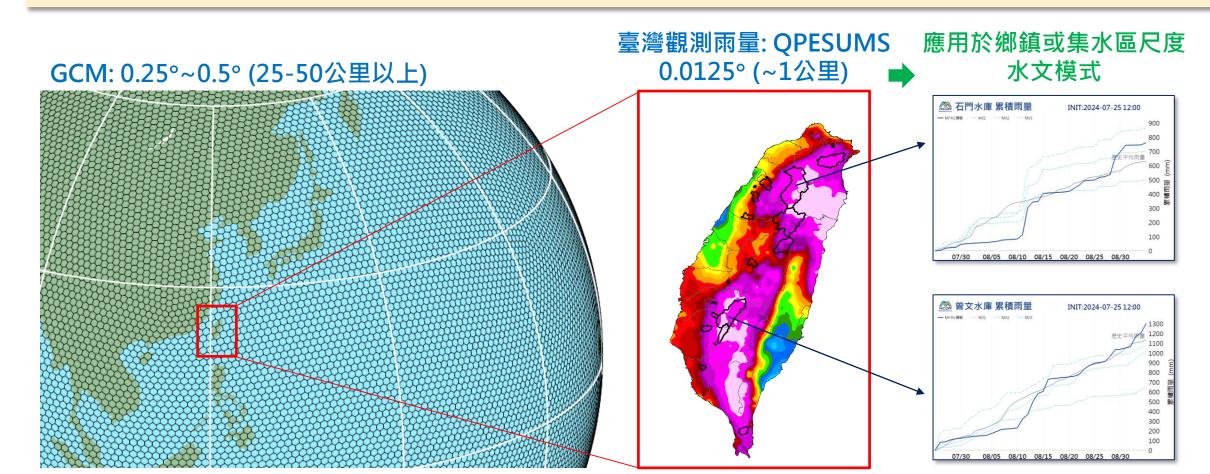
國家災害防救科技中心

113 年天氣分析與預報研討會 台北

研究動機



- 目前國家級預報中心天氣預報全球環流模式(GCM)模式原生解析度已可達到如ECMWF解析度9公里、NCEP
 GFS解析度13公里,但氣候長期預報及應用端使用者通常能取得的資料多低於0.25-0.5度解析度
- 臺灣**防災**及氣象下游應用的**水文模式需求**在雨量上常需要細緻到鄉鎮尺度或集水區尺度
- 臺灣具備密集雨量站及雷達網·觀測上兩量資料(如QPESUMS)已可達到約1公里解析度



研究動機



動力降尺度

優點

- □ 可獲得較完整的多種高解析度物理變量,利於過程機制研判 與分析

缺點

- 需要大量的電腦計算資源及運算時間
- 需評估模式物理假設或參數化是否適用於目標劇烈天氣過程
- □ 數值模式本身有預報度問題,長期變化趨勢之掌握有待評估

統計降尺度

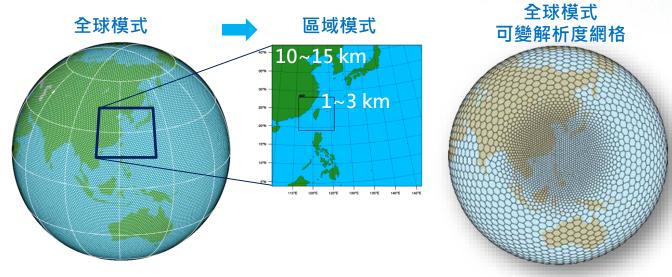
優點

- 計算速度快
- □ 對於長期的變化趨勢(如季節、月尺度)可能較有掌握能力
- 能短時間內透過不同GCM模式針對同一地點產出降尺度預報 變量資訊

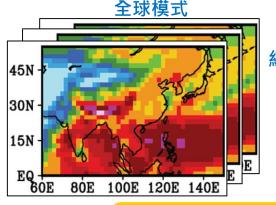
缺點

- □ 預報因子與預報變量間必須存在長期而穩定的統計關係
- 無完整物理變量,機制探討受限
- □ 在劇烈天氣現象的應用上尚待研究

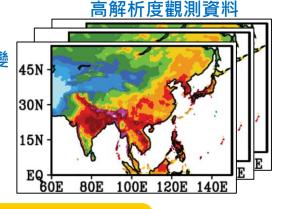
透過區域數值模式或可變解析度網格設計進行計算



透過統計方法學習全球模式與觀測間的長期關係



統計模式學習變 量間長期關係



機器學習降尺度

機器學習應用於氣象降尺度研究



Vandal et al. (2017) DEEPSD

- DeepSD, 利用stacked Super-Resolution Convolutional Neural Network (SRCNN; Dong et al. 2014)演算法
- 解析度及範圍: 美國範圍1°→1/2°→1/4°→1/8°(共提升8倍)
- 輸入變量: 日降雨及高度資料
- 輸出變量: 日降雨

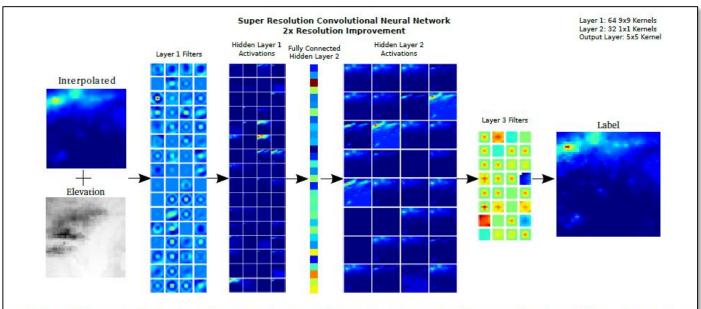


Figure 2: Augmented SRCNN Architecture. From the left to right: Precipitation and Elevation sub-image pair, filters learned in layer 1, layer 1 activations, layer 2 filters, layer 2 activations, layer 3 filters, and HR precipitation label.

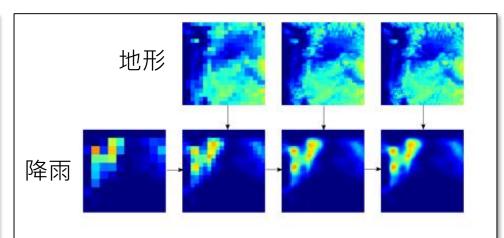


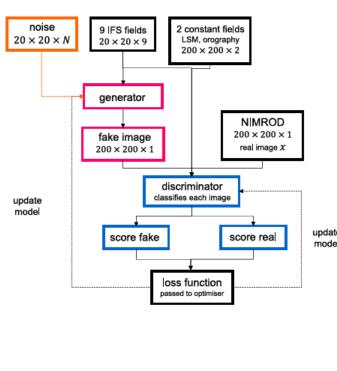
Figure 3: Layer by layer resolution enhancement from DeepSD using stacked SRCNNs. Top Row: Elevation, Bottow Row: Precipitation. Columns: 1.0°, 1/2°, 1/4° and 1/8° spatial resolutions.

機器學習應用於氣象降尺度研究

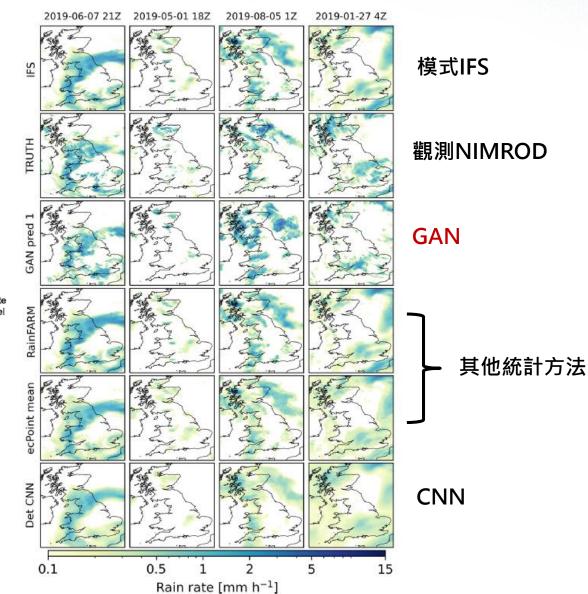


Harris et al. (2022) CGAN

- 利用GAN及VAE-GAN演算法
- 解析度及範圍:英國 範圍 IFS (10km)→NIMROD (1km) (共提升10倍)
- 訓練使用7-17h預報 多變數場·
- 校驗預報72h時雨量, 並利用GAN製造系 集預報成員,校驗系 集統計特性



(a) GAN schematic



機器學習應用於圖像超解析度



Li et al. (2018) MSRN

- 利用不同尺寸的卷積核,提取在不同的尺寸上圖像的特徵
- 充分利用低分辨率圖像的特徵重建相應的高分辨率圖像
- MSRN具有簡單訓練結構,可以應用至多種不同解析度倍率
- 測試可提高解析度2至8倍

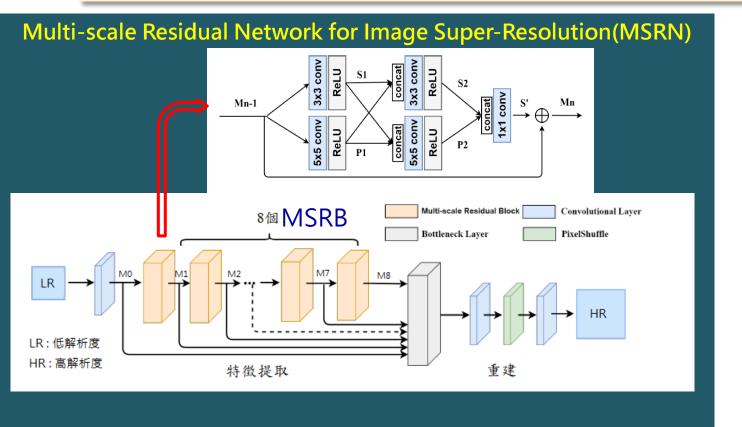
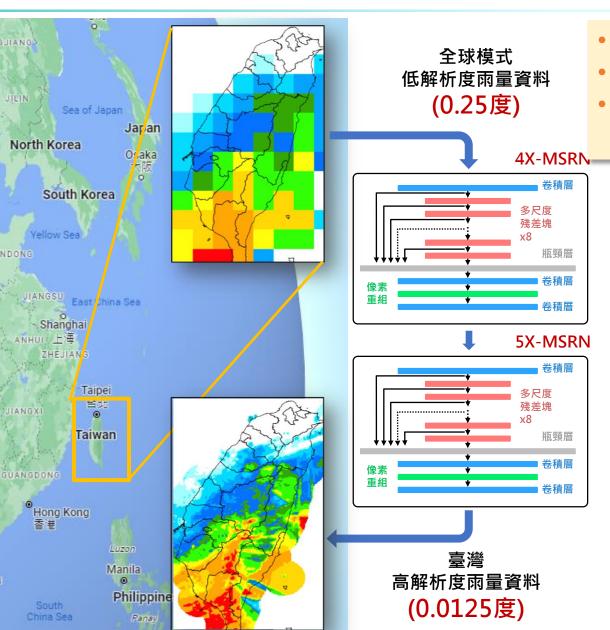




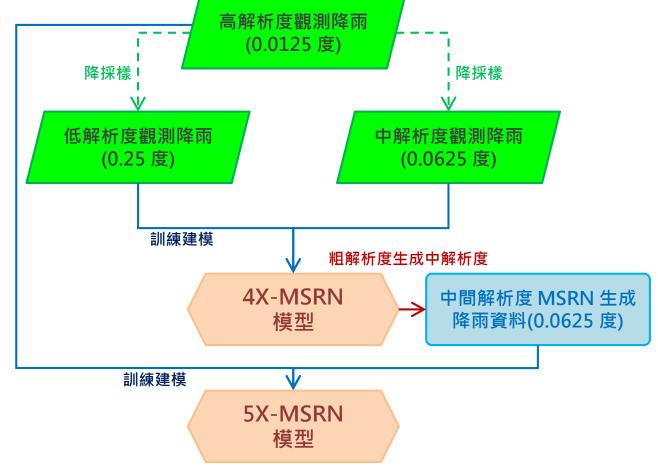
Fig. 10. Application examples for image denoising and image dehazing, respectively.

臺灣降雨降尺度模型架構及訓練流程





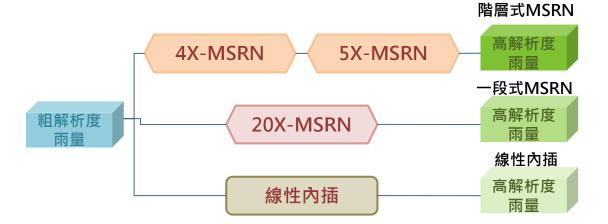
- 階層式多尺度殘差網路(Multi-Scale Residual Network)模型
- 全球模式降雨提升20倍解析度,快速產製臺灣1公里高解析度降雨
- 觀測資料為2006至2022 **QPESUMS高解析度雷達觀測降雨**(訓練: 測試=8:2; 3447天:861天)



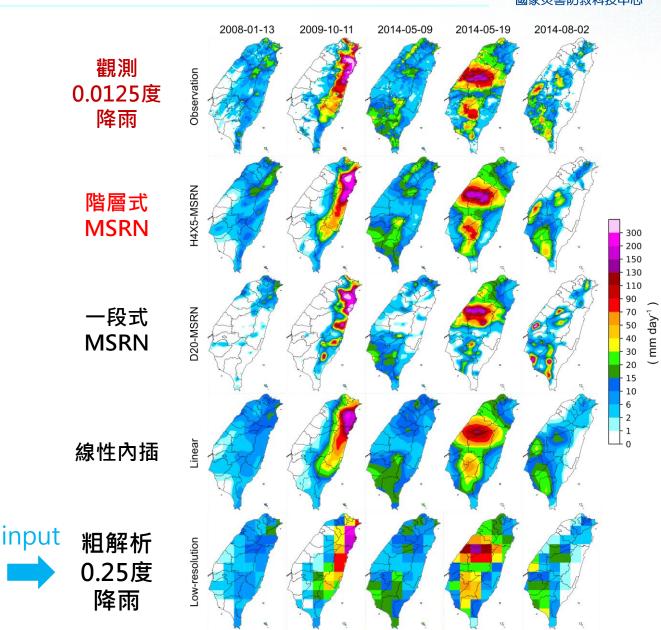
效能評估



實驗設計



- **階層式MSRN**重建高解析度降雨有較好的效果,保留整體降雨分布,在較大降雨處增加較多細節,並有能力重建強降雨值
- 一段式MSRN在局部生成過強降雨,且改變了整體 降雨分布



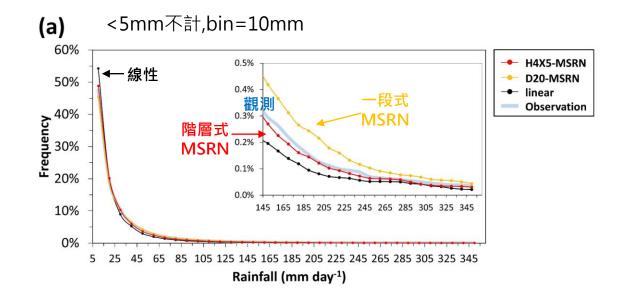
效能評估

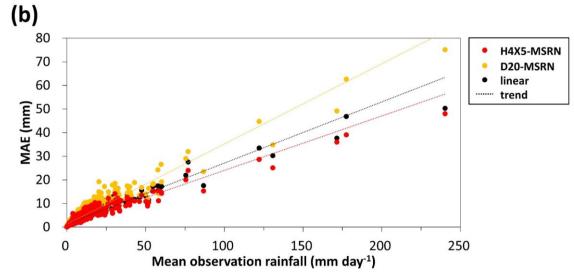


- **階層式MSRN**降雨強度**頻率分布較接近 觀測**,一段式MSRN普遍高估降雨強度
- 階層式MSRN有較低的MAE與RMSE, 相對線性內插分別改善15%與9%
- 階層式MSRN在強弱降兩個案的極大值 皆改善誤差值

	線性內插	一段式MSRN	陷層式MSRN
MAE	3.1	3.6	2.6
RMSE	6.1	7.8	5.5
MAE (最大日雨量<100 mm)	39.6	33.6	31.3
MAE (最大日雨量100-300 mm)	123.2	94.9	106.0
MAE (最大日雨量>300 mm)	274.2	209.5	199.4

ルム 14. ユー 4エ





效能評估



- **階層式MSRN**在真陽性率(TPR)及 F_1 得分上皆有較佳的表現
- **階層式MSRN**在**偏倚得分(BS)**來說**各門檻值接近1**,在高門檻值誤報率明顯比一段式MSRN低(<0.4)
- 整體來說, **階層式MSRN**在TS及FSS皆有較高得分, 預兆得分(TS)在350及500mm門檻值分別達到0.54及0.46

Error matrix indices

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$F_1 = \frac{2TP}{2TP + FP + FN}$$

$$BS = \frac{TP + FP}{TP + FN}$$

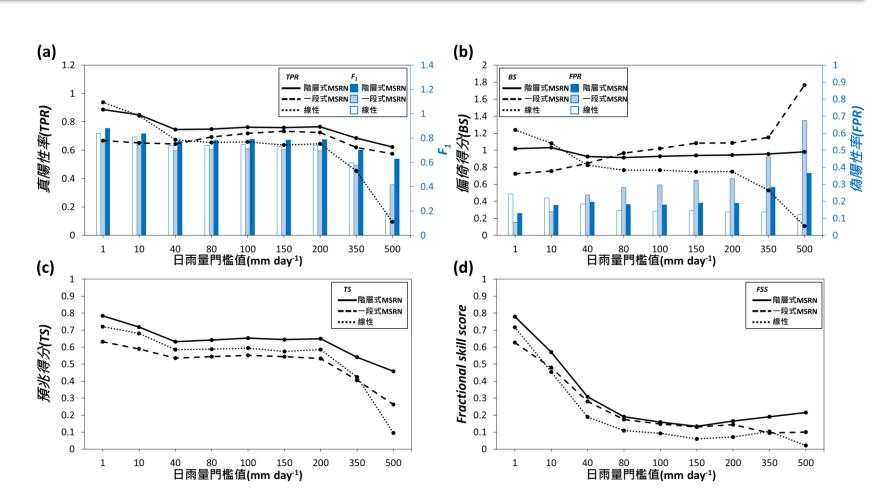
$$FPR = \frac{FP}{FP + TN}$$

$$TS = \frac{TP}{TP + FN + FP}$$

critical success index (CSI)

$$FSS = 1 - \frac{\frac{1}{N} \sum_{N} (P_f - P_o)^2}{\frac{1}{N} (\sum_{N} P_f^2 + \sum_{N} P_o^2)}$$

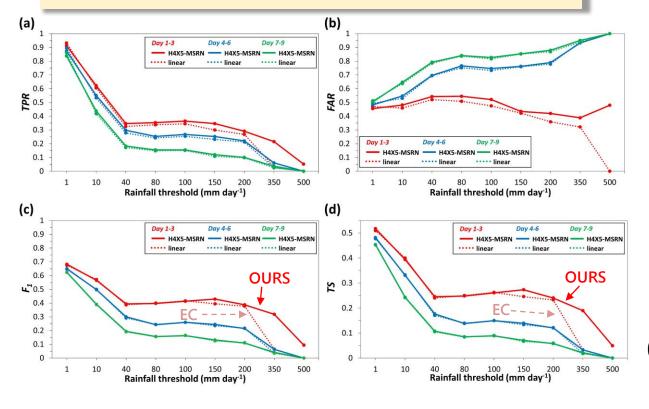
(FSS neighborhood size ~5x5 km²)

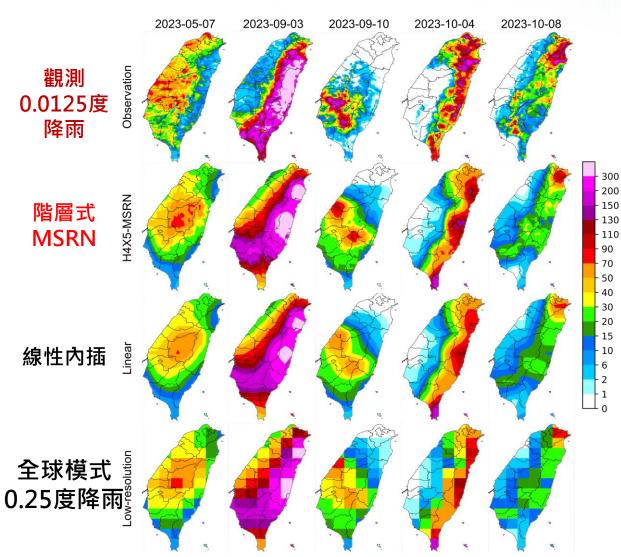


應用於ECMWF資料(0.4°解析度open data Dec 2022 - Nov 2023)



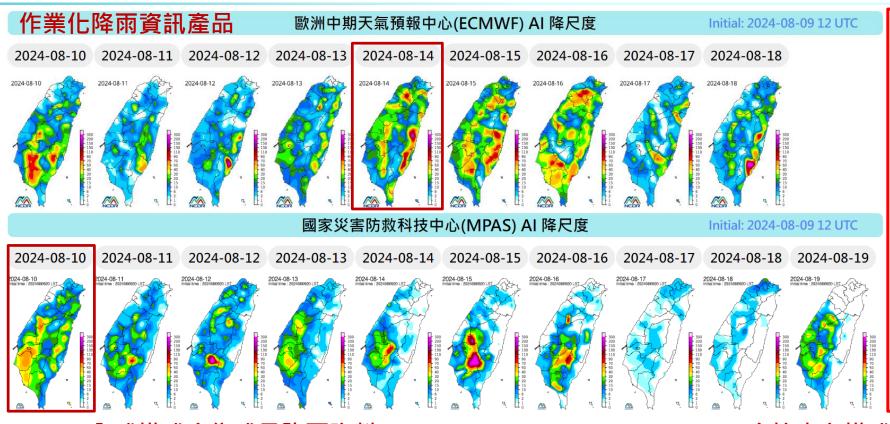
- 階層式MSRN可改善門檻值100mm以上的預報
- 極端日雨量門檻值(350mm)以上個案以及1-3天的 預報有顯著改善
- 在更長時間預報上仍然依賴全球模式本身預報度

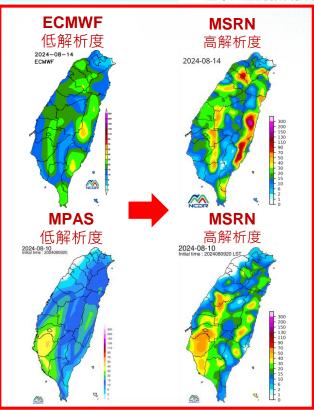




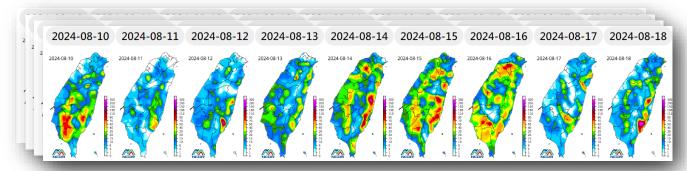
作業化及應用







MSRN全球模式系集成員降雨資料



介接水文模式產品及水資源管理資訊產品





結論及未來工作



- 本研究研發階層式MSRN降尺度模型,將全球模式0.25度兩量資料降尺度為
 0.0125度臺灣降雨,提升解析度20倍
- 階層式MSRN可保留全球模式降雨分佈趨勢,增強臺灣細部降雨細節
- 校驗結果顯示階層式MSRN可改善整體降雨誤差,並可應用於現行作業全球模式資料,尤其可在極端日雨量門檻值(350mm)以上個案以及1-3天的預報有顯著改善
- 未來將持續進行輸入多變量、生成不同時間尺度降雨及更先進演算法測試研究

Reference

Hsu, L.-H., Chiang, C.-C., Lin, K.-L. et al. Downscaling Taiwan precipitation with a residual deep learning approach. *Geosci. Lett.* **11**, 23 (2024). https://doi.org/10.1186/s40562-024-00340-y



報告完畢 敬請指教