



運用Anemoi於 區域機器學習天氣預報模型(MLWP) 開發之初步測試

林宜霖¹ 劉正欽¹ 陳新淦¹

¹中央氣象署科技發展組



大綱

- 🍃 Anemoi 簡介
- 🍃 研究目標
- 🍃 資料
- 🍃 建模策略
- 🍃 初步成果(1) - 基礎預報模型
- 🍃 初步成果(2) - 細緻化模型
- 🍃 結論

Anemoi 簡介

- 🍃 Anemoi 是 ECMWF 發起，與歐洲多國官方共同開發之工作框架，其中整合了 MLWP 模型建置過程中需要的各步驟，包含資料整集、模型架構、模型訓練、模型推論及視覺化等皆有開源工具。本研究部分使用 Anemoi。
- 🍃 Anemoi 至少可應用於以下任務：
 - 全球/ 區域模型
 - 預報模型/ 時、空降尺度模型
 - 決定性預報/ 系集預報
- 🍃 AIFS [ECMWF, Lang et al.(2024)]、AIFS 系列 [ECMWF]、Bris Model [MET Norway, Nipen et al.(2024)]、AICON [DWD] 等模型皆是使用 Anemoi 框架。



Anemoi 框架下的套件列表

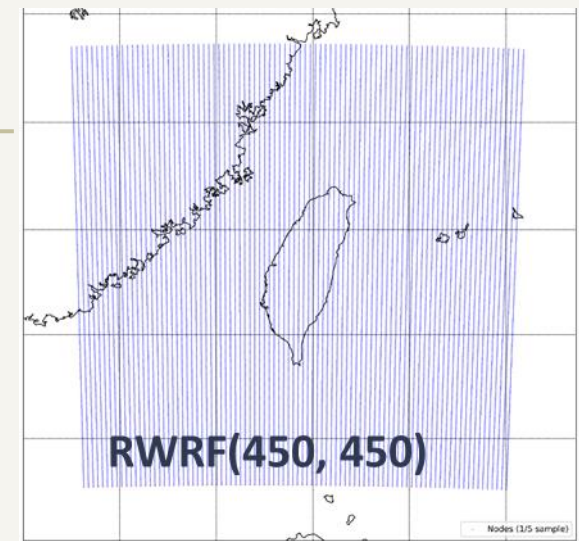
Anemoi datasets
Anemoi graphs
Anemoi training
Anemoi models
Anemoi inference
Anemoi transform
Anemoi utils



研究目標

使用 Anemoi 框架，嘗試開發適用於臺灣地區的高時空解析度區域 MLWP 模型。

- 圖神經網路(Graph Neural Networks, GNNs)
- 採遞迴策略， $(X_{t-1}, X_t) \rightarrow X_{t+1}$ ， $dt=1$ 小時



資料

來源	變數	層場屬性	是否會輸出預報?
RWRF	海平面氣壓(slp)、10米經向風(10u)、 10米緯向風(10v)、2米溫度(2t)	地面(含整層大氣)	是
	經向風(u)、緯向風(v)	氣壓層(百帕)：850	是
QPESUMS QPE	降雨率(RR)	地面	是
ERA5 (*Forcing/ Conditioning)	平均海平面氣壓(mslp)、10米經向風 (10u)、10米緯向風(10v)、2米溫度(2t)、 可降水量(tcwv)	地面(含整層大氣)	否
	經向風(u)、緯向風(v)	氣壓層(百帕)：850	否
	比濕(q)	氣壓層*13 (百帕)： 50, 100, 150, ... , 1000	否

訓練資料集：2022年01月01日 ~ 2024年06月30日

測試資料集：2024下半年挑選個案

→ * Forcing/ Conditioning:

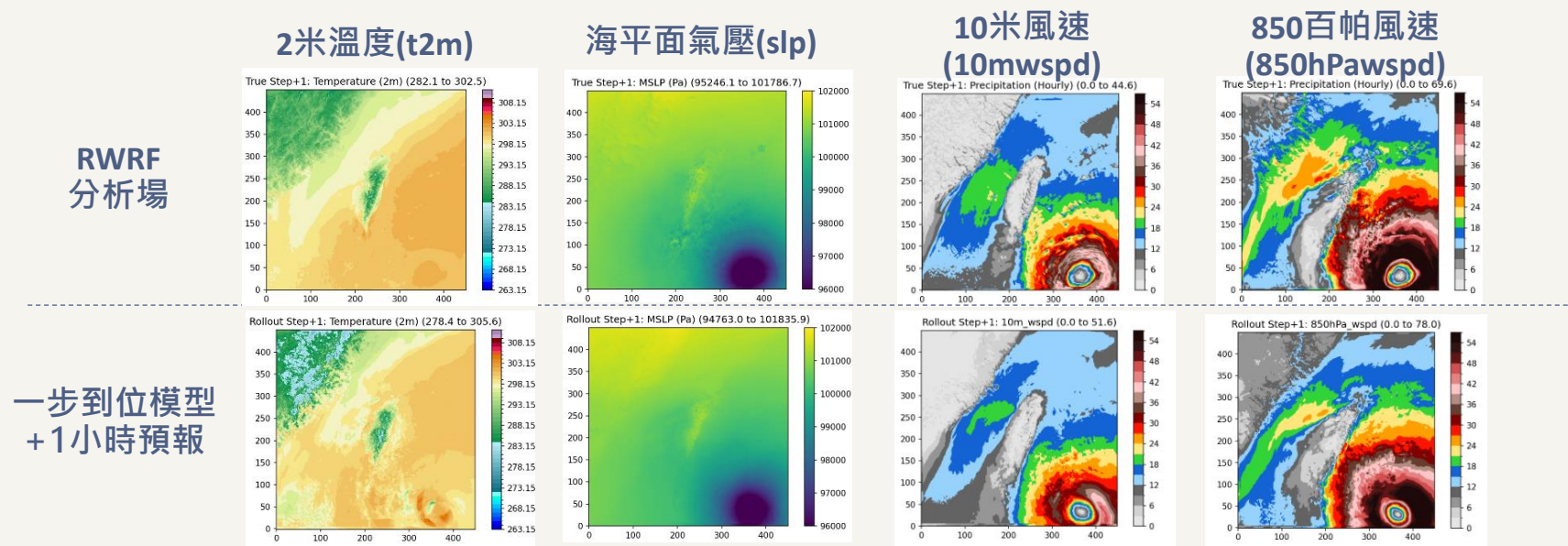
「透過以全區域 (full-domain) 的 GFS 輸入作為條件 (conditioning) 來實現，實際上是將整個內部區域都視為邊界資訊的來源。值得注意的是，這種策略僅適用於基於機器學習的區域模型(Limited Area Models, LAMs)。」

- Abdi et al. (2025), HRRRCast

建模策略- 前情提要1

🍃 多層場議題 - 兼顧細節和準度的預報：「一步到位」很不容易

[康芮颱風(2024)]



透過參數調整，模型有一定的預報能力。即便是+1小時預報，要找到每個層場預報表現都很好的模型也不容易

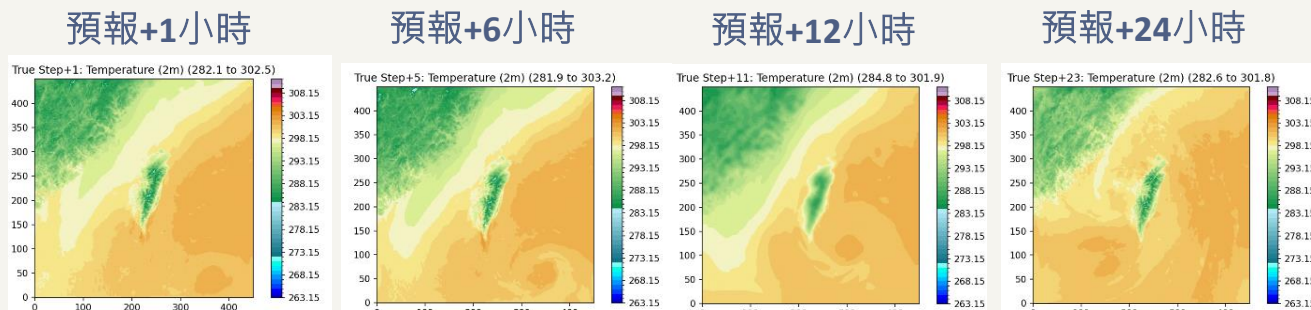
建模策略- 前情提要2

🍃 誤差累積/平滑化議題 - 兼顧細節和準度的預報:

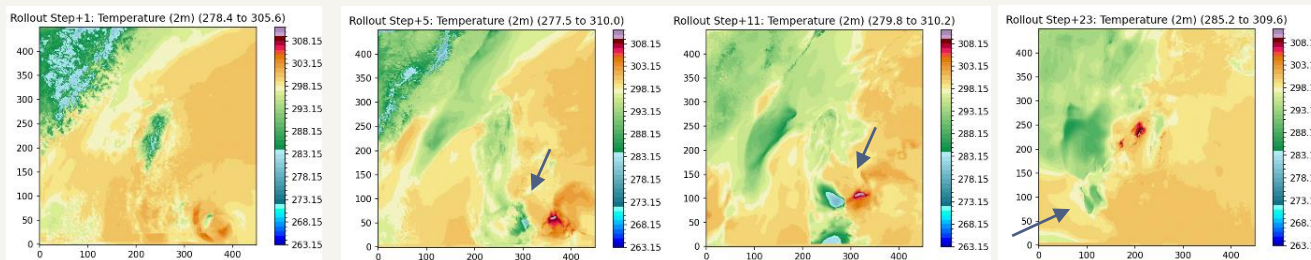
「一步到位」很不容易

[康芮颱風(2024)]

RWRF
分析場



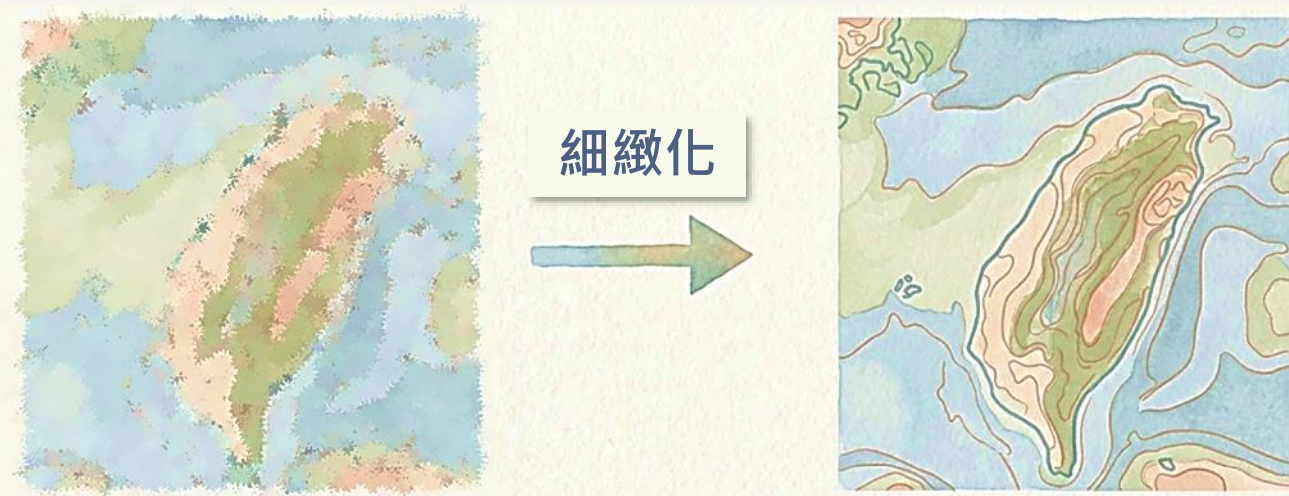
一步到位
模型



一步到位自定義模型幾次迭代後2米溫度的大尺度分佈很快地產生偏差，而且誤差會累積，還有平滑化現象

建模策略

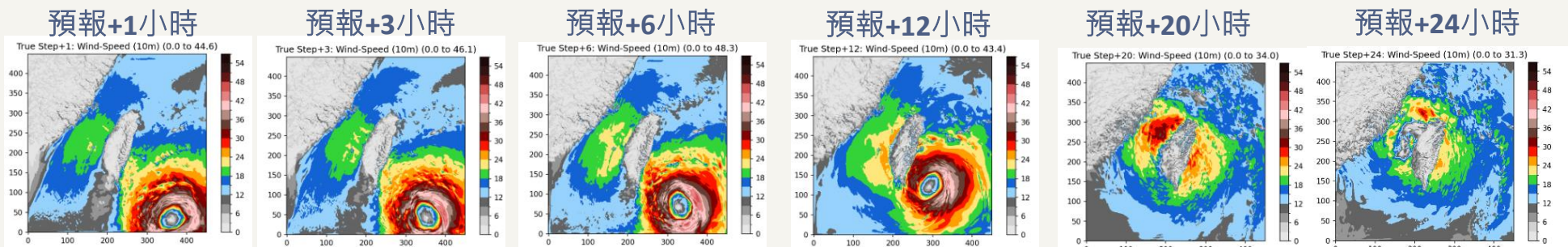
- 「先求穩，再求好。」：「基礎預報模型」+「細緻化模型」
- 基礎預報模型：
 - 圖神經網路(Graph Neural Networks, GNNs)
 - 採遞迴策略， $(X_{t-1}, X_t) \rightarrow X_{t+1}$ ， $dt=1$ 小時
- 細緻化模型：
 - 參考 *Watt and Mansfield (2024)* 方法訓練擴散模型為不同變數後處理



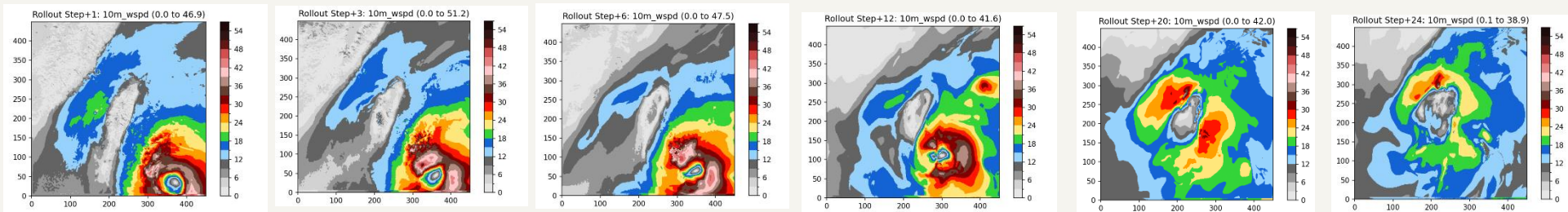
初步成果(1) - 基礎預報模型

10米風風速(10mwspd)
康芮颱風(2024) 預報時間+1~+24小時

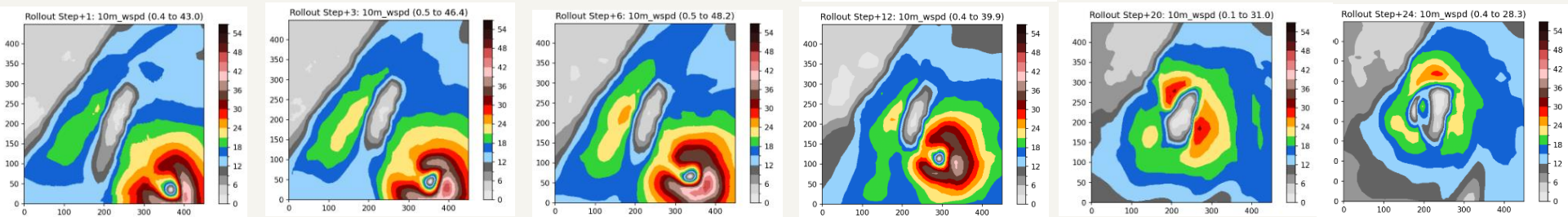
RWRF
分析場



一步到位
模型



基礎預報
模型

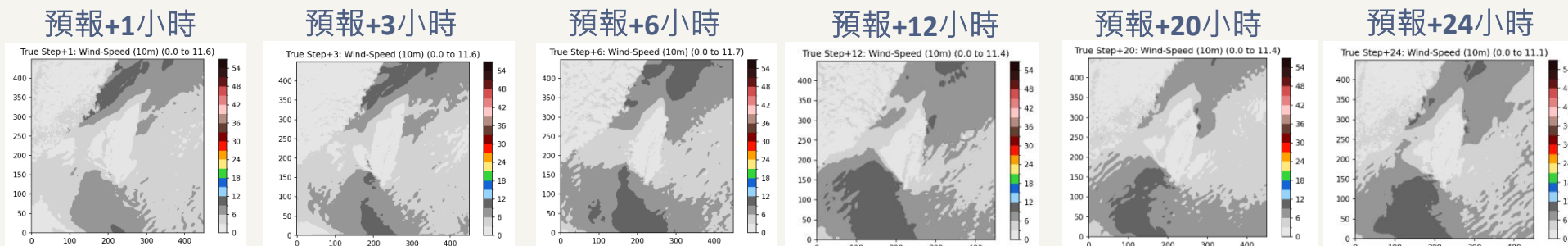


預報+24小時內模型的風速、颱風位置、颱風登陸後減弱都有預報能力。

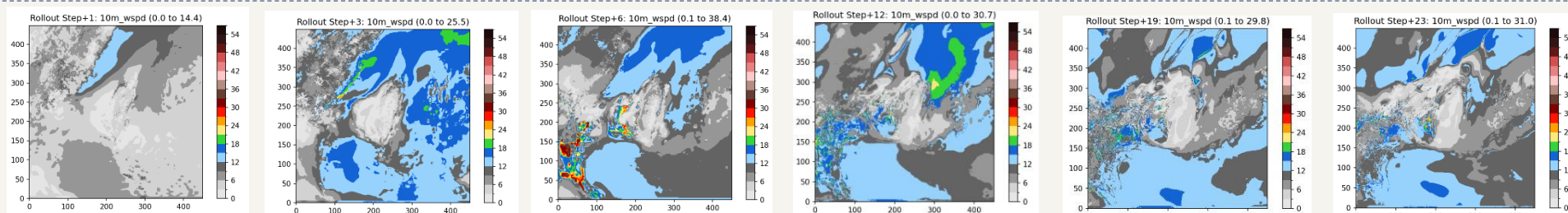
初步成果(1) - 基礎預報模型

10米風風速(10mwspd)
2024年夏季弱綜觀 預報時間+1~+24小時

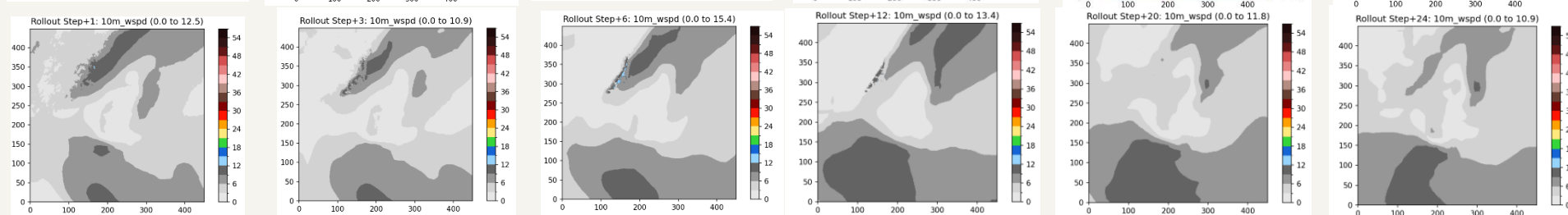
RWRF
分析場



一步到位
模型



基礎預報
模型



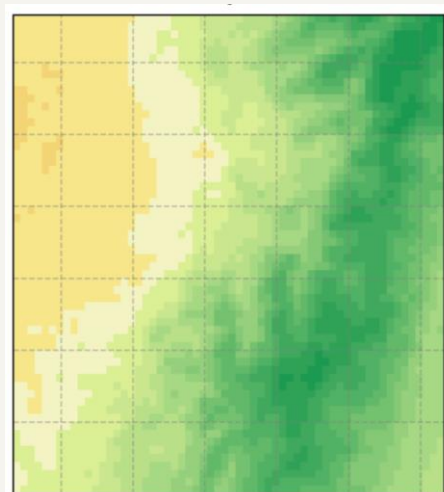
一步到位模型泛化能力較差，幾次迭代後風速很快地成長並產生明顯誤差。

初步成果(2) - 細緻化模型 (2米溫度)

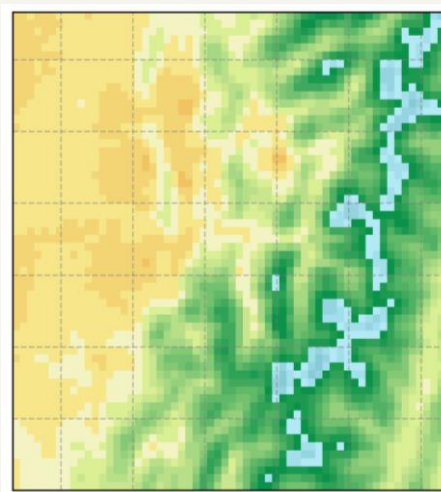
步驟	模型輸入(LR)	(訓練時)標籤資料	(推論時)模型輸出
訓練	經高斯平滑的RWRP分析場	殘差 = 原始的RWRP分析場 <u>減去</u> 經高斯平滑的RWRP分析場	-
推論	(經高斯平滑的) 基礎模型預報場	-	細緻化的基礎模型 預報場殘差

*由細緻化模型訓練策略可知，研究把所有可預報度都交給基礎模型。

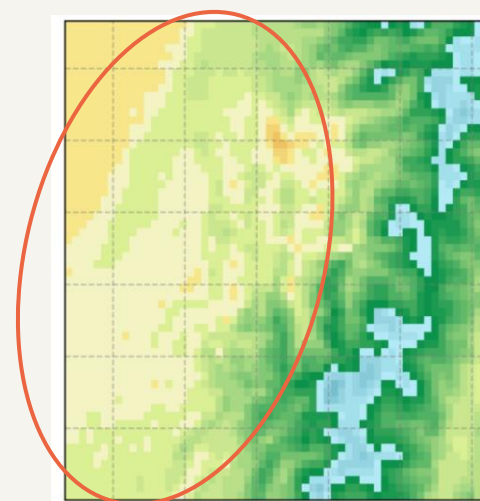
推論個案： 山陀兒颱風(2024)[預報時間+1小時]



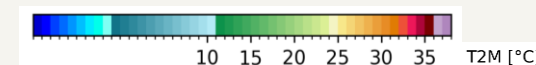
模型輸入(LR)



模型輸出 + LR



標籤資料 + LR



結論

- 🍃 研究使用 Anemoi 框架下的圖神經網路演算法，嘗試開發適用於臺灣的高時空解析度區域 MLWP 模型。
- 🍃 過程中最挑戰的幾個議題有：「多變數很難同時兼顧」、多次迭代「誤差累積」或者有「預報時間越長，平滑程度越大」等。
- 🍃 「先求穩，再求好。」：目前策略是「基礎預報模型」+「細緻化模型」。
- 🍃 今天的報告中，基礎預報模型與細緻化模型已完成概念驗證，研究方向明確；後續將持續深化技術並落實執行。



感謝聆聽，敬請不吝指教