



第40屆研討會

四十不惑，科研領航

中央氣象署40年科研成果與未來展望

報告人：科技發展組 張保亮組長

2026/09/01



數智融合

引領氣象預報模式新世代

科技發展組

- 數值預報的發展與精進
- MLWP 的快速發展
- NWP × AI 的融合發展
- 新世代無縫隙預報展望



無縫隙數值預報作業 — 從天氣到氣候

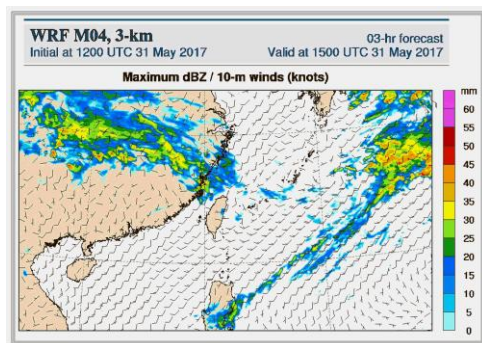
小時

5天

16天 (天~週)

45天 (週~月)

月 (9個月)



區域天氣預報

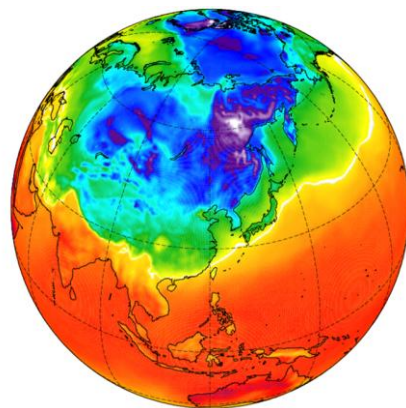
RWRF

WRFD

CEPS

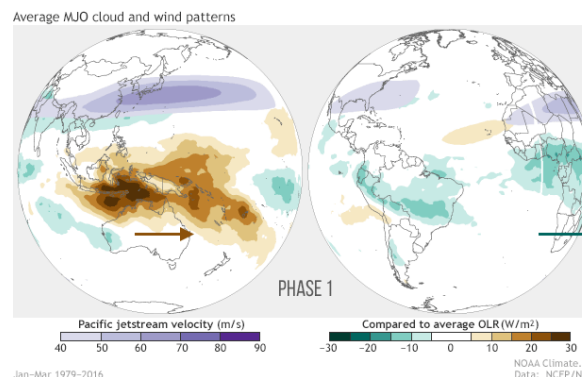
TWRF

WEPS



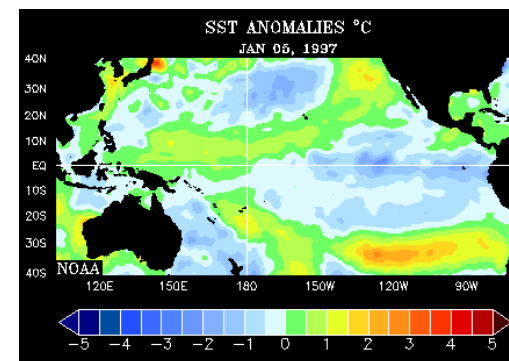
全球天氣預報

TGFS



展期天氣預報

CWA GEPS



短期氣候預報

CWA CFS

高速電腦與模式重點發展歷程



無縫隙預報模式

* 正式上線	2010 年以前	2011 - 2022 年			2023 年	2024 年以後		
區域模式 (小時-7天)	2007年* 45/15/5公里解析度區域決定性預報	2011年* 區域系集預報	2016年* 15/3公里解析度區域預報	2017年* 2公里極短期劇烈天氣預報系統	2023年* 1公里解析度區域決定性預報		2025年* 10/2公里解析度對流尺度系集預報	
全球模式 (16天)	2007年* 55公里解析度全球模式		2016年* 25公里解析度全球模式 (以 Tco 為動力核心)		2023年 動力核心架構更新為FV3		2026年* 13公里解析度全球模式	
展期模式 (45天)				2017年* 45公里解析度展期天氣預報模式	2023年* 28公里解析度 Tco 展期天氣預報模式	2024年 5公里解析度之展期天氣預報	2025年* 海氣耦合 TIMCOM 模式	2026年* GPU版GEPS V3.1
短期氣候模式 (9個月)	2010年* 300公里解析度短期氣候模式			2017年* 110公里解析度短期氣候模式，海氣耦合 MOM3 模式	2023年* 60公里解析度短期氣候模式，海氣耦合 MOM5 模式	註：MLWP為機器學習天氣預報		
MLWP 模型						2024年 全球MLWP模型平行作業		

2006-2012



IBM P5-575
Cluster 1600
13 TFlops
6 TB Memory
55 TB Storage

2012-2021



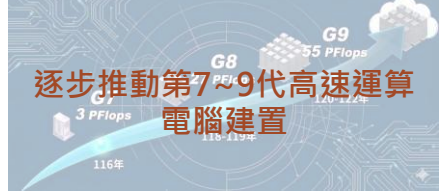
FUJITSU
PRIMEHPC
FX-100
1.4 Pflops
98.15 TB Memory
5.2 PB Storage

2021-2027



FUJITSU
PRIMEHPC
FX-1000
CPU : 10 Pflops
GPU : 2 Pflops
184.32 TB Memory
10 PB Storage

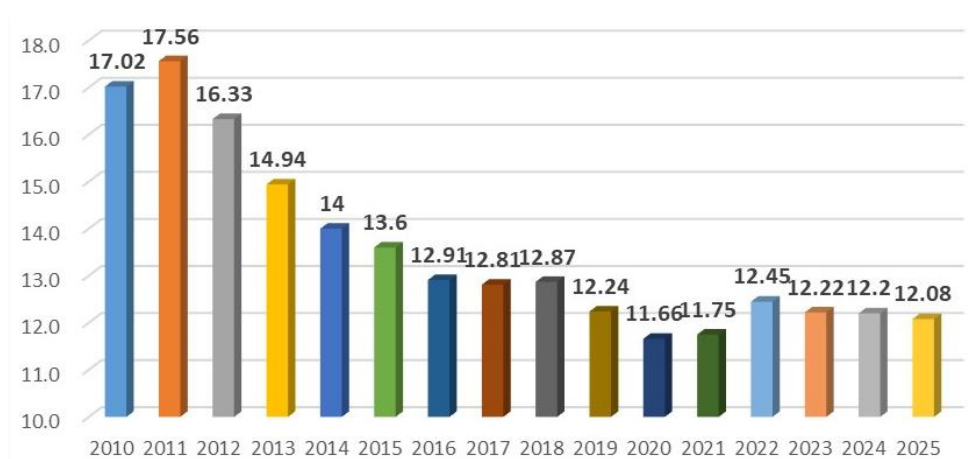
2027-Future



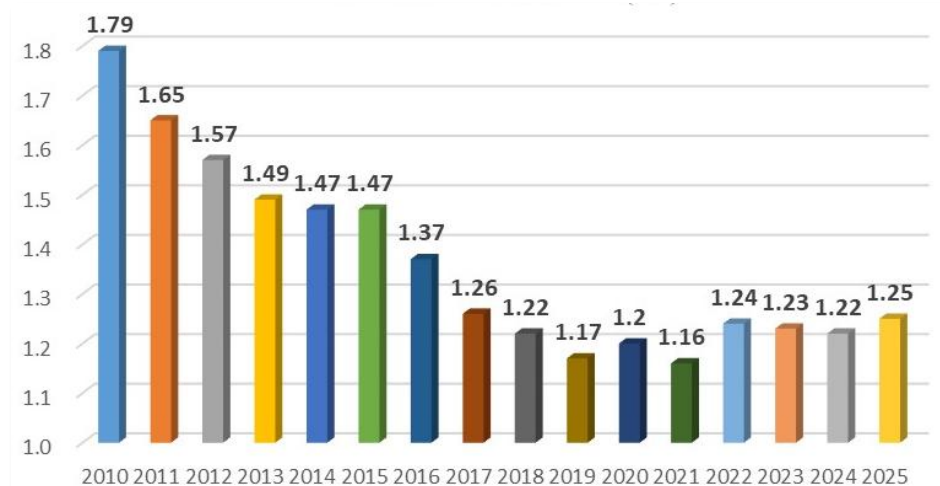
逐步推動第7~9代高速運算電腦建置

G7 3 Pflops
G8 11 Pflops
G9 55 Pflops

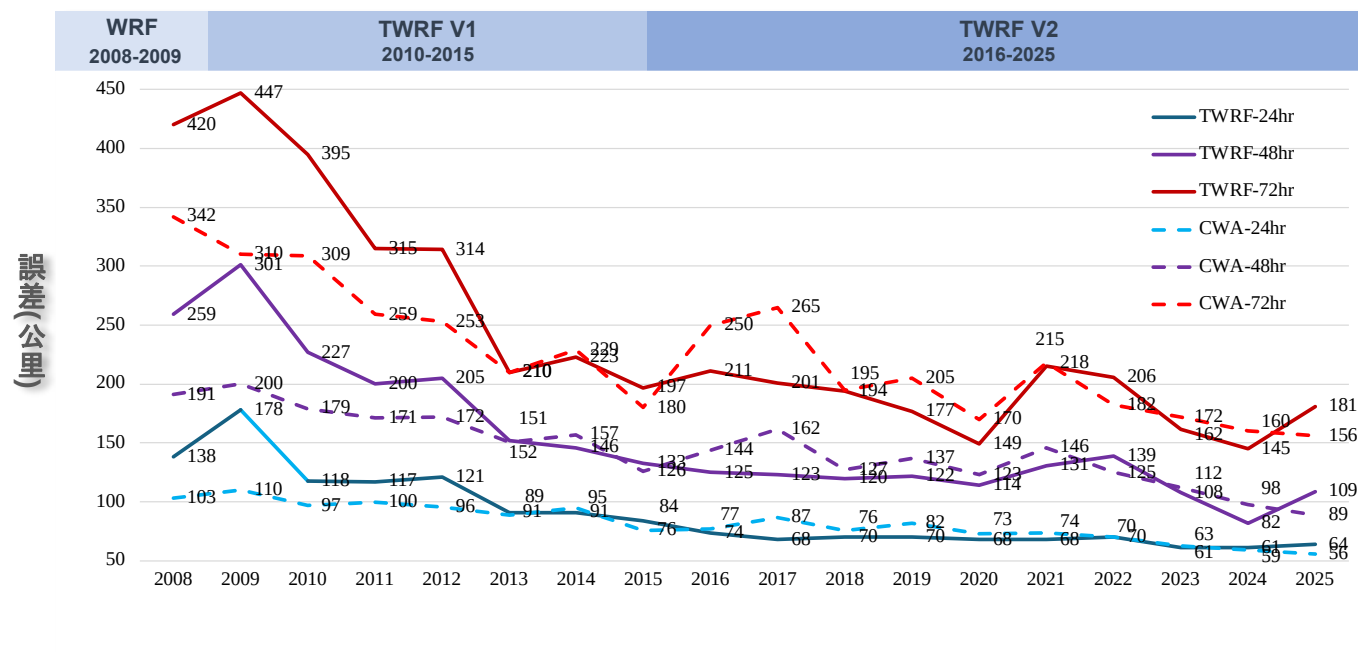
區域模式作業系統預報表現



500 hPa 高度場—72小時預報RMSE



850 hPa 溫度場—72小時預報RMSE



颱風模式作業系統2008~2025年預報表現

風雲變色

A Night of Storm and Change

數值天氣預報

歷史上走了 50 年的路

人工智慧天氣預報

不到 3 年

NWP 累積數十年物理與作業經驗；MLWP 在短短數年間快速躍升，正在改變預報技術發展路徑。



AI / 機器學習 (ML) 衝擊

- AI / ML 技術快速演進，傳統 NWP 研發模式與作業流程面臨 **加速轉型** 壓力
- AI 技術導入牽動人才能力、研發流程與組織分工，**跨領域整合與轉型** 成為重要課題

挑戰

機會

NWP 轉型契機

- 全球 MLWP 模型迅速發展，提供 **技術借鏡** 與 **在地化發展** 契機
- NWP 技術與時俱進，正是推動模式精進與接軌國際的契機

結合 AI + NWP

- AI 可對 NWP 進行加值後處理，提升預報效率、精度與應用彈性
- **結合 NWP 物理基礎與 AI 技術**，整合兩者優勢，發展新一代的混合預報架構





1984

2023

2026

數

NWP

以流力方程、物理過程、資料同化與高速運算推進預報能力

物理基礎 × 資料驅動

以既有無縫隙數值預報為核心

融合 AI 新技術

精進臺灣在地化預報能力

智

MLWP

人工智慧技術快速發展
實現快速推論與資料驅動

NWP + MLWP

數智融合



氣象AI發展

機器學習天氣預報 (MLWP) 快速崛起

Machine Learning Weather Prediction

世界突然變快了，MLWP 改變遊戲規則

全球尺度逐漸成熟，區域 MLWP 已全面展開，成為國際發展重心

第一階段：全球模型快速發展

(2022-2023)

全球尺度 MLWP 快速進展

-  **GraphCast** (DeepMind)
-  **Pangu-Weather** (Huawei)
-  **Aurora** (Microsoft)
-  **FourCastNet** (NVIDIA)
-  **GenCast** (DeepMind)
-  **AIFS** (ECMWF)

...等多個全球模型

第二階段：MLWP 框架興起

(2023-2024)

開放框架推動 MLWP 快速發展

-  **Anemoi** (ECMWF)
開放、模組化的
ML 天氣預報平台
-  **CREDIT** (NCAR)
雲解析度資料與模型
訓練框架
-  **Neural-LAM**
神經網路為基礎的
區域模式架構

 框架標準化、模組化，
加速技術移轉與在地化應用

現階段：區域 MLWP 全面發展中

(2023 -)

各國積極發展高解析度區域 MLWP

-  **HRRRCast** (NOAA)
-  **WoFSCast** (NOAA)
-  **Bris** (MET Norway)
-  **DLAMP** (CWA)
-  **其他區域 MLWP**
(多國氣象機構)

 提升解析度與在地化能力，
強化高影響天氣預報服務

國際發展重點



全球尺度 MLWP 逐漸成熟

多個全球模型已具備接近傳統 NWP 的預報能力。



MLWP 框架成為發展主流

開放框架降低開發門檻，加速模型開發與技術移轉。



區域 MLWP 全面展開

各國氣象機構投入高解析度區域模型，強化在地服務與預警能力。



全球 MLWP 發展重心已由新模型研發，轉向框架化與區域化應用，
區域 MLWP 已是國際進行式。



初始輸入資料 3 個

美國全球模式 | 歐洲全球模式 | 氣象署全球模式

AI 開源模型 6 個

包含Google, NVIDIA, Microsoft...等

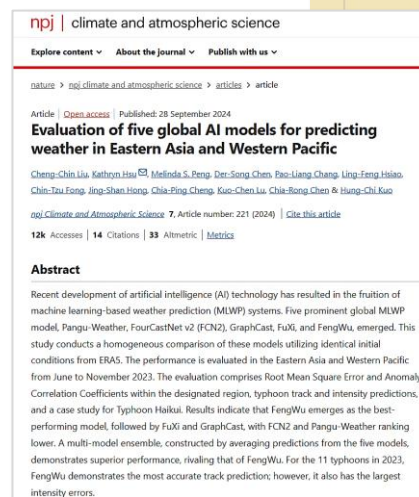
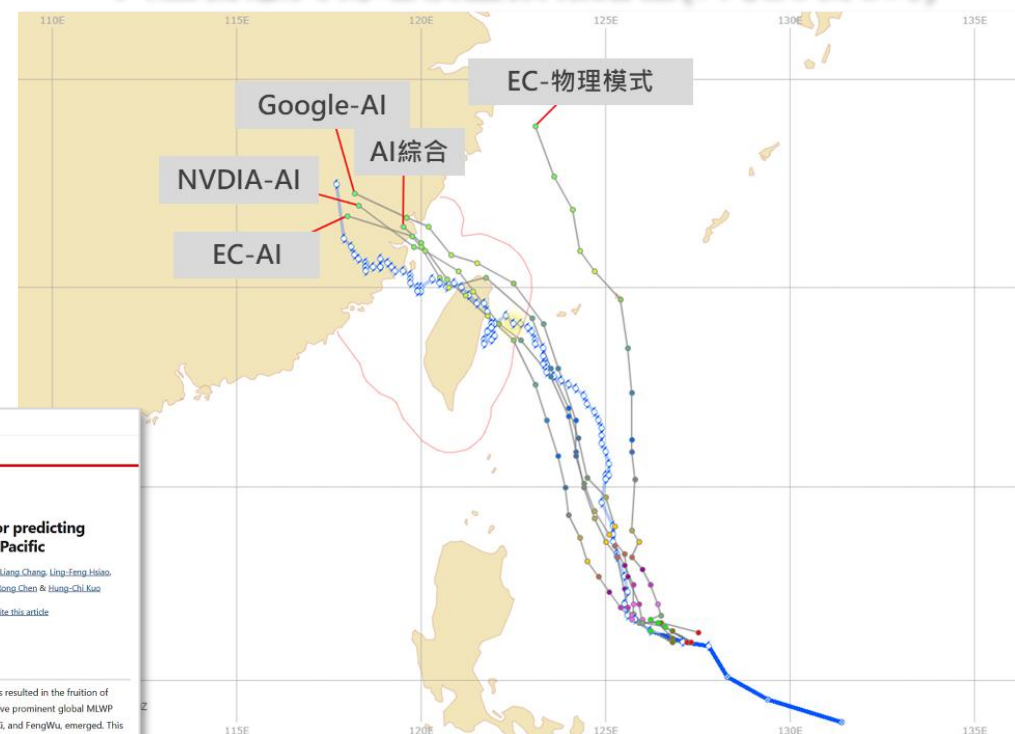
共 18 個 全球 AI 模型

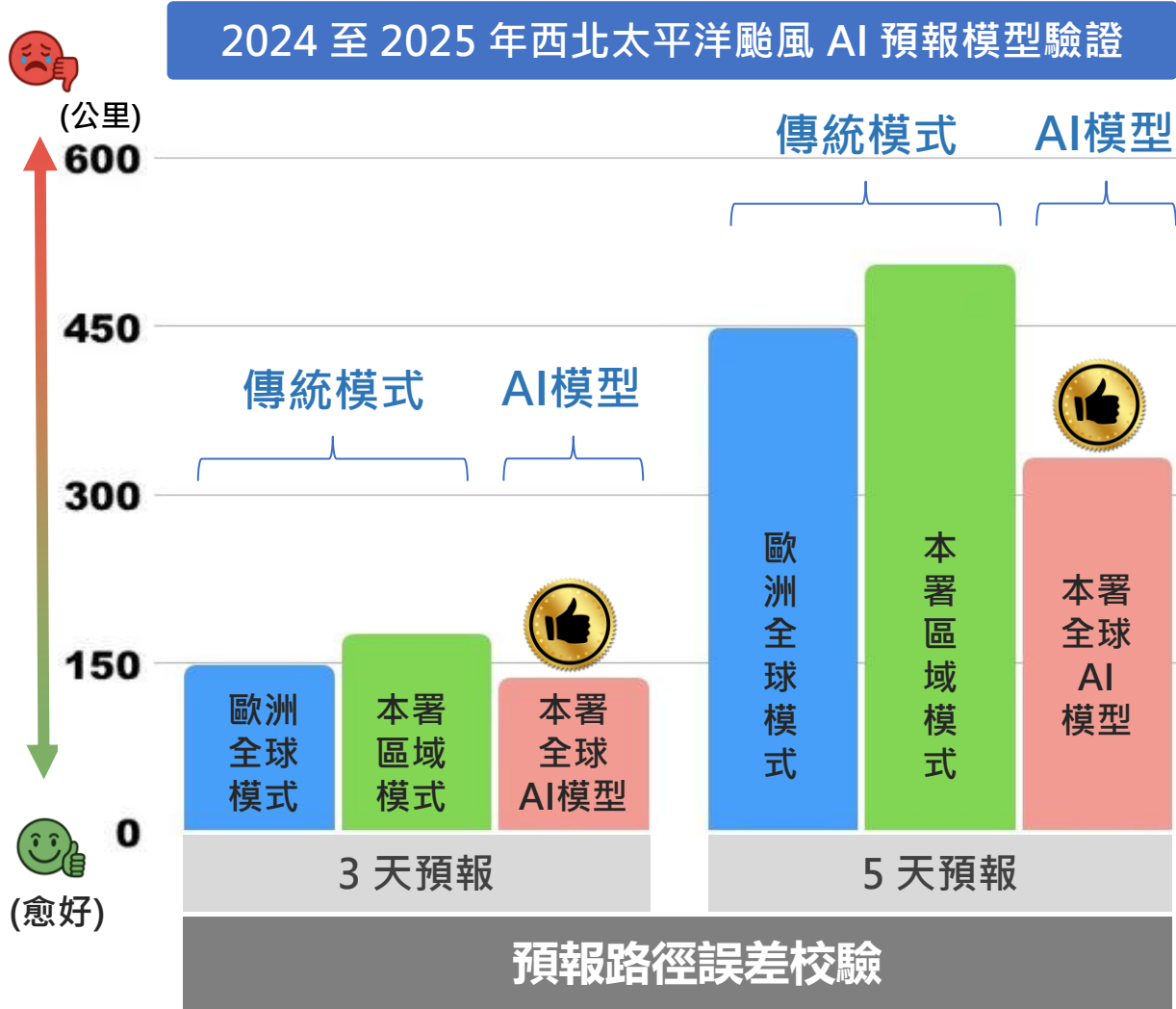
- 使用本署全球數值作業模式結合 AI 模型的創新想法
- 於 2024 年**凱米颱風**首次導入 AI 模型颱風路徑預報，提升颱風預報作業應用效能
- 評估成果發表於 Nature 子期刊 (Liu et al. 2024, npj Clim. Atmos. Sci.)

2024 年起
平行作業

- 2024年7月20日凱米颱風形成時，在5天前已可掌握颱風侵襲臺灣北部的趨勢

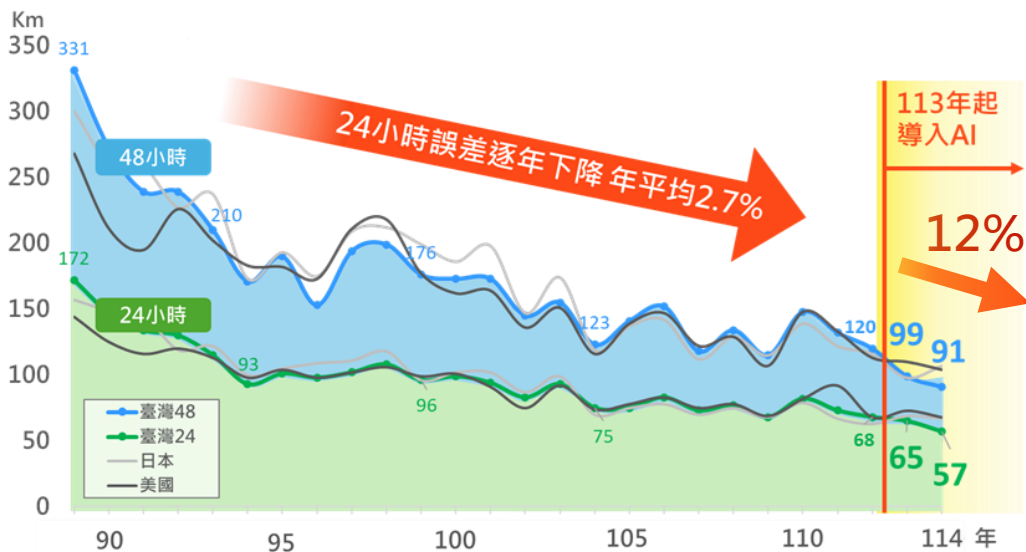
人工智慧與物理模型預報路徑(7月20日8時)





AI模型的颱風路徑預報整體優於傳統的數值模式

颱風路徑預報更準確



2024年以來引進最新AI天氣模型，使颱風預報精準度顯著提升：

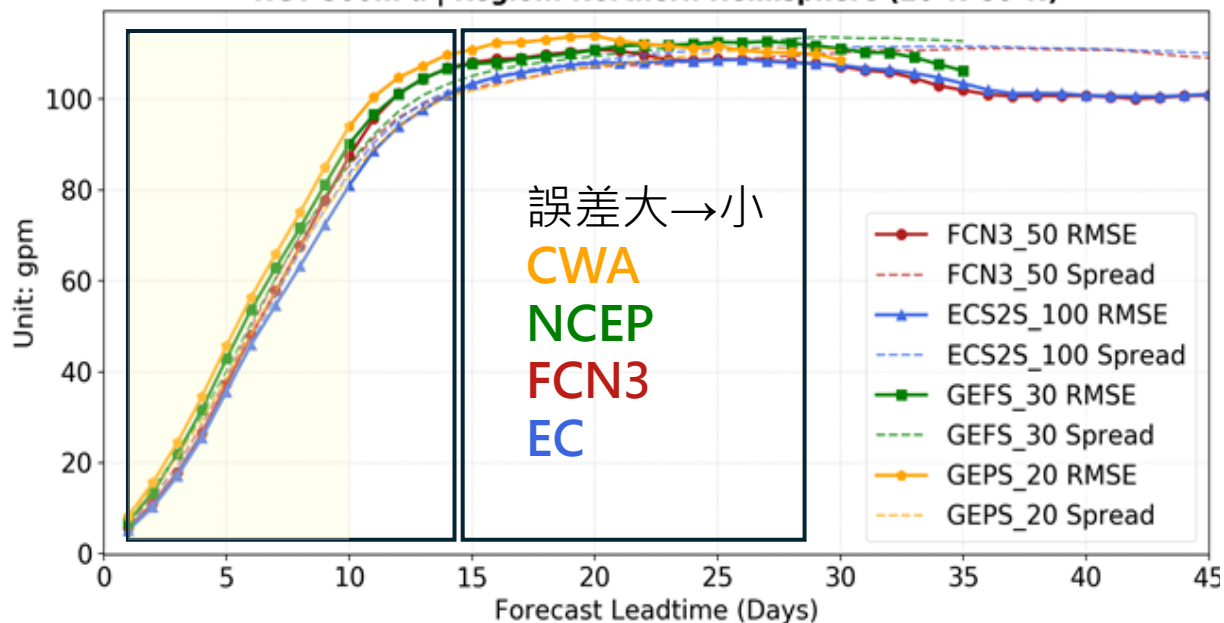
- ✓ 過去25年颱風路徑24小時預報誤差年平均改善率約2.7%
- ✓ 2025年24、48小時誤差較前一年度降低達12%、8%，且相較美日模式誤差低13~16%



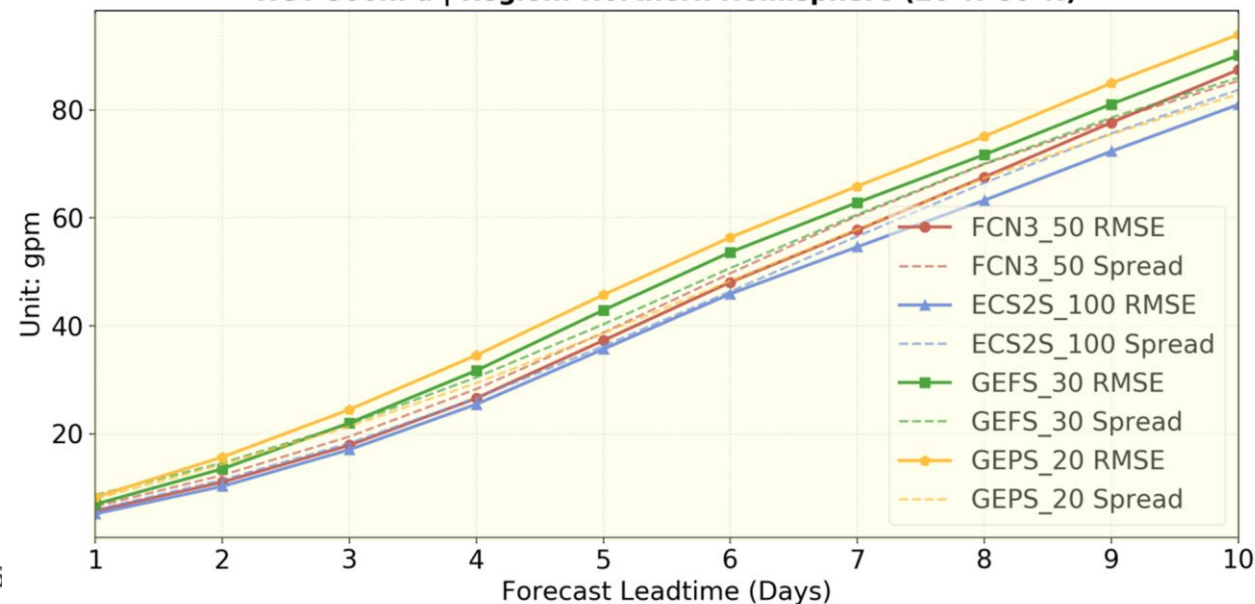
以NVIDIA FCN3模型為基礎，評估 MLWP 在次季節預報上的能力

重點包括：monsoon onset, tropical cyclone (TC) forecasts, and the MJO, etc.

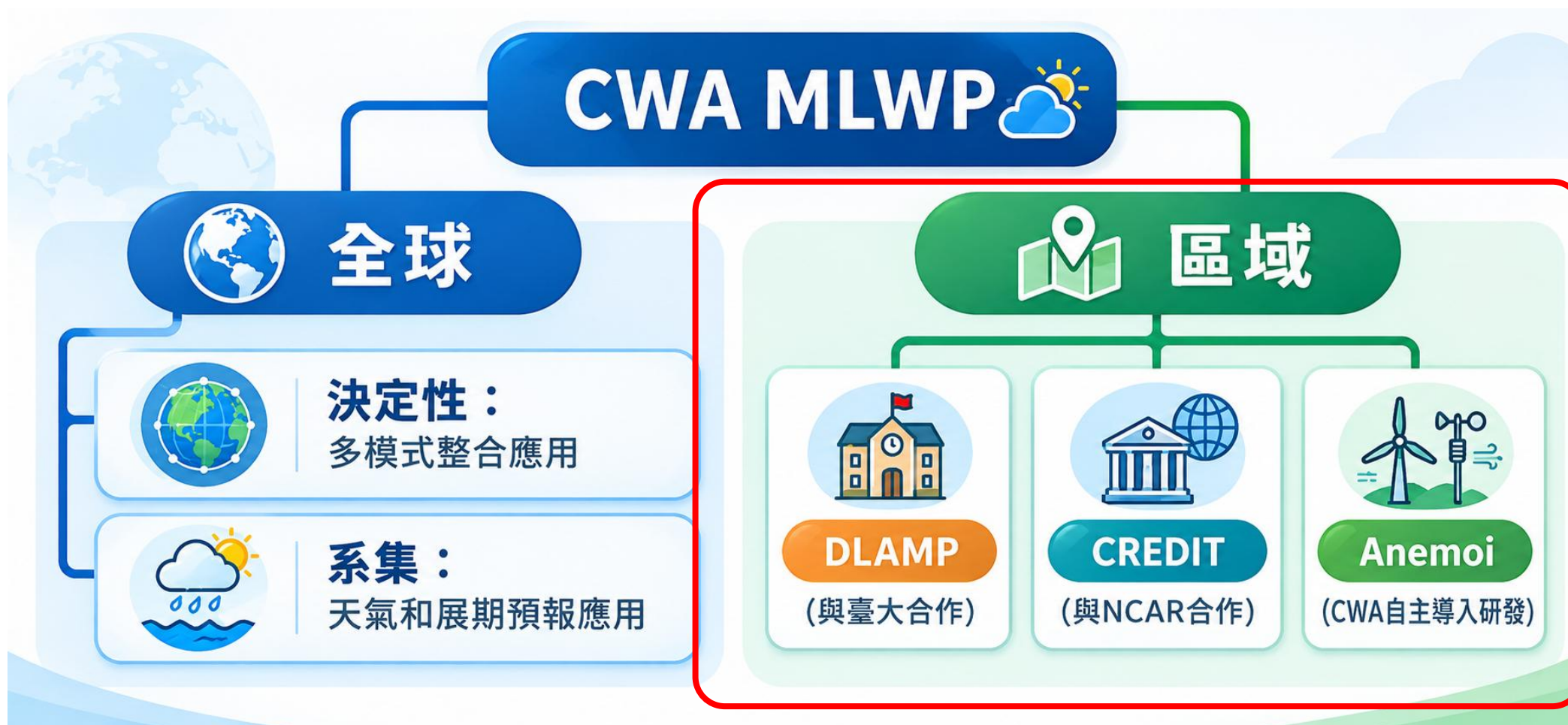
RMSE & Spread Comparison (2025011500-2025021500)
HGT 500hPa | Region: Northern Hemisphere (20°N-80°N)



RMSE & Spread Comparison (2025011500-2025021500)
HGT 500hPa | Region: Northern Hemisphere (20°N-80°N)



初步結果：均方根誤差優於NCEP GEFS及CWA GEPS，接近但略高於ECS2S





累積作業 NWP(RWRF)、觀測與資料同化技術，建立臺灣在地且長期一致的歷史大氣分析場

核心價值

建構臺灣複雜地形與局地劇烈天氣資訊，提供 MLWP 訓練與評估所需的高品質資料。

核心規格

2 km

對流解析網格

逐時

雷達 + 地面資料同化

約 10 年

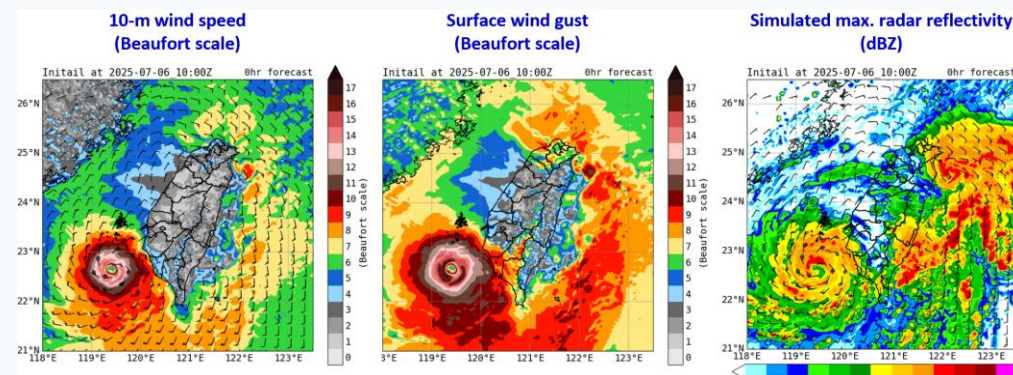
V1 : 2017–2026

發展現況

系統設定完成 | 已啟動生產

V1 預計 2026 年底完成

實驗成果 | 2025 丹娜絲颱風



初步校驗

優於 ERA5 與NoDA；整體與作業分析相當，部分變數略佳

TARRA 是 CWA 發展 MLWP 的重要基礎建設

MLWP 模型訓練 × 高衝擊天氣研究 × 氣候應用

(Taiwan Regional ReAnalysis, TARRA)



整合高解析度地表資料、逐時大氣驅動與 Noah-MP，建立臺灣土壤溫濕度重分析

核心價值

產製臺灣高解析度土壤溫度與土壤濕度資料，支援水文、乾旱、農業及陸氣交互作用研究。

核心規格

100公尺

臺灣本島分析網域

逐時

大氣驅動與分析

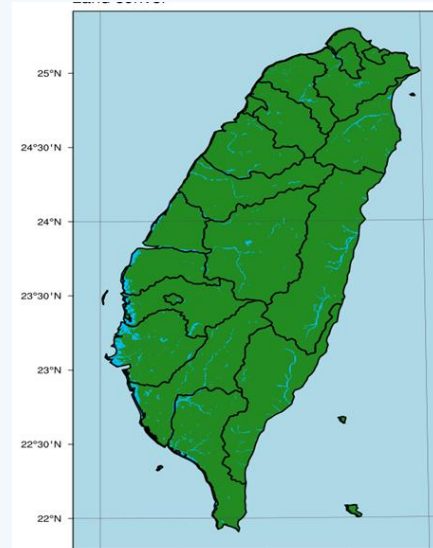
4層土壤

10 / 40 / 100 / 200公分

發展現況

系統建置完成 | 已產製2014–2015年重分析資料

TLDAS 100公尺分析範圍



資料整合

地表靜態資料 × 降水與衛星輻射 × 區域模式近地面大氣場

土地利用、土壤、植被、地形

QPESUMS / 向日葵8號

溫度、水氣、風、氣壓與長波輻射

TLDAS建立臺灣百公尺等級土壤溫濕度歷史分析基礎

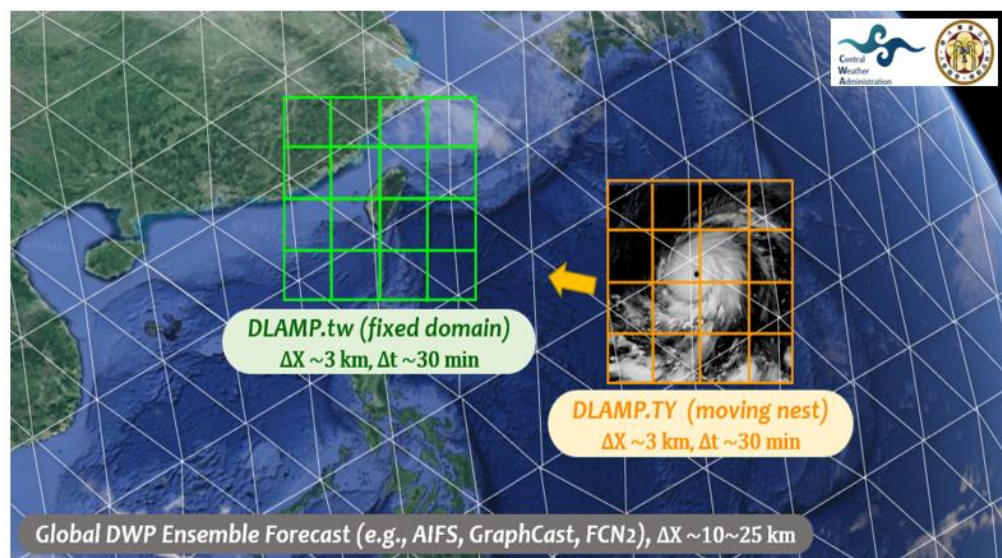
乾旱與水資源 × 農業與生態 × 氣象與陸氣交互作用

(Taiwan Land Data Assimilation System; TLDAS)

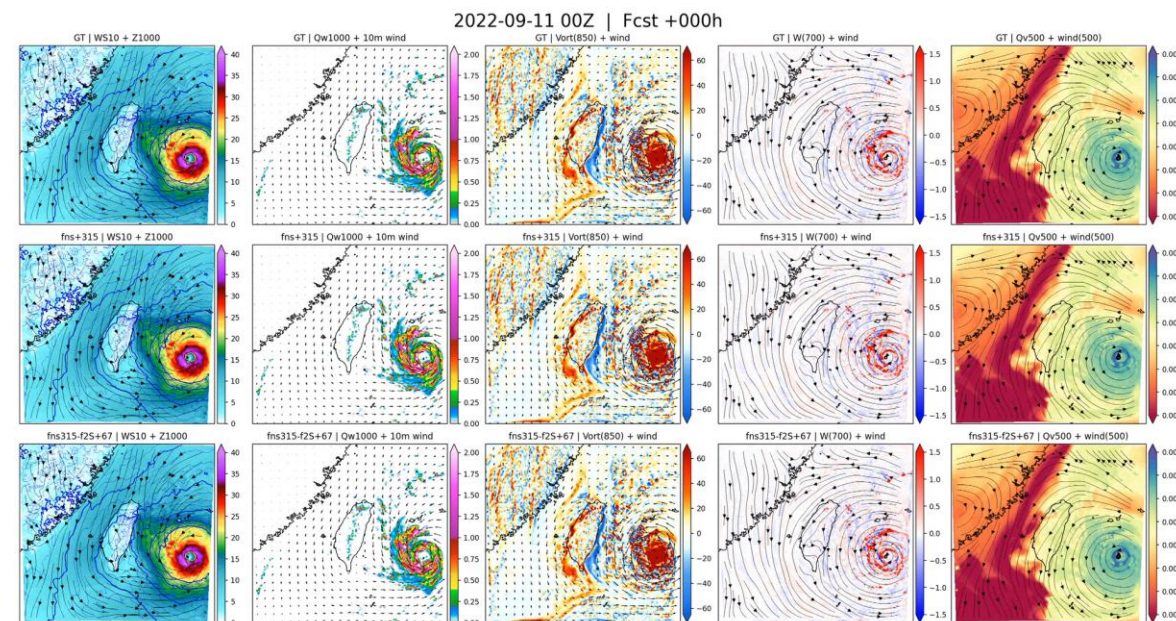


氣象署 × 臺灣大學：建立臺灣自主區域機器學習天氣預報能力

DLAMP 臺灣區域架構



梅花 (2022) 颱風個案測試



資料基礎

本署臺灣區域再分析資料
(TARRA)

提供高解析度訓練資料

共同研發

氣象署 × 臺灣大學
DLAMP自主模型

區域解析度約3公里

初步成果

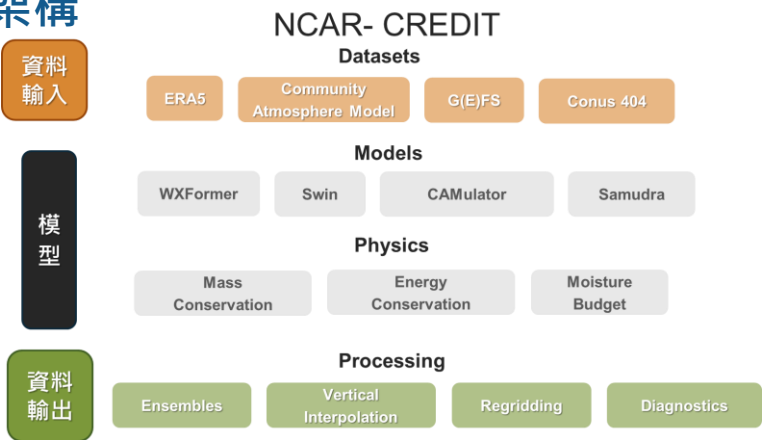
區域MLWP
即時預報測試

已完成颱風個案測試

從再分析資料、模型自主研發到即時預報，逐步建立區域MLWP作業能力。⇒ 預計明年DLAMP準平行作業



模型架構

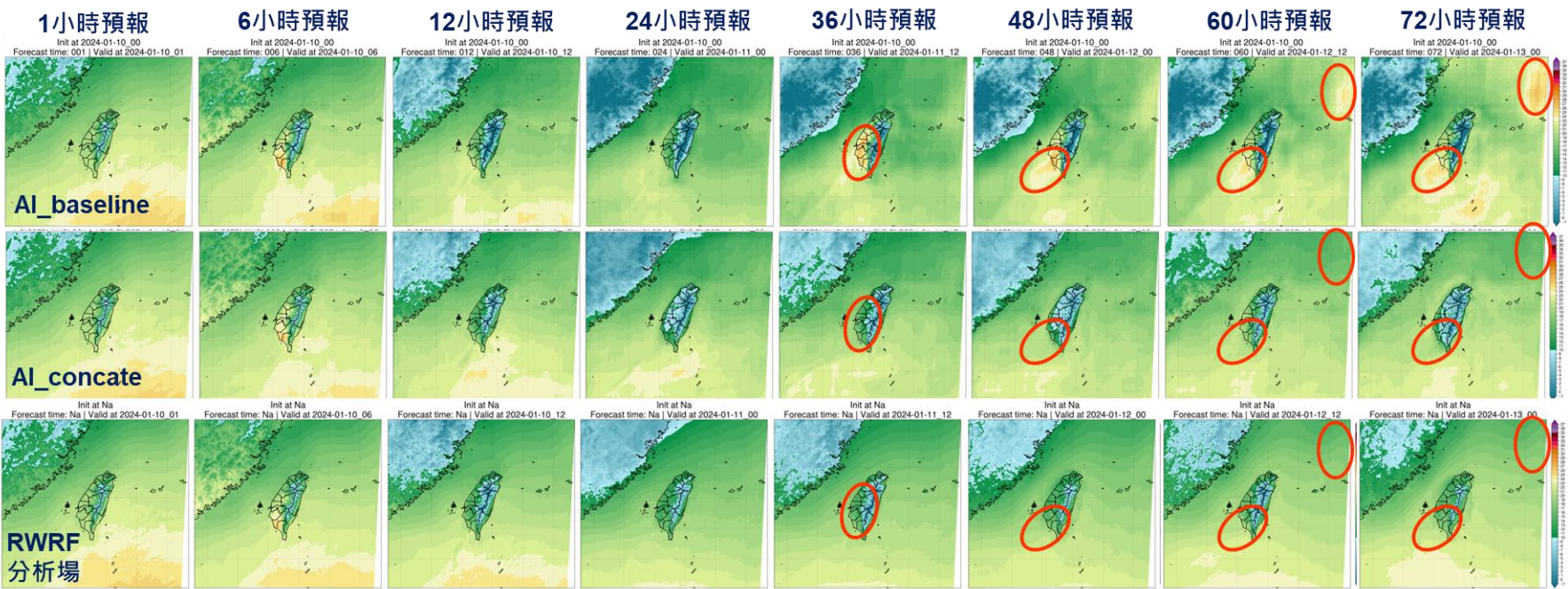


模型設定

- 訓練資料：2024年1-2月逐時TARRA資料
- 模型設計：WXformer、有限區域、自回歸預報
- 運算資源：A100 GPU 8張
- 訓練時間：baseline 280分鐘；concat 700分鐘

	AI_baseline	AI_concat
訓練資料及長度	2024年1月至2月逐時RWRP分析資料	
資料處理	使用內插方式補足缺值	使用內插方式補足缺值 針對ERA5內插至0.0625度網格
使用機器	氣象署GPU CLUSTER (型號A100) 單節點8張GPU	
訓練花費時間	280分鐘	700分鐘
推論時邊界處理	未置換	未置換
使用演算法	Wxformer	
選用設計	有限區域	
預報方式	T→T+1 (自回歸)	

2米溫度預報比較：
AI_baseline、AI_concat
與RWRP分析場(TARRA)

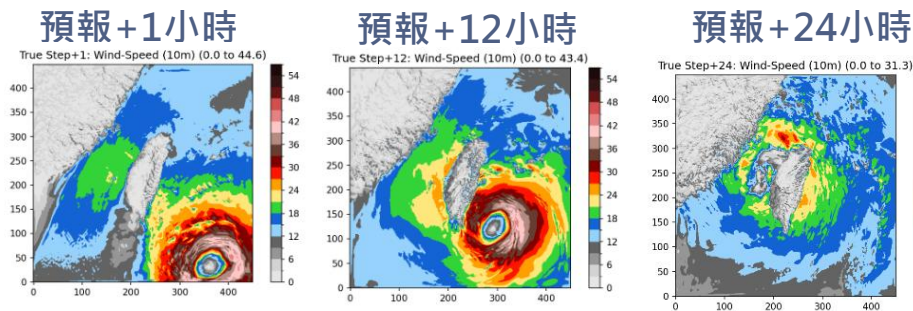




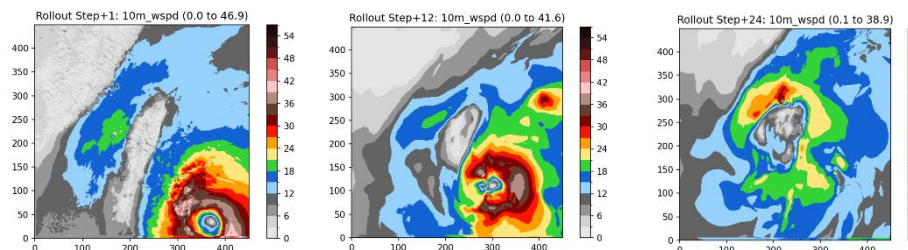
以TARRA資料訓練圖神經網路，檢視多變數與颱風結構預報能力

「先求穩，再求好。」：「基礎預報模型」+「細緻化模型」，持續優化中

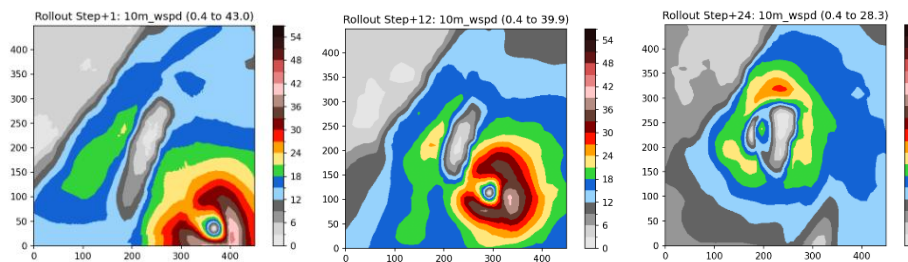
RWRF
分析場



一步到位
模型



基礎預報
模型

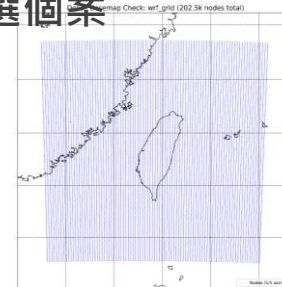


康芮颱風(2024) 10米風風速

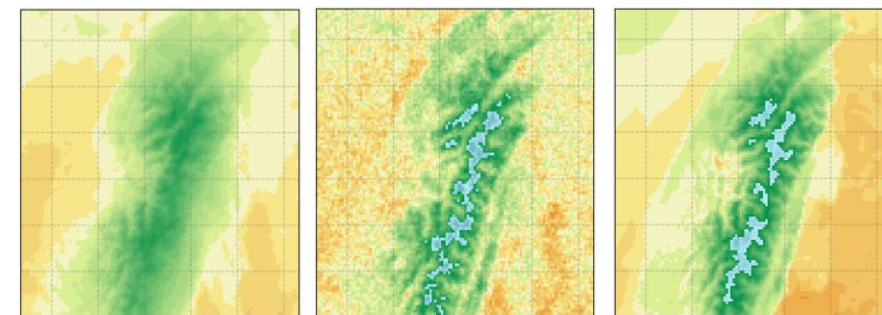
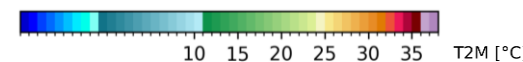
一步到位模型多次迭代的平滑議題明顯。

自主研發設定

- 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
- 使用機器：HPC GPU
- 訓練花費時間：4 至 5 天
- 使用演算法：圖神經網路
- 選用設計：有限區域



細緻化模型



模型輸入(LR) 模型輸出 + LR 標籤資料 + LR

細緻化模型山陀兒颱風(2024) 2米溫度後處理結果
[預報時間+1小時]



本署已建立區域 MLWP 發展基礎



已完成 **DLAMP**、**CREDIT** 與 **Anemoi** 等主要 MLWP 框架建置與驗證。



現有 **A100 GPU** 高速運算環境已具備訓練及推論能力。



已建立區域 MLWP 研發流程，並具備**自主發展**區域 **AI 天氣預報技術**之基礎。



區域 MLWP 仍面臨關鍵技術挑戰



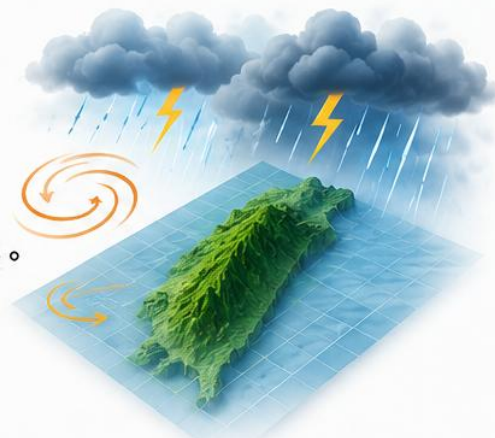
隨**預報時效增加**，預報場**平滑化現象明顯**，難以完整呈現臺灣複雜地形與局地天氣特徵，仍屬各國共同面臨之技術挑戰。



有限區域 MLWP **邊界處理策略**，目前**邊界不連續**對預報之影響有待解決。



劇烈天氣、強對流及極端降雨等高影響天氣之預報能力，仍有提升空間。





數智融合

Hybrid NWP & AI

不是 AI 取代 NWP，而是融合，怎麼融合？

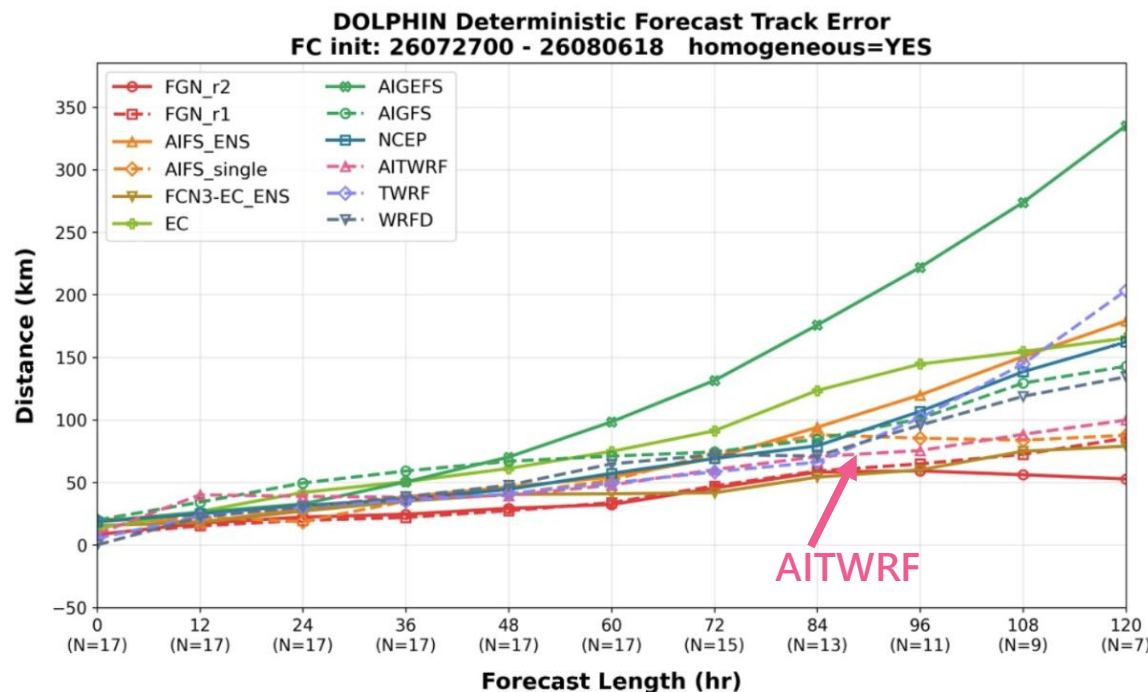
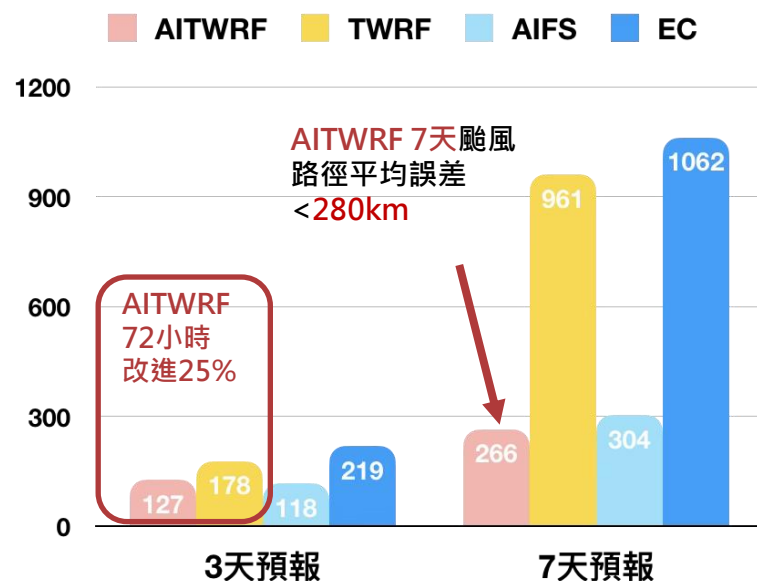
發展結合 NWP 與 AI 的混合模式：

將全球 MLWP 模型大尺度資訊用波譜納進融合至 NWP 模式，發展新一代颱風預報系統「AITWRF」

個案測試：

2024、2025 年共 9 個颱風 45 個案

2026年白海豚颱風個案路徑校驗



- 由 45 個個案結果顯示 AITWRF 改善颱風路徑預報效果明顯
- 作業流程建置中，已進行平行測試，預計近期上線作業。

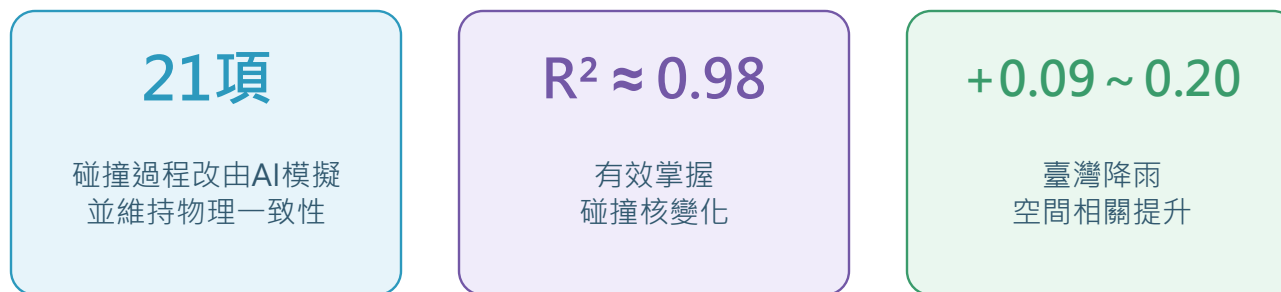
動機

- 雲微物理決定降水發生時間、強度與潛熱釋放
- TCWA2 雙矩量方案中，粒子碰撞合併涉及多種複雜過程 (不確定性較高、運算耗時)

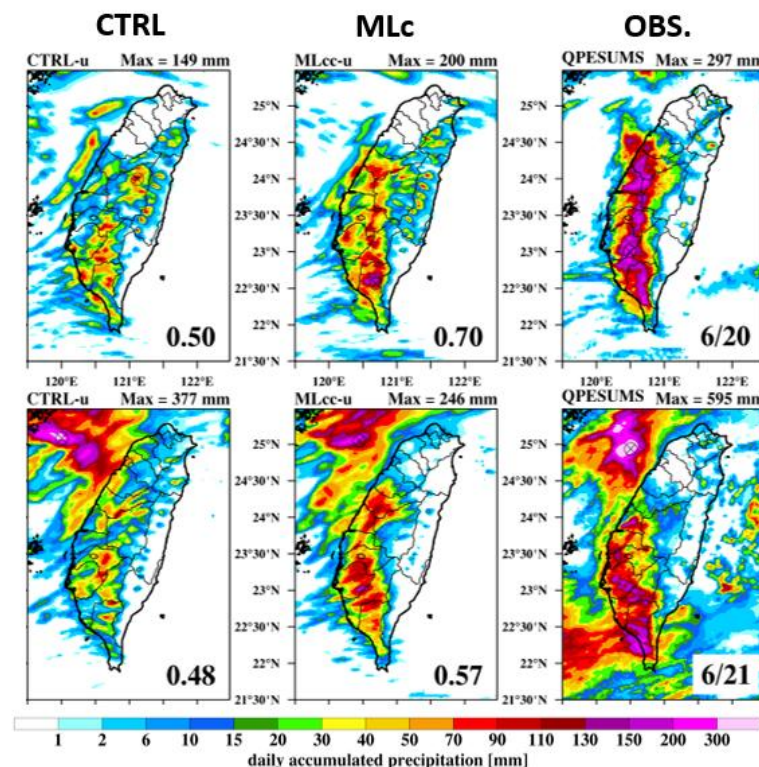
方法



初步成果



梅雨鋒面豪雨個案



ML模擬器更能呈現中央山脈地形降雨
(空間分布相關係數)

6/20 : 0.50 → 0.70 6/21 : 0.48 → 0.57



持續精進物理模式 發展新一代區域 NWP



TW-MPAS：延續WRF研發能量，打造臺灣在地化跨尺度預報系統

1

銜接研發經驗

承接WRF成果與技術能量，銜接至MPAS跨尺度架構

2

邁向次公里解析度

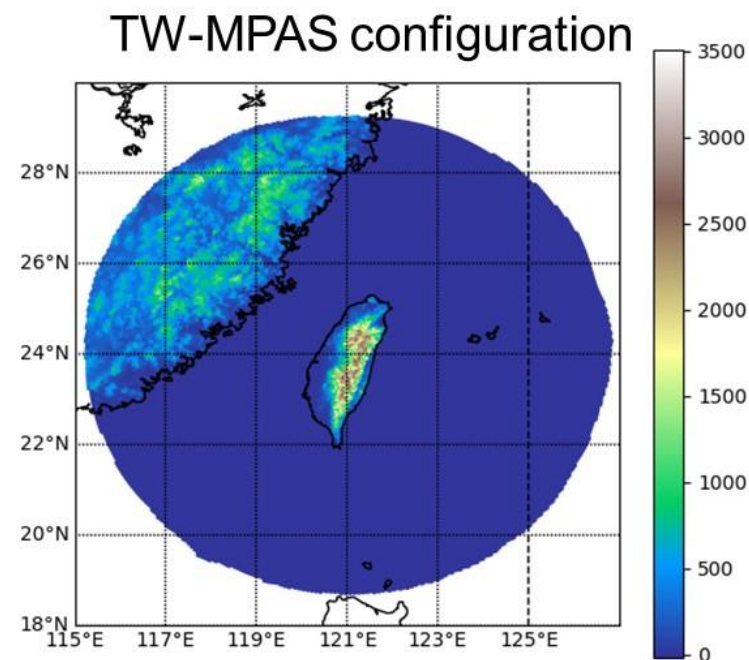
以都市尺度為目標，提升雨量與地面預報場精度

3

物理過程在地化

因應複雜地形，持續調整PBL、雲雨與地表參數方案

TW-MPAS v1 預報範圍



最高解析度
2公里（可變網格）

雲微物理
TCWA1

積雲參數法
new Tiedtke (Modified)

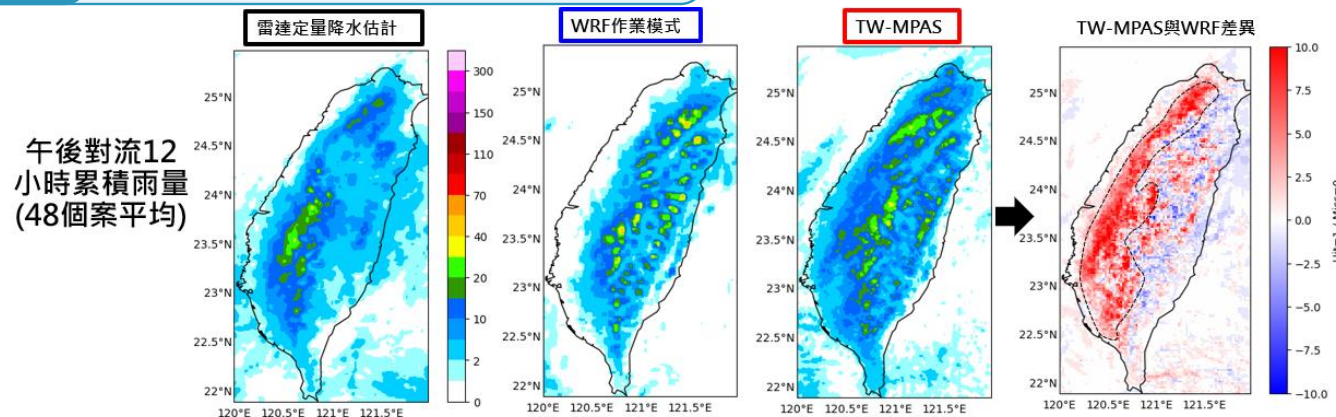
模式版本
MPAS v8.4



相較現行WRF，已展現臺灣在地化的地面場與午後對流預報潛力

降雨
分布

午後對流降雨評估 (48個案平均)

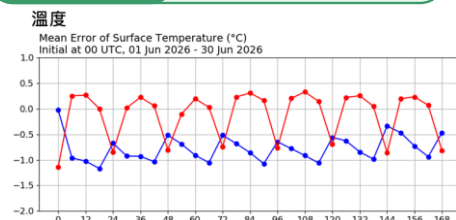


空間分布改善

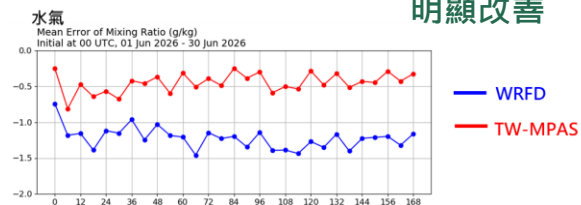
降雨能延伸至
西半部平地
與QPE較一致

極值仍有改善空間

地面場 偏差改善

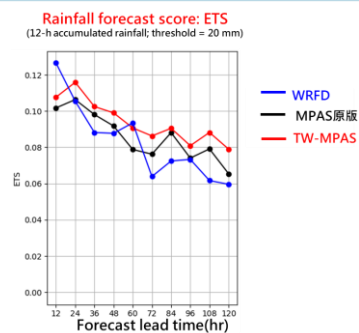


乾偏差與
夜間冷偏差
明顯改善



預報
技巧

ETS整體提升



午後對流個案
各預報時效
整體表現較佳

持續精進物理模式，推進TW-MPAS成為新一代區域NWP核心



未來規劃與結語

下一個十年：資料 × 算力 × 夥伴，走向無縫隙 NWP × MLWP



以 NWP 為主軸、導入 AI，逐步建構新世代氣象預報模式



三項基礎建設，支撐全期程研發與作業轉型

資料

再分析與
AI-ready data

算力

第7~9代HPC
CPU與GPU

夥伴

國內學研 × 國際合作
× 跨域應用

從模型研發、知識積累，到跨域落地—三個維度缺一不可

1

國際合作

Global Collaboration

- **接軌頂尖研發成果**
與 NOAA、NCAR、NVIDIA、Google DeepMind 的國際交流與合作
- **共享訓練資料與算力**
跨國資料交換，降低研發門檻，加速區域 MLWP 落地
- **聯合極端事件研究**
臺灣颱風、暴雨案例進入全球基準測試集，提升國際能見度

目標：研發資源集中，聚焦臺灣特色場景

2

學研合作

Academia-Agency Partnership

- **基礎研究到應用轉化**
大學、中研院投入架構創新，氣象署主導作業驗證與落地
- **人才培育與知識傳承**
研究生投入 MLWP 研發，形成持續供給的 AI 氣象人才庫
- **資料生態系共建**
TARRA、雷達等再分析資料成為學研共用的訓練資產

目標：研究能量轉化為作業系統實力

3

政府跨域應用

Cross-domain Gov. Services

- **精準化災防決策支援**
AI QPF、颱風路徑系集輸入水利、消防、交通即時決策
- **氣候服務跨部會整合**
農業、能源、衛生等部會共用高解析天氣-氣候資料
- **On-demand 智慧服務**
從「定時播報的天氣頻道」，進化為「隨需回應的智慧決策基礎設施」

目標：AI 成果轉化為全民價值



- NWP 仍是氣象預報可信與穩定的核心
- AI 正在重新定義氣象預報的速度、解析度與發展方式
- 數智融合，將把兩者轉化為更快速、更精細、更具韌性的臺灣氣象預報能力



新世代氣象預報，不是讓AI取代物理，而是讓資料、物理
與人工智慧共同迎向嶄新的未來



簡報結束，感謝您的聆聽與指導

THANK YOU