

人工智慧技術在氣象災害預警的應用

王潔如、林欣弘、王璿璋、江宙君、林冠伶、朱容練、于宜強

國家災害防救科技中心 氣象組

摘要

近幾年，國家災害防救科技中心(簡稱災防科技中心)，積極發展人工智慧技術(Artificial Intelligence，簡稱 AI)，蒐整國際上具代表性的 AI 資料驅動氣象模式(Data-driven Weather Prediction，簡稱 DWP)，並完成自動作業化，同步研發提高解析度的降尺度技術，以及建置評估預警能力的校驗系統。相關研發成果包括 DWP 展示產品、區域高解析度預警資訊(CorrDiff)、降尺度雨量資訊，以及系集颱風路徑產品。

在颱風預警方面，結合傳統數值模式與 DWP，研發系集颱風機率路徑產品，提升颱風路徑判斷的參考。以 2025 年丹娜絲颱風為例，使用歐洲中期天氣預報中心(ECMWF)初始場驅動的 GraphCast 與 Pangu-Weather 預報表現較佳，而以美國國家環境預報中心(NCEP)初始場的 GraphCast 預報路徑偏差大，顯示初始場來源會影響 DWP 預報路徑準確度。未來將建置多初始場的系集系統，強化颱風預警能力。

一、前言

傳統氣象預報依賴數值天氣預報模式 (Numerical Weather Prediction, NWP), 透過複雜的物理方程組來模擬大氣環流、熱力作用、水氣變化等過程。儘管這些模式發展成熟且具有高度科學基礎, 但其電腦運算資源需求龐大、模擬時間耗時, 且在中小尺度天氣事件(如午後對流、地形降雨)預報上仍有明顯挑戰。隨著人工智慧技術的提升, 為突破數值天氣模式限制, 越來越多研究機構與國家氣象投入人工智慧預報技術的研發與應用。DWP 透過大量歷史觀測與數值模式模擬結果的訓練, 能從中學習天氣的時間及空間演變特徵與氣象變數間的關聯, 進而快速預估未來的大氣狀態。與傳統物理模式相比, DWP 具備預報速度快、可同時處理多變數輸入、且具備持續學習與調整能力, 能因應資料更新而自我修正等優勢。

隨著人工智慧和機器學習模型能夠做出更準確的預測, 許多國家將 DWP 納入天氣預報的範疇中。災防科技中心在面對不同天氣尺度與災害類型的挑戰下, 積極發展人工智慧技術, 推動新一代的智慧氣象預警系統建置, 期望提供更優質的預警服務。在模式智慧化方面, 災防科技中心建構完整的 DWP 預報流程, 運用機器學習與深度學習模型, 快速產生預報結果, 並同步開發高解析度降尺度模型, 將全球模式資料轉化為更貼近區域地形特性的細緻預報資訊。此舉有助於強

化對山區對流、城市豪雨等局地天氣現象的掌握。此外，利用校驗系統可有效掌握各模式預報表現，有助於深入了解模式偏差來源，持續優化 AI 技術，提升颱風預警資訊提供的信心度。

本研究將針對智慧氣象預警系統以及預警產品進行介紹，並以丹娜絲颱風個案為例，初步分析 DWP 在颱風路徑預報上的表現，做為未來颱風預警與應變參考依據。

二、天氣預警的新幫手：AI 資料驅動氣象模式

隨著極端天氣事件日益頻繁，傳統氣象預報模式在時效性與區域細緻度上的限制，已難以完全滿足現代化決策場景的需求。為提升氣象服務的決策支援能力，結合 AI 技術的智慧氣象預警系統逐漸成為發展主流。災防科技中心致力於建構低耗能、高效能的智慧氣象預警系統。包含建置 DWP 自動作業流程，利用機器學習或深度學習方法，發展 AI 降尺度技術以提升模式解析度，開發高解析度氣象預警產品，並透過校驗模組評估 DWP 的預警效能，進一步提升災害預警與應變能力。

● DWP 介紹與作業化

深度學習演算法及 GPU 運算技術的快速發展，近年國際上亦開始開發出數種以深度學習演算法建構的 DWP，包含盤古模式(Pangu-

Weather，簡稱 PGW)、GraphCast(簡稱 GC)、Forcastnet(簡稱 FCN)、Forcastnetv2(簡稱 FCN2)、AIFS 等。其中 PGW (Bi et al., 2023)採用華為研發的三維深度神經網路 Transformer 模型(3D Earth-specific Transformer, 3DEST)，擅長全三維場的高解析度天氣特徵捕捉，具備高精度極端天氣預報能力；GC (Lam et al., 2023)由 Google DeepMind 開發，使用圖神經網路(Graph Neural Network, GNN)，能捕捉複雜氣象變量間的非線性空間關係，對熱帶氣旋及大氣長河等結構模擬有極高準確度；FCN (Pathak et al., 2022)為輝達(NVIDIA)團隊結合 Transformer (Vision Transformer, ViT)與自適應傅立葉神經算子(Adaptive Fourier Neural Operator, AFNO)，偏重於短中期高效率的全球模擬；FCN2 優化原有 AFNO 與 Transformer 優勢，採用全新的球面傅立葉神經算子(Spherical Fourier Neural Operators, SFNO)技術 (Bonev et al., 2023)，直接在地球球面空間運算，提升長期模擬物理一致性；AIFS (Simo et al., 2024)是由 ECMWF 開發的資料驅動型預報模型，是基於圖神經網路及 Transformer 技術，並使用 ERA5 再分析資料和 ECMWF 的數值天氣預報分析資料進行訓練，AIFS 在颱風路徑、地面天氣及高空變數等預報表現具有高準確度。DWP 詳細介紹請參考江(2025)。

上述 DWP 已導入災防科技中心 GPU 高效能運算環境中進行作

業化部署，根據效能評估可在 13~16 分鐘內可完成未來最長 12 至 90 天全球天氣預報(圖 1)，顯著提升運算速度並大幅節省能源，充分展現 DWP 在氣象應用中的節能效益。整體而言，DWP 具有強大的數據分析能力、快速運算與持續學習優勢，通過大數據驅動的自動化模式識別，提升了氣象預測的整體細緻度與時效性。目前災防科技中心配合不同模式與氣象初始場資料，完成 8 組 DWP 全球模式預報(表 1)，每日進行 2 次計算，產製 11 種分析圖，提供未來 12~90 天預報。上述產品已正式對外開放服務，在災防科技中心「天氣與氣候監測網」網頁(https://watch.ncdr.nat.gov.tw/watch_page_dwp)。

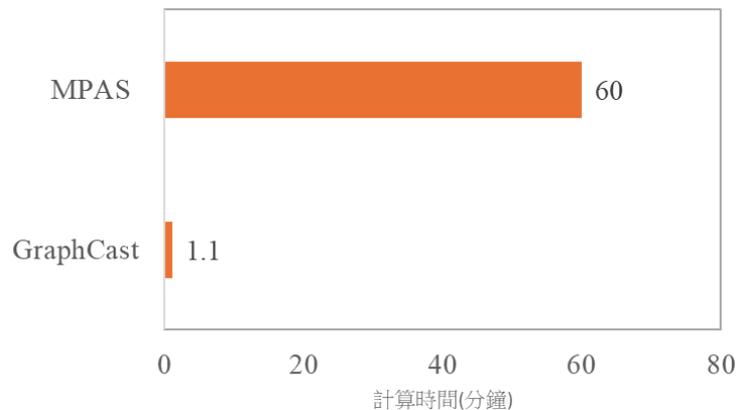


圖 1、AI 資料驅動氣象模式 GraphCast(空間解析度 0.25°)與傳統動力模式 MPAS(空間解析度 0.25°)預報 3 天氣象資訊所耗費的計算效能，其中 GraphCast 使用 NVIDIA H100 GPU，MPAS 使用 384 個 CPU

表 1、DWP 與初始場設定

模式	初始資料	空間解析度	預報長度
GRAPHCAST	ECMWF-IFS	0.25°	12 天
	NCEP-GFS		
PAUGU	ECMWF-IFS	0.25°	90 天
	NCEP-GFS		
FOURCASTNETv2	ECMWF-IFS	0.25°	90 天
	NCEP-GFS		
FOURCASTNET	ECMWF-IFS	0.25°	90 天
EC_AIFS	ECMWF-IFS	0.25°	15 天

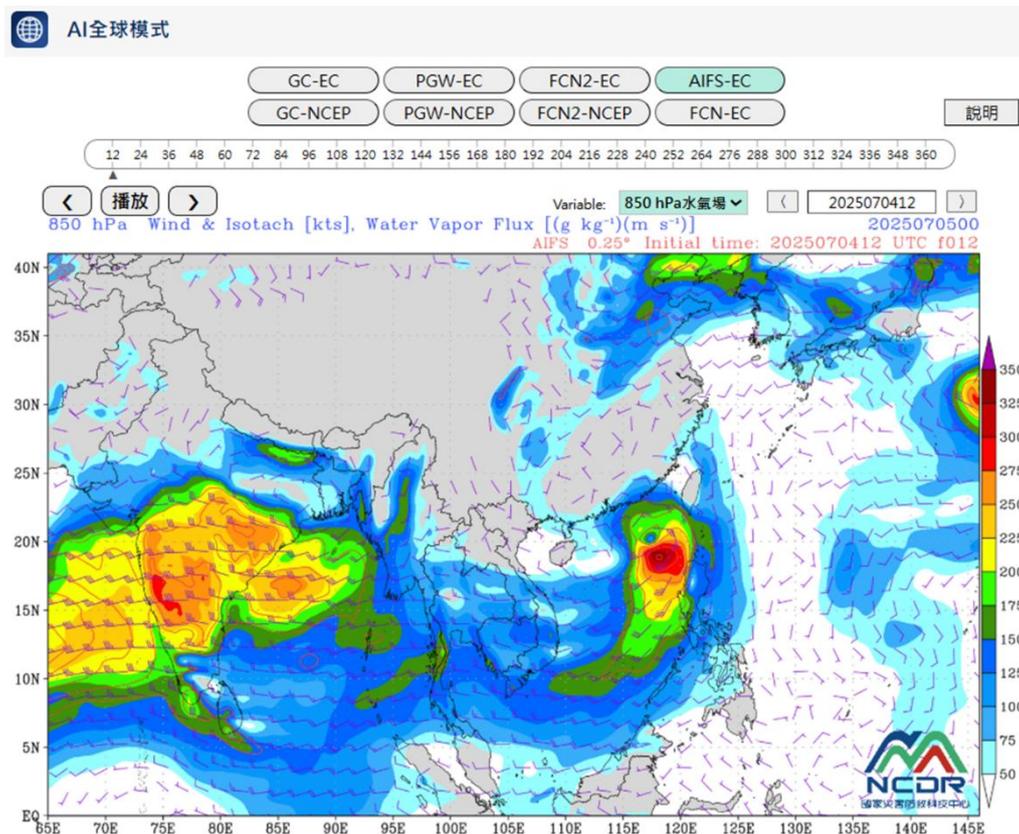


圖 2、「天氣與氣候監測網」的 DWP 預報結果展示網頁

三、 AI 技術在氣象預報中的應用

(一) DWP 預警能力評估

災防科技中心將人工智慧技術應用於氣象與防災資料的分析，以提升天氣預報與災害預警的準確性與時效性。然而，DWP 預警能力能真正發揮效用，必須建立一套長期校驗與效能評估機制，以客觀了解 AI 技術其在實際應用表現。

為此，本研究建置氣象校驗系統，可針對 DWP 輸出與觀測資料進行多層次比較分析。評估項目涵蓋多種氣象變數，包括 500hpa 高度場(z500)，850 hPa 溫度場(T850)，2 米溫度場(T2m)以及 10 米風場(U10 與 V10)，本系統評估範圍涵蓋整個東亞地區(8°N 至 54°N，91°E 至 159°E)，並採用 ECMWF-IFS 模式初始場資料(解析度 0.25°)作為觀測，校驗作業分別以雙週及季節尺度(3 個月)為單位進行，能夠捕捉不同時間範圍內的模式表現特徵與季節變化趨勢。

透過長期穩定的校驗與統計分析，本研究得以系統性掌握 DWP 的偏差來源與預報穩定性，為後續模式優化與預警策略調整提供關鍵依據。未來，該系統也將擴充支援生成式 AI 預警架構(如擴散模型)的效能校驗，推動新一代智慧氣象預警系統的可信度。

(二) DWP 在東亞地區預警能力評估

為了評估 DWP 在東亞地區的預報表現並為預警產品的開發提供依據，本研究對目前作業化的 8 種 DWP 進行了系統性的校驗評估。校驗期間為 2025 年 4 月 9 日至 4 月 22 日。校驗結果顯示(圖 3)，在雙週預報期間，最佳的模式是採用 ECMWF 為初始場的 GraphCast 模型，次之為 AIFS。而採用 NCEP 為初始場的 GraphCast 模式整體表現最差，與其他 7 種模式的預報能力差異較大。整體而言，DWP 在高空與地面氣象變數的預報上已展現出穩定表現。未來將持續精進相關技術，期望 DWP 能在天氣預報與災害預警中發揮更關鍵的輔助角色，成為決策支援的重要工具。

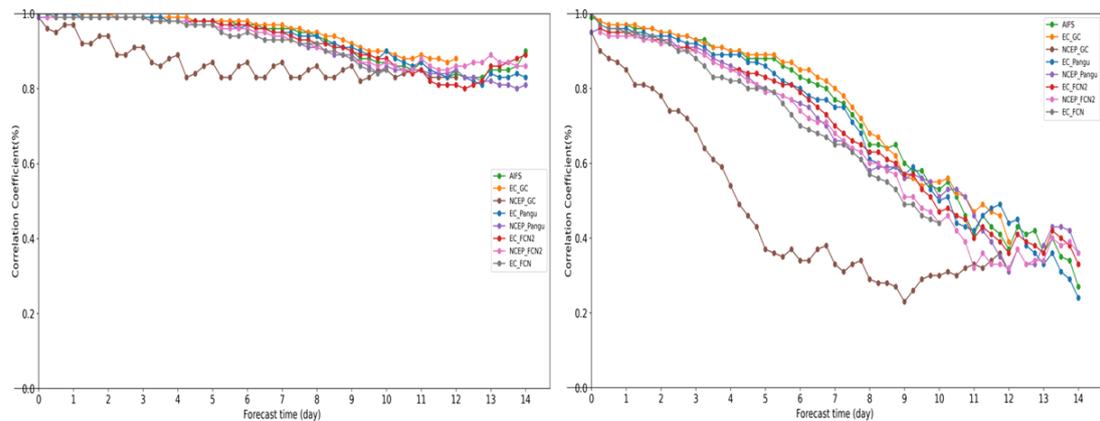


圖 3、各 DWP 的 14 天預報(左)2 米溫度，(右)10 米 U 風量相關係數，

其中 AIFS (綠)、EC_FCN (灰)、EC_FCN2 (紅)、EC_GraphCast(橘)、EC_pangu(藍)、NCEP_FCN2 (粉)、NCEP_GraphCast(棕)以及 EC_pangu (紫)

(三) AI 降尺度技術：生成式擴散模型

由於當前 DWP 普遍使用 ECMWF 再分析資料(ERA5)作為訓練資料，其空間解析度為 0.25° 。因此，DWP 輸出解析度幾乎為 0.25° 。其解析度足以掌握大尺度天氣系統，如大氣環流、季風變化等之變化趨勢。但對於中小尺度的劇烈天氣現象，例如颱風、對流胞發展、地形引發降雨等，則較難以解析。而且天氣系統與複雜地形的交互作用對臺灣地區局部小尺度的劇烈天氣現象有重要影響。因此，本研究進一步導入生成式擴散模式 (Generative Diffusion Models)，開發新一代的 AI 降尺度預報模式，彌補模式在精細度上的不足，為地方災防單位提供更具參考價值的預警資訊。

CorrDiff 模型是由 NVIDIA 與中央氣象署(簡稱氣象署)合作開發的一款生成式擴散模型(Generative Correction Diffusion Model) 的 AI 驅動降尺度技術 (Mardani et al., 2023)。其核心目的是將全球數值模式資料約 25 公里的粗解析度資料，經由 AI 自動轉換並提升為約 2 公里的高解析度區域天氣資訊，幫助提升極端氣象事件(如颱風、暴雨)的預報細緻化。CorrDiff 是利用 ERA5 再分析資料和氣象署的數值天氣預報分析資料(2 公里解析度)進行訓練。災防科技中心目前已將 CorrDiff 模型應用於即時預報作業，提供臺灣地區未來 15 天的風場、雷達回波和地面 2 米溫度等高解析度預報產品，顯著提升降雨與風場

的預報精準度。CorrDiff 預警產品(圖 4)在災防科技中心「天氣與氣候監測網」網頁 https://watch.ncdr.nat.gov.tw/watch_page_corrdiff 對外服務。

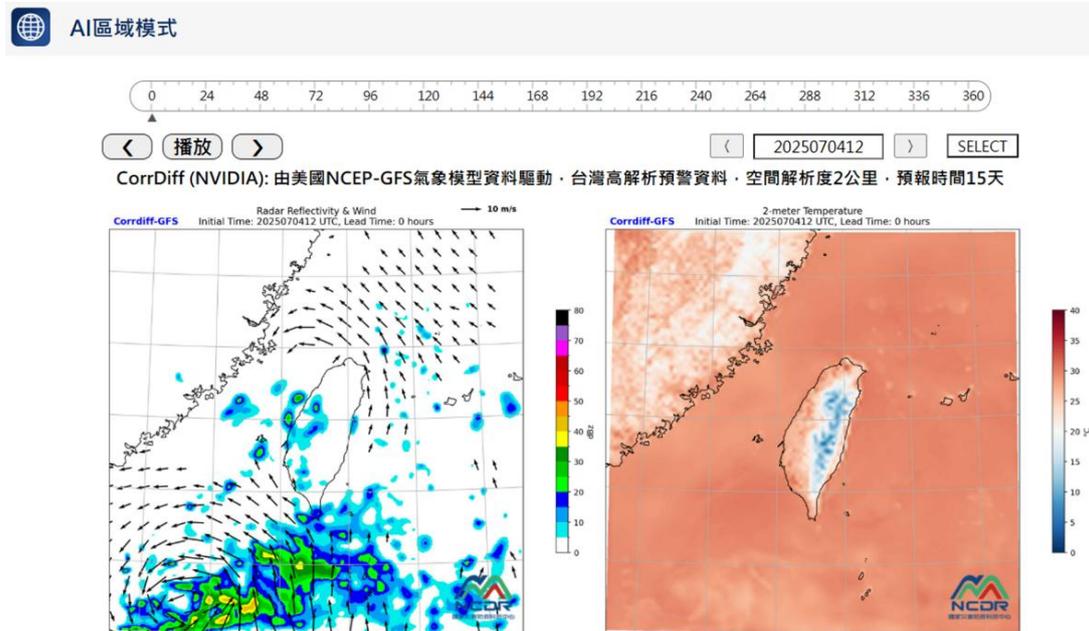


圖 4、「天氣與氣候監測網」的 AI 區域模式 CorrDiff 預報結果展示網頁

(四) 雨量降尺度技術：多尺度殘差網絡技術

本研究運用 Li (2018)提出的多尺度殘差網絡(Multi-Scale Residual Network, 簡稱 MSRN)技術，對全球低解析度降水預報資料進行「降尺度」處理，提升其空間解析度。MSRN 是一種起源於影像處理領域的技術，最初被用來解決「圖像超解析度」問題。簡單來說，就是將模糊、低解析度的圖片變得更清晰、更細緻。這項技術除了在影像上有優異表現，現在也被應用到氣象領域，幫助本研究更精確地預估和

了解降雨情況。相比粗解析度監測或預測，經過 MSRN 降尺度的資料能更細緻反映降雨強度及空間分布，對山區、城市等區域具有更高實用價值。

MSRN 技術利用多尺度卷積核並行抽取不同空間尺度的降雨特徵，結合殘差模塊促進深層網路訓練穩定性與細節還原能力。為了提高降尺度的質量與穩定性，本研究採用兩階段逐步放大策略(徐等，2024)，先從全球 0.25°解析度提升 4 倍至 0.0625°，再由 0.0625°提升 5 倍達 0.0125°，有效降低單步大幅提升解析度可能導致的信息損失和重建失真(圖 5)。該方法不僅提升了降雨預報的空間解析度，更有效反映了局地強降雨與地形影響，顯著優於傳統線性插值和簡單內插方法。

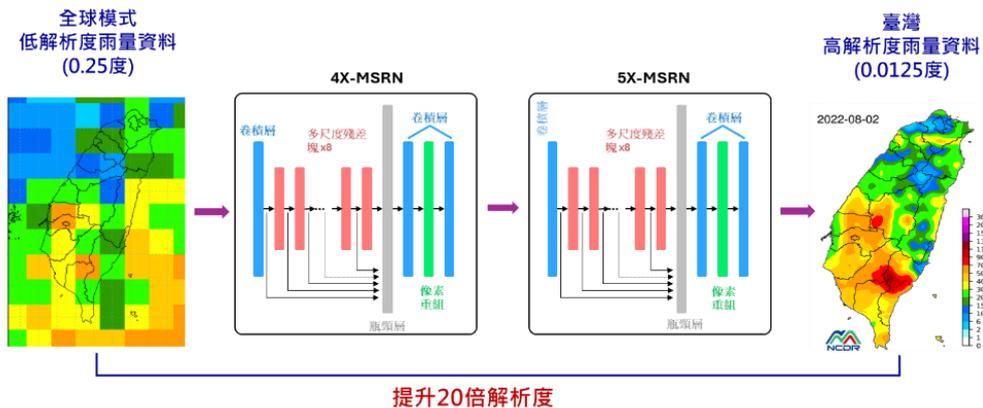


圖 5、複合型多尺度殘差網路技術架構，藍色區塊為卷積層，紅色區塊為多尺度殘差塊，灰色區塊為瓶頸層，綠色區塊條為像素重組層

防災科技中心將 MSRN 降尺度技術應用於 DWP 中，針對 DWP 的降雨預報生成高解析度雨量資料。不過，並非所有 DWP 都包含雨量相關變數，目前僅有 AIFS 與 GraphCast 能提供所需的降雨預報資料，作為降尺度應用的對象。目前由 DWP 的粗解析度雨量進行降尺度的圖資展現於「天氣與氣候監測網」網頁(圖 6)，未來可應用在降雨預警及災害風險評估系統中。

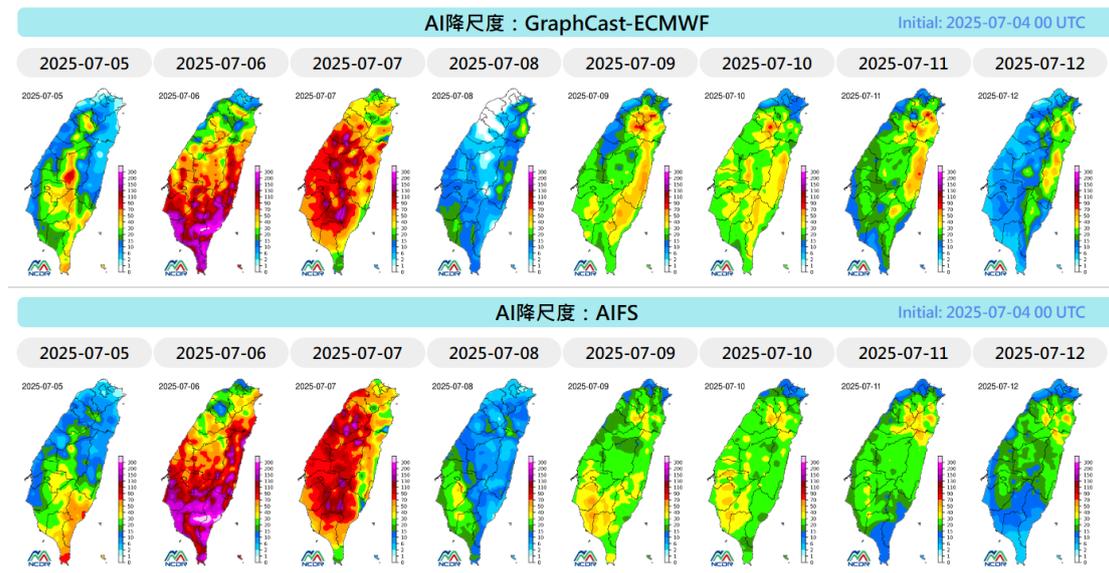


圖 6、「天氣與氣候監測網」的 AI 降尺度雨量產品展示頁面

(五) AI 降尺度雨量校驗

為評估 AI 降尺度雨量在預警應用上的可行性與效能，本研究針對 AIFS 與 EC_GraphCast 預報 0.25° 雨量資料進行空間降尺度至 0.0125° 之預報，以及 WRF 雙週(14 天)預報進行系統性評估比較。根據相關係數與均方根誤差結果(圖 7)，AI 降尺度雨量預報與 WRF 雙

周預報整體表現雷同，可呈現出 DWP 資料的雨量空間分布特徵，顯示 AI 降尺度雨量具有參考價值，目前正測試應用於降雨預警與災害風險評估系統中。

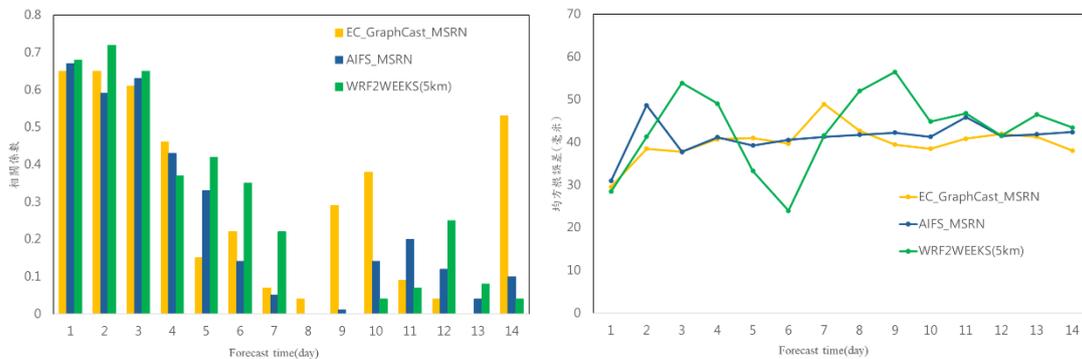


圖 7、AIFS 降尺度雨量(黃)、EC_GraphCast 降尺度雨量(藍)以及 WRF 雙周預報(綠)之日雨量(左)相關係數，(右)均方根誤差

四、 DWP 在颱風預警的應用實例

(一) DWP 在颱風預警應用：丹娜絲颱風

中度丹娜絲颱風(編號第四號，國際命名 DANAS) 為今年(2025)首個登陸臺灣的颱風。7月5日凌晨2時，颱風於臺灣西南西方海面生成，隨即向北北東方向移動，朝臺灣海峽南部接近。6日8時30分發布海上颱風警報，11時30分升格為中度颱風，暴風半徑150公里，並持續增強，颱風持續向臺灣西南部近海靠近，當日20時30分發布陸上颱風警報，6日23時40分颱風中心登陸嘉義布袋。7日凌晨6時於桃園新竹交界出海。當日17時30分解除陸上颱風警報，警報共

歷時 57 小時(圖 8)。

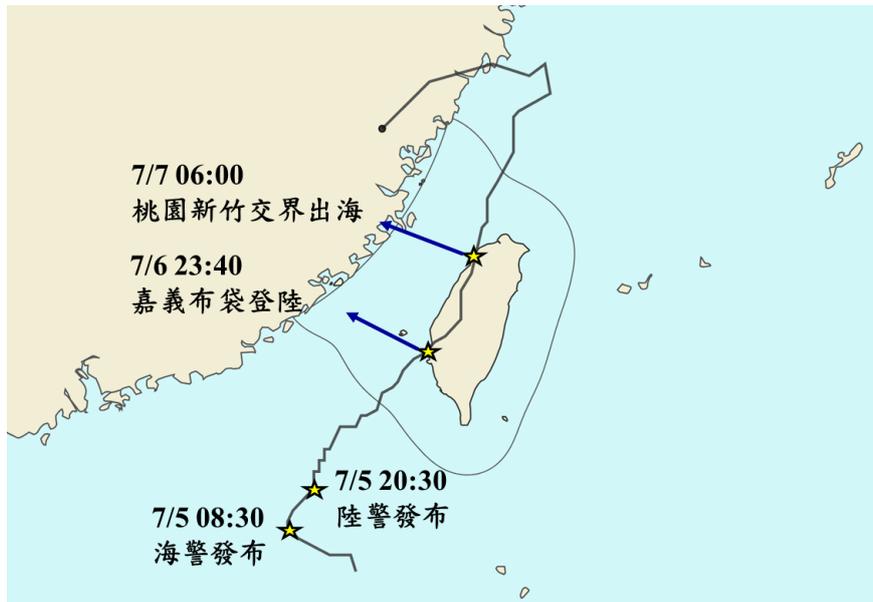


圖 8、丹娜絲颱風歷程(資料來源:中央氣象署，繪製災防科技中心)

從 5 日 00Z 的路徑預報來看(圖 9a)，不同 DWP 大致能掌握丹娜絲颱風的移動方向，少部分成員甚至預估會登陸台灣，但登陸位置偏北。因此，系集平均路徑(紅虛線)偏向台灣西部近海。到了 6 日 00Z 的預報(圖 9b)，更多模式成員預估颱風會登陸台灣，且登陸位置更接近實際觀測，使平均路徑更加貼近觀測。

在路徑校驗方面(圖 10)，由於 EC_FC2(紅)樣本數較少，本次分析未納入。整體來看，以 ECMWF 為初始場的 DWP 中，GraphCast 和 Pangu-Weather 表現最為優異。其中，像是 EC_GC(橘)、AIFS(綠)與 NCEP_PG2(紫)在預報 72 小時內的路徑誤差約在 100 公里內，而在 96 小時預報內，也都能維持在 150 公里以內，顯示出相當穩定

的預報能力。相比之下，使用 NCEP 初始場的 GraphCast 預報表現最差。

綜合以上結果，不同初始場對 DWP 的預報準確性有明顯影響。未來建議朝向結合多種初始場的系集預報系統發展，以提供更全面且可靠的颱風路徑預報。

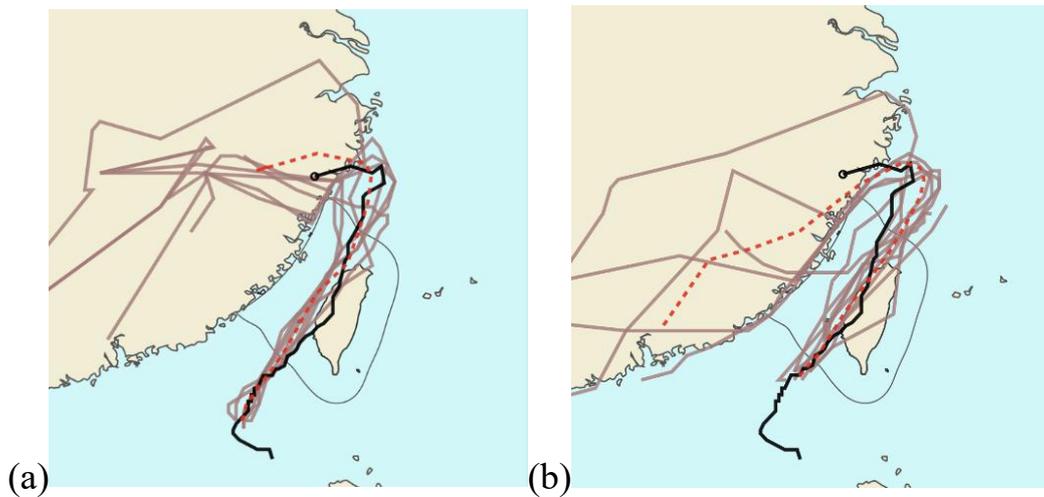


圖 9、丹娜絲颱風 DWP 路徑預報，初始時間為(a) 5 日 00Z；(b) 6 日 00Z，其中觀測路徑為黑色實線，系集平均路徑預報為紅色虛線

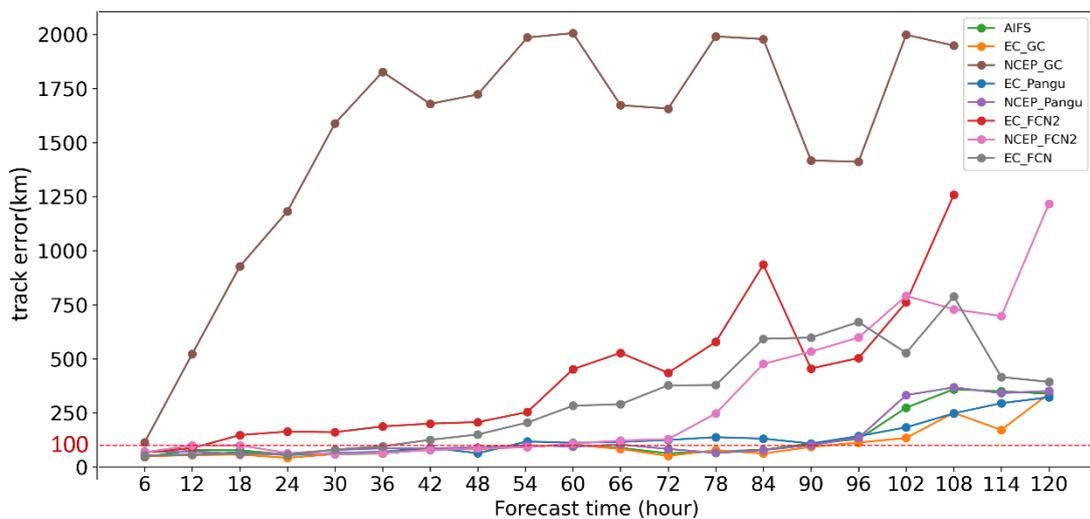


圖 10、丹娜絲颱風路徑誤差，其中 AIFS (綠)、EC_FC2 (灰)、EC_FC2 (粉)

(紅)、EC_GraphCast(橘)、EC_pangu(藍)、NCEP_FCIN2 (粉)、
NCEP_GraphCast(棕)以及 EC_pangu (紫)

(二) 系集颱風路徑產品

DWP 同樣可用於颱風路徑預報風險分析之用，8 組 DWP 在熱帶性低氣壓或颱風生成之後皆可進行未來颱風路徑定位，搭配氣象署與災防科技中心的動力模式預報結果，可了解不同模式預報模式的風險情境。圖 11 為系集颱風路徑密度預報網頁 (https://watch.ncdr.nat.gov.tw/watch_page_dwp)，透過整合多模式架構，我們打造出一套涵蓋最多 51 組模式成員的颱風路徑機率預報產品。使用者可在網頁介面上即時切換查看 DWP，本中心與氣象署的系集預報，以及所有模式成員，通過多角度分析颱風動向與移動趨勢。其中實線表示過去實際路徑，虛線表示系集颱風整合路徑，顏色表示預報未來 5 天內熱帶性低氣壓或颱風中心通過機率高低。

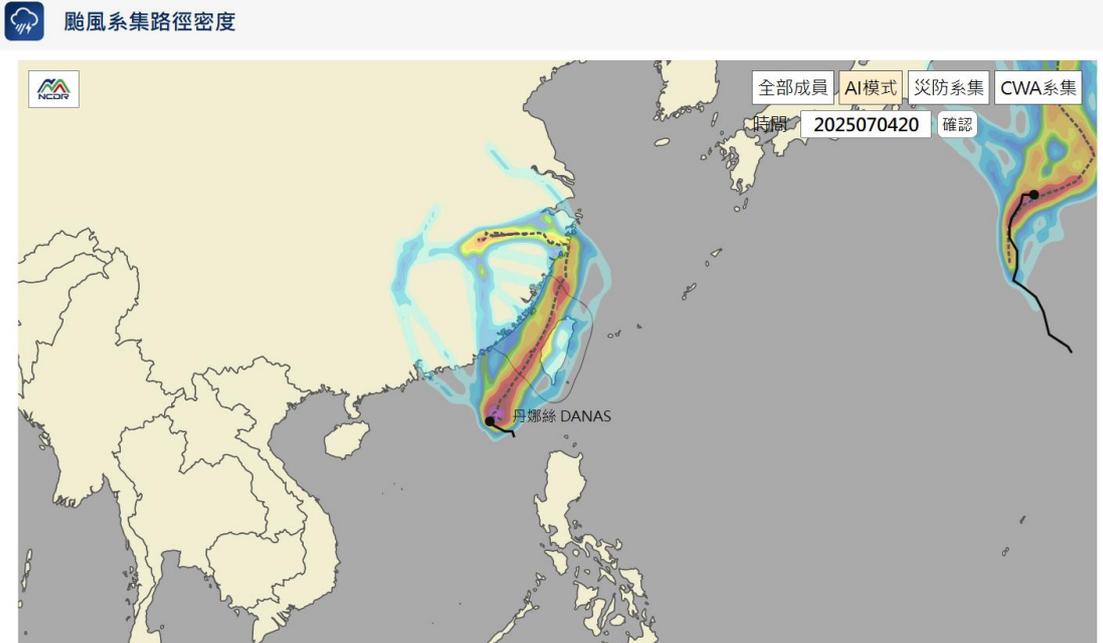


圖 11、系集颱風路徑密度展示網頁

五、 結論

總結來說，為因應日益多元且複雜的災害預警需求，並提升氣象預報的準確度與災害預警的即時性，災防科技中心導入人工智慧技術，建構智慧氣象預警系統，該系統涵蓋完整 DWP 流程，運用機器學習與深度學習方法，快速分析並產出氣象預測結果，縮短反應時間。同時開發降尺度模式，將全球模式資料轉換為細緻的區域預報，有效提升對山區對流、午後雷雨等中小尺度現象的掌握能力，並配合自動化校驗模組，以提升整體預警效能與產品可信度。

在 DWP 預報方面，引進如 GraphCast、Pangu-Weather 等先進 DWP，結合大量觀測與再分析資料，提供更高效率與準確度的全球天

氣預警資訊。降尺度技術方面，採用生成式 AI 模型 CorrDiff，將全球數值模式的粗解析度資料 AI 轉換為區域高解析度預報，提升山區、都會等複雜地形下的天氣細節掌握與極端事件預警能力；同時利用 MSRN 降尺度演算法，強化降雨細節的預報表現，對於極端天氣監測和預警具有重要的應用價值。

在颱風預警上，整合傳統數值模式與 AI 資料驅動氣象模式，研發系集颱風機率路徑產品，可提升颱風路徑判斷的參考，可經由「天氣與氣候監測網」網頁互動介面，及時查詢各模式成員與 AI 系集的預估情境，強化防災應變的參考依據。

此外，針對 2025 年丹娜絲颱風事件的評估結果顯示，採用 ECMWF 作初始場的 GraphCast 與 Pangu-Weather 模式，在捕捉颱風移動路徑及變化趨勢方面表現較佳；而 NCEP_GraphCast 預報則偏差較大，顯示不同初始場資料對 DWP 預報準確度具明顯影響。未來，災防科技中心將致力建置涵蓋多種初始場的系集預報系統，結合多種 DWP，提供更全面且可靠的颱風路徑機率預報，進一步提升防災決策的準確性與可靠性。

誌謝

感謝中央氣象署提供的颱風路徑與觀測資料。

參考文獻

- 江宙君、林冠伶、徐理寰、陳淡容、林欣弘、吳宜昭、朱容練、于宜強(2025)。AI 氣象模式預警與降尺度技術開發先期研究。國家災害防救科技中心，NCDR113-A16。
- 朱容練、徐理寰、江宙君、林冠伶、吳宜昭、黃紹欽、王安翔、王璿瑋、林欣弘、于宜強(2024)。機器學習與深度學習模型應用於易致災天氣之研究。國家災害防救科技中心，NCDR 112-T07。
- Li, J., Fang, F., Mei, K., Zhang, G. (2018). Multi-scale Residual Network for Image Super-Resolution. In: Ferrari, V., Hebert, M., Sminchisescu, C., Weiss, Y. (eds) Computer Vision – ECCV 2018. ECCV 2018. *Lecture Notes in Computer Science*, **11212**. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-01237-3_32.
- Simon L., Mihai, A., Matthew, C., Jesper, D., Florian, P., Baudouin, R., Mariana, C. A. C., Christian, L., Michael, M.-G., Linus, M., Zied, B. B., Ana, P. N., Peter, D. D., Andrew, B., Florian, P., Florence, R. (2024). AIFS - ECMWF's data-driven forecasting system. arXiv preprint arXiv:2406.01465.
- Bi, K., Xie, L., Zhang, H., Chen, X., Gu, X., & Tian, Q. (2023). Accurate medium-range global weather forecasting with 3D neural networks. *Nature*, **619**, 533–538. <https://doi.org/10.1038/s41586-023-06185-3>.
- Lam, R., Sanchez-Gonzalez, A., Willson, M., Wirnsberger, P., Fortunato, M., Alet, F., Ravuri, S., Ewalds, T., Eaton-Rosen, Z., Hu, W., Merose, A., Hoyer, S., Holland, G., Vinyals, O., Stott, J., Pritzel, A., Mohamed, S., & Battaglia, P. (2023). Learning skillful mediumrange global weather forecasting. *Science*, **382**, 1416–1421.
- Pathak, J., Subramanian, S., Harrington, P., Raja, S., Chattopadhyay, A., Mardani, M., Kurth, T., Hall, D. M., Li, Z., Azizzadenesheli, K., Hassanzadeh, P., & Anandkumar, A. (2022). FourCastNet: A global data-driven high-resolution weather model using adaptive Fourier neural operators. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, **14**(7), e2021MS002901.
- Bonev, B., Kurth, T., Hundt, C., Pathak, J., Baust, M., Kashinath, K., & Anandkumar,

A. (2023). Spherical Fourier Neural Operators: Learning Stable Dynamics on the Sphere. arXiv preprint. <https://arxiv.org/abs/2306.03838>.

Mardani, M., Brenowitz, N., Cohen, Y., Pathak, J., Chen, C. Y., Liu, C. C., Vahdat, A., Mohammad Amin Nabian, M.A., Ge, T., Subramaniam, A., Kashinath, K., Kautz, J., & Pritchard, M. (2023). Generative residual diffusion modeling for km-scale atmospheric downscaling. arXiv preprint arXiv:2309.15214.