

# 應用大氣深度學習模式評估風力資源— 以臺灣春季鋒面個案模擬研究為例

曾奕銓<sup>1</sup>、侯昭平<sup>1</sup>

<sup>1</sup>國防大學理工學院環境資訊及工程學系

## 摘要

近岸大型風力渦輪機的建設，使人們對於風力資源、發電量和風機場地選擇的評估更為迫切。隨著全球暖化伴隨之更為極端天氣的出現，使日益成熟的商業化風電，存在不確定的風險。面對極端或特定天氣系統的風能評估，對風電產業至關重要。本研究以 2025 年 3 月春季鋒面系統為例，運用 NVIDIA 開發的大氣深度學習模式 FourCastNet\_v2 (簡稱 FCN2)，透過筆電產出 15 天東亞地區天氣風力預報的方式，來評估 AI 大氣模式，早期掌握風力的能力，以利整體電力產出和需求評估。

春季鋒面除了降雨之外，常帶來顯著的風場變化，影響風力發電的穩定性，也關係到電網的調度與備載容量規劃。傳統 NWP 雖能提供風場預報，但資源需求大，且缺乏即時性，無法滿足產業立即調度需求。本次採用 FCN2，可在極短時間內完成短、中及長期預報，為風能密度評估提供新的技術途徑。透過不同初始時間資料輸入，以評估模式對風場變化的掌握能力。初步研究發現，提前 15 及 7 日的預報可反映風場轉變趨勢，但海峽中部風速略有高估(>10KT)。提前 3 日，則有效掌握鋒面影響臺灣的時間，雖精確度大幅提升，但風速仍有高估(>5KT)。整體而言，應用 AI 氣象預報對風能資源的動態評估，可透過模式高效運算能力，優化發電調度策略、降低棄風率，驗證 AI 技術在綠能領域應用價值與發展潛力。

**關鍵字：**深度學習、風能密度、風力資源、風電產業、FCN2。

## 1. 大氣預報模式的現狀和技術發展

近年來，AI 技術逐步導入大氣科學研究，其應用成效已有明顯提升，特別是深度學習技術的引入，對傳統數值天氣預報（Numerical Weather Prediction, NWP）產生了重要影響。當前 AI 大氣預報模式的核心技術，以深度學習架構為主，透過訓練神經網路模型來捕捉大氣系統當中複雜且非線性的關係。Schultz 等（2021）指出，AI 大氣模式採用資料驅動（Data Driven）方法，直接從歷史觀測和再分析資料中學習大氣演變規律，並在計算效率上具有潛在優勢此與完全依賴方程數值求解的傳統 NWP 不同。部分 AI 模型的推理速度，已能在數秒到數分鐘內完成傳統 NWP 模式需數小時至數天的任務，相較於傳統 NWP，AI 天氣模型在處理速度方面具有明顯優勢，逐漸成為氣象預報領域重要的輔助工具和發展重心。當前 AI 深度學習大氣模型在氣象預報的運用上，具代表性的大致有 4 種，分別是 GraphCast、Aurora、FengWu 以及 FCN2。

Google DeepMind 所開發的 GraphCast 代表了 AI 氣象預報的重要里程碑。該模型採用圖形神經網路（Graph Neural Network, GNN）架構，能夠有效處理全球尺度的氣象數據。根據 Lam 等（2023）的研究，GraphCast 在約 1380 項驗證指標中有 90% 優於 ECMWF 的 HRES，且不到 1 分鐘即可產出 10 天的全球預報，展現出速度與準確度的雙重優勢。Microsoft 推出的 Aurora 模型採用了創新的基礎模型架構，結合深度學習與大規模異質資料處理技術。Bodnar 等（2024）指出，Aurora 的特點在於其泛用性，不僅適用於天氣預報，亦可延伸至空氣品質監測，並具備了 10 天高解析天氣與 5 天全球空氣污染的預報能力。由上海人工智能實驗室開發的風鳥（FengWu）模型在  $0.25^\circ$  高解析度預報方面取得了重要突破。Chen 等（2023）的研究顯示，該模型在高解析度預報上，對核心大氣變量的有效預報時間，可推進至 10.75 天，顯示 AI 在提升中期天氣預報上的潛力。NVIDIA 開發的 FCN2（FourCastNet v2）模型則以球面傅立葉神經運算子（Spherical Fourier Neural Operator, SFNO）為主要架構，並充分利用 GPU 加速，展現出高速推理的能力。Pathak 等（2022）指出，FourCastNet 能在約 2 秒內完成一週的全球預報，顯示其運算效率大幅優於傳統 NWP。FCN2 作為其新一代版本，也延續了這項高速優勢。儘管 AI 大氣預報模式取得了顯著進展，但仍面臨諸多挑戰。首先，McGovern 等（2019）提到 AI 大氣模型的可解釋性仍然有限，無法像傳統物理模式般提供清楚的物理機制用以詮釋大氣狀態。其次，對於少見與極端天氣事件的預報，受限於訓練數據的稀缺性，AI 大氣模型的可靠度仍待提升。而 Weyn 等（2020）也強調資料驅動的深度學習模式雖然能在全局天氣預報中展現其穩定性與運用潛力，但在空間解析度上仍不及傳統 NWP，所以未來的研究方向應聚焦於提升解析度、改進神經網路架構，以及驗證其在更長時間與多樣化氣候條件下的表現。因此如何有效融合 AI 大氣模型與傳統 NWP 模式，發揮各自優勢，也是未來研究的重要方向之一。

## 2. 風力資源評估應用

由於風力發電高度依賴精確的風力資源評估技術。Haupt 等（2019）的研究指出，機率預報方法透過 NWP 系集與統計後處理技術，能夠量化風力發電的不確定性，顯著提升風力資源評估的準確性和可靠性，為風電產業的規劃、建設和運營提供了更加科學的決策參考。Wang 等（2021）指出，深度學習方法已廣泛應用於風速與風電功率預報，相較於傳統方法整體上具有更佳的準

確性與可靠性。另 Liu 等 (2023) 的研究將 AI 模型應用於風電功率預測，在均方根誤差 (Root Mean Squared Error, RMSE) 與平均絕對誤差 (Mean Absolute Error, MAE) 等評估指標上獲得良好的表現，有效降低預報誤差並提升預測精度。顯示 AI 技術在風電功率預報的應用不僅展現出改善預測效能的潛力，亦對電網調度及再生能源併網運作具有重要的參考價值。在臺灣，目前較少運用 AI 大氣模式針對風力發電進行評估的文獻，因此本研究應用 AI 深度學習模型來執行天氣模擬，與實際天氣情況作分析比較，用以驗證 AI 大氣模型對於風場預報的可靠度，並選取 2025 年 3 月 13 日至 15 日影響臺灣的鋒面系統作為研究個案與分析，可為未來 AI 大氣模型在複雜多變的臺灣風力變化環境，提供一個新的評估方式。

## 2.1 研究工具與方法

針對複雜多變的臺灣天氣，本研究選用 NVIDIA 的 FourCastNet v2 small (以下簡稱 FCN2) 全球大氣深度學習模型進行模擬。FCN2 是由 Nvidia 公司所開發，並建立在「氣候數位孿生雲端平台 (EARTH2)」上的全球大氣深度學習模式。Bonev 等 (2023) 的研究中指出，FCN2 使用 SFNO 架構，直接在球面上進行運算，符合地球球面物理特徵，解決兩極極點與面積拉伸問題。FCN2 在訓練的過程當中，是使用歐洲中期預報中心 (European Centre for Medium-Range Weather Forecasts, ECMWF) 的 ECMWF Reanalysis v5 (ERA5 reanalysis data, ERA5) 第五代全球氣候大氣再分析資料來訓練，訓練資料起始時間是 1979 年 1 月 1 日到 2020 年 12 月 31 日，總共 34 年。FCN2 結合訓練資料後，空間解析度是  $0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$  (約 28 公里)，時間解析度則是 6 小時，在預報輸出則能夠產出地面層 8 個氣象變數、高空層 65 個變數，總共 73 個變數 (如表一)。

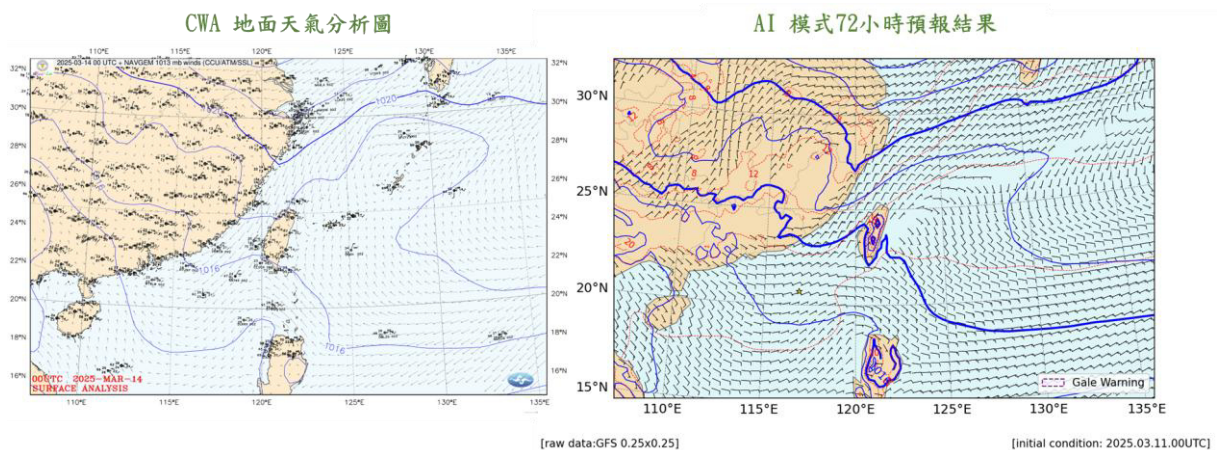
表一：FCN2 預報輸出變數一覽表

共 73 個變數 (Total 73 Variables)		
地面層 (Surface)	u-component of wind speed	U10m、U100m
	v-component of wind speed	V10m、V100m
	2m temperature	T2m
	Surface pressure	Sp
	Mean sea level pressure	Mslp
	Total column water vapor	Tcwv
高空層 (UpperAir)	u-component of wind speed	U
	v-component of wind speed	V
	Geopotential Height	Z
	Temperature	T
	Relative humidity	RH
1000、925、850、700、600、500、400、300、250、200、150、100、50 hPa		

本研究個案選定 2025 年 3 月 13 日至 15 日的鋒面系統。初始條件使用 NCEP GFS  $0.25^{\circ} \times 0.25^{\circ}$  再分析資料，進行鋒面發生前 15 天的逐日模擬，以檢驗不同初始時間對風力預報結果的影響。

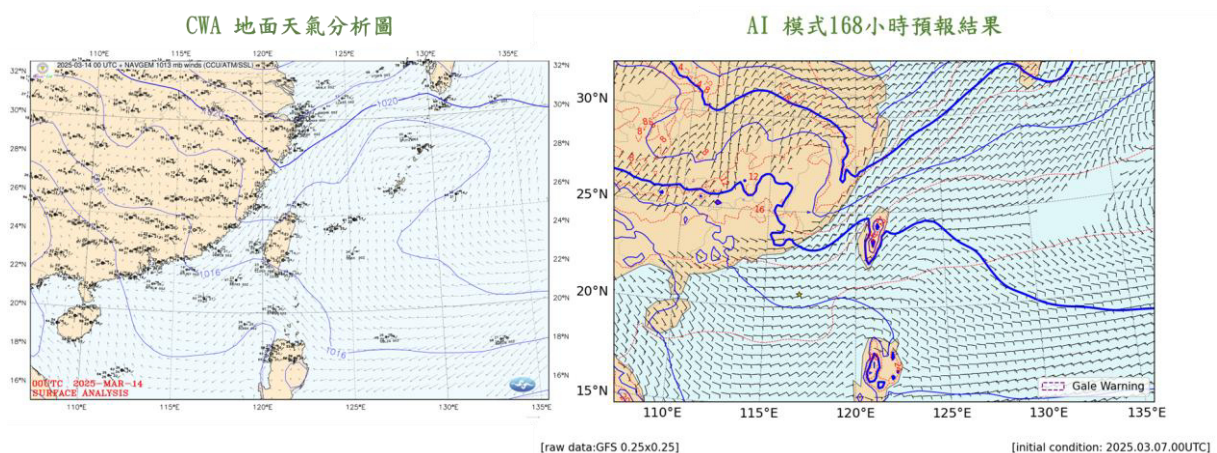
## 2.2 模擬結果與分析

由 FCN2 模型模擬鋒面影響前 3 日（72 小時）與中央氣象署（CWA）的地面分析圖比對結果顯示，FCN2 能夠有效的反映出鋒面風場不連續帶、臺灣海峽風場變化；海峽風速平均 10 kt 與澎湖 CWA 測站顯示風速為 5 kt 相比，有高估現象，風向則大致相同（如圖一）。



圖一：CWA 地面分析圖與 FCN2 預測鋒面影響前 3 日地面分析對比圖

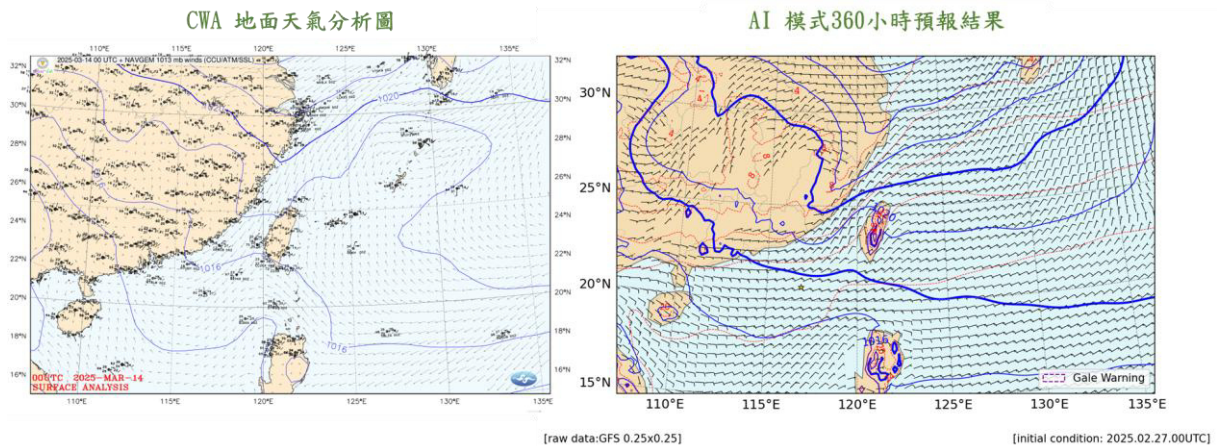
相較前 3 日（72 小時）的中期預報，FCN2 模型在前 7 日（168 小時）仍可有效掌握到臺灣海峽區域的風向變化，但對於鋒面系統在臺灣東部外海風場不連續的位置掌握上明顯不佳，風速的部分則為 15kt 較澎湖測站高估約 10kt（如圖二）。



圖二：同圖一，但為預測鋒面影響前 7 日

在長期預報的部分，前 15 日（360 小時）的預測上，則與前 7 日的預測相同，對於鋒面系統風速不連續的位置掌握不佳，海峽中部的風速亦有高估 10kt 的情況，但在臺灣海峽區域風向預報上，與實際情況大致相符（如圖三）。





圖三：同圖一，但為預測鋒面影響前 15 日

整體而言，FCN2 在有鋒面系統影響時，即使在不同初始時間的預報當中，仍對臺灣海峽區域的風向能有準確的預測能力，而風速的誤差在 72 小時的前置預報下可降低至 5kt。

### 3. 結論

本研究成功應用 FCN2 大氣深度學習模式，針對 2025 年 3 月臺灣春季鋒面系統進行風力資源評估，驗證了 AI 大氣預報模式對於天氣變化較劇烈的鋒面系統，風場變化部分具備不錯的可預報度，因此增加了在風能產業應用的可行性。研究結果顯示，FCN2 在不同預報時效下展現出差異化但具實用價值的預測能力，為風電產業的營運決策提供了重要的技術支援。其中在短期預報（72 小時）表現最為優異，能夠有效掌握鋒面系統的風場不連續帶特徵，並準確反映臺灣海峽的風場變化模式。中期預報（168 小時）雖然在鋒面位置掌握上略有偏差，但仍能維持風向預測的可靠性。長期預報（360 小時）則主要在風向趨勢預測上保持合理的準確度。這種分層次的預報能力為風電場營運提供了多時間尺度的決策參考。

研究同時發現 FCN2 存在系統性的風速高估現象，在不同預報時效下分別出現 5 至 10kt 的偏差。這一發現對實際應用具有重要意義，風電業者在使用 AI 預報資料時需要進行適當的偏差校正，以確保發電量預測的準確性。然而，即使存在此限制，FCN2 的高效運算能力仍使其成為極具價值的預報工具，因為能夠在筆記型電腦上於極短時間內完成原本需要大型計算資源的預報任務，就能夠進行逐日的快速修正與評估。從產業應用角度而言，本研究驗證了 AI 技術在綠能領域的實際價值。FCN2 的即時預報能力，能夠協助風電場進行動態調度，提前因應天氣系統變化，降低棄風率並優化發電效率。特別是在春季鋒面等複雜天氣系統影響下，快速準確的風場預報對於維持電網穩定性和確保供電可靠性至關重要。

未來我們將對 FCN2 進行提高空間解析度的改造，並增加降水和雲量分布等熱動力的產出，使 FCN2 的風場預報精確度能夠因此再度提升、運用風力發電的電力調度韌性再次增加。

#### 4. 參考文獻

- [1] Bodnar, C. (2024, December). Aurora: A foundation model of the atmosphere. In *AGU Fall Meeting Abstracts* (Vol. 2024, pp. GC21C-03).
- [2] Bonev, B., Kurth, T., Hundt, C., Pathak, J., Baust, M., Kashinath, K., & Anandkumar, A. (2023, July). Spherical fourier neural operators: Learning stable dynamics on the sphere. In *International conference on machine learning* (pp. 2806-2823). PMLR.
- [3] Chen, K., Han, T., Gong, J., Bai, L., Ling, F., Luo, J. J., ... & Ouyang, W. (2023). Fengwu: Pushing the skillful global medium-range weather forecast beyond 10 days lead. *arXiv preprint arXiv:2304.02948*.
- [4] Haupt, S. E., Casado, M. G., Davidson, M., Dobschinski, J., Du, P., Lange, M., ... & Zack, J. (2019). The use of probabilistic forecasts: Applying them in theory and practice. *IEEE Power and Energy Magazine*, 17(6), 46-57.
- [5] Lam, R., Sanchez-Gonzalez, A., Willson, M., Wirnsberger, P., Fortunato, M., Alet, F., ... & Battaglia, P. (2023). Learning skillful medium-range global weather forecasting. *Science*, 382(6677), 1416-1421.
- [6] Liu, C. L., Chang, T. Y., Yang, J. S., & Huang, K. B. (2023). A deep learning sequence model based on self-attention and convolution for wind power prediction. *Renewable Energy*, 219, 119399.
- [7] McGovern, A., Elmore, K. L., Gagne, D. J., Haupt, S. E., Karstens, C. D., Lagerquist, R., ... & Williams, J. K. (2019). Using artificial intelligence to improve real-time decision-making for high-impact weather. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 100(10), 2073-2090.
- [8] Pathak, J., Subramanian, S., Harrington, P., Raja, S., Chattopadhyay, A., Mardani, M., ... & Anandkumar, A. (2022). Fourcastnet: A global data-driven high-resolution weather model using adaptive fourier neural operators. *arXiv preprint arXiv:2202.11214*.
- [9] Schultz, M. G., Betancourt, C., Gong, B., Kleinert, F., Langguth, M., Leufen, L. H., ... & Stadler, S. (2021). Can deep learning beat numerical weather prediction? *Philosophical Transactions of the Royal Society A*, 379(2194), 20200097.
- [10] Weyn, J. A., Durran, D. R., & Caruana, R. (2020). Improving data-driven global weather prediction using deep convolutional neural networks on a cubed sphere. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*, 12(9), e2020MS002109.
- [11] Wang, Y., Zou, R., Liu, F., Zhang, L., & Liu, Q. (2021). A review of wind speed and wind power forecasting with deep neural networks. *Applied energy*, 304, 117766.