

基於時空圖卷積網路重建風場氣象場域：針對臺灣風場 評估與規劃的圖深度學習策略

Spatiotemporal Graph Convolutional Reconstruction of Wind Meteorological Fields: A Graph-Deep-Learning Strategy for Wind-Farm Assessment and Planning in Taiwan

鄭至亞^{1,a} (Chih-Ya Cheng) 丁俊瑋^{1,a} (Jun-Wei Ding) 謝依芸^{1,2,*} (I-Yun Lisa Hsieh)

¹ 國立臺灣大學土木工程學系

² 國立臺灣大學化學工程學系

¹ Department of Civil Engineering, National Taiwan University

² Department of Chemical Engineering, National Taiwan University

* ivhsieh@ntu.edu.tw

^a這些作者為共同第一作者

摘要

隨著臺灣積極推動能源轉型，風場的精準開發日益受到重視，對高解析度氣象資訊的需求亦隨之提升。然而，地面氣象觀測站普遍稀疏且分布不均，導致風場區域內關鍵氣象變數常出現資料缺口，進而限制了風力場址評估的準確性。本研究針對風場開發之實務需求，探討如何在地面測站有限的條件下，有效重建發電廠位置上的關鍵氣象要素。傳統內插方法提供最佳無偏估計，但其僅仰賴地理距離，且建構於靜態統計架構之上，難以捕捉氣象場的空間異質性與時間變動特性。為突破此一限制，本研究提出一套以時空圖卷積網路 (Spatio-Temporal Graph Convolutional Network, ST-GCN) 為核心的氣象重建架構，我們引入 100m 解析度數位地表模型 (Digital Surface Model, DSM) 所提取的地形補丁作為節點靜態屬性，並結合空間圖結構學習與深度時序建模，能有效補足地形異質性訊息，同時捕捉傳統方法難以解析的高頻局地變化與多尺度動態特徵，進一步提升重建精度並克服時間面向的侷限。考量氣象時間序列常具非平穩特性，對時序建模構成挑戰，我們引入變分模態分解法 (Variational Mode Decomposition)，使模型得以專注學習跨時間尺度的重要訊號特徵。此外，為優化整體架構效能與穩健性，亦整合多目標強化金胡狼優化演算法 (Multi-objective Enhanced Golden Jackal Optimization)，以搜尋最適超參數與網路結構配置。同時，為了進行風力發電預測，雙向循環神經網路 (Bidirectional recurrent neural networks) 被用於學習風力資料與發電輪廓的時間相依性，提升對風力變化與發電行為之間關聯性的理解與預測準確度。結果顯示，在多測站逐時交叉驗證下，本研究模型相較於反距離加權法 (Inverse distance weighting)，能有效降低評估誤差。在風速預測上，方均根誤差 (Root Mean Square Error, RMSE) 由 0.58 m/s 降至 0.34 m/s，提升約 41.4%。決定係數 (R^2) 由 0.67 提升至 0.89，提升約 32.8%。顯示 ST-GCN 架構能有效刻畫氣象場的多尺度時空動態特徵。透過高精度的氣象重建與參數優化策略，本研究所提出的氣象重建方法，不僅可應用於風場開發與風力預測，亦具備擴展性，可應用於其他地區或類似缺乏觀測資料的環境中，為再生能源導入與區域能源治理提供更為精準的數據支持。

關鍵字：氣象資料重建、時空圖卷積神經網路、時序分解演算法、風電場站點推估、超參數優化策略