

利用神經網路模型提升獵風者衛星於高風速條件下之反演能力

GNSS-R Wind Speed Retrieval under High Wind Conditions:

A Neural Network Approach with TRITON

黃贊翰(Zan-Han Huang)¹、蔡世樵(Shih-Chiao Tsai)¹、陳致穎(Chih-Ying Chen)²

¹國防大學理工學院環境資訊及工程學系 ²中央研究院環境變遷研究中心

¹Department of Environmental Information and Engineering, National Defense University

²Research Center for Environmental Changes, Academia Sinica

摘要

臺灣於 2023 年 10 月發射首枚自主氣象衛星「獵風者」(TRITON)，搭載國內研發之全球導航衛星系統反射訊號接收儀(Global Navigation Satellite System-Reflectometry, GNSS-R)，可提供海面風速、平均平方坡度(Mean Square Slope, MSS)與示性波高(Significant Wave Height, SWH)等資料，為全球氣象觀測與預報提供重要支援。GNSS-R 技術具備高即時性且對惡劣天氣具有抗干擾優勢，但在高風速條件下，其風速反演準確度明顯下降。主因為該技術係透過分析反射訊號於不同延遲與都卜勒頻率上的功率分布，建立延遲-都卜勒圖(Delay-Doppler Map, DDM)，並取其反射點附近區域的平均值(DDMA)作為主要反演依據，再建立 DDMA 與海面風速間的地球物理模型函數(Geophysical Model Function, GMF)。然而，當風速過高時，DDMA 對風速的敏感度下降，導致反演不確定性提升。

本研究使用 TRITON 衛星於 2023 年 11 月至 2024 年 9 月期間的 Level 1b 資料，設計五種特徵組合，涵蓋物理、幾何、時空、儀器特性與外部輸入(如 ERA5 與 WRF 提供的 MSS)，並以 ERA5 的 10 公尺風速作為訓練目標，分別訓練前向神經網路(FNN)與長短期記憶模型(LSTM)，再以 CCMP 的 10 公尺風速作為驗證依據，以減少自我參照偏差。

結果顯示，當輸入特徵同時包含 ERA5 的 MSS 與 SWH 時，預測表現最佳，RMSE 僅 1.23 m/s，明顯優於僅使用單一物理、幾何或儀器參數之組合；整體而言，FNN 表現優於 LSTM，而 MSS 為所有輸入中最具決定性的重要特徵。

本研究亦評估 MSS 轉換方法在無即時外部資料條件下的可行性：模型於訓練階段以 ERA5 風速轉換為 MSS，測試階段則改以 WRF 模擬風速轉換 MSS，並搭配 TRITON 所有可用參數進行預測，最終 RMSE 為 1.89 m/s，在高風速條件下與 CCMP 呈現近 1:1 一致性，表現優於 TRITON 原始 GMF 方法(RMSE = 2.820 m/s)與 WRF 模擬結果(RMSE = 1.984 m/s)。

若未納入 MSS 作為輸入，即便結合多項幾何與時空特徵，模型預測結果仍受限於約 8-10 m/s 的上限，顯示 MSS 為提高風速反演能力的關鍵變數。整體而言，MSS 轉換方法提供了一種實用且準確的替代方案，可望提升 TRITON 衛星於缺乏即時資料情境下的風速反演可靠性與應用潛力。

關鍵字：獵風者衛星, GNSS-R, 海面平均坡度(MSS), ERA5, WRF, 前向神經網路(FNN), 長短期記憶模型(LSTM), CCMP