

基於可預報度與尺度相依性之再中心化（**Recentering**）技術： 提升10至30天展期機器學習天氣預報能力

Recentering Based on Scale-Dependent Predictability: Enhancing 10- to 30-Day Extended-Range Machine Learning Weather Prediction

莊美誼¹ (Joyce Juang) 蔣育真¹ (Chiang Y.-C.) 王志嘉¹ (Wang C.-C.) 蘇胤瑞¹ (Su Y.-R.)
張惠玲¹ (Chang H.-L.) 劉祉筠¹ (Liu T.-Y.) 劉邦彥¹ (Liu P.-Y.) 楊舒芝² (Yang S.-C.)

¹中央氣象署 ²國立中央大學

¹Central Weather Administration, Taiwan

²National Central University, Taiwan

摘 要

近年機器學習天氣預報（MLWP）發展迅速，其短、中期預報表現已與傳統數值天氣預報（NWP）相當。然而，受限於大自然界中可預報度的根本限制，展期（10至30天）預報仍具高度挑戰性。從前人研究中可得知可預報度與尺度高度相關，隨預報領先時間的延長，預報的較小尺度波段容易在預報後期衰減為不具預報訊息度的雜訊；反之，較大尺度波段則能持續維持一定的預報訊息度。因此，為提升展期預報的預報能力，需深入探討不同時空尺度下可預報度的來源。

基於可預報度與尺度間的相依性，本研究核心目標為動態濾除較小尺度的雜訊以維持展期預報表現；且當模式預報逼近可預報度極限時，讓預報能平順地趨近於氣候場（Climatology）。為此，本研究提出可靈活適用於MLWP推論過程的再中心化（Recentering, RC）技術。個案研究結果顯示，RC技術能顯著減緩空間相關係數（Pattern Correlation Coefficient）在預報後期的快速衰減，有效保留分析場真實的空間結構與相位。此外，RC不僅能產出較低的均方根誤差（RMSE）並維持較佳的系集離散度（Spread），更能在預報能力衰退的展期階段，自然地將模式狀態趨近氣候平均狀態，有效抑制異常的誤差增長。特別在高層緯向風場（U200）方面，相較於原始模式在展期預報夏季副熱帶噴流（約40°–45°N）時易有過度平滑的現象，RC靈活彈性的機制能有效地維持噴流的動力空間特徵，並更佳地解析出緯向風場的空間分佈狀態。

關鍵字：機器學習天氣預報、展期預報、再中心化