

季節尺度地表溫度預報之誤差修正

張敦凱¹, 周昱昊¹, 林佳恩¹, 陳孟詩², 羅資婷², 洪夢白^{1*}

¹中國文化大學大氣科學系

²中央氣象局氣象科技研究中心長期預報課

(中華民國 110 年 7 月 9 日收稿；中華民國 110 年 10 月 8 日定稿)

摘 要

本研究使用 ERA5 再分析資料，針對氣象局一步法(1-tier)全球模式在台灣地區及東亞地區之季節尺度地面 (SKT) 與海表面 (SST) 溫度變異預報進行校驗及誤差修正。針對 2000-2020 年，以 ERA5 與預報之逐月與逐季平均變異之標準差比值為修正係數，修正模式預報結果。計算模式在修正前後地表溫度之機率密度函數 (PDF)、累積機率分佈函數 (CDF)，與修正前後之連續分級機率評分 (CRPS) 評估改進後之結果。結果顯示東亞地區逐月尺度下 SKT 與 SST 變異，預報誤差各發生在 $\pm 2^\circ$ 與 $\pm 1^\circ$ 之間，累積誤差則呈現暖變異時低估，冷變異高估的情況。經過校正程序修正模式輸出後，不論逐月或季節尺度，SKT 變異皆以首月預報之改善成果較佳，SST 變異則是預報後期，改善效果較好。透過霍夫莫勒圖 (Hovmöller diagram) 分析 SST 預報改善前後，在西北太平洋地區隨時間變異的演化情況，結果顯示不但能提升模式掌握此變數時空分布的演變過程，對於其冷暖變異的幅度，亦更接近於真實變化的情況。本結果可提供未來修正大氣模式初始資料場，進行次季節至季節尺度預報之重要依據。

關鍵字：季節預報，氣候模式，海表面溫度，地面溫度

* 通訊作者：洪夢白，台北市士林區華岡路 55 號 E-mail: hmb@g.pccu.edu.tw

一、前言

中長期 (medium and long range) 的氣象預報的能力，一直是中央氣象局 (Central Weather Bureau, CWB) 除了天氣尺度預報作業以外，另一項重要規劃與發展項目。相對於短期天氣預報著重於模式之初始條件 (initial condition) 的重要性，長期預報則對於模式執行之中所承載之大自然與人為環境驅動力 (environmental forcing) 影響巨大。不同於天氣預報大部分以各項定量大氣因子預報為主軸，一般中長期展望則以對民生與經濟社會影響最直接的溫度與降雨兩項之概率預報為主。以氣溫為例，歷年該月觀測值大小排序低於 30% 則為低於氣候正常值；介於 30%-70% 為正常，大於 70% 則為高於氣候正常值；而在作業上則依序以偏冷、正常與偏暖為其預報結果。根據科技部所支持之「臺灣氣候變遷推估資訊與調適知識平台計畫」(Taiwan Climate Change Projection and Information Platform, TCCIP) 所出版的「台灣氣候的過去與未來 2018」，不但總結臺灣過去百年降雨、溫度隨時間的演變，也使用現今最先進 (state-of-the-art) 氣候模式模擬結果，推估各種情境下，未來百年臺灣降雨

與溫度的長期趨勢。在分析臺灣過去降雨與溫度的特徵發現：臺灣過去百年內降雨雖無明顯變化趨勢，但是乾濕季節差異卻越為顯著。溫度方面，臺灣呈現高溫夏季增長，低溫冬季縮短的現象。對於極端高溫事件發生的頻率，會隨著時間越來越為頻繁。因此，有效提升中長期抑或季節尺度預報，對於防災與民生至關重要。

為了要增進中長期預報，對於預報模式本身而言，需要提高解析度，使用正確的物理過程 (例如輻射、動力與雲解析等等) 並在全球空間尺度下進行相關預報與模擬。然而受限於初始場與模式本身積分所導致不確定因子的非線性交互作用，誤差的層層疊加而使中長期可預報度面臨很大的挑戰，因此合理解析觀測與評估數值模式預報能力的極限，便是一件重要的事。在評估極端事件時，統計學常採用大量長期觀測溫度、降雨等氣象變量的氣候值 (climatology)、變異值 (anomaly) 與其標準差 (standard deviation, σ) 等相關之氣候統計係數；再以此為基礎，統計所分析之大氣因子的累積分布函數 (cumulative distribution function, CDF) 或機率密度函數 (probability density function, PDF)。將所得到的曲線分布，用來修正模式模擬預

報脫離觀測曲線型態的偏差，以此彌補預報本身因不確定因子所造成的誤差。相關的研究如 Watterson 2008；Jupp et al. 2010 與 Sun et al. 2015 使用 Coupled Model Intercomparison Project 3 (CMIP3, 第三階段耦合氣候模式對比計畫) 與 CMIP5 (第五階段耦合氣候模式對比計畫) General Circulation Models (GCMs, 大氣環流模式) 推估資料，計算未來暖化情境下溫度與降雨之 PDF 分布曲線，以此為基準推估未來溫度與降雨在夏、冬兩季的改變。Arvind et al. 2017 分析印度 30 年的每日降雨資料，找出在季風時期正常與非正常之季節性降雨的頻率特徵。此外，Faqih 2017、Famien et al. 2018、Sung et al. 2018、Mishar et al. 2018、Alam et al. 2018 與 Lanzante et al. 2019 亦使用此方法分析新一代 CMIP5 資料庫，更依據各模式特性，嘗試建立不同模式間 CDF 與 PDF 曲線的權重，重新修正系集運算時各模式所佔的比重，以求更精準地推估在未來暖化情境下，世界各地中長期尺度下極端高溫降雨型態的變化，以及對農業等產業的影響與衝擊。為有效提升預報準確度，中央氣象局亦採用 PDF、CDF 與 CRPS 等統計方法分析，應用於台灣地區天氣尺度溫度機率預報（張

等人，2012；陳等人，2020）與颱風路徑的機率預報上（陳等人，2018），甚至以類似的方法，應用在改進氣候尺度的溫度與降雨預報作業上。在這些研究中，主要使用歷年觀測資料，以貝氏平均法 (Bayesian Model Averaging) 處理模式資料，建立模式 PDF 曲線方程。再透過一系列的統計方法，以迭代的方式，找出趨近於觀測資料之 PDF 之曲線參數，以達到降低預報的不確定性，進而增進模式機率預報的準確率（陳等人，2020）。然而這些使用的統計方法艱澀步驟繁瑣，儘管在以常態分佈 (normal distribution) 亦即高斯分佈 (Gaussian distribution) 為假設基礎下的溫度預報上表現不錯，但是在非連續性的氣象參數預報（如降雨）上，找尋符合降雨分佈曲線，無法假設其為常態分佈曲線，因而需要透過層層疊代方式尋求適當曲線函數的參數，一段時間後只要降雨型態改變，又必須重新核算其分佈曲線參數。本文嘗試提供較簡易之方法針對溫度變量，將預報與再分析或觀測資料之標準差比值當作修正係數，直接將預報乘以此係數以作為預報修正輸出。以此方法不需要用到貝氏平均法，不需要經過複雜迭代過程搜尋分佈函數公式之內的參數，以達到修正機率預報

曲線的目的。同樣方法，亦可應用於屬於非常態分佈型態的降雨、風場、重力位高等等以及其他中長時間尺度的預報作業上，以實現季節尺度之預報作業過程化繁為簡，卻亦能達到提升機率預報的功效。本文內容結構鋪陳如下，所使用的資料與研究方法安排在第二章，第三章呈現研究的分析結果，並在第四章作結論與建議。

二、資料與方法

2.1 模式與資料

在資料方面，為增進 CWB 對於溫度之季節尺度預報，本文採用全球著名氣候中心所研發之高解析再分析資料，即歐洲中長期預報中心（European Centre for Medium-Range Weather Forecasts, ECMWF）之 ERA Version 5.0（之後稱為 ERA5；Hersbach et al. 2020）全球再分析資料（reanalysis data）。本文採用之地面溫度（skin temperature, SKT）與海平面溫度（sea surface temperature, SST）原為全球網格 $0.5^\circ \times 0.5^\circ$ 之高空間與每小時一筆之高時間解析度資料，為求於校驗過程中與模式解析度一致，因而轉化為 $1^\circ \times 1^\circ$ 之空間解析度與月平均之時間解析度資料，做為

CWB 模式綜觀環境場預報校驗之基準。使用這最新之高品質再分析資料，可以評估模式對綜觀尺度大氣環流與大氣環境的基本模擬能力做評估，進而調整模式積分後所造成的偏差。

在模式預報資料方面，為深入瞭解對於現役 CWB 模式在季節尺度預報結果的瞭解，本研究欲針對 CWB 自行研發之一步法（1-Tier）氣候模式預報系統（之後稱為 1T1）。1T1 為氣象局最新一代之海氣耦合大氣環流模式，大氣方面為氣象局自主研發之全球模式，網格系統為 T119 之波譜形式網格，擁有約 $1^\circ \times 1^\circ$ 之水平空間解析度與 40 層之垂直解析度（李等人，2020；李等人，2020）。模式內使用之多種參數法包含新簡易版阿拉卡瓦-舒伯特積雲參數（New Simplified Arakawa-Schubert scheme），淺積雲參數法（shallow convection scheme），以及雲雨相關之調降尺度與輻射參數法等核心運算，使用氣候預報系統再分析資料（Climate Forecast System Reanalysis, CFSR）為初始場，透過每日積分輸出潛熱、可感熱、降雨與輻射等重要變量給海洋模式使用。1T1 的海洋模式主要採用由美國大氣海洋署（National Oceanic and Atmospheric Administration,

NOAA) 位於普林斯頓大學的地球物理流體力學實驗室 (Geophysical Fluid Dynamics Laboratory, GFDL) 所研發的第三代海洋模式 (Module Ocean Model version 3, MOM3; Pacanowski and Griffies, 2000), 水平經緯向解析度為 $1^\circ \times 1^\circ$, 垂直 40 層的空間解析度。有別於大氣模式, 海洋模式則採用美國環境預報中心 (National Center for Environmental Prediction, NCEP) 所屬的 MOM3 所提供之資料內差製作, 提供給海洋做為每次預報時的初始場使用。

為了配合預報作業的流程, 1T1 模式雖以每日積分, 但以月預報為輸出結果,

每次積分輸出同為 10 個月預報。以 1 月為例, 從 1 月 1 日至 1 月 28 日, 每日為初始場, 輸出的預報皆為 1 月至 10 月, 因此我們以 1~28 不同初始條件積分的成果, 作為預報之系集成員 (members), 以此 28 個系集成員綜合預報結果作為評估主軸 (林等人, 2020)。而本研究之季節尺度的預報資料, 則是在逐月預報的基礎上, 合併計算同一季節裡, 三個初始月份所作預報之平均, 視為季節尺度的預報結果。圖 1 顯示本研究選取之東亞地區區域範圍

(0° - 50° N 與 90° E- 150° E), 氣象局 1T1 模

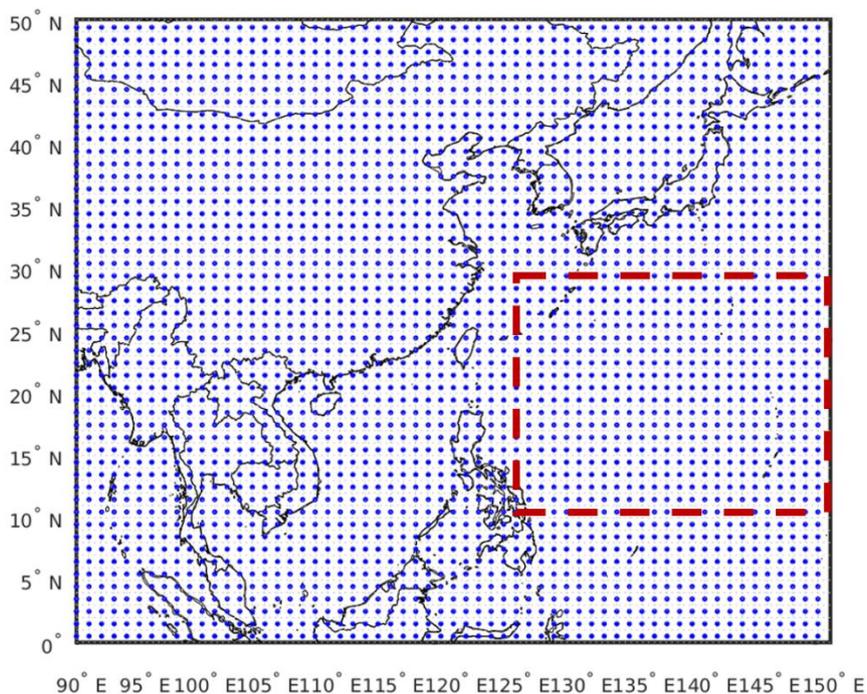


圖 1: 本研究之東亞地區涵蓋範圍, 基本上以台灣為中心, 經度 90° E~ 150° E, 緯度 0° ~ 50° N。藍點表示 1T1 模式 $1^\circ \times 1^\circ$ 網格解析度分布的情況。紅色框為分析 2015/10 至 2016/07, 在 10° N~ 30° N 緯向平均之 SST 變異隨預報時間變化所選取的區域。

式網格系統呈現的狀況。紅框內則為之後為 SST 變異預報所進行霍夫莫勒圖 (Hovmöller diagram) 分析的區域。

2.2 預報偏差的修正

使用 2000-2020 年月平均溫度資料，以逐月與逐季節為初始場之溫度變異預報，計算出再分析與模式預報資料之東亞地區，涵蓋範圍如圖 1 顯示為 0°-50°N 與 90°E-150°E，對 ERA5 臺灣地區綜觀尺度逐月與季節性 SKT 與 SST 做分析。首先由每個網格之月氣候值 (climatology)、氣候變異值 (anomaly) 與標準差 (standard deviation) 等數值，繪製逐月與逐季節溫度變異之 CDF 與 PDF 曲線。同時將再分析與模式預報標準差的比值，即公式(1)定義為預報修正係數：

$$f'' = \frac{\sigma_{o'}}{\sigma_{f'}} f' \quad (1)$$

其中： f'' 修正後之模式預報值；
 f' 為模式原始氣候變異預報值；
 $\sigma_{o'}$ 為觀測或再分析資料之氣候變異標準差；
 $\sigma_{f'}$ 則為原始模式預報資料之氣候變異標準差

在 1T1 方面， $\sigma_{f'}$ 標準差的計算，主要以不同的領先預報時間為單位，分別計算其 10 年內溫度變異的標準差(即標準差為

領先預報時間的函數)。而 ERA5 的標準差，則是預先處理其資料結構，將再分析資料建構成對應於模式預報時間的資料結構；再以同樣處理預報資料的方式計算標準差，如此一來就會有一對一，對應於預報之再分析資料的標準差(即為公式(1)中的 $\sigma_{o'}$)。各自系集成員亦透過同樣的方法，計算屬於各成員的標準差，最後校正方法即將原始模式系集平均，乘以此係數以得到修正後的機率預報結果。預報修正前後的差異則使用 CDF 與 PDF 曲線，呈現各自與 ERA5 的差異以評估校正前後，是否有效改進預報的準確度。評估模式在修正前後對於其領先月份或時間 (lead month/time) 預報能力的方法包含標準差分析，除了 CDF、PDF 分析外，為量化預報修正前後與 ERA5 曲線的差異，本研究加入連續分級機率評分 (continuous ranked probability score, CRPS; Hersbach 2000, Casati et al. 2008, Zamo and Naveau 2018) 分析，以客觀地瞭解預報在次季節與季節間的改善程度。公式(2)即為本研究所使用 CRPS 之定義公式 (Hersbach · 2000)：

$$CRPS = CRPS(P, x_0) = \int_{-\infty}^{\infty} [P(x) - H(x - x_0)]^2 dx \quad (2)$$

其中：

$P(x)$ 表示系集預報變量 x 的 CDF；

x_0 則為再分析或觀測資料值；

$H(x - x_0)$ 稱為 Heaviside Function，符合以下條件：

$$H(x) = \begin{cases} 0 & \text{for } x < x_0 \\ 1 & \text{for } x \geq x_0 \end{cases} \quad (3)$$

由以上公式可知，CRPS 的計算是由每個系集成員與再分析或觀測資料所得的 CDF，各區間之間差異的總和，在 CDF 圖上則是預報與再分析之間面積差異的大小。因此當 CRPS 值越小時，則表示模式預報的結果越好，越接近真實觀測。因此除了可以評估模式對於預報的準確度外，在本研究中亦能評估其機率預報之 CDF 曲線在經過校驗後，是否符更合再分析或觀測曲線的結果。然需注意的是，採用 CRPS 做校驗分析時，其預測區間的數量，會影響 CRPS 的分析結果。根據定義，採用 CRPS 檢驗分析須針對系集預報，而無法對單一預報做分析。另外，對於 PDF 與 CDF 預報區間 (bin) 的大小選擇，也對結果會有相當大的影響。區間若設定太大，PDF 與 CDF 分布曲線不夠平滑，再根據 Hersbach,2000 所定義的 Heaviside function

計算後，會增加 CRPS 分析的誤差。若設定太小，則浪費計算資源。經過不斷嘗試計算過後，本研究設定 0-100%的範圍共 201 個區間，相當於 SKT 每 0.1° ，SST 每 0.05° 為一個區間。由於地球溫度本身變化其實不大，這樣的設定已足夠完整呈現溫度整體的分布型態。

三、分析結果

3.1 東亞地區逐月 SKT 與 SST 變異

圖 2 為 ERA5 與 1T1 於東亞地區 (圖 1) 逐月尺度下，SKT 與 SST 變異於第 1 個月預報之標準差，以及各自與 ERA5 的差異。從再分析資料可知 (圖 2a)，由於陸地與海洋兩者稟性的不同，陸地上 SKT 變異的標準差普遍介於 $1^\circ \sim 2.5^\circ$ ，有些高山高原地區溫差大，標準差甚至大於 3° ；而海洋地區冷熱變化不若陸地地區，其溫度變異之變化普遍低於 1° 。在地理位置上，北方標準差又比南方為大。模式預報也基本上符合這樣的分布型態 (圖 2b)。但預報顯示在陸地上標準差較低，與再分析資料兩者相差多於 -0.6° ；於海面上卻偏高，介於 $+0.3^\circ \sim +0.6^\circ$ 之間，顯示模式在逐月尺度下，高山高原冷熱溫度差異較大的地區，

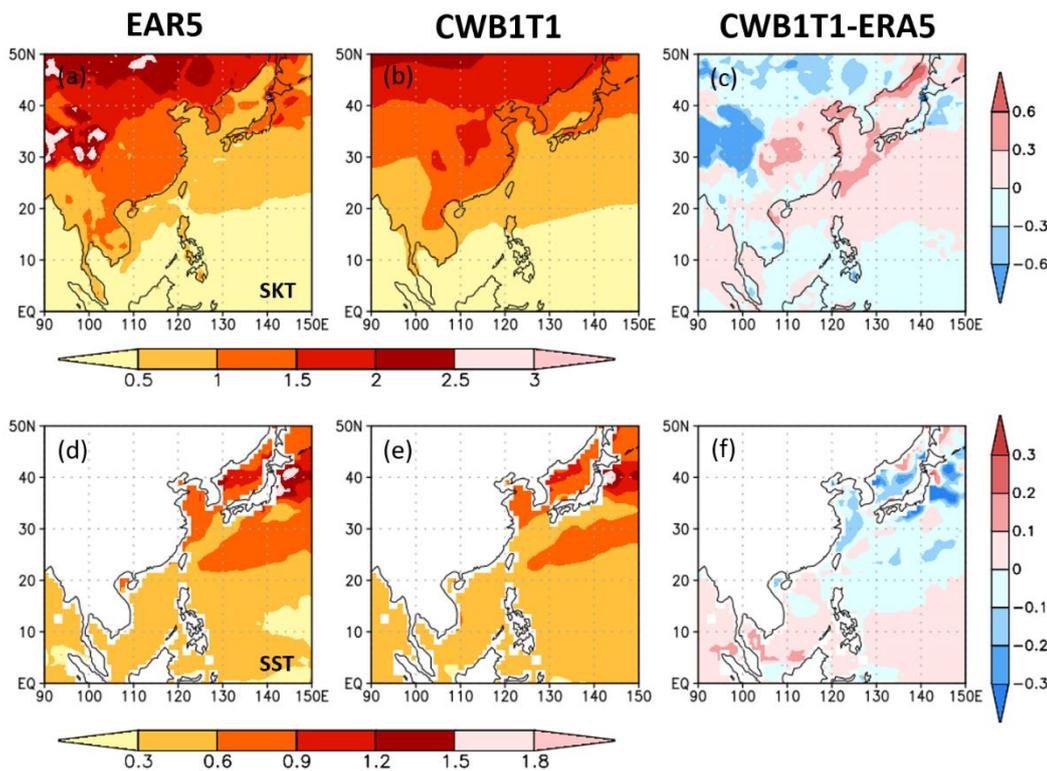


圖 2：東亞地區 ERA5 與 CWB 1T1 逐月尺度下，SKT 與 SST 變異之第一個月預報標準差，以及各自與 ERA5 的差異。(a)EAR5 之 SKT 標準差，(b)1T1 模式 SKT 預報之標準差，(c)模式與 EAR5 的差異，(d)同(a)，但為 SST 標準差，(e)同(b)但為 SST 標準差，(f)同(c)，但為模式與 ERA5 之 SST 標準差的差異。

SKT 變異有低估的情況；相對地，在溫度變化較穩定的海洋地區，預報則有低估的情況（圖 2c）。在逐月尺度 SST 方面，由再分析可知（圖 2d），緯度 30°以北的海洋地區冷熱溫差變異較大，標準差普遍大於 0.6°，最大甚至達到 1.8°以上。緯度 20°以南之熱帶地區，海溫變異則普遍較為一致，標準差普遍低於 0.6°。1T1 海溫變異預報的分布大致與 ERA5 相符合（圖 2e），在北緯 30°以北的地區，預報與再分析之間

標準差的差異約為-0.3°（圖 2f）；而在北緯 30°以南的區域，SST 預報與 ERA5 相當接近，除少數地區外，絕大地區，兩者差距皆在±0.1°以內。

以第一個月預報為基礎並以 28 個系集平均之後所做的 PDF 與 CDF 的分析顯示在圖 3。SKT 的機率預報顯示在 0°附近的機率預報大概在 0.6 左右，低於 ERA5 大約 0.1。而在-1°~-2°與+1°~+2°區段，預報個案數則顯示略微高於 ERA5 的情況

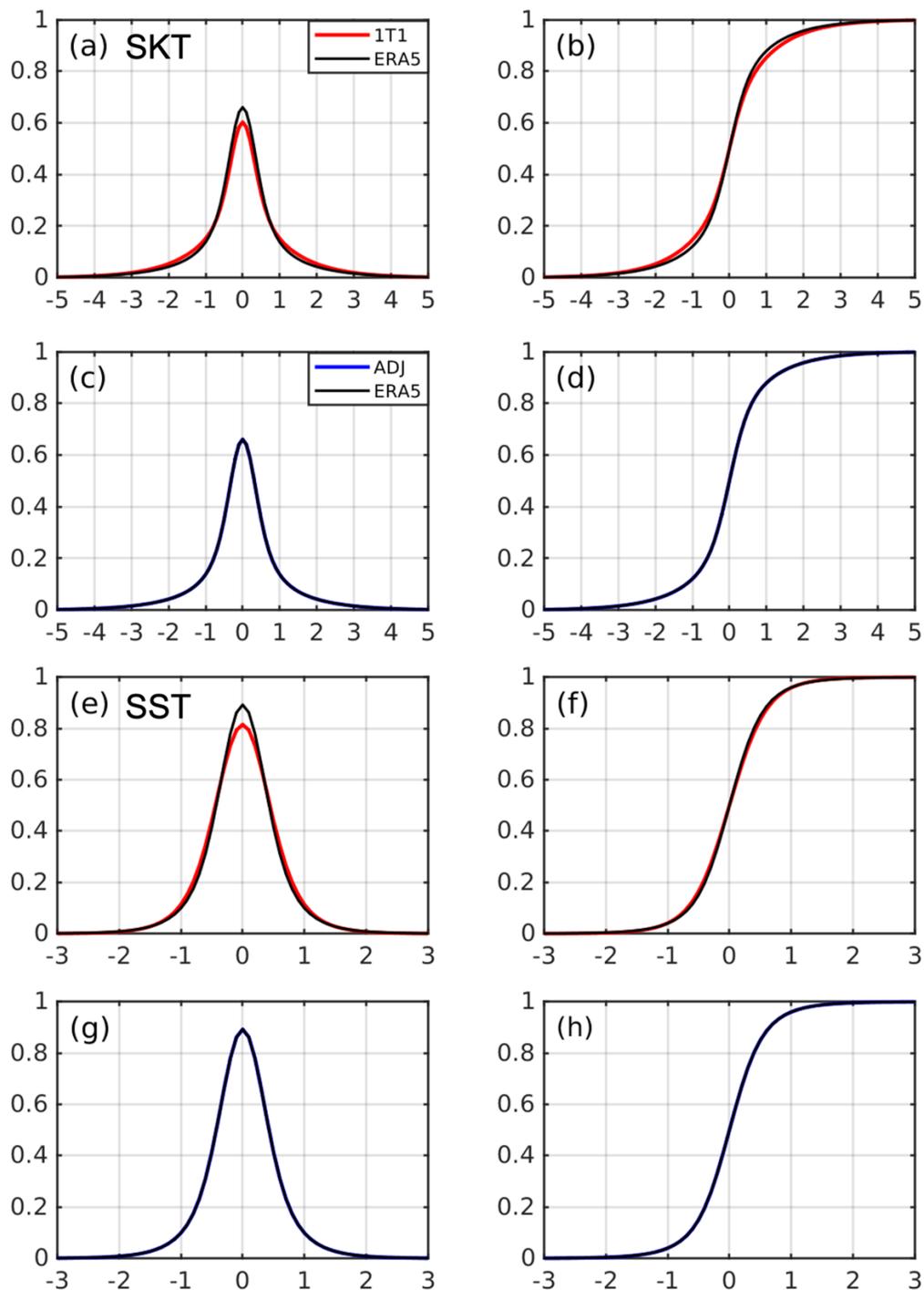


圖 3：東亞地區逐月尺度 SKT 及 SST 變異第一個月之系集預報，校驗前，校驗後與 ERA5 之 PDF 與 CDF 分佈曲線。黑色曲線表示 ERA5，紅色表示原始 1T1 預報，藍色表示 ADJ 即預報校驗後的結果。(a)與(b)分別為原始 SKT 預報之 PDF 與 CDF，(c)與(d)為 SKT 預報校驗後的結果；(e)與(f)分別為原始 SST 預報之 PDF 與 CDF，(g)與(h)為 SST 預報校驗後的結果。

(圖 3a)。圖 3b 則顯示模式在冷變異時較容易低估；而在暖變異時，則傾向高估個案數 (圖 3b)。經過將預報乘以預報與再

分析標準差比值校正後，原本模式在冷暖變異時的偏差，無論是 PDF 或 CDF 的分析結果上，都獲得相當程度的改善 (圖

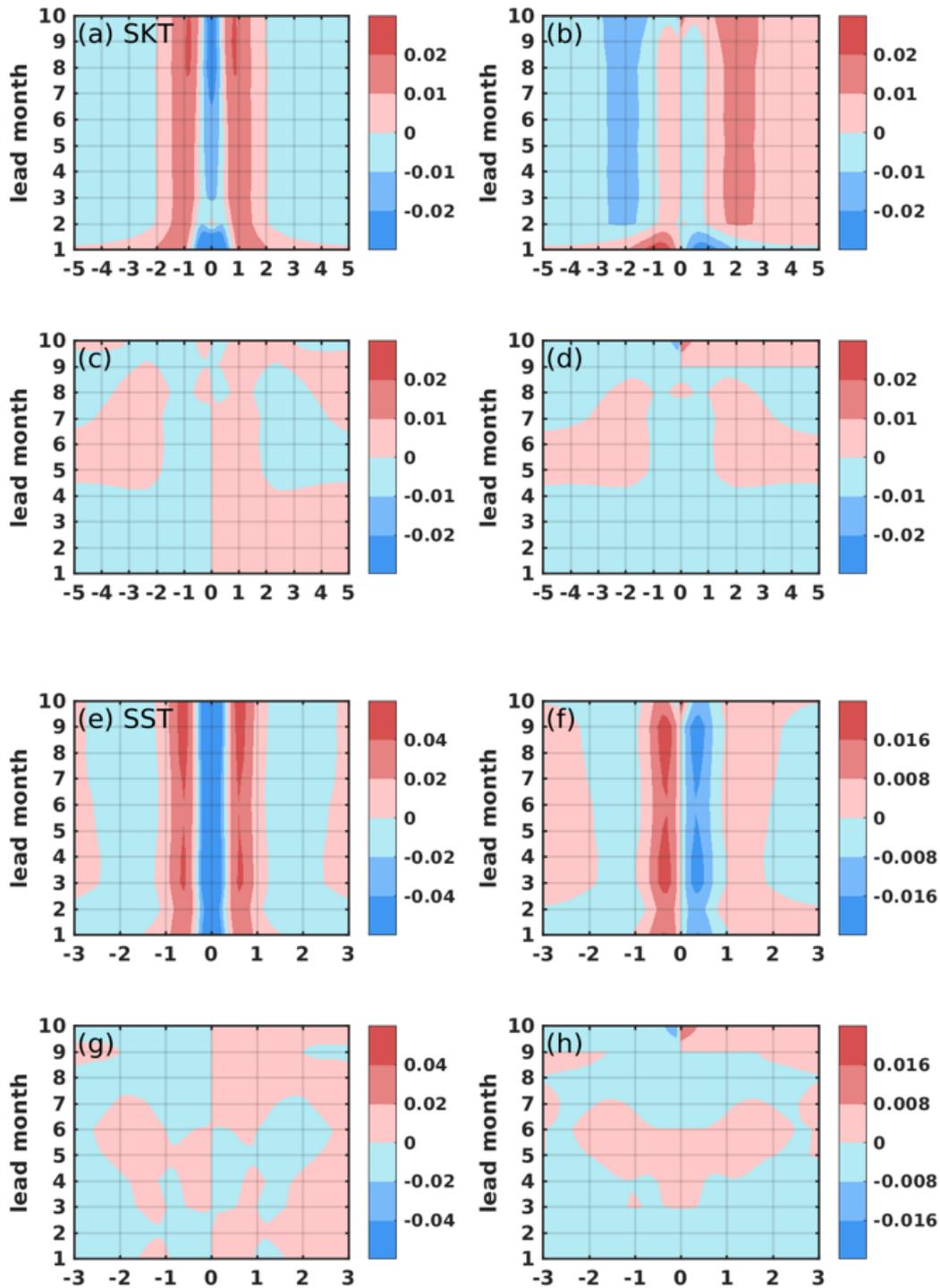


圖 4：同圖 3，但為 1-10 月系集預報的 PDF 與 CDF，預報調整前後，各自與 ERA5 差異的分析結果。紅色區域表示模式預報結果比 ERA5 高，藍色則表示預報較 ERA5 低。

3c 與 d)。儘管 SST 的預報也有類似於 SKT 預報所出現的誤差特徵(圖 3e 與 f)，經過修正後，其 PDF 與 CDF 曲線，與再分析資料之間的差距，亦大幅縮減，獲得明顯改善(圖 3g 與 h)。由此可知模式在第一個月的預報，尤其位於 0° 正常值區間即出現相當程度的誤差，經過本文提供的校正方法修正預報後，能有效提升 1T1 機率預報的表現。

以整體 1~10 個月的預報時間而言，SKT 與 SST 變異的系集預報，與再分析之 PDF 與 CDF 的差異分析顯示在圖 4。SKT 的 PDF 分析方面，預報主要的系統性誤差發生在 $\pm 2^\circ$ 之間，在此系統性偏差發生較大的溫度範圍之中， $\pm 0.5^\circ$ 區間為負偏差，其餘區間則為正偏差，兩者與 ERA5 的誤差皆隨著預報時間增加而增加(圖 4a)。CDF 曲線與 ERA5 差異，主要呈現冷變異較為低估，暖變異較為高估的傾向，最大的誤差發生在 -2° 與 $+2^\circ$ 處，顯示模式在預報較大的溫度變化幅度或離散度時，有較不易掌握的情況發生(圖 4b)。模式經過校正後，在 PDF 與 CDF 曲線中與 ERA5 的差異，皆大幅縮減至 ± 0.02 機率密度之間，顯示了改善後的預報結果(圖 4c 與 d)。SST 預報與 ERA5 誤差的型態與 SKT 類似，但

是正偏差較集中於 $\pm 1^\circ$ 的區間，負偏差則集中於 $\pm 0.5^\circ$ 之間(圖 4e)；CDF 分析中偏差亦集中於 $\pm 1^\circ$ ，小於 0° 時預報個案數較再分析高，累計至大於 0° 時則又比再分析低(圖 4f)。儘管 SST 預報誤差溫度區間較 SKT 小，但預報誤差自第 1 個月開始即一直持續至第 10 個月，對於預報業務上面的影響頗大。經過校正後的 SST 預報，不但降低原始預報所有的系統性誤，在 PDF 與 CDF 曲線上與再分析之間的差異，亦得到相當程度的改善(圖 4g 與 h)。

為更進一步量化模式校正前後，每個月機率預報結果的改善程度，本研究採用 CRPS 分析法，詮釋 1T1 在校正前後與 ERA5 的差異並繪製於圖 5。逐月尺度下 SKT 變異的預報整體而言，第 1 個月 CRPS 值低於 0.5 之外，其餘月份 CRPS 都在 0.5 以上。1T1 修正後與修正前兩者 CRPS 的差異顯示，在預報初始(首月預報)時改善幅度最大(CRPS 高達到 -0.02)，其餘的月份儘管改善幅度不若於第 1 個月，但其所有 CRPS 亦皆為負值，揭示了其預報結果的改善(圖 5a)。SST 預報的分析結果，也顯示最低的 CRPS 值(低於 0.2)出現在第 1 個月，明顯低於往後其他月份(大於 0.3)。校正前後 SST 預報的 CRPS 差異整

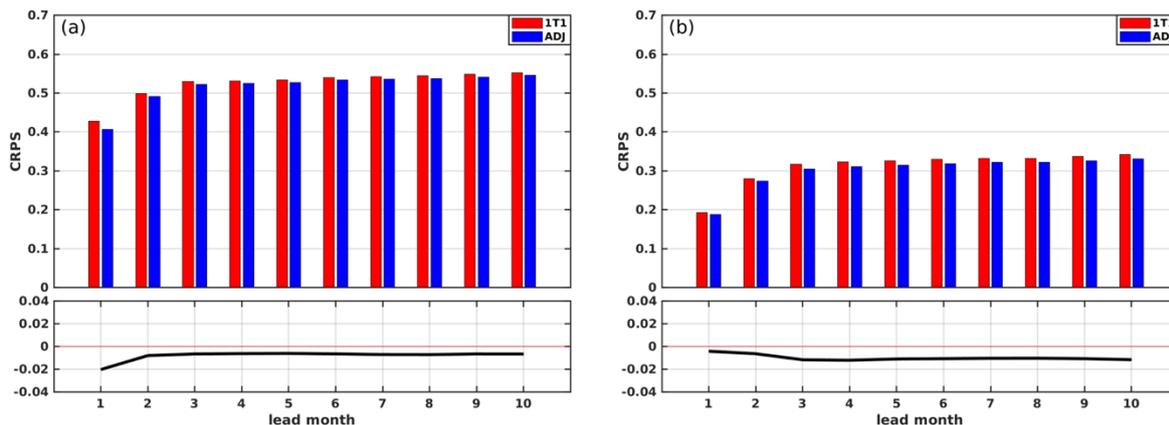


圖 5：逐月尺度下 SKT 與 SST 變異之系集預報，修正前後 CRPS 隨預報時間的差異。紅色與藍色直條圖分別表示原始與校正過後預報的 CRPS 值。黑色曲線表示修正前後的 CRPS 差異。(a)為 SKT，(b)為 SST 變異預報的分析。

體呈現負值，顯示校正後的預報結果更近於再分析資料所呈現的結果。不同於 SKT 首月預報改善較佳的情況，SST 預報校正後改善的情況則是第 3~10 月預報改善略較第 1~2 月預報為佳，而預報後其整體改善幅度亦大於 SKT (圖 5b)。整體而言，SST 預報之 CRPS 皆小於 SKT，因此採用本文所提供方法，確能有效延長並改善 SKT 與 SST 預報的結果，而整體結果顯示 1T1 較能掌握對於 SST 的預報，這樣的結果也與前面分析所得到的結果相一致。

此外，對於兩者 CRPS 改善的情況而言，SKT 預報本身由於修正係數比值的差異，第 1 個月預報的修正效果比其他月份為明顯。而 SST 修正係數雖較為一致，但預報誤差則是隨時間而增加。經過修正之

後，因而呈現後期預報改善幅度會大於前期的情況。而 SST 第 3 個月後預報之 CRPS 的改善又較 SKT 為佳。據推測由於模式對於 SST 的掌握較為穩定，而 SKT 受地形、地表秉性、海陸差異等因素影響，不同地區格點的 SKT 隨時間變異很大，模式對其變化掌握較為困難。而本文所提及之修正係數本身設計只針對預報的離散程度作調整，不會大幅改變模式對預報的本質，對於不確定性較大的 SKT 預報而言，限制了校驗成果。再者，SKT 網格點間變化幅度差異太大，在計算 CRPS 時，亦有可能數值之間相互抵銷，使得改善幅度相對有限。除此之外或有其他原因，但詳細情況仍待日後更多的分析才能了解。

3.2 東亞地區季節尺度 SKT 與 SST 變異

3.2.1 SKT 變異之系集預報

台灣地處於亞洲大陸與太平洋交界，長年受到蒙古高壓與太平洋高壓勢力消長影響，除了逐月尺度下地表溫度的預報之外，季節尺度溫度的變異亦是預報作業中不可或缺的一項預報變量。圖 6 顯示以季節為初始場，所做的 SKT 變異之系集預報與再分析資料標準差，隨預報時間的變化情況。春天 (MAM) 的預報，再分析之標準差隨時間變化介於 0.7° ~ 1.05° 之間，在預報的第 4~5 個月 (夏季) 達到最低，在第 10 個月 (冬季) 達到最高。1T1 系集基本

上符合這樣的趨勢，除首月標準差略微高，其餘標準差皆低於再分析，差距最大在第 2~6 個月，約有 0.08° 的誤差 (圖 6a)。以夏天 (JJA) 為初始的預報中，ERA5 標準差於預報的第 2 個月最低 0.65° 至第 7~8 個月時，達到最高值約 1.05° 。系集結果顯示於預報前期後期，有較為低的偏差外，整體而言，SKT 變異預報的趨勢在這季節有相當不錯的表現 (圖 6b)。秋季 (SON) 的分析中，ERA5 標準差在第 4~5 個月達到最高值 (大於 1.05°) 之後隨時間降至最低的 0.67° 。系集預報基本上符合這樣變動的趨勢，但自第 4 月之後的標準差則略低於

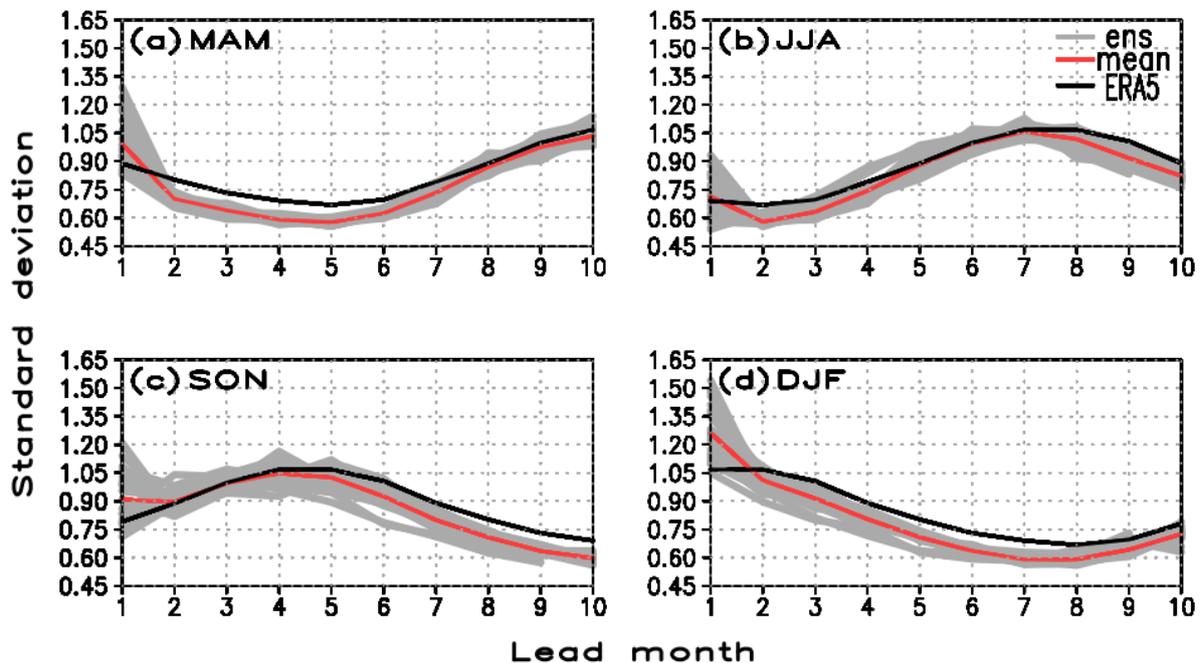


圖 6：1T1 以四個不同季節平均為初始場，東亞地區區域平均 SKT 變異之系集預報標準差時序圖。(a)春季，(b)夏季，(c)秋季，(d)冬季。黑色線表示 ERA5，灰色線表示單一系集成員的預報，紅色線表示所有系集成員平均的結果。

ERA5 (圖 6c)。值得注意的是，在預報的第 2~4 個月時(冬季)，預報的標準差不論趨勢與數值，皆與再分析相當；同樣的情況亦發生在以 MAM 與 JJA 為初始的預報結果上，似乎表示模式在預報冬季時的平均標準差較接近於再分析資料(圖 6a、b 與 c)。冬季(DJF)預報方面，ERA5 標準差以第 1~3 個月的預報最高；第 7~9 個月預報最低，變動數值主要介於 0.7°~1.05°之間。與前面幾個季節相同，模式預報趨勢大抵符合 ERA5 型態，但是除了第 1 個月

預報稍高之外，自第 2 個月後，系集的標準差大多傾向小於再分析約 0.03°左右，有系統性誤差的存在(圖 6d)。

經過校正後，模式的改善方面，MAM 的預報 CRPS 隨預報時間增加而增加，CRPS 在預報第 2~6 個月預報維持在 0.5 左右，直到第 7 個月後才增大至 0.6。經過修正過後的 CRPS 均低於原始預報，顯示縮減了與 ERA5 之間的差距；第 10 個月預報時間中，又以第 1 個月的預報改善最大，兩者 CRPS 相差約-0.02(圖 7a)。儘管

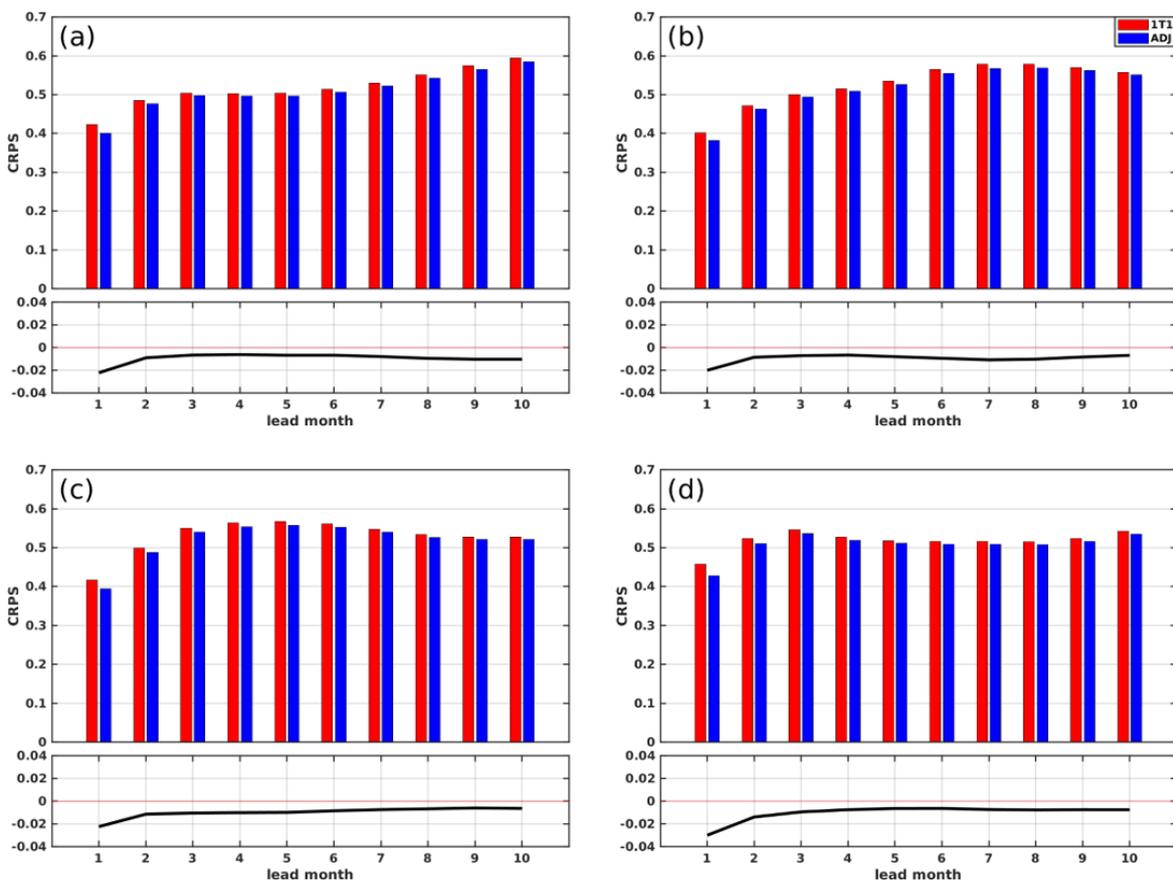


圖 7：同圖 5，但以四個不同季節平均為初始場，東亞地區區域平均 SKT 變異預報，校驗前後的 CRPS 分析結果。(a)春季，(b)夏季，(c)秋季，(d)冬季。

修正前後 CRPS 差異不大 (CRPS 值約為 0.01), 但預報後期 (第 7-10 個月) 改善幅度略高於中期 (第 2~6 個月)。在以 JJA 為初始場的預報方面 (圖 7b), 1T1 的 CRPS 隨時間增加至第 7~8 個月達到最大值 (略低於 0.6), 之後略微下降但仍高達 0.55 以上。經修正後, 基本上同與 MAM 的預報改善相似, 以第 1 個月改善幅度最佳, 後期預報又好於中期。SON 起始的預報 CRPS 亦隨預報時間增加, 直到第 4~6 個月時達到 0.56 最高值, 顯示這段時期 (冬季) 的預報誤差最大 (圖 7c), 此結果亦與圖 6c 相一致。經過再分析與預報標準差比值的修正之後, 這一時期的預報儘管改善幅度未若於第 1 個月, 但也獲得相程度的改善。DJF 起始的預報顯示大約在第 2~4 個月時, CRPS 出現最高值約 0.55 左右; 除第 1 個月之外, 之後的預報則皆高於 0.5, 顯示 DJF 起始預報對 1T1 是一項挑戰 (圖 7d)。整體而言, 四個季節初始原始的預報, 第 1 個月的 CRPS 都是最小, 其中以 JJA 的 0.4 為最佳, DJF 大於 0.45 為最差。經過校正後, MAM、JJA 與 SON 第 1 月的 CRPS 皆大幅降至 0.4 以下; DJF 起始的預報亦獲得大幅的改善。

3.2.2 SST 變異之系集預報

在季節尺度下 SST 變異的系集預報方面, 以 MAM 為初始場 ERA5 的標準差大約介於 $0.47^{\circ}\sim 0.54^{\circ}$ 之間, 最低與最高值發生在第 7 與第 10 個月。系集的平均標準差大約在 0.54° 上下, 普遍高於再分析, 尤其以 4 月至 8 月間相差 0.05° 差異最大。即使標準差最低的單一系集預報, 也比 ERA5 高約 0.03° 的差異。整體而言, 以春季起始, 預報 SST 的變異傾向比再分析資料大, 意指若溫度有較小的變化幅度時, 1T1 不易掌握並有高估的傾向 (圖 8a)。圖 8b 顯示以 JJA 為初始場的 SST 預報的標準差。在預報前期 (第 1~5 個月) 標準差較 ERA5 高約 0.03° 左右, 第 6~10 個月的預報, 模式則略高 ERA5。秋季 SON 起始的預報, 其系集平均的標準差, 與 ERA5 的趨勢相當, 比起其他季節為初始的預報, 顯示模式在秋季為首的預報, 能掌握較長時間的預報能力 (圖 8c)。在冬季的預報中, ERA5 標準差由 0.54° 隨時間變化降低至 0.47° , 然而 1T1 在整個預報過程中標準差變化的並不若 ERA5 明顯, 反而維持在 0.54° 甚至在後期預報其間高達 0.57° , 與再分析高達約 0.1° 的差異, 顯示冬季的季節

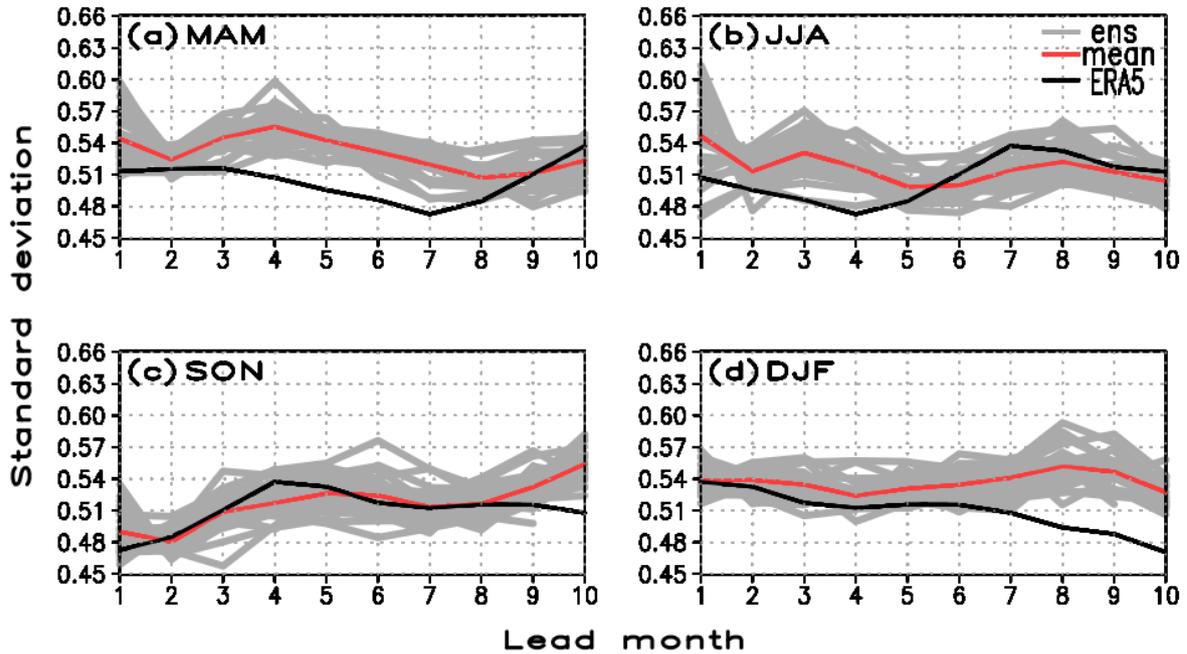


圖 8：同圖 6，但為 SST 變異之系集預報標準差的分析結果。

預報，1T1 掌握能力較弱，無法有效反應實際溫度隨時間的變化程度（圖 8d）；這在作業上，也會嚴重影響其次年春季甚至夏季時各項系統所引發雨量的評估，失去旱澇等災害的預視與示警。

由以上分析可知，設定再分析標準差與預報標準差比值為係數，將預報乘以此係數，透過統計的分析發現確實能有效降低原來 1T1 在機率預報上的誤差。為了確實瞭解模式經過校正後，預報在空間與時間上實際改善的情況，以 2015 年 10 月至 2016 年 7 月大尺度的聖嬰現象前後，在西北太平洋地區的 SST 的逐月預報為例，提前 1、4、7 與 10 個月，不同初始場所得結果繪製霍夫莫勒分析圖於圖 9。圖 9 顯示

10°N~30°N 緯向平均之逐月 SST 變異，ERA5 與 1T1 修正前後的預報，隨時間在 126°E~150°E 之間的時空演變。由圖 9a 可知，實際 SST 變異至 2015 年底，冷暖海溫分布以 135°E 為界，以西海溫增暖幅度最高可達 0.5°；以東則海溫趨冷，最低降幅可達 -0.25°。自 2016 年始，海面開始全面由東向西增暖，直到 2016 年 4 月暖化溫度可達 0.5°以上。在 1 個月前的原始預報上，SST 空間上隨時間變化的趨勢，大致與 ERA5 相一致，但是在 2016 年，138°E 以東的區域，預報上傾向略微低估實際 SST 變暖的幅度（圖 9b），在經過校正後，此部分得到了相當程度的改善（圖 9c）。提早 4 個月前的預報時間，模式顯示尚能維

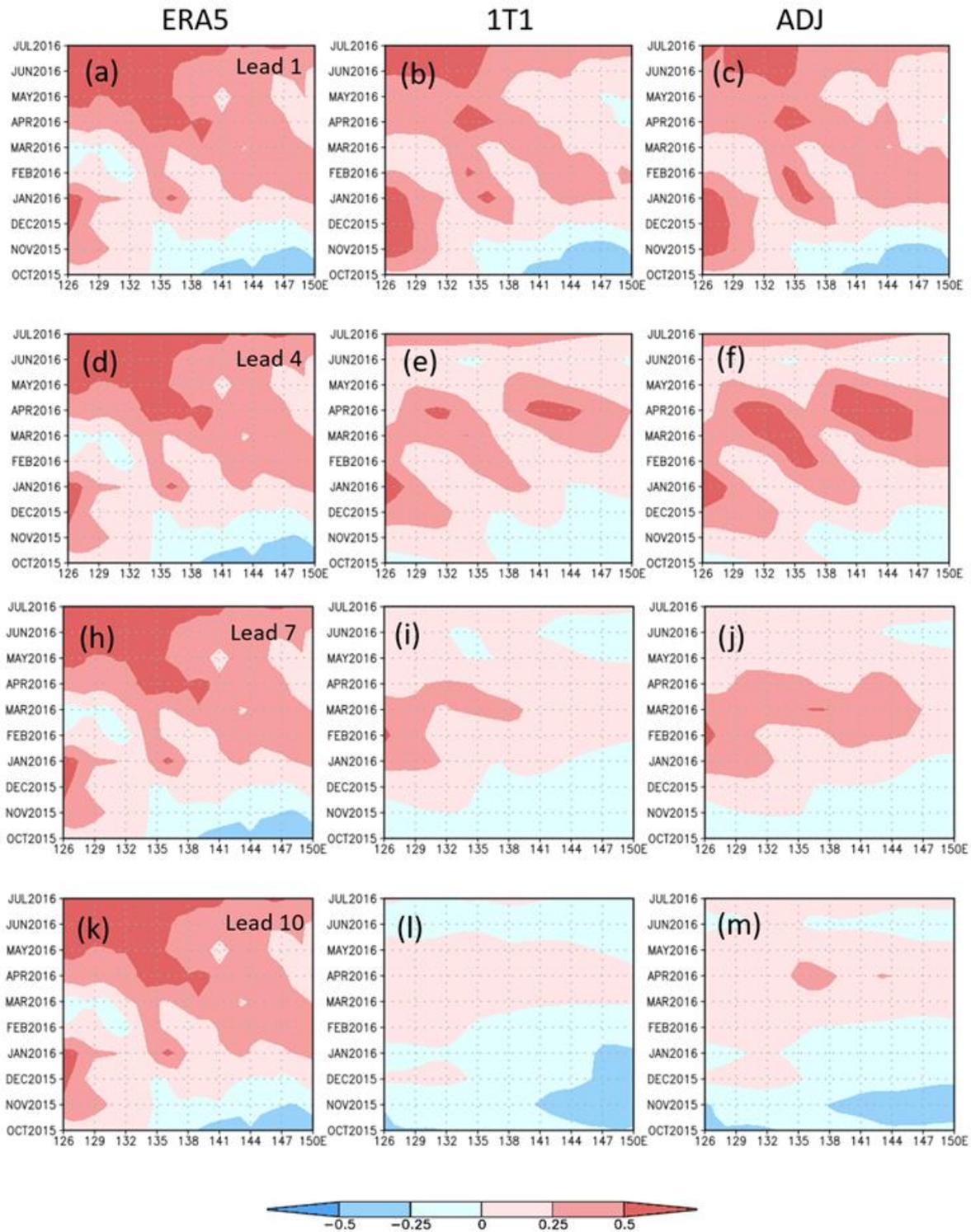


圖 9：西北太平洋海域 10°N~30°N 緯向平均之逐月 SST 變異，在 126°E~150°E 之間於 2015 年 10 月至 2016 年 7 月期間的時空演變。紅色表示 SST 的暖變異，藍色表示冷變異。左邊第一列為 ERA5 的結果，中間列為原始預報，右邊列為經過修正後的預報結果。(a)~(c)為提前 1 個月，(d)~(f)為提前 4 個月，(h)~(j)為提前 7 個月，以及(k)~(m)為提前 10 個月預報之霍夫莫勒圖分析結果。

持 SST 變暖與變冷的空間分布與趨勢。2016 年 1 月後模式略微低估 SST 增暖的幅度，修正過後的預報增加預報後期 SST 增暖的幅度，降低與再分析資料之間的差異（圖 9d 與 e）。提前 7 個月的預報結果，原模式仍能大致掌握 2016 年初，SST 由東向西隨時間由冷轉暖的趨勢，但是最暖變異最大值約 0.5° ，集中於 $126^{\circ}\text{E}\sim 138^{\circ}\text{E}$ 之間（圖 9h）；修正後預報結果顯示自 2016 年 1 月後，較明顯海溫轉暖的區域增大至介於 126°E 與 147°E 之間，彌補了原先模式未有效預報 SST 由冷轉暖的地理位置中出現的誤差（圖 9i）。在提前最長 10 個月前的預報中，模式雖能掌握 2016 年 1 月~3 月間西北太平洋海溫略為增暖的情況，但是增暖幅度僅約實際增暖的一半左右（約 0.25° ）。校正之後預報，不但能將暖變異的時間由 2015 年 12 月延續至 2016 年 7 月；部分地區的增暖幅度亦提升至 $0.25^{\circ}\sim 0.5^{\circ}$ 之間，更接近於實際海溫暖變異的情況。整體而言，由於氣候模式長期預報的特性，會使預報結果趨近於其模式本身的氣候值。SKT 由於海陸差異、陸地地形多變與地表秉性等諸多因素，與海洋秉性一致不同，在預報上困難度較大。1~2 月因初始條件的影響，預報離散程度較大。

儘管 SST 預報變化程度較小，其實亦有 1~2 月離散度稍微較大，之後較為收斂的傾向，只是因為 SST 由於海洋屬性一致，整體數值離散與收斂程度較小，因而系集成員看起來較為無特別集中的情況。由以上分析可知，透過預報與再分析資料（抑或觀測資料）標準差比值為係數，納入模式輸出後的後處理程序（post-process），不論是機率預報，抑或變量在時空上演變的趨勢與消長幅度，皆更接近於真實的情況，並有效提升模式的預報結果。

四、結論與建議

本文使用 ERA5 再分析資料作為 CWB 1T1 模式校驗基礎，以兩者標準差比值為係數，將此與預報結果乘以此係數，以修正原始 1T1 對於 SKT 與 SST 變異，在 2010 至 2020 年逐月與季節尺度下，機率預報的結果。透過基礎的 PDF 與 CDF 解析，以及計算修正前後系集預報與再分析之間差異的 CRPS 數值，驗證了這樣的方法的確能降低預報上的誤差，並有效提升模式對於這兩變數機率預報的能力。在霍夫莫勒圖的分析展示中，結果亦顯示模式經過這樣的修正，對於在西北太平洋地區的 SST 變異，不但能提升其掌握時空分



圖 10：預報誤差修正應用於中央氣象局季節預報作業流程示意圖。

布的演變過程，對於冷暖變異的幅度，亦能更接近於真實變化的情況。

本結果可提供未來修正大氣初始資料場，進行次季節至季節尺度預報之重要依據。在使用本文所提供之方法校驗預報結果時需注意以下幾點，由於使用再分析資料（或觀測）與預報兩者標準差的比值作為修正係數，將預報數值乘以此數值並不會改變兩者之間的相關性，也就是說以往常用以評估預報表現的變異相關係數（Anomaly Correlation Coefficient, ACC）分析法，在此並不適用。但是確實能改善其機率預報中 PDF 與 CDF 的曲線分布，讓預報曲線更近於真實的分佈情況。再者，公式(1)，相當於將預報資料先行標準化（normalize），再賦予真實資料隨時間離散的型態；既保有原始預報的本質，又能將真實資料的離散特徵加諸於預報上，達到

提升預報曲線的成果。也因此對於改善機率預報，會有較好的效果。但是對於實質預報數值之變幅（amplitude）改進仍然有限，改善程度仍然受限於模式本身基礎的預報能力。因此圖 9 中所展示 SST 的霍夫莫勒圖中，儘管能提升 SST 變異在空間中隨時間的遷移情況，但是在實質的改善上仍然是有限的。在此例中，意欲真正改善 SST 於 ENSO 期間隨時間變化的預報，仍必須回歸至模式本身，從根本上提升模式本身的預報能力，這在使用本文所提供之方法改進預報作業時需要特別注意。由於 SKT 與 SST 變異是預報作業中相當根本與基礎的兩個預報變數，應用時可配合實際作業流程進行季節尺度預報。圖 10 為當前 CWB 對於月與季節尺度預報之作業流程之簡單示意圖。預報團隊於第一階段取得動力與統計模式的客觀預報結果；每

位預報員於第二階段融合這些客觀的預報資料，再加入歷史天氣與氣候等資訊，做主觀判讀與評估並做出各自的預報。於最後階段逐條檢閱所有預報員的預報結果，並找出共識。最後統整這些結果並對外發佈官方預報。本研究所提供改善誤差的方法，可嘗試加入原作業流程的第一與第二階段之間，使預報團隊有更精準的客觀預報資料，亦可降低第二階段主觀研判時的誤差。再者，對於大尺度系統指標影響台灣地區的氣候與天氣系統，可在使用同樣的修整過程，亦能達到降低誤差與有效改善預報的準確度。

致謝

感謝兩位評審委員對本文提供的寶貴意見，讓本文更為完整。特別感謝美國國家氣象局氣候預報中心王萬秋博士、中央氣象局科技中心張庭槐科長、資訊中心張惠玲與陳建河技正於計畫執行期間，對本研究的支持與協助，使本研究得以完成。本研究由中央氣象局「季節尺度溫度預報技術開發委外案」資助下完成。文化大學曾雯琪小姐的草稿編纂與校驗，亦在此一併致謝。

參考文獻

李思瑩，李清騰，林昀靜，張庭槐，陳建河，2020：應用中央氣象局新一代海氣耦合模式監測預報夏季季內震盪。109年中央氣象局天氣預報研討會，台北，台灣。

李清騰，林昀靜，李思瑩，張庭槐，陳建河，2020：氣象局氣候模式在季內尺度下的預報能力評估。109年中央氣象局天氣預報研討會，台北，台灣。

林昀靜，李清騰，李思瑩，張庭槐，2020：運用氣象局 新一代海氣耦合模式發展測站及水庫集水區統計降尺度預報系統。109年中央氣象局天氣預報研討會，台北，台灣。

陳昱聰，馮志勇，張博雄，許乃寧，賈愛玫，2018：應用貝氏模型平均法發展颱風路徑機率預報指引。大氣科學，46(2)，172-196。

張語軒，張庭槐，吳蕙如，2012：貝氏模型平均應用於台灣地區溫度機率預報。氣象學報，49(1)，19-28。

崔曉鵬，1999：東亞冬季風強度指數及其變化的分析。南京氣象學院學報 321-325。

國家災害防救科技中心、中央研究院環境變遷研究中心、科技部「台灣氣候變遷推估資訊與調適知識平台計畫」, 2018: 台灣氣候的過去與未來 2018。

Alam, M. A., K. Emura, C. Farnham, and J. Yuan, 2018: Best-fit probability distributions and return periods for maximum monthly rainfall in Bangladesh. *Climate*, **6**, 9, doi:10.3390/cli6010009.

Arvind, G., P. A. Kumar, S. GirishKarthi and C. R. Suribabu, 2017: Statistical Annalysis of 30 years rainfall data: A case study. *IOP Conf. Ser.:Earth Environ. Sci.*, **80**, 012067, doi:10.1088/1755-1315/80/1/012067.

Casati, B., and Co-authors, 2008: Review forecast verification: Current status and future directions. *Meteoro. App.*, **15**, 3-18, doi: 10.1002/met.52

Jupp, T. E., P. M. Cox, A. Rammig, K. Thonicake, W. Lucht, and W. Cramer, 2010: Development of probability density function for future South

American rainfall. *New Phytologist*, **187**, 682-693.

Famien, A. M., S. Janicot, A. D. Ochou, M. Vrac, D. Defrance, B. Sultan, and T. Noël, 2018: A bias-correted CMIP5 dataset for Aferica using the CDF-t method – a contribution to agricultural impact studies. *Earth Syst. Dynamics*, **9**, 313-338.

Faqih, A., 2017: A statistical bias correction tool for generating climate change scenarios in Indonesia based on CMIP5 datasets, *IOP Conf. Ser.:Earth Environ. Sci.*, **58**, 012051. doi: 10.1088/1755-1315/58/1/012051.

Hersbach, H., 2000: Decomposition of the continuous ranked probability score for ensemble prediction systems. *Wea. Forecasting*, **15**, 559-570.

Hersbach, H., and Co-authors, 2020: The Global Reanalysis. *Quart. J. Royal Meteor. Soc.*, <https://doi.org/10.1002/qj.3803>.

Lanzante, J. R., M. J. Nath, C. E. Whitelock, K. W. Dixon, and D. Adams-Smith, 2019: Evaluation and improvement of

- tail behaviour in the cumulative distribution function transform downscaling method. *Int. J. Climatol.*, **39**, 2449-2460.
- Mishra, S. K., S. Sahany, P. Salunke, I.-S. Kang, and S. Jain, 2018: Fidelity of CMIP5 multi-model mean in assessing Indian monsoon simulations. *npj Climate and Atmos. Sci.*, **1**, doi:10.1038/s41612-018-0049-1.
- Pacanowski, R. C., and S. M. Griffies, 2000: MOM 3.0 Manual.
- Sun, Q., C. Miao, and Q. Duan, 2015: Comparative analysis of CMIP3 and CMIP5 global climate models for simulating the daily mean, maximum, and minimum temperatures and daily precipitation over China. *J. Geophys. Res. Atmos.*, **120**, 4806-4824, doi:10.1002/2014JD022994.
- Sung, J. H., H.-I. Eum, J. Park, and J. Cho, 2018: Assessment of climate change impact on extreme precipitation events: Application of CMIP5 climate projections statistically downscale over South Korea. *Adv. Meteorol.*, <https://doi.org/10.1155/2018/4720523>.
- Watterson, I. G., 2008: Calculation of probability density function for temperature and precipitation change under global warming. *J. Geophys. Res.*, **113**, D12106, doi:10.1029/2007JD009254.
- Xing, Y., E. F. Wood, J. K. Roundy, and M. Pan, 2013: CFSv2-Based Seasonal Hydroclimatic Forecasts over the Conterminous United States.
- Zamo, M., and P. Naveau, 2018: Estimation of the continuous ranked probability score with limited information and application to ensemble weather forecasts. *Math. Geosci.*, **50**, 209-234.

The Bias Correction of Seasonal Scale Forecast in Surface Temperature

Dun-Kai Zhang¹ Yu-Hao Chou¹ Jia-En Lin¹
Meng-Shih Chen² Tzu-Ting Lo² Meng-Pai Hung^{1*}

¹Department of Atmospheric Sciences, Chinese Culture University, Taipei, Taiwan

²Research and Development Center, Central Weather Bureau, Taipei, Taiwan

(manuscript received 9 July 2021; in final form 8 October 2021)

Abstract

This study aims to improve seasonal scale forecast in surface temperature anomaly from the 1-tier model (1T1) developed by the Central Weather Bureau during (CWB) 2010-2020. To improve the forecasts of skin (SKT) and sea surface (SST) temperature anomalies, the ratio of standard deviations derived from ERA5 and 1T1 is considered as a factor to correct the biases generated by the original forecast. After corrected, the results indicate that this method efficiently reduces the biases in ranges of $\pm 2^\circ$ and $\pm 1^\circ$ originally found in the probability forecasts of SKT and SST anomalies, respectively. The systematic bias associated with overestimation (underestimation) occurring in warm (cold) anomaly is also eliminated. It is also found that the model is overall significantly improved in SKT at the first forecast month, as well as in SST at the second and the following forecast months on seasonal time-scale. It should be expected that the proposed method might be deployed to the further CWB operations and improves the seasonal forecast as well.

Keywords: seasonal forecast, general circulation model, sea surface temperature, skin temperature. doi: 10.53106/025400022021124902002

**Corresponding author: Dr. Meng-Pai Hung, Chinese Culture University, 55, Huagang Rd., YangMingShan, Taipei, Taiwan. mailto: hmb@g.pccu.edu.tw*