

# 統計迴歸模式季內時間取樣差異測試

陳雲蘭 王政忠 張琬玉  
中央氣象局氣象預報中心

## 摘要

本研究探討氣象統計迴歸中的資料分季處理問題，除了依過去作業所採用的時間分段方式及國外作法進行比較測試之外，同時也另外設計一個較不受季節性變化影響的資料取樣方式加入評比，以協助問題的討論。分季測試顯示，美國作業單位以1年分為冷暖2季的作法不完全適用於台北站的應用，在台灣需將秋季獨立出來分季，分析中同時顯示將1年分為3季所得預報成績也可與細分成12個月的效果接近。對作業應用面而言，1年多組模型的分類方式不僅需要較多研發思考及後續分析的時間，也增加作業維運的複雜度，因此在預報成效接近的情況下，可選擇分群數較少的分季策略。

## 一、前言

經過數十年來的發展，動力數值天氣預報模式已對短期天氣系統的變化能有很好的掌握，同時也已成為短期天氣預報作業最主要依賴的工具。不過對於數值天氣預報模式輸出結果的直接使用仍需很小心，由於計算資源與觀測資料密度等等的限制，模式對於三維大氣形勢能解析的空間尺度受到局限，預報結果可能存在一定程度的誤差。尤其當針對特定站點進行地面天氣預報時，因模式可能不完全能解析出地形或其他影響局地天氣的重要特徵，想要直接使用模式輸出結果作為預測依據，常會發覺不盡如意。幸而氣象學家很早就發現，運用統計方法對數值天氣預報模式資料進行統計詮釋(Statistical Interpretation)或稱後處理(post processing)的程序，可有效提高模式的可利用性。經由過去資料建立模式分析場或預報場與地面天氣的關係，統計預報可以用一種客觀的方式來詮釋數值天氣預報模式的預報資訊，進而對預報員提出可以直接參考的統計預報指引。

發展統計預報，首先需要面對使用資料的策略制定，依照使用觀測資料或是預報資料的不同，分有 Perfect Prog(Klein et al., 1959, 簡稱 PP)及 Model Output Statistic(Glahn and Lowry, 1972, 簡稱 MOS) 兩種建置策略。前者的優點並不處理模式的系統性誤差，但因通常可使用較長期的觀測或分析資料進行經驗模型的建置，理論上可獲得較為穩健的關係式，同時建模成果亦適用於其他不同模式的預報應用。而 MOS 的設計，因是直接採用上線模式分別設計個別預報時間的資料樣本進行建模，可經由迴歸式歸納預報模式本身的系統性誤差，但其前提是樣本資料需要是特性已不再變動的凍結模

式，當然這種要求常是比較難以滿足的，因為動力模式是不斷地在被更新改進，因此選用 MOS 策略，常需面臨模式時常更新的挑戰(Wilson and Valle'e, 2002)，同時也需評估可能不夠長的建模樣本數對預報成效的影響，並思考應對方案。對此，美國 NCAR 研究人員即提出 Dynamical MOS 的作法，動態地使用近期約 3 個月的資料來建立預報式(Neilley, et al., 2002; Tebaldi, 2003)。近年 Marzban 等人提出另一套創新的資料使用策略，稱為 RAN(Marzban et al 2005)。該方法引入多年重分析資料與預報模式合併使用的想法，以二步法的設計，先建立一套地面天氣與重分析資料的關係，再建立重分析資料與作業模式資料的關係，可同時兼顧模式系統性誤差的去除及資料長期穩定性的問題。

在決定資料的使用策略之後，統計預報系統的發展，可說就是處理多元複雜迴歸的問題了。建模設計過程需要考慮的問題，相同於統計迴歸在其他領域的應用，可包含採用線性模型或非線性模型的研發與選擇(吳等, 2001; 夏和吳, 2007; 曾, 2008)、建模使用迴歸方法的評比與選擇(王和陳, 2009)、對時間樣本的最佳化分段測試(王, 2003)、對時空資訊的有效擷取(陳等, 1997; 陳, 1997)，以及對大量待選潛在預報因子的挑選策略(王和陳, 2009)等等。本研究則是探索最佳化時間樣本分段的一個分析工作。

## 二、研究方法

本研究對統計迴歸問題中採用不同的資料分季方式進行評比，作法選擇先僅以台北站的每日高低溫預報作為研究範例，對於代表大氣狀態的數值模式資料方面，也僅選用一套含有 13 個標準層場的分析場資料組。雖然對於不同的測站進

行預報，或使用不同時空採樣的數值模式資料，的確可能使研究結果不同，但本研究希望透過研究範例建立方法，除了對設定專題提供初步結論之外，相關程序也可作為後續進行廣泛分析的基礎。以下進一步說明統計迴歸程序、預報成效評估方法及分季實驗的設計方法。

## 2.1 統計迴歸程序

本研究面臨時間樣本分段的議題，先參考現行統計預報發展經驗(羅與陳, 2001)，採用變數逐步選擇法，以順向前進方式(Forward Selection) 挑選出建模因子的最適組合，其中為處理因子間高度相依的問題，也安排有降低預報因子之間共線性的檢驗程序。以下大致描述此建模步驟：

(1) 分別將所有待選大氣因子(預報因子;  $X_s$ )對台北溫度(預報元;  $Y$ )進行單因子迴歸方程，各單因子迴歸方程的  $p$  值如若大於一個經設定的統計(不)顯著度指標值(本研究設為 0.001)，則該變數將從候選名單中被捨去，其餘者取具有最大  $R^2$  的變數為入列的第 1 預報因子( $X_1$ )。  $R^2$  為判定係數，代表在總變異中可被迴歸模式解釋的百分率，是判斷迴歸模式擬合程度的一種指標。其算式為： $R^2=1-SSE/SST$ ，其中 SSE 為誤差變異量，SST 為總變異量。

(2) 第 2 個人列因子的選取原則是考慮與第 1 預報因子的共線性程度，在所有與  $Y$  有一定相關程度的因子之中，與入列第 1 預報因子共線性最小者將得入選。程式作法為改以第 1 預報因子( $X_1$ )為預報元，將其他候選因子( $X_s$ )分別與其建立單因子迴歸方程， $R^2$  最小者，代表共線性最低。

(3) 類似於步驟 1，以台北溫度為預報元，但進行的是 3 因子的複迴歸方程，其中除前 2 個因子為已入列的固定變數外，複迴歸方程中的第 3 個預報因子則由剩餘候選因子分別替代以進行多組測試。測試後將取出具有最高  $R^2$  值的變數，並再加入另外幾組  $R^2$  與其接近的變數(本研究設定差距值不大於 3)，提供在第 4 步驟進行共線性測試，以決定入列第 3 預報因子的最適選擇。

(4) 分別以第 3 步驟選出的待選變數為預報元，對已入列的前 2 個因子進行複迴歸方程，選取  $R^2$  最小者作為入列的第 3 預報因子。

(5) 重覆(3)(4)步驟，直到入列變數達 10 項。總預報因子數以 10 為限的設計乃參考美國作業單位及本局現行作業的經驗。一般而言，在建模過程中選取愈多個變數可使迴歸擬合訓練期(Training period)的擬合度提升，但卻也可能出現過度擬合(Overfitting)的現象，而使預報驗證期(Verification Period)的預報變異過大，造成整體預報成效下降。因此對預報因子的總數必須有所選擇及控制。本研究重點為分季探

討，變數最大總量乃直接依循國內外相關研究經驗，先設定為 10 項。

上述建模程序的相關資料前置處理及程序串接乃使用 FORTRAN 程式自行撰寫，而進行複迴歸時，則呼叫 IMSL 統計函式庫中的 RCOV 求算估計係數，過程中並需搭配 CORVC 及 RSTAT 兩個函式運算。

## 2.2 預報成效評估方法

在上一小節中曾提及的判定係數  $R^2$  指標可說明建模變數組合在迴歸擬合訓練期對預報元的解釋程度。不過對於統計迴歸模型的實際預報成效，則需以獨立於建模訓練期的新資料組來檢驗。本研究在此引用交叉驗證法，對 2005 年至 2008 年的 4 年總樣本資料，以任取 3 年為模式擬合訓練發展年，另一年為模式預報成效驗證年的方式建立 4 組迴歸模型，並計算其個別預報成績。4 組成績的平均值將作為評估預報優劣的主要參考指標，而 4 組成績的離散情形，則可說明整體樣本資料特性的穩定情形。離散度愈大，則暗示統計迴歸模型受取樣影響程度大，需進一步探討可能原因以求改善。

在氣象預報的校驗方面，根據預報資料型態的不同，選擇用來校驗的方法也有一些不同。氣象預報依資料型態的不同，一般可分為三類，有連續型變數預報(Continuous Forecasts)、分類事件型預報(Categorical Forecasts)、機率型預報(Probabilistic Forecasts)。本研究以屬於連續型變數的溫度資料為例進行預報測試，以下整理幾種該類別常見的預報成效量化評估指標(Wilks, 1995, Jolliffe, 2003)。

(1) 平均誤差(Mean Error)：比較預報值( $\hat{Y}$ )與實際觀測值( $Y$ )的平均誤差，可檢查長期平均下，預報是否具有特定正向或負向的偏度(Bias)。

(2) 平均絕對誤差(Mean Absolute Error)：預報誤差絕對值的平均量，為測量預報值準確度的量化指標。

(3) 均方差(Mean Squared Error)：為預報值誤差平方總和的平均量，將其開根號則可得均方根差(Root Mean Squared Error)，是量化預報準確度的常用指標。

(4) 相關係數(Correlation Coefficient)：為預報值與觀測值的線性相關值，可量化預報趨勢與實測值的關連程度。

(5) 技術得分(Skill Score)：預報是否有技術是相對性的，通常會選取一個參考目標作為評比的對象，最常見參考目標是使用氣候平均值或持續去的預測方式。常用的技術得分指標有 2 種：MAE Skill Score 及 MSE Skill Score。

## 2.3 時間分季實驗設計

統計迴歸是希望在分析樣本中找出依變數(Y)可以被自變數(X)共同描述的關係式,如果有機會先過濾樣本,只抽取特性相符的資料,則可提高迴歸模式的擬合度,相反的,如果選用不合適的資料分類,不能降低 X 與 Y 的關係在分析樣本中的差異,也可能錯失有效建模的機會。想要對樣本進行最適的時間分季可從對資料特性的了解及進行各種比較測試來達成。對於發展溫度預報迴歸模式方面,美國作業單位的作法是將 1 年分為冷暖 2 季,也就是只建立 2 組預報迴歸方程,本局 MOS 統計發展研發同仁在過去曾嘗試 1 年分為 4~5 季的作法,近年的作業應用則改以月為單位,將 1 年分為 12 組模型的方式。對作業應用面而言,多組的模型不僅需要較多研發及後續分析的時間,也增加作業維運的複雜度,如果預報成效不是有顯著的勝出,可能簡單的分組相對較占優勢。但是過於簡化的分組也可能使資料樣本混雜多樣關係式,尤其是在季節轉換時節,可能因季節氣候的轉變而影響模型的穩定度及表現。

本研究希望透過幾個不同的分季測試,具體觀察其間的差異程度,以協助接續實作的選擇參考。試驗分為以下 3 組

(1) 以半年為期,劃分為冷暖 2 季,冷季為 10 月至隔年 3 月,每年樣本長度約為 180 天,此後以 6-MON 稱之。

(2) 以月為期,劃分為 1 年 12 個月,為了增加模型的穩定度,每月又加入前後各半個月的樣本。以 1 月為例,取用 12 月 17 日至 2 月 15 日的資料建模,使每年樣本長度約增長為 60 天。此後以 1-MON 稱之。

(3) 以天為期,1 年 365 天都各自分別建立模型,以 1 月 1 日為例,在此取用當日的前後 30 天資料建模,每年樣本長度為 60 天,本法此後以 RD60 稱之。依此設計,前後所取天數的長度可做調整,將為後續研究方向。以天為期是本研究為了評比分季議題的特別設計,理論上這可能是最理想化的取樣方式,因為以時間座標而言,預報目標位於所有參與建模樣本的中間位置,偏離整體樣本特性的機會較低。由此種設計得到的預報成績可做為一個參考的評比對象,如果簡化分組的預報成效與之相去不遠,則在實務作業上仍可考慮採行。

## 三、預報成效評估與結果分析

以交叉驗證法完成各組試驗的建模及預報成效指標求算之後,本章分別針對台北日間高溫及夜間低溫的預報說明試驗結果。同時也將觀察模式對台北溫度在各月份可預報程度的變化。其中預報成效指標的求算參照第二章說明,在此評比以均方根差(此後或以 RMS 稱之)、預報值與實測值相關係數(此後或以 COR 稱之),及 MSE 技術得分(此後或以 SK 稱之)為主要參考指標。

### 3.1. 夜間最低氣溫(TMIN)

為初步觀察,先以 6-MON 組的試驗來檢視各月份的預報成效(圖 1、2)。圖 1 整合該組試驗的 4 次交叉驗證預報成果,並加入每月氣候標準差 (YSD)以帶入氣候背景平均變異度的資訊。由表示標準差的長條圖可見,台北夜間每日最低溫在 12 月至隔年 5 月(DJFMAM)的平均變異量在 2 度以上,而在盛夏時期的 7 月、8 月期間,則降至 1 度左右。可知以氣候特徵而言,夏季溫度的變化幅度比冬季明顯偏小。

在預報成效方面,圖中的紅色粗曲線繪出 4 次交叉驗證預報所得相關係數的平均值,藍色粗曲線則繪出 4 次交叉驗證預報所得均方根差的平均值,伴隨此曲線的 4 條細線則是各組交叉驗證的 RMS 數值。由圖可見 12 月至隔年 4 月(DJMF A) 相關分析值高達 0.8 以上,而 7、8 月則降至 0.5 以下,顯示模式對冬季的可預報度明顯較高。在均方根差方面,全年誤差在 1 度至 1.5 度之間,其中冬季月份誤差值較高,夏季預報誤差則只有 1 度左右。不過與 YSD 相比,即可明白在原本溫度變化就不大的夏季,這個看似偏小的 1 度誤差,實不能以小視之。反之,對比於原本就存在於冬季月份的 2~3 度變異度,1.5 度的預報誤差就顯示出了模式預報的能力。

圖 2 直接以預報是否具有技術的指標來比較各月份的預報成效,此處 MSE 技術得分的求算是以氣候平均值預報法做為參考值,SK 為正值表示預報具有技術。各分月的成績變化傳達出與圖 1 相似的訊息,顯示冬春季的預報具有技術,7 月份 SK 為微弱負值,8 月 SK 為負值,是唯一比氣候平均預報法還差的月份。另外圖 2 中還以曲線繪製 RMS 與 YSD 的比值,這個比值如果接近 1,則表示預報平均誤差接近氣候背景變異度,也就是相當於 SK 值接近零的意思。如果出現 SK=1 的完美預報,此 RMS/YSD 的比值則為零。事實上 SK 的求算若是以氣候平均預報法做為參考目標時,RMS/YSD 比值幾乎就與 SK 同義,因為

兩者皆是對預報誤差加入與氣候背景評比的資訊。兩者不同之處在於 SK 反應得分多優，分數愈高愈好，而新指標是誤差比值，說明相對於氣候背景變率可將誤差縮小至何種程度，其值愈小愈好。本研究認為加入此項比值，有助於對技術得分指標數值所代表意義的理解，再者，如果將計算技術得分的方式由參考氣候平均預報法(SK\_refClim)改為參考氣候持續預報法(SK\_refPersistent)，那麼此時加入 RMS/YSD 的比對，又將增加幫助研判的資訊。

有關分季測試實驗方面，圖 3 直接對各組 SK 進行比較。相比結果，可見對冬春期間而言，各組預報成效的差異並不大，其中 RD60 也與 1-MON 結果接近。不過對於 8 月至 11 月，1 年只分冷暖 2 季的 6-MON 則明顯落後於另外 2 組。上述結果的重要提示是：秋季的特性可能不適合與冬季樣本放在一起建模。為求驗證想法，本研究又另外設計 1 組試驗，將原本以半年為期的 1 年 2 分段方式改為 1 年 3 期，各分段分別為(1)12 月至 4 月(2)5 月至 8 月(3)9 月至 11 月，此組實驗此後以 3-season 稱之。圖 4 繪出 6-MON 與 3-season 的差別，顯示如此分季之後，在秋季的技術得分果然大幅改善，也證明合適的分季果然影響預報成效。若再與 1-MON 及 RD60 相比(圖未示)，也可見分數接近，顯示只用 3 組方程即可達到與更細分組接近的成效。

### 3.2. 日間最高氣溫(TMAX)

依同樣的分析步驟，再來觀察預報台北每日白天高溫變化的表現，經由 6-MON、1MON、RD60、與 3-season 共 4 組的預報成績比較，獲得的是與預報夜間低溫類似的結論，皆顯示美國作業單位以 1 年分為冷暖 2 季的作法不完全適用於台北站的應用，在台灣需將秋季獨立出來分季，1 年分為 3 季的做法比分為冷暖 2 季來得合適(圖 5)。而且其得分也可與細分成 12 個月的效果接近，不過對於盛夏 7 月及 8 月則仍不好。值得注意的是，1-MON/RD60 方法在 7 月日間最高溫的預報 SK 高達 0.5，提醒可再考慮對夏季另作最適分季測試。

為進一步說明各月的預報比較，圖 6 仿圖 1 製圖方式整合台北日間高溫的預報成效資訊，不過此時已由 6-MON 改為使用 3-season 的建模分季方式作為代表。圖中長條圖顯示台北氣候標準差全年約在 2 度至 5 度之間變化，告訴我們每天之間白天高溫的平均變化幅度比夜晚低溫大。以冬春季為例，白天高溫平均

變化幅度可達 4 度以上，而夜晚低溫的變化則約在 2.5 度至 3 度之間。

在各月預報成效的比較方面，以 1 月為例，RMS 約為 2 度，比夜間低溫的 1.5 度為高，但如果再參考 SK 或 RMS 與 SD 的比值，則會注意事實上預報白天高溫是比預報夜晚低溫還來得有技術。這再次讓我們了解，誤差的絕對值並不能作為預報優劣的唯一認定標準，必須同時考慮資料特性或是原本就存在於季節性的預報難度。

## 四、討論

本研究以建置統計迴歸過程遭遇樣本時間分段選擇的問題探討為出發，依過去作業所採用時間分段方式及國外作法進行比較測試。本文最後略整理研究心得，提出 3 點討論並期未來能進一步探討相關議題。

(1) 分季測試協助診斷：本研究提出以天為期，再加上前後一定時間長度的樣本選用設計，主要是為了作為實驗的評比參考。實驗顯示，1 年以 3 季分組，或以 12 個月分組，預報成效都已相差不大，不過一種可能性是：所選用預報因子對於能解釋台北溫度變異的程度，或許已達到一定的極限。此時分組策略除非有很大的不同，否則可能也不容易再辨認出優劣。特別是本研究的預報因子僅選用粗解析度的大氣預報資訊，雖然已可以有效掌握綜觀天氣系統的變化，但對於無法從這個模式獲得的局地地表條件變化，可能就成了限制預報成效成長的關鍵。將來如使用更高解析度的模式，或是使用能更多描述地表狀態的區域模式資料，可重新驗證上述的分季比較結論。分季測試工作的另一個重要意義是能協助診斷大氣條件如何影響天氣變化，對不同分季方式比較其挑選因子的差異，可以增加對預報關鍵因子的研判。舉例而言，已知 3-season 組(只使用 SON 資料)比 6-MON 組(使用 ONDJFM 資料)對於秋季有更好的預報能力，而比較此兩組模型對秋季建模選出的 10 個因子，可看出一些不同點，例如 3-season 組視 U700 為重要因子，而 6-MON 視 U850 為重要因子。另一方面，兩組皆選了 V850 變數，但 3-season 組挑選的是靠近大陸、位於台北西北方的格點，而 6-MON 則是挑選靠近外海、位於台北東北方的格點。這些挑選差異符合我們對台灣氣候的了解，未來如進行更多的測試與診斷，或許還能有更進一步的發現或體會。

(2) 使用交叉驗證法可量化預報不確定性並協助改進模型：發展統計模型，過去常見的作法是將所有樣本分為 2 段，其中一段資料取得較長以用來作為模型訓練期，另一段則作為驗證使用。這種設計假設資料之間的主要統計特性不隨時間而改變。遺憾的是，這種假設並不一定成立。本研究採用交叉驗證法來發展統計預報模型，與過去的不同點在於使用不同樣本製作更多組的迴歸模型，理論上如果整體樣本資料的特性真是穩定的，多組測試結果應不致有太大的差異，其平均結果也可以作為可預報度的量化指標，而如果測試結果出現明顯的離散情形，某種程度可提醒發展者注意此項問題的複雜度，需另外進行深入探討，其中一種作法是可以檢查一下誤差特別差或特別好的測試組，分析成效的高低是否受個別樣本影響，或是該年是否出現特殊氣候使整體預報出現偏誤。本研究認為發展統計模型過程，多花一些心力分析交叉驗證結果，將有助於對天氣系統影響的了解，並且也可激發對改進統計預報模型的设计想法。

(3) 盛夏季節的氣溫統計降尺度預報仍有很大的努力空間：本研究結論顯示對於 7、8 月極值溫度預報，如果僅採用綜觀天氣系統的資訊，可能無法有效掌握其變化趨勢。也暗示盛夏季節的氣溫預報仍有很大的努力空間，需特別再仔細分析尋找可能的預報參考因子。未來改善做法可包含：納入更大空間範圍的預報因子，以確實含蓋影響本地的天氣系統；選用高解析度的全球模式，或是能更多描述地表狀態的區域模式資料，以掌握小尺度的局地特徵；也可嘗試分別對晴、雨日進行建模，或比較有無熱帶系統影響的模型差異。

## 五、參考文獻

- IT Jolliffe, David B Stephenson, 2003 : Forecast Verification: A Practitioner's Guide in Atmospheric Science, John Wiley & Sons Ltd, 240pp
- Glahn, H. R., and D. A. Lowry, 1972: The use of model output statistics (MOS) in objective weather forecasting. *J. Appl. Meteor.*, 11, 1203–1211.
- Klein, W.H., B.M. Lewis and I. Enger, 1959: Objective prediction of five-day mean temperature during winter. *J. Meteor.*, 16, 672–682.
- Marzban, C., S. Sandgathe and E. Kalnay, 2006. MOS,

perfect prog and reanalysis. *Mon. Weather Rev.*, 134, 657–663

Neilley, P, Myers, W and Young, G, “Ensemble Dynamic MOS”, 16th Conference on Probability and Statistics in the Atmospheric Sciences 3.6, 2002 AMS Conference, Orlando, FL.

Tebaldi, 2003 : Improving numerical weather prediction using recent observations and spatial composition. <http://www.image.ucar.edu/~tebaldi/talks/neigh.pdf>

Wilks, D. S., 1995. *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences*, International Geophysics Series, Vol. 59, Academic Press, San Diego, 464 pp.

Wilson, L. J., and M. Valle'e, 2002: The Canadian updateable model output statistics (UMOS) system: Design and development tests. *Wea. Forecasting*, 17, 206–222.

王政忠、陳雲蘭，2009：最小絕對壓縮挑選機制 (LASSO)於天氣分析迴歸預報的應用。天氣分析與預報研討會論文集編，中央氣象局，314-319

王惠民，2003：利用降水機率統計預報指引之預報因子分析對降水分季之探討。氣象學報，第四十五卷，第一期，37–45。

吳明進、陳明志、朱寶信，2001：應用類神經網路於台灣區域降水的降尺度研究。第七屆全國大氣科學研討會論文集編，356–361，台北，2001年9月25–27日。

夏裕龍、吳明進，2007：應用遺傳演算法 / 類神經網路於臺灣地區天氣預報。2007年臺灣地球科學聯合學術研討會論文集編，A4-P-03。

陳重功、羅存文與王惠民，1997：影響台灣地區冬季最高/低溫度變化之相關天氣因子分析。天氣分析與預報研討會論文集編，中央氣象局，台灣，台北，481-490。

陳重功、羅存文、王惠民與賀介圭，2000：中央氣象局統計預報系統的發展。氣象學報，41，p18-33。

陳雲蘭，1997：應用主成份迴歸分析方法發展長期預報。八十六年度中央氣象局研究發展專題第CWB86-1A-04號。

羅存文與陳重功，2001：87 年度最高/低溫度統計預報成果分析。氣象學報，43，p12-28。

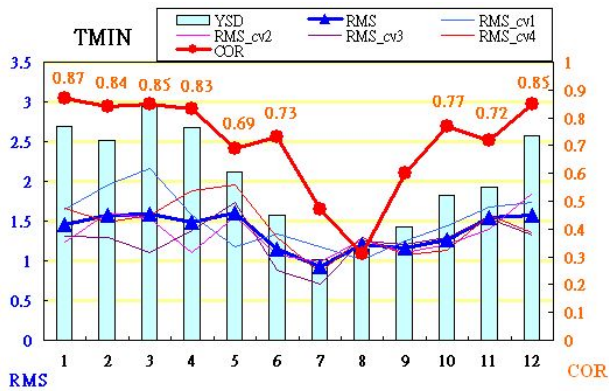


圖 1：台北夜間低溫各月預報成效評估值，評估指標為預報值與實測值的相關係數(紅色粗曲線)及4次交叉驗證預報所得均方根差(藍色曲線，粗者為平均值)，其中另以長條圖加繪資料平均標準差。建模分季方式為1年分為冷暖2季(本文中以6-MON 稱之)。

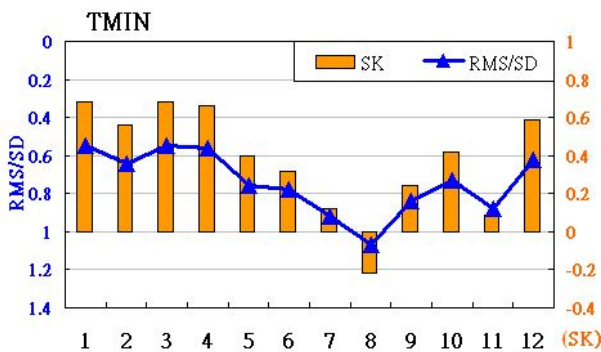


圖 2：同圖 1，但評估指標改為 MSE Skill Score 以及 RMS/SD 的比值。其中左方軸線座標描述 RMS/SD 的比值大小，往上為小值。

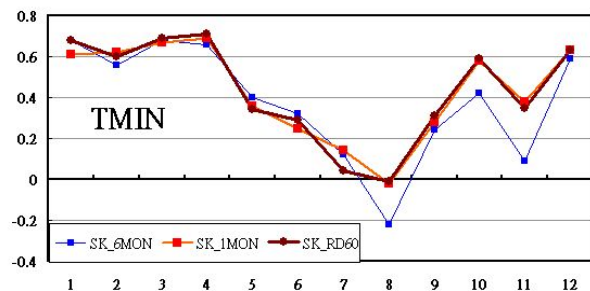


圖 3：以台北夜間低溫為預報目標，比較 3 種建模分季方法(6-MON、1-MON、RD60)的預報成效在各月份的差異。(分季方式詳見內文)

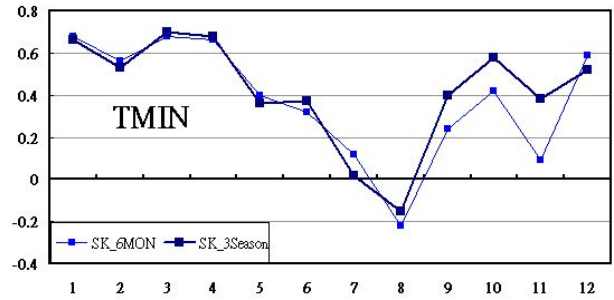


圖 4：同圖 3，但分季比較對象改為 6-mon 與 3-season。

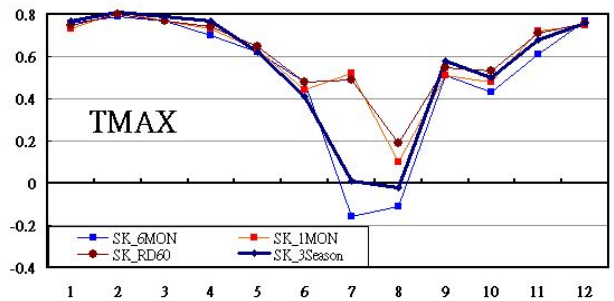


圖 5：同圖 3，但改為以台北日間高溫為預報目標。比較 4 種建模分季方法(6-MON、1-MON、RD60、3-season)。

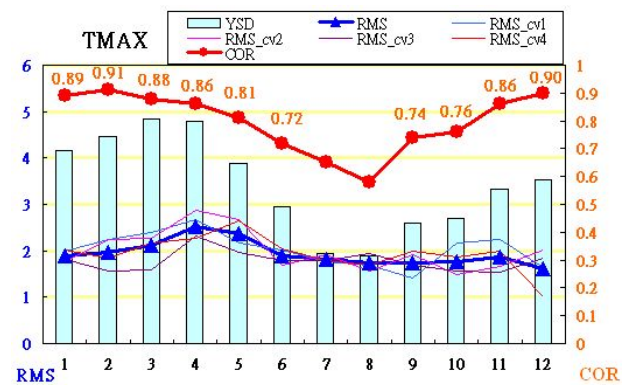


圖 6：同圖 1、但改為以台北日間高溫為預報目標。建模分季方法為 1 年分為 3 季(本文中 3-season 稱之)。