二、資料與研究方法

2.1 資料分析與濾波方法

本研究所採取的模式資料為大氣模式比對計畫（Atmosphere Model Intercomparsion Project，AMIP）中的 ECHAM4（European centre，Hamburg）T42，T106。ECHAM4（European centre，Hamburg）模式的邊界條件採用實際觀測的海表面溫度及海冰資料(AMIP 計畫，Gates，1992)，在 T42 十個模擬中，所使用的初始條件為 ECMWF 中 11 月 26-30 日每天 00Z、12Z 大氣與地表狀況。分析的時間範圍為 1979~2001 共 23 年的每日的降雨資料，經緯度為 2.8°×2.8°，全球共有 128×64 個網格點；而 ECHAM4（European centre，Hamburg）T106 單一模擬，時間範圍為 1979~1999 共 21 年每日降雨資料，經緯度為 1.125°×1.125，全球共有 320×160 個網格點；AMIP 是專為大氣環流模式所設計的實驗計畫，它為研究者提供相同的環境，使研究者可以對資料作比對以及分析。觀測資料為 CMAP（Climate Prediction Center Merged Analysis of Precipitation；Xie and Arkin，1997）的每日降雨值，CMAP 降雨值以測站觀測與衛星測量為主；當其與 T42 比較時所採用的時間為 1979~2001 共 23 年。當其與 T106 相比較時，所採用的時間範圍為 1979～1999 共 21 年，由於各模式的資料水平解析度不同，因此將模式資料內插至 2.5°×2.5°。海平面溫度 SST(sea surface temperature)為 NCEP 資料，1979~1999 共 21 年，每月的海表面溫度資料，網格點為 2°×2°。

濾波的方式來分析季內震盪有很多種，如傅立葉轉換(Fourier Transform)，經驗正交函數(Empirical Orthogonal Function，EOF)，小波轉換(Wavelet Transform)等，為了兼顧頻率及時間區域中的特性，小波轉換是所有濾波方法中比較適宜的（Weng and Lau，1994；Mark，1995；Torrence and Compo，1998）。本研究所採用是 Daubechies(1998)來做濾波，其優點為可保留區域特性外，基底還保有正交函數的特性，詳見鄒等(2000)。

本研究將濾波（Wavelet transform）後 30～60 天對流振盪之絕對值取平均，這可用來分析 30～60 天內季內振盪的氣候值變化與各年的變化。藉由月平均絕對值從二月到十月逐年的變化中，可以瞭解對流振盪的位置與變化。

2.2 評鑑模式的方法

本研究採用三種評鑑模式預報好壞的方法(1)均方根誤差(Root Mean square Error ，簡稱 RMSE)(2)空間相關係數(Pattern Correlation Coefficient)(3)T 值檢定(t-test)。

（1）均方根誤差(RMSE)公式如下：

$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{x=1}^{N}[F(x)-O(x)]^2}{N}}$ F(x)為觀測資料，O(x)為模式資料，N為網格點資料

由均方根誤差可知觀測資料與模式資料的平均誤差。

(2)空間相關係數(Pattern Correlation Coefficient)

相關係數（Correlation Coefficient）$R = \frac{\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}(f_n-\bar{f})(r_n-\bar{r})}{\sigma_f\sigma_r}$

表現空間上各點分佈情況的相關性，也就是說當模式模擬與觀測空間變化越一致，則空間相關係數越好。空間相關係數的可能範圍 -1＜R＜1，關於R的意義如下：

1.R=0表示兩者沒有直線關係，但是可能有其他的線性關係不一定是獨立關係；但是如果兩者是獨立關係，則R一定等於0。

2.R＞0表示兩者間有正向的線性關係，R越接近1表示正向的關係越大。

3.R＜0表示兩者有反向的線性關係，R越接近-1表示反向關係越大。

(3)T值檢定(t-test)

本研究為了檢視模式與觀測之相關係數是否有顯著的相關性，將模式與觀測的相關係數作統計檢定（t-test)，只挑選通過5%顯著檢定（具有95%的信心度)，方程式如下：

$T(i,j) = \frac{a(i,j)\times\sqrt{n-2}}{\sqrt{1-a(i,j)^2}}$，n表年份，$a(i,j)$表模式與觀測之相關係數，t

表示樣本平均數與群體平均數的離散程度

將原始資料作常態分佈，在常態分佈中，是不是取它的一端或是兩端，要看檢定的需要而定，在本篇文章中是取兩端，也就是必須取上下兩端作檢定，這種情形叫做雙尾檢定(two-tail test)，取單邊則稱單尾檢定(one-tail test)

2.3 多重模式系集模擬線性迴歸方法

本研究綜合 KRishnamurti et .(2000)與 Kharin and Zwiers(2002)等人研究針對 30~60 降雨季內振盪作研究，其將方法分成七種研究方法，而李(2003)根據將係集平均應用於回歸改進之單一模式預報，稱為 Eri，本研究採用其中之(A)氣候值預報(B)改善單一模式預報之模擬(C)運用多重模式系集模擬改善預報。

以下綜合 Krishnamurti et .(2000)與 Kharin and Zwiers(2002)及李(2003)分別描述各研究方法。

令 $\{X_k(t)\}$ ，i=1，…….. M，M 代表有幾個模式作模擬

則模式在某點的預報線性組合

$$F(t) = a_0 + \sum_{i=1}^{M} a_k X_k(t) \text{ ....Eq(1)}$$

其中 a_k 為權重係數（weight coefficient），a_0 為氣候值，$X_k(t)$ 為各模式距平值。

利用各種方法施加於權重係數的目的，在於將模式與觀測間之MSE(Mean Square Error)降至最小，為了減小權重係數，KRishnamurti et .(2000)提出利用線性回歸使得權重係數變小。

（A）氣候值預報

氣候值預報或稱作零距平預報(Zero-anomaly-forcast)

在方程式(1)之a_1……. a_M 為 0

也就是說a_0＝$\overline{F}$（模式氣候值），而氣候預報值可以被預期效果會變好。

（B）改善單一模式模擬之預報可分兩種

（Ⅰ）移除平均偏移之單一模式（Mean bias-removed）B_i

由程式(1)知，令a_i=1，其他的係數均為 0，除了a_0

令a_0=觀測氣候值

帶入 Eq(1)

$F(t) = a_0 + \sum_{i=1}^{M} a_k X_k(t) = -\overline{X_i} + \overline{Y} + X_i = -\overline{X_i} + \overline{Y} + \overline{X_i} + X' = \overline{Y} + X'$（觀測氣候值加上模式的距平值）

（Ⅱ）回歸改進之單一模式預報（Regression-improved）R_i

此方法先假設所有的係數皆為 0，除了a_0，a_i

並令

$a_i = \frac{Cov(Y, X_i)}{Var(X_i)}$（權重）

代入 Eq(1)

$F(t)=a_0+a_iX_i(t)=\overline{Y}-a_i\overline{X}(t)+a_i\overline{X}(t)+a_iX_i^{'}(t)=\overline{Y}+a_iX_i^{'}(t)$（觀測氣候值＋模式距平值×權重）

由 Kharin and Zwiers(2002)研究得知回歸係數可正確的模擬低層邊界條件並減少系統誤差。

（C）運用多重模式系集模擬改善預報

（Ⅰ）移除偏移之多重系集平均預報 Bem

本研究乃將各模式之 B_i 距平值求出，再進行系集平均，最後加上觀測氣候值。

(Ⅱ)系集回歸改進之單一模式預報 Eri

本研究乃將各模式之 R_i 距平值求出，再進行系集平均，最後加上觀測氣候值。

本研究訓練時間(train periods)為 1979~1997 年，共 19 年，每年二月到十月，共有 171 個月資料，預報時間(forecast periods)為 1998，1999 兩年，18 個月資料。