

經驗正交展開的原理和應用

馬 汝 安

摘 要

一般探索性研究考慮的變數相當多，使得研究者無法有效率地處理。我們如何利用這些變數間的相依結構將這些許多的變數濃縮，但還能夠把原來變數能解釋的變異由濃縮後所得的主要分量來解釋。

研究大氣環流與氣候之關係最有用的一種正交空間函數就是經驗正交函數（簡稱 EOF）。而 EOF 分析的目的就是討論如何透過較少數的主要分量（原變數之線性組合）以解釋協方差結構（協方差矩陣或稱共變異數矩陣能夠表現原來觀測之變異情形）。在此目的下本文就其原理和應用加以探討。

一、前言

一般探索性的研究（Exploratory studies）考慮的變數均會太多而無法一一處理。例如要探討東亞地區天氣與氣候現象的特徵，經過調查後也許可得幾十個，幾百個變數（特徵），例如 $X_1 =$ 氣壓， $X_2 =$ 高度， $X_3 =$ 溫度， $X_4 =$ 雨量， $X_5 =$ 風，……。以致研究者有時候會因變數太多而無法有效的處理。如何利用這些變數間的相依結構（dependent structure），將這許多的變數縮減，但是還能夠把原來變數能夠解釋的變異由縮減後所得的主要分量（principal components，或稱主要成分）解釋呢？只好借助統計的方法來做有效的分析，求得接近正確結果的近似值。

吾人引用適當的數學函數，常可表示某一氣象要素在空間分佈的概況。即任一氣象要素之空間變化可選用正確的數學模式表示之。如果此模式之特性與該要素實際分佈情形關係密切，則吾人可經由數值方法，透過此模式研究較複雜之現象。（Barry & Perry, 1975）。

經驗正交函數（Empirical Orthogonal Function，簡稱 EOF）以及把一個函數按經驗正交函數展開，這是近十多年來發展出來的數學方法之一，現在已廣泛地應用在氣象學、海洋學，以及地球物理中。它有顯示氣象要素空間分佈特徵之能力，即將問題留給大自然自己解決，較吾人以預定方式處理未定之事件為佳，如緯向調和分析（劉 1976）。

EOF（主要分量）分析的目的就是討論如何透過較少數的主要分量（原來變數之線性組合）以解釋協方差結構（Covariance Structure）（協方差矩陣或稱共變異數矩陣能表現原來觀測之變異情形）。即依原來變數（ X_1, X_2, \dots, X_p ）以建立較少數的線性組合，其能解釋原來變數之大部分變異（variation），這些線性組合在某些條件下有最大的變異數，吾人稱之為主要分量，其中以固有向量（固有函數）表示主要分量係數，而固有值表示分量之變異數。主要分量是隨機變數之線性組合，亦是一隨機變數，一般用變異數表示其特性。也就是說吾人想要利用少數幾個變數來表示空

間場隨時間變化的重要性。我們所需要的變數個數遠少於觀測點（站）的個數。能否達到這個目的就要看我們所分析之空間場的特性而定。

由前所述，可知協方差矩陣之固有值與固有向量是經驗正交函數（EOF）分析之精華。這些固有函數決定 N 個觀測極大變異（Maximum Variability）之方向，而有固有值載明此最大變異數。當前面少數幾個固有值遠大於其餘者時，總變異數之大部分可由這少數（ $\ll P$ ）個主要分量解釋。

理論上，雖然由 P 個變數能求得 P 個主要分量，而且此 P 個主要分量可再生原來的 P 個變數所產生的總變異，但是大部份的變異數能由較少數的 q （ $\ll P$ ）個主要分量解釋，如果是如此的話，這 q 個主要分量所含的資訊（information）幾乎會與原來 P 個變數一樣多。因此，以較少數的 q 個分量取代原來的 P 個變數，並將 P 個變數的 N 個觀測所組成的資料集合（資料矩陣）縮減成只有 q 個主要分量之 N 個觀測，這種將資料之構面性（dimensionality）縮減（濃縮），稱為資料之精簡彙總（Parsimonious Summarization）。

一般假設用某種方式定義了函數 $X = X_1, X_2, \dots, X_p$ ，之後（ X 為高度或溫度函數），發現所有各站高度或溫度變異數（隨時間的）之 80% 可由函數 X_1, X_2, \dots, X_q 來解釋（其中 $q \ll p$ ），而剩下的 20% 則要靠其他函數來解釋。如果我們認為只要能表示出隨時間變異量的 80% 就已經滿足，那麼就可以將 X 用 X_1, X_2, \dots, X_q 精簡式來估計。這就表示僅僅靠 q 個時間序列就能夠近似地描述 p 個測站的高度（或溫度）場隨時間變化的情形。

二、基本原理

1 經驗正交向量（函數）

用正交向量來代表一個氣象場，有好幾種不同的觀念來說明。設 $f(x, k)$ 是空間點 x 和參數 k 的函數，其中 x 代表區間 D 中的一點， k 代表樣品空間 Ω 中的一點。當參數 k 取一個給定的值時，函數 $f(x, k)$ 就是空間點的函數，此時這個函數

稱為一個樣品。在一定的空間範圍 D 內取出所有這些樣品，稱其全體為樣品集合 F 。故可寫為

$$f(x, k) \in F \quad x \in D, k \in \Omega$$

例如探討東亞地區 500 mb 高度場的問題，那麼 500 mb 高度場就是函數 f ，測站位置就是空間點 x ，時間就是參數 k ， D 就是需要考慮的東亞地區，取東亞地區各個測站數年的 500 mb 高度場資料，就組成了樣品集合 F ，而樣品空間就是所有的觀測時間。

為了簡便起見，只討論一維空間的情況，其結果也適用於二維空間的問題。假設 x 和 k 是離散的，即 x 只有有限個點 $x_n, n = 1, 2, \dots, N$ ，而且只取有限個樣品 $k = 1, 2, \dots, k$ 。其中 N 是空間點的個數， k 代表樣品序號，而 k 代表樣品總數。換句話說，要針對離散變量的函數

$$f(x_n, k) \in F \quad n = 1, 2, \dots, N \quad k = 1, 2, \dots, k$$

進行統計分析。在此情形下，將 $f(x_n, k)$ 用 N 維空間的 k 個樣品向量 $\underline{f}(k)$ 表示比較方便，即

$$\underline{f}(k) = [f_1(k) \quad f_2(k) \dots f_N(k)]^* \quad k = 1, 2, \dots, k \quad (1)$$

其中星號 * 表示矩陣的轉置

$f_n(k) = f(x_n, k) \quad n = 1, 2, \dots, N$
例如探討某個測站上 500 個時間的 500 mb 上高度場分布時， $N = 1, K = 500$ 。總共有 500 個向量 $\underline{f}(k), k = 1, 2, \dots, 500$ ，這些向量的分量就是某站 500 mb 上的高度。

希望求得 N 個標準化正交向量 $\underline{u}_n, n = 1, 2, \dots, N$ 。所謂標準化就是 \underline{u}_n 的長度等於 1，即

$$\underline{u}_n^* \underline{u}_n = 1 \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

所謂正交就是這 N 個向量互相垂直，即

$$\underline{u}_n^* \underline{u}_m = 0 \quad n \neq m \quad (3)$$

N 個標準化正交向量求出後，將 $\underline{f}(k)$ ，對 \underline{u}_n 展開

$$\underline{f}(k) = \sum_{n=1}^N C_n(k) \underline{u}_n \quad (4)$$

其中 $C_n(k)$ 是展開係數， $\because \underline{u}_n$ 是正交向量，故 $C_n(k)$

就是 $f(k)$ 在 u_n 上的投影，

$$C_n(k) = \underline{f}^*(k) \underline{u}_n \quad (5)$$

將 $\underline{f}(k)$ 對一組正交向量展開，最大的好處是很容易的就可求出展開係數，這就是為什麼要用正交向量的原因。

本來 $\underline{f}(k)$ 一定要用 N 個標準化正交向量 \underline{u}_n 來展開，可是我們希望只用前面 M 個 ($M < N$) 來展開就足夠精確了。換句話說，只用 N 個中的 M 個標準化正交向量就足以同時表達所有的觀測向量 $\underline{f}(k)$ 了。因為 $\underline{u}_n, n = 1, 2, \dots, N$ 是待求的向量，所以可將要用到的 M 個全放在前面。若只用(4)式右邊的前面 M 項，則

$$\hat{\underline{f}}(k) = \sum_{n=1}^M C_n(k) \underline{u}_n \quad (6)$$

當然就和 $\underline{f}(k)$ 並不完全一樣，總有一些誤差。設誤差向量 $\underline{f}(k) - \hat{\underline{f}}(k)$ 的長度是 $\delta(k)$ ，即

$$[\delta(k)]^2 = (\underline{f} - \hat{\underline{f}})^* (\underline{f} - \hat{\underline{f}}) \quad (7)$$

由(4)(6)式可知， $\underline{f} - \hat{\underline{f}}$ 和 $\hat{\underline{f}}$ 正交 (圖一所示)，故 $(\underline{f} - \hat{\underline{f}})^* \hat{\underline{f}} = 0$

因此(7)式變為

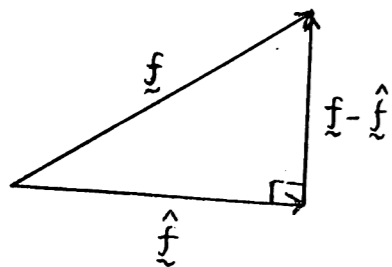
$$[\delta(k)]^2 = (\underline{f} - \hat{\underline{f}})^* \underline{f} = \underline{f}^* \underline{f} - \hat{\underline{f}}^* \underline{f} \quad (8)$$

又 $\hat{\underline{f}}^* \underline{f} = \hat{\underline{f}}^* (\underline{f} - \hat{\underline{f}} + \hat{\underline{f}}) = \hat{\underline{f}}^* \hat{\underline{f}}$ 故(8)式可改寫為

$$[\delta(k)]^2 = \underline{f}^* \underline{f} - \hat{\underline{f}}^* \hat{\underline{f}} \quad (9)$$

需要指出的是，上述結果可從圖一中利用畢氏定理得到。∵誤差向量長度 $\delta(k)$ 與 k 有關，∴不是表達誤差的最好度量。因此誤差最好度量該是平均誤差 δ_M^2

$$\delta_M^2 = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K [\delta(k)]^2 = \overline{[\delta(k)]^2}$$



圖一： $\underline{f} - \hat{\underline{f}}$ 和 $\hat{\underline{f}}$ 正交圖。

現在的問題就是要決定合適的 \underline{u}_n ，使得 δ_M^2 為極小。

將(9)式代入上式得到

$$\delta_M^2 = \underline{f}^* \underline{f} - \hat{\underline{f}}^* \hat{\underline{f}}$$

再將(6)式代入上式得到

$$\begin{aligned} \delta_M^2 &= \underline{f}^* \underline{f} - \sum_{n=1}^M \sum_{m=1}^M \overline{C_n C_m} \underline{u}_n^* \underline{u}_m \\ &= \sum_{n=1}^N \overline{f_n^2} - \sum_{n=1}^M \overline{c_n^2} \end{aligned} \quad (10)$$

由(5)式可知 $c_n^2 = \underline{u}_n^* \underline{f} \underline{f}^* \underline{u}_n$

故(10)式變為

$$\begin{aligned} \delta_M^2 &= \sum_{n=1}^N \overline{f_n^2} - \sum_{n=1}^M \overline{\underline{u}_n^* \underline{f} \underline{f}^* \underline{u}_n} \\ &= \sum_{n=1}^N \overline{f_n^2} - \sum_{n=1}^M \overline{c_n^2} \end{aligned} \quad (11)$$

其中 \underline{c}_f 就是 $\underline{f}(k)$ 的協方差矩陣

$$\underline{c}_f = \overline{\underline{f} \underline{f}^*} = \begin{bmatrix} \overline{f_1 f_1} & \overline{f_1 f_2} & \dots & \overline{f_1 f_N} \\ \overline{f_2 f_1} & \overline{f_2 f_2} & \dots & \overline{f_2 f_N} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \overline{f_N f_1} & \overline{f_N f_2} & \dots & \overline{f_N f_N} \end{bmatrix} \quad (12)$$

必須注意，在本節中均假設 $\underline{f}(k)$ 的樣品平均為零，即 $\overline{\underline{f}}(k) = 0$

$$\overline{\underline{f}}(k) = 0$$

假如 $\underline{f}(k)$ 的樣品平均不為零，可將 $\underline{f}(k)$ 減去其樣品平均，就可得到一個樣品平均為零的觀測向量了。

因為協方差矩陣是正定的，即對任何分量不全為零的向量 \underline{u}_n 來說，

$$\underline{u}_n^* \underline{c}_f \underline{u}_n > 0$$

故由(11)式可知，求 δ_M^2 為極小就是求正定二次形

$\underline{u}_n^* \underline{c}_f \underline{u}_n$ 在約束條件

$$\underline{u}_n^* \underline{u}_n = 1$$

下達極大值。我們知道使正定二次形 $\underline{u}_n^* \underline{c}_f \underline{u}_n$ 在約束條件下達極大值的向量就是 \underline{c}_f 的固有值 \underline{u}_n ，即

$$\underline{c}_f \underline{u}_n = \lambda_n \underline{u}_n \quad (13)$$

此時二次形的值是 $\underline{u}_n^* \underline{c}_f \underline{u}_n = \lambda_n$ (14)

\underline{c}_f 是 $N \times N$ 方陣，它有 N 個固有值 $\lambda_n, n = 1, 2, \dots, N$ ，∵ \underline{c}_f 是對稱正定方陣，故其固有值均大於零，對應於不同固有值的固有向量都互相正

交。這些固有向量 $\underline{u}_m, m = 1, 2, \dots, N$ 就是經驗正交向量。因為是由實際資料得到的，所以叫經驗正交向量。

在實際問題中，這些固有值很少相等的，現按大小次序排列， $\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_N > 0$ 則前面 M 個固有向量就是所要求的 M 個經驗正交向量，而按(5)式算得的 $c_n, n = 1, 2, \dots, M$ 就是這 M 個展開係數。另外由(11)和(14)式，可得到平均誤差為

$$\delta_M^2 = \sum_{n=1}^M \overline{f_n^2} - \sum_{n=1}^M \lambda_n \quad (15)$$

δ_M^2 就是用 M 個展開係數來線性表示觀測向量的最小平均誤差。

∵方陣的迹 (trace) 等於其固有值之和，即

$$\sum_{n=1}^N \overline{f_n^2} = \sum_{n=1}^N \lambda_n$$

$$\text{故由(15)式得 } \delta_M^2 = \sum_{n=M+1}^N \lambda_n \quad (16)$$

由(16)式可知，即使用經驗正交展開，要準確無誤的表示每一個樣品，必須用 N 個參數，因為只有當 $M = N$ 時，

$$\delta_M^2 = 0$$

換句話說，若樣品 $\underline{f}(k)$ 有 N 個分量，則需用 N 個參數 $c_m, m = 1, 2, \dots, N$ 來準確無誤的表示這樣品向量 $\underline{f}(k)$ 。但因這些樣品之間多少有某一定的關係，就是 $\underline{f}(k)$ 隨空間的變化有一定的規律性，這就使得只用 $M < N$ 個參數來表示每個樣品，在統計意義上是可取的。

寫到這裏，經驗正交向量的定義就非常清楚了。一個變數 $f_n(k)$ 的經驗正交向量就是其協方差矩陣 $\underline{c}_f = \{\overline{f_i f_j}\}$ 的 N 個固有向量 $\underline{u}_n, n = 1, 2, \dots, N$ 。 $\underline{c}_f \underline{u}_n = \lambda_n \underline{u}_n$ 其中 $\lambda_n, n = 1, 2, \dots, N$ 是它的固有值。因為協方差矩陣 \underline{c}_f 是對稱正定方陣，它的固有值都是正數，且對應於不同固有值的固有向量都是正交的，此外這些固有向量也可變為標準化。換句話說，這些固有向量是標準化正交向量： $\underline{u}_m \underline{u}_n = \delta_{mn}$ ，其中 δ_{mn} 為克羅內克符號 (Kronecker delta)

$$\delta_{mn} = \begin{cases} 1, & m = n \\ 0, & m \neq n \end{cases}$$

將樣品向量 $\underline{f}(k)$ 對 \underline{u}_n 展開就叫經驗正交展開：

$$\underline{f}(k) = \sum_{n=1}^N c_n(k) \underline{u}_n$$

其中 $c_n(k)$ 是展開係數，它就是 $\underline{f}(k)$ 在 \underline{u}_n 上的投影：

$$c_n(k) = \underline{f}^*(k) \underline{u}_n$$

對一個固定的 n 而言， $c_n(k)$ 是 k 的函數，它就叫第 n 個固有向量 \underline{u}_n 的主要分量 (或稱主要成分)。因為 k 是樣品序號，在氣象問題中， k 通常代表時間，故 $C_n(k)$ 通常是一個時間序列。

2 經驗正交向量及主要分量的幾何意義

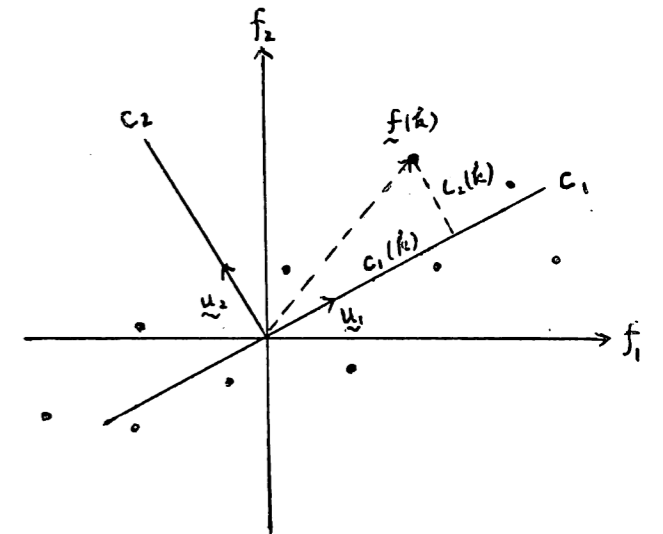
$$\underline{f}(k) = \sum_{n=1}^N c_n(k) \underline{u}_n$$

$$c_n(k) = \underline{f}^*(k) \underline{u}_n \quad (2)$$

為了解釋方便起見，考慮 $N = 2$ 的情形

$$\text{由(1) } \underline{f}(k) = c_1(k) \underline{u}_1 + c_2(k) \underline{u}_2 \quad (3)$$

∴ $c_1(k)$ 和 $c_2(k)$ 就是 $\underline{f}(k)$ 在正交單位向量 $\underline{u}_1, \underline{u}_2$ 上的投影。如圖二所示，以 f_1 和 f_2 分別為橫坐標和縱坐標，將 $\underline{f}(k) = (f_1(k) \ f_2(k))^*$ ， $k = 1, 2, \dots, K$ 等 K 個點畫在圖上，得到了一個散佈圖。原點可放在 $\underline{f}(k)$ 的平均值上，即 $\overline{f_1}(k) = 0, \overline{f_2}(k) = 0$ 。現在將 f_1, f_2 坐標軸轉動一個角度就得到新坐標軸 c_1, c_2 ，其單位向量分別為 $\underline{u}_1, \underline{u}_2$ 。



圖二： f_1, f_2 散佈圖。

故 $c_1(k)$ 和 $c_2(k)$ 就是 $f(k)$ 在新坐標軸上的投影。也就是說，這 K 個點若用新坐標表示就是 $c_1(k)$, $c_2(k)$ 。

我們可以證明，若要求 $c_1(k)$ 的變異數為極大，則 u_1 就是第一個經驗正交向量，因為 $c_1(k)$ 的變異數為

$$c_1^2(k) = (\underline{u}_1^* f) (f^* \underline{u}_1) = \underline{u}_1^* f f^* \underline{u}_1$$

現要求 $\underline{u}_1^* \underline{c}_1$, \underline{u}_1 在 $\underline{u}_1^* \underline{u}_1 = 1$ 的條件下達極大值。此時 $\underline{c}_1 \underline{u}_1 = \lambda_1 \underline{u}_1$ 故 \underline{u}_1 就是第一個經驗正交函數，而 λ_1 是最大的固有值，又 $c_1^2(k) = \lambda_1$ 。換句話說，若 \underline{u}_1 為第一個經驗正交函數，則 $c_1(k)$ 的變異數為極大，這個極大的變異數等於對應的固有值。

$$f(k) \text{ 的總變異數為 } \overline{f_1^2(k)} + \overline{f_2^2(k)} = \sum_{n=1}^2 \overline{f_n^2(k)}$$

$$= \sum_{n=1}^2 \overline{c_n^2(k)}$$
 現在 c_1 軸已解釋了其中 $\overline{c_1^2(k)}$ 的變異

數，剩下的變異數是 $\overline{c_2^2(k)}$ ，若要求剩下的變異數 $\overline{c_2^2(k)}$ 在 $\underline{u}_1^* \underline{u}_2 = 0$, $\underline{u}_2^* \underline{u}_2 = 1$ 的條件下達極大值，此時 \underline{u}_2 就是第二個經驗正交函數。

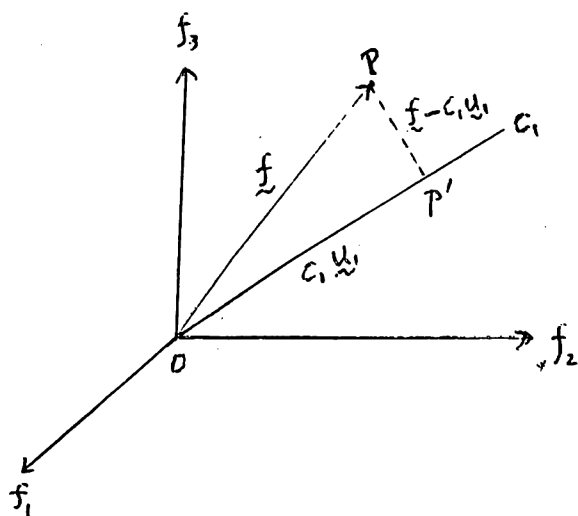
一般的情形，即 $f(k)$ 有 N 個分量的情形，也有類似的解釋。總結的說，若將 $f(k)$ 的協方差矩陣 \underline{c}_f 的固有值按大小次序排列

$$\lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_N$$

而 $\underline{u}_1, \underline{u}_2, \dots, \underline{u}_N$ 為對應的固有向量，則經驗正交展開

$$f(k) = \sum_{n=1}^N c_n(k) \underline{u}_n$$

相當於將 f_1, f_2, \dots, f_N 坐標做剛體轉動到 c_1, c_2, \dots, c_N 坐標。新坐標軸的單位向量分別為 $\underline{u}_1, \underline{u}_2, \dots, \underline{u}_N$ 。於是主要分量 $c_n(k)$, $n = 1, 2, \dots, N$ 就是向量 $f(k)$ 的新坐標，也就是 $f(k)$ 在 \underline{u}_n 上的投影。我們選擇 c_1 軸及單位向量 \underline{u}_1 使得 $c_1(k)$ 的變異數為極大， c_2 軸及單位向量 \underline{u}_2 使得 $c_2(k)$ 的變異為極大，但 c_2 軸必須與 c_1 軸正交。如此類推下去。 $c_n(k)$ 的變異數的極大值為 λ_n 。此外新坐標中，這此觀測資料是不相連的，即 $\overline{C_m(k) C_n(k)} = \lambda_n \delta_{mn}$ 。亦即 $c_n(k)$ 的協方差矩陣是對角矩陣，其對角矩陣就是按大小排列的固有值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N$ 。



圖三、P 點在 c_1 軸上的投影，其均方距離為極小。

新坐標軸還有另一個特性。我們所選擇的 c_1 軸會使所有點到它們在 c_1 軸上的投影間的均方距離為極小，如圖三所示，P 點在 c_1 的投影為 P' 點，其間的距離平方為

$$(PP')^2 = \overline{f^* f} - \overline{c_1^2(k)} = \overline{f^* f} - \overline{u_1^* f f^* u_1}$$

故均方距離為

$$\overline{f^*(k) f(k)} - \overline{u_1^* f(k) f^*(k) u_1} = \sum_{n=1}^N \overline{f_n(k) f_n(k)} - \overline{u_1^* \underline{c}_f u_1}$$

亦即要求 $\underline{u}_1^* \underline{c}_f \underline{u}_1$ 在 $\underline{u}_1^* \underline{u}_1 = 1$ 條件下達到極大值。我們已知，此時 \underline{u}_1 就是對應於 \underline{c}_f 最大固有值 λ_1 的固有向量，而這個極大值就是 λ_1 。

三、應用

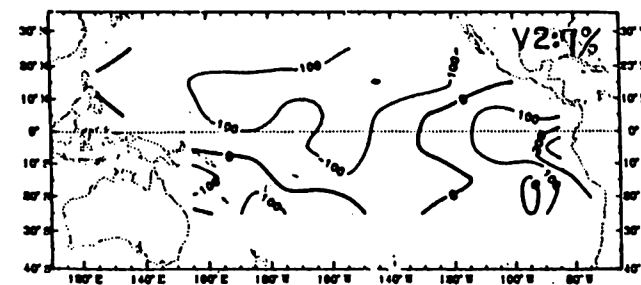
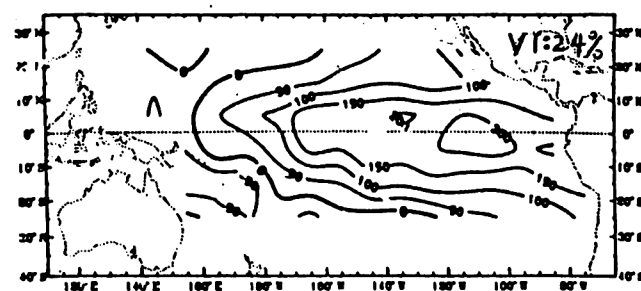
經驗正交函數的形式是根據分析之資料樣品推導出來的。在分析某氣象變數時，我們如將每一個經驗正交函數畫在取得資料的二度空間區域上，就會發現所獲得的圖，和此區域一段長時間的氣候圖上所顯示的該變數的異常型式非常相似。亦即每一個經驗正交函數可以表示導致變數產生異常的一種方式或一種物理機制。因此，經驗正交函數通常都具有比較明顯的物理意義。關於經驗正交函數的應用方面將做下述的說明：

1 氣象異常型式之空間分布情形。

如探討某地區地面氣溫、降水量、海平面氣壓及高度場等之異常型式。邱爾文 (1981) 利用經驗正交函數分析台灣地區氣象異常型式，結果顯示地面氣溫、降水量及海平面氣壓異常型式之空間分布情形，能由最主要之各有關經驗正交函數來表示。另外 Grimmer 1963, Kutzbach 1967, Sellers 1968, Stidd 1967, Walsh 1980, DIAZ 1981, LYONS 1982 等之研究亦有相同的看法。

2 有效的濃縮資料及研究大氣環流與氣候之關係最有用。

我們選用經驗正交函數分析研究大尺度環流與氣候型態時，解釋隨時間變異的 80% 或 80% 以上，所需的函數個數，往往只有觀測個數的三分之一左右。由此可以看出經驗正交函數分析乃是求大區域氣候變動指數的理想方法。而經驗正交函數分析的目的就是討論如何透過較少數的主要分量以解釋原來觀測的變異情形，以便達到有效濃縮資料的目的。



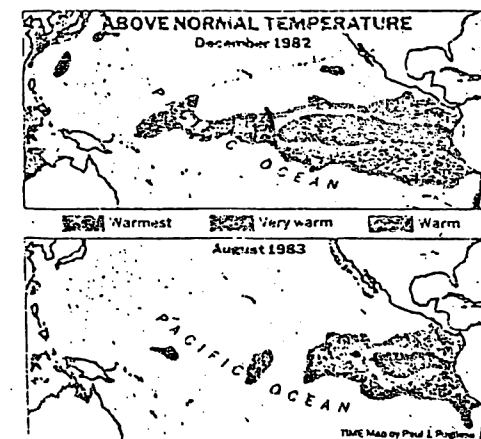
圖四、熱帶太平洋區 SST 之經驗正交函數分布

- (a) 第一個經驗正交函數。
 - (b) 第二個經驗正交函數。
- (WEARE, 1982)

3 顯示綜觀氣候型態之能力。

CRADDOCK & FLOOD 1969, Kutzbach 1967, Rinne 1971, Walsh & Mostek 1980 等均認為經驗正交函數有顯示綜觀氣候型態之能力。

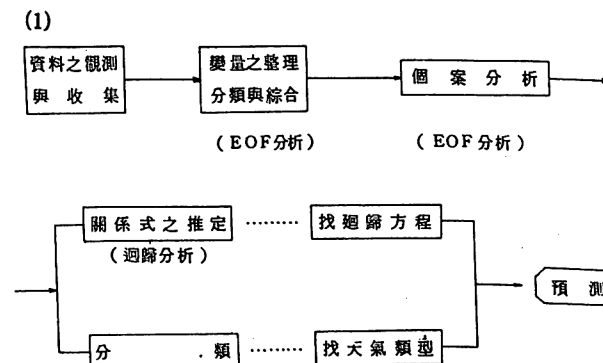
Weare 1982 年用 1957-1976 年月平均海面溫度 (SST)，範圍在 $30^\circ N \sim 30^\circ S$, $120^\circ E \sim 80^\circ W$ ，作經驗正交函數分析厄爾尼紐 (El Niño) 與熱帶太平洋海面溫度的關係。結果第一、二個經驗正交函數如圖四所示。通常在耶誕節前後，太平洋赤道水域近南美洲國家的外海，會出現一股似乎極度加溫的溫暖洋流，吾人稱為厄爾尼紐，如圖五所示。我們將圖四(a)與圖五(a)比較，圖四(b)與圖五(b)比較，可發現經驗正交函數有顯示氣候型態之特徵能力，兩者在型態 (Pattern) 上非常接近。



圖五、厄爾尼紐 (圖中最黑的區域)

- (a) 1982 年 12 月 El Niño 異常暖海溫的分布。
- (b) 1983 年 8 月 El Niño 異常暖海溫的分布。

4. 預測上之可能性



(2) CRADDOCK & FLOOD 1969, BRIER & MELTESEN 1976, PAEGLE & HASLAM 1982 等均提出經驗正交函數可做綜觀氣候和長時間的天氣預報。前面幾個經驗正交函數可解釋綜觀氣象型態。

(3) 熱帶低壓路徑預報

SHAFFER & ELSBERRY 1982 年所做的研究，其結果顯示使用經驗正交函數做颱風路徑 12 小時到 84 小時預報要比美國海空軍聯合颱風警報中心 (JTWC) 的預報誤差小 15%。故其認為經驗正交函數基本迴歸近似在預報颱風移動是一個簡單且價廉的方法。

四、結論

經驗正交函數是研究大氣環流與綜觀氣候之關係最有用的一種正交空間函數，它有顯示氣象要素空間分布特徵之能力，將問題留待大自然自己解決，不須以預定之方式來處理未定之事件。故近年來常被廣泛地應用在氣象學上。

本篇乃筆者修習經驗正交函數之心得，其中錯誤之處，尚冀師長、長官、先進指正。

致 謝

本文得以順利完成，首應感謝台大大氣科學研究所曾教授忠一的熱心指導及提供卓見。並感謝專題討論課堂上教授及同學們的討論及建議，使我獲益良多。

參考文獻

- 1 劉廣英，1976：緯向調和及其在氣象要素表示上之應用。氣象預報與分析第六十七期，p37~40。
- 2 曾忠一，1983：大氣遙測原理與應用。第五章。中央氣象局出版。
- 3 曾忠一，1984：客觀分析，第四、五章。理論氣象講座第 32 卷。
- 4 邱爾文，1984：經驗正交函數在氣象上之應用。華岡氣象第七期，p37~39。

5. Barry, R. G., and Perry, 1975: Synoptic Climatology Methods and Applications. 104-106, 109-111, 268-274. 歐亞書局出版社。
6. Chiou Er-woon, 1981: Eigenvector Analysis of Meteorological Anomaly Pattern in Taiwan. Bulletin of Geophysics. No.22, 55-67.
7. Craddock & Flood, 1969: Eigenvectors for representing the 500 mb geopotential surface over the Northern Hemisphere. Quart. J. Roy. Meteor. Soc., 95, 576-593.
8. Diaz, H. F. and D. C. Fulbright., 1981: Eigenvector Analysis of seasonal temperature, Precipitation and Synoptic-scale system Frequency over the contiguous United States. Part I: Winter. Mon. Wea. Rev., 109, 1267-1284.
9. Grimmer, M., 1963: The space-filtering of monthly surface temperature anomaly data in terms of pattern, using empirical orthogonal functions. Quart. J. Roy. Meteor. Soc., Vol. 89, 395-408.
10. Kutzbach, J., 1967: Empirical eigenvectors of sea level pressure, surface temperature, and precipitation complexes over North America, J. Appl. Meteor., Vol. 6, 792-802.
11. Lyons, S. W., 1982: Empirical orthogonal Function Analysis of Hawaii Rainfall. J. Appl. Meteor., 21, 1713-1729.
12. Meltesen, G. T., and Brier, 1976: Eigenvector Analysis for prediction of time series. J. Appl. Meteor., 15, 1307-1312.
13. Paegle, J. N. and R. B. Haslam., 1982: Empirical orthogonal Function Estimates of Local Predictability, J. Appl. Meteor., 21, 117-126.
14. Rinne, J., 1971: Investigation of the forecasting error of a simple barotropic model with the aid of empirical orthogonal function. Part II. This issue of Geophysica, 214-239.
15. Shaffer, A. R. and R. L. Elsberry 1982: A statistical-climatological Tropical cyclone Track prediction Technique Using an EOF Representation of Synoptic Forcing. Mon. Wea. Rev., 110, 1945-1954.

(下接第 9 頁)