

# 運用類神經網路作台灣地區年總雨量之預測

殷富 殷立德 詹玉婷  
文化大學應用數學系 中華醫事學院生技系 文化大學應用數學系  
教授 助理教授 研究助理

## 摘要

近年來台灣地區缺水和淹水的事件發生頻繁，降雨量太多有水患之苦，但雨量太少，對人類生活也會不便。但要對水資源之運用做有效的規劃，則必須要對台灣地區的年雨量有較準確的預測不可。本研究以類神經網路中之倒傳遞網路來建構台灣地區之年總雨量之預測模型，建模之訓練與測試資料為運用 1947 至 2005 年間的台灣地區年降雨量，年平均台灣地區相對溼度，台灣地區年平均氣溫，太平洋海表面年平均水溫，年侵台颱風數，台灣東西部海水海表面年平均水溫，南中國海海水海表面年平均水溫等 22 組資料。本模型之建立為運用 QNet97 軟體，訓練過程及測試過程所使用之輸入及輸出資料是採用 1947 年至 2005 年間 58 組收集之資料，經調整模型網路結構後，得出的模型為：輸入層採用 21 個單元，一層隱藏層 9 個單元，輸出單元即為台灣地區年總雨量。計算得出：訓練過程之誤差均方差為 0.0084，測試過程之誤差均方差為 0.0151，顯示應用本模型來預測台灣地區年總雨量是具體有效及可行的。經 2005 年相關資料輸入本模型後，計算出 2006 年台灣地區年總雨量為 29230mm，此雨量為近 59 年來第 7 大的雨量，與 2005 年及 1953 年相若。

關鍵詞：類神經網路，雨量，預測，台灣

## 一、緒論

台灣地區主要之降雨來源為四月至六月的梅雨，六月至十月的颱風帶來的降雨，每年十月至翌年四月冬季大陸冷氣團擴張至台灣北部所帶來東北季風挾帶的降雨等。台灣地區年平均降雨量可達 2500mm，約為全世界平均值的 2.6 倍(鄭，2003)，五月至十月為豐水期，約佔全年總雨量的 78%，每年十一月至翌年的四月為枯水期，降雨量約佔全年的 22%。以地理空間而言，又以中央山脈的降雨量較多，而向沿海平地漸減。呈現高山多於平地，東岸多於西岸，北部多於南部的降雨量分布差異，尤其南部地區豐水期的降雨量差異高達 10 倍之多，故知台灣地區降雨量分布受時空環境影響甚鉅。

殷(2005)研究結果顯示台灣的當年年颱風數，是與上一年的台灣南部雨量差、上一年的台灣年總雨量及太平洋水域之海表面水溫有密切關係。並成功預測出 2005 年之侵台颱風數為 5.7 個，與實際發生值之 6 個相當吻合。徐(2004)以最大溼度、最高氣溫、最大氣壓與最大風速 4 因子，利用灰理論建模，來作颱風雨量推估。林(2003)之研究結果認為，聖嬰現象會造成台灣地區春季降雨增加和夏季降雨減少的情況，黃(2003)認為全球海水表面溫度與台灣之降雨量是有相關性的。

由於一些台灣地區觀測站無較早期資料或因測站遷徙無完整資料，故本研究所使用之雨量、氣溫、相對溼度、氣壓的資料，僅採用淡水、基隆、台北、新竹、宜蘭、台南、台東、高雄、大武與恆春等十個中央氣象局氣象觀測站之觀測資料，故台灣地區之年

總降雨量亦指上述 10 個測站之年降雨量之和。經 1947 年至 2005 年之年總降雨量分佈示於圖 1 中，可知其中最大年降雨量發生在 1947 年之 33604.5mm，其次為 1979 年之 33112.8mm，最小發生在 1963 年之 13088.1mm，其次為 2003 年之 14540.5mm，最大年降雨量與最小年降雨量相差 2.56 倍之多。平均為 22553.5mm，標準差有 4338.3mm 之多。

用來預測當年台灣地區年雨量的環境因子眾多，本研究所採用的資料為 1947 年至 2005 年間的台灣年降雨量、年平均台灣地區相對溼度、台灣地區年平均氣溫、太平洋海表面年平均水溫、年侵台颱風數、台灣東西部海水海表面年平均水溫、南中國海水表面年平均水溫等資料。

其中台灣地區年平均氣溫，最高為 1998 年之 24.4°C，最低為 1968 年之 22.7°C，平均為 23.4°C，標準差為 0.3°C。年平均相對溼度，最高為 1953 和 1951 年之 83%，最低為 2004 年之 75%，平均為 79%，標準差為 2.1%。

海表面海水水溫為以人造衛星觀測的資料，採用 (117° E, 20° N)、(120° W, 24° N)、(120° E, 25° N)、(122° E, 24° N)、(123° E, 27° N)、(125° E, 15° N)之處，其年平均海表面水溫之平均值與標準差示於表 1 所示。

用來預測台灣地區的年雨量的因子眾多並且預測與被預測之各因子間的線性相關係數均小於 0.21。用一般分析方法，不易將此眾多因子同時納入，並消除資料間之干擾雜訊。本研究即運用具有容錯及消除資料間之干擾能力的特性之類神經網路，來建立預測台灣地區的年雨量的模型來進行分析研究。

## 二、類神經網路

### (一)、模型架構

類神經網路(Artificial Neural Network)為透過對生物神經模仿學習的一種資訊處理系統,具有將輸入變數與輸出變數間,複雜的內在對映關係充分呈現的功能。其為解決非線性動態問題的最佳工具之一。其由許多人工神經細胞所組成,人工神經細胞亦可稱為處理單元,每一個處理單元的輸出以扇形送出,成為其它處理單元的輸入。

本研究所用之倒傳遞網路(Back-propagation network, BPN)為目前應用最廣的類神經網路,倒傳遞網路基本原理是利用最陡坡降法(Gradient Steepest Descent Method)的觀念將誤差函數予以最小化,其架構是由數層互相連結的人工神經元所組成:包括輸入層(Input layer),輸出層(Output layer)及若干隱藏層。各層包含了若干神經單元,類神經網路即依學習法則,運用以往實例,透過訓練以調整各層各單元間的連結鍊的加權值與閾值的方式來完成學習目標的收斂,其架構示於圖 2。

各層之人工神經細胞亦可稱為處理單元,每一個處理單元的輸出,以扇形送出,成為其它處理單元的輸入,處理單元其輸出與輸入的關係式,可用輸入值加權值積和之函數表示,其人工神經元之模型示於圖 3。

輸出變數  $y$  與輸入變數  $x$  的關係式,可用輸入值加權和之函數表示:

$$y = f(w x + b)$$

式中

$y$ : 為輸出變數

$f$ : 為神經元的轉換函數(transfer function) 其為將輸入值之加權乘積和轉換成處理單元輸出值

$w$ : 為連結加權值

$x$ : 輸入變數

$b$ : 為神經元的偏權值(bias)

### (二)模型建立程序

將實例資料分割為學習(或稱訓練)過程資料,及回想(或稱測試)過程資料兩部分:學習過程為運用實例資料,調整網路中之權重值(即  $w$  與  $b$  值)。其流程示於圖 4,為建立適合的網路模型參數,回想過程為將實例資料成為測試案例或待推案例,以案例之輸入變數值,代入學習過程所建立的網路,計算出輸出變數。以測試案例來推估本網路之誤差度,待推案例用以推算其預測值。

為瞭解學習品質,設能量函數或稱誤差函數  $E$ ,表示如下:

$$E = \left(\frac{1}{2}\right) \sum_j (T_j - A_j)^2$$

上式中:

$T_j$ : 輸出層目標輸出值,  $A_j$ : 輸入層目標輸入值。

因此網路的學習過程即使上述能量函數最小化的過程,通常以最陡坡降法來使能量函數最小化,及每當輸入一個訓練範列,網路即小幅調整加權指數的大小,調整的幅度和誤差函數對該加權值的敏感程度成正比,即與誤差函數對加權值的偏微分值大小成正比。如下列公式所示:

$$\Delta W_{ij} = -\eta \cdot \frac{\partial E}{\partial W_{ij}}$$

上式中:

$W_{ij}$ : 介於第  $n-1$  層的第  $i$  個處理單元,與第  $n$  層的第  $j$  個處理單元間的連結加權值。

$\eta$ : 學習速率(Learning Rate),其為控制每次以最陡坡降法最小化誤差函數的步幅。

不論  $W_{ij}$  是否處於輸出層與隱藏層之間,  $\frac{\partial E}{\partial W_{ij}}$  之通

常是可寫成下式:

$$\frac{\partial E}{\partial W_{ij}} = -\delta_j^n A_j^{n-1}$$

此式中  $A_j^{n-1} = W_{ij}$  所連接之較低層處理單元的輸出值

$\delta_j^n = W_{ij}$  所連接之較上層處理單元之差距量

如果  $W_{ij}$  處於輸出層與隱藏層之間,  $W_{ij}$  也就是所連接上層處理單元為輸出層,

$\delta_j^n$  可表示為公式:  $\delta_j^n = (T_j - A_j) \cdot f'(net_i^n)$

若  $W_{ij}$  非處於輸出層與隱藏層之間,也就是  $\delta_j^n$  所連接層處理單元為輸出層表示為:

$$\delta_j^n = \left(\sum_k \delta_k^{n-1} W_{kj}\right) \cdot f'(net_i^n)$$

若將公式  $\frac{\partial E}{\partial W_{ij}} = -\delta_j^n A_j^{n-1}$  代入  $\Delta W_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial W_{ij}}$

即得下式:

$$\Delta W_{ij} = -\eta \cdot \delta_j^n \cdot A_i^{n-1}$$

該公式即為倒傳遞網路最陡坡降法演算式之調整權重式。

## 三、模型之建立

本研究為運用倒傳遞網路系統所建立之預測當年台灣地區的年雨量模式,旨在於利用非線性模式進行前一年之氣候,水溫因子與當年台灣地區的年雨量間的複相關回歸關係訓練。本研究採用 Qnet97 之倒傳遞網路軟體進行分析與探討,據以測式修正網路模式,進而降低整體模式之錯誤均方根性(Root Mean Square)本研究網路在網路學習循環達 6,000 次,學習速率為 0.3 時,整體網路訓練可達最佳收斂效果,而當網路隱藏層之層數為 1 層及人工神經單元數目為 9 時,其訓練,測試及錯誤均方差可降至最低(見圖 5)。

由於早期之人造衛星收集水溫資料取得不易，本研究僅以 58 組資料(1947 至 2005 年)供模型訓練與測試之用，即為將收集的 57 組資料中以亂數取出 15 組資料作為網路模式測試之用，其餘資料作為訓練之用。當模型之建立完成後，即用來預測 2006 年的台灣地區的年雨量。本模型之輸入變數，輸出變數及網路參數等三部分分述如下：

#### (一). 輸入變數

依可能影響台灣地區的年雨量可收集的因子，定出 21 個輸入變數，分述如下：

氣候因子：

1. 前一年台灣年雨量和：台灣年雨量和指淡水、基隆、台北、新竹、宜蘭、台南、台東、高雄、大武與恆春等地之中央氣象局氣象觀測站之雨量觀測值。
2. 前一年台灣北南年雨量差：北部指淡水、基隆、台北、新竹、宜蘭五測站。南部指台南、台東、高雄、大武、恆春等五測站。
3. 前一年台灣年平均氣壓：臺灣指淡水、基隆、台北、新竹、宜蘭、台南、台東、高雄、大武與恆春等地之中央氣象局氣象觀測站之年平均氣壓。
4. 前一年台灣年平均氣溫：臺灣指淡水、基隆、台北、新竹、宜蘭、台南、台東、高雄、大武與恆春等地之中央氣象局氣象觀測站之年平均氣溫。
5. 前一年台灣年平均溼度：臺灣指淡水、基隆、台北、高雄、新竹、宜蘭、台南、台東、大武與恆春等地之中央氣象局氣象觀測站之年平均溼度。

海水表面溫度：

- 設：sst\_a 代表經緯度(120° W, 24° N)測點  
sst\_b 代表經緯度(122° E, 24° N)測點  
sst\_c 代表經緯度(120° E, 25° N)測點  
sst\_d 代表經緯度(123° E, 27° N)測點  
sst\_e 代表經緯度(117° E, 20° N)測點  
sst\_f 代表經緯度(117° E, 15° N)測點

6. 前一年 sst\_a 至 sst\_g 測點之年平均値：為取自美國國家環境預測中心(NCEP)之人造衛星觀測資料。
7. 前一年 sst\_a 年平均値與 sst\_b 測點年平均値之差：為取自美國國家環境預測中心(NCEP)之人造衛星觀測資料。
8. 前一年 sst\_a 年平均値與 sst\_c 測點年平均値之差：為取自美國國家環境預測中心(NCEP)之人造衛星觀測資料。
9. 前一年 sst\_a 年平均値與 sst\_d 測點年平均値之差：為取自美國國家環境預測中心(NCEP)之人造衛星觀測資料。
10. 前一年 sst\_a 年平均値與 sst\_e 測點年平均値之差：為取自美國國家環境預測中心(NCEP)之人造衛星觀測資料。
11. 前一年 sst\_a 年平均値與 sst\_f 測點年平均値之差：為取自美國國家環境預測中心(NCEP)之人造衛星觀測資料。

12. 前一年 sst\_b 年平均値與 sst\_c 測點年平均値之差：為取自美國國家環境預測中心(NCEP)之人造衛星觀測資料。
13. 前一年 sst\_b 年平均値與 sst\_d 測點年平均値之差：為取自美國國家環境預測中心(NCEP)之人造衛星觀測資料。
14. 前一年 sst\_b 年平均値與 sst\_e 測點年平均値之差：為取自美國國家環境預測中心(NCEP)之人造衛星觀測資料。
15. 前一年 sst\_b 年平均値與 sst\_f 測點年平均値之差：為取自美國國家環境預測中心(NCEP)之人造衛星觀測資料。
16. 前一年 sst\_c 年平均値與 sst\_d 測點年平均値之差：為取自美國國家環境預測中心(NCEP)之人造衛星觀測資料。
17. 前一年 sst\_c 年平均値與 sst\_e 測點年平均値之差：為取自美國國家環境預測中心(NCEP)之人造衛星觀測資料。
18. 前一年 sst\_c 年平均値與 sst\_f 測點年平均値之差：為取自美國國家環境預測中心(NCEP)之人造衛星觀測資料。
19. 前一年 sst\_d 年平均値與 sst\_e 測點年平均値之差：為取自美國國家環境預測中心(NCEP)之人造衛星觀測資料。
20. 前一年 sst\_d 年平均値與 sst\_f 測點年平均値之差：為取自美國國家環境預測中心(NCEP)之人造衛星觀測資料。
21. 前一年 sst\_e 年平均値與 sst\_f 測點年平均値之差：為取自美國國家環境預測中心(NCEP)之人造衛星觀測資料。

#### (二) 目標變數(target variable)

本研究之目標變數為當年度台灣年雨量和，該資料取自中央氣象局氣公告之觀測資料。

#### (三) 網路參數

本研究因受制於北太平洋東西水域海表面水溫資料之取得受限，故本研究採用之資料為 1947 年至 2005 年，共計 58 年 其網路參數之建立，為依圖 4 之學習過程之流程執行，本研究模型建模之網路參數說明如下：

1. 回想(測試)過程資料：以亂數抽取 15 組資料作為訓練過程資料。
2. 學習(訓練)過程資料：剩餘的 43 組資料作為訓練過程資料。
3. 網路參數：用本學習過程資料，依圖 4 之網路學習過程之流程圖中之流程，調整其網路權重值及隱藏層之層數及人工神經元數目，以使案例目標值與案例經模擬計算後之輸出值，其錯誤均方根(Error of Root Mean Square)為最小，本研究之最佳網路參數(如圖 5)如下：  
輸入層：21 個人工神經單元  
輸出層：1 個人工神經單元

隱藏層：共 1 層有 9 個人工神經元，轉換函數採用雙彎曲函數(Sigmoid function)函數即：

$$f(x) = 1 / (1 + \exp(-x))$$

#### (四)資料尺度化處理

為配合傳輸函數之範圍[-1,1]值，須對資料變數予以使尺度化處理，其方法說明如下：

##### 1. 輸入變數尺度化處理：

設變數之平均值為 M，標準差為 S，原資料值為 Vd，尺度化處理後之資料值為 Vn，其 Vn 計算公式如下：

$$Vn = (Vd - M) / (1.96 S)$$

經過上式之尺度化處理後，約有 95%的資料變數可映射到[-1,1]區間。

##### 2. 輸出變數尺度化處理

設變數之最大值為 Dx，最小值為 Dn，原資料值為 Vd，尺度化處理後之資料值為 Vn，其 Vn 計算公式如下：

$$Vn = 0.6 (Vd - Dn) / (Dx - Dn) + 0.2$$

經過上式之尺度化處理後，資料變數可映射到[0.2, 0.8]區間。

## 四、討論

### (一) 模型之測試

將以上模型架構，使用 Qnet 軟體，將 21 組的 1947 至 2005 年的輸入資料及 1 組目標資料輸入，以亂數抽取 15 資料作為測試組，其餘作為訓練組，經調整學習速率網路隱藏層之及人工神經單元數目等參數後，使其訓練，測試及錯誤均方差可降至最低，得出較佳模型。以網路隱藏層之層數為 1 層及人工神經單元數目為 9 時，其訓練，測試及錯誤均方差可分別降至 0.00841 及 0.015084(見圖 6 及圖 7)。實際每年年雨量觀測值(圖中點線)與本模型計算值(圖中■為訓練過程輸出值◆為測試過程輸出值)示於圖 8 中。圖 9 為比較實際每年年雨量與本模型計算值。由此圖可知其目標值與計算值是非常接近。

### (二) 網路輸入因子與輸出因子之相關性檢定

為檢定各輸入因子與輸出因子(即：台灣地區當年年雨量)間之相關性，進而比對倒傳遞類神經網路訓練時所產生的敏感度相關性。本研究採用線性相關係數來作檢定，其相關係數變化範圍為-1 至+1，當相關係數趨近+1 時，則兩變數可為完全正相關，當相關係數趨近-1 時，則兩變數可為完全負相關，當其值為 0 時則兩變數間為無相關，本研究之檢定結果顯示如表 2。其中相關係數最大為 0.210，最小為-0.003。其結果顯示影響預測當年台灣地區之年總雨量之最重要之前 10 個因子依序為：1.前一年東西太平洋海表面年平均溫差。2.前一年台灣海峽與菲律賓東部海表面年平均水溫差。3.前一年台灣北部與菲律賓西部海表面年平均水溫差。4.前一年東西菲律賓海水海表面年平均水溫差。5.前一年菲律賓東部與台灣東部海表面年平均水溫差。6.前一年太平洋東部與台灣海岸

海表面年平均水溫差。7.前一年年平均台灣地區相對溼度。8.前一年台灣東西部海水海表面年平均水溫差。9.前一年太平洋海表面年平均水溫。10.前一年台灣地區年平均氣溫。

### (三) 2006 年台灣地區年總雨量之預測

經相關資料輸入本模型後，計算出 2006 年台灣地區年總雨量為 29232.4mm，此雨量為自 1947 年來至 2005 年之 59 年來第 7 大的雨量，與 2005 年及 1953 年相若。

## 五. 結論

類神經網路之倒傳遞類神經網路被運用來作預測台灣地區年總雨量被用來建模時使用，將以上模型架構，使用 Qnet 軟體，將 21 組的 1947 至 2005 年的輸入資料及 1 組目標資料輸入，以亂數抽取 15 資料作為測試組，其餘作為訓練組，經調整學習速率網路隱藏層之及人工神經單元數目等參數後，使其訓練，測試及錯誤均方差可降至最低，得出較佳模型。以網路隱藏層之層數為 1 層及人工神經單元數目為 9 時，其訓練，測試及錯誤均方差可分別降至 0.00841 及 0.015084。

，經分析後其可獲的以下主要結論：

- (一)本模型在 58 組資料經訓練，測試後，得出較佳模型。以網路隱藏層之層數為 1 層及人工神經單元數目為 9 時，其訓練，測試及錯誤均方差可分別降至 0.00841 及 0.015084，故此模型為可實際使用並準確的模型。
- (二)將 58 組每組 21 個輸入因子分別與其輸出應因子做線性相關性分析，其結果發現其相關係數最高僅有 0.21 之多，也顯示唯有類神經網路才能建立可靠的模型。
- (三)經相關資料輸入本模型後 計算出 2006 年台灣地區年總雨量為 29232.4mm，此雨量為自 1947 年至 2005 年之 59 年來第 7 大的雨量，與 2005 年及 1953 年相若。

## 誌謝

本研究承蒙文化大學大氣系余嘉裕主任，張振璋同學等協助蒐集有關資料，及許志華教授提供本研究有關之建議與指導，在此一併誌謝。

## 參考資料

1. 林國龍，2003：“聖嬰-南方震盪”對台灣地區降雨與沿海水位變化之影響?台大海洋研究所碩士論文。
2. 范揚衡，2004：颱風季節台灣降雨量年際變化之研究?中央大學大氣物理研究所碩士論文。
3. 殷富，2005：應用類神經網路構建預測侵台颱風次數之模型研究?2005 年天氣分析與預報研討會論文彙編，中央氣象局，台北，473-479。
4. 徐福燦，2004：灰色理論應用於颱風降雨量推估之研究案-以嘉義地區為例?成功大學水利及海

岸工程學系碩士論文。

5. 陳婉卿，2002：夏季台灣西南部降雨之研究？中央大學大氣物理研究所碩士論文。
6. 陳嘉榮，1999：區域雨量逕流與降雨 - 逕流預報之研究？成功大學水利及海洋研究所博士論文。
7. 崔皓盈等，2003：聖嬰及反聖嬰年台灣短期氣象要素的變化及所造成的長期影響？大同高中學生實習氣象站研究報告。
8. 黃世承，2002：資料探勘在颱風降雨量與風速預測上之應用？中央大學統計研究所碩士論文。
9. 黃文揚，2002：以海水表面溫度預測台灣附近之降雨量？清華大學統計研究所碩士論文。
10. 黃威雄，2000：類神經網路應用於颱風期間雷達降雨模擬之研究？台大土木研究所碩士論文。
11. 蔡光榮、羅佳明、林成翰，2004：類神經網路於

921 重建區崩場地治理工程風險頻評股估模式之建立與應用？中國土木水利工程學刊，16(2)：191-199。

12. Chu, P. S. and J. D. Clark, 1999: Decadal Variations of Tropical Cyclone Activity over the Central North Pacific. Bull. Amer. Meteor. Soc. 80:1875-1881。
13. Solow, A.R., 1995: An Exploratory Analysis of a Record of El Nino Events 1800-1987, Jr. of Amer. Statistical Association 90: 72-77。
14. Trenberth, K.E, 1997: the definition of El Nino Amer Meteor, Soc. Vol. 2:2771-2777。
15. Yeh, I. Cheng, 2003: Prediction of Strength of Fly Ash and Slag Concrete by the Use of Artificial Neural Networks, J. of Chinese Institute of Civil and Hydraulic Engineering, 15(4): 739-746。

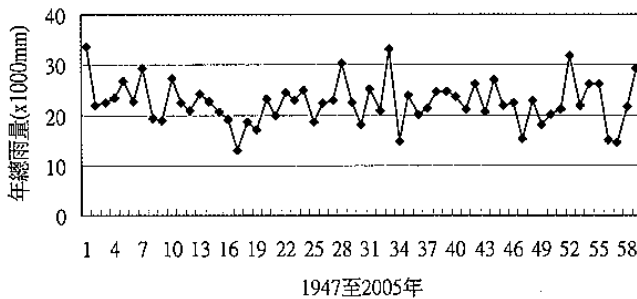


圖 1. 由 1947 至 2005 年台灣地區年總雨量分佈圖

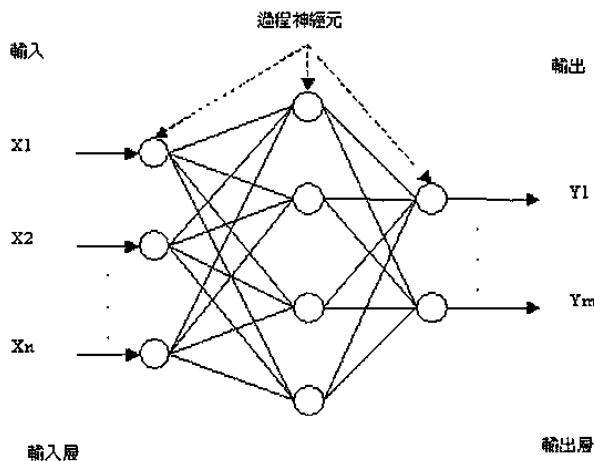


圖 2. 基本倒傳遞網路架構圖

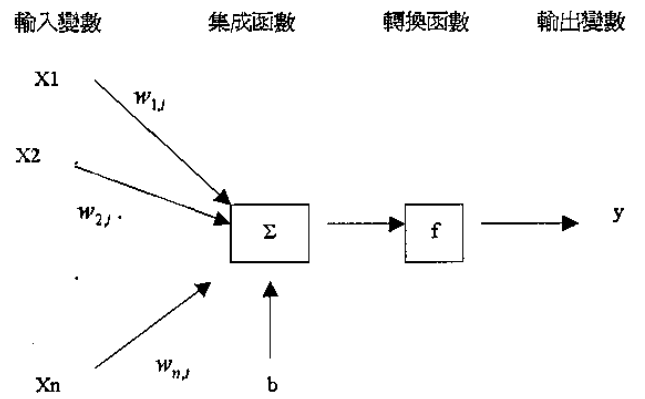


圖 3. 人工神經元之模型

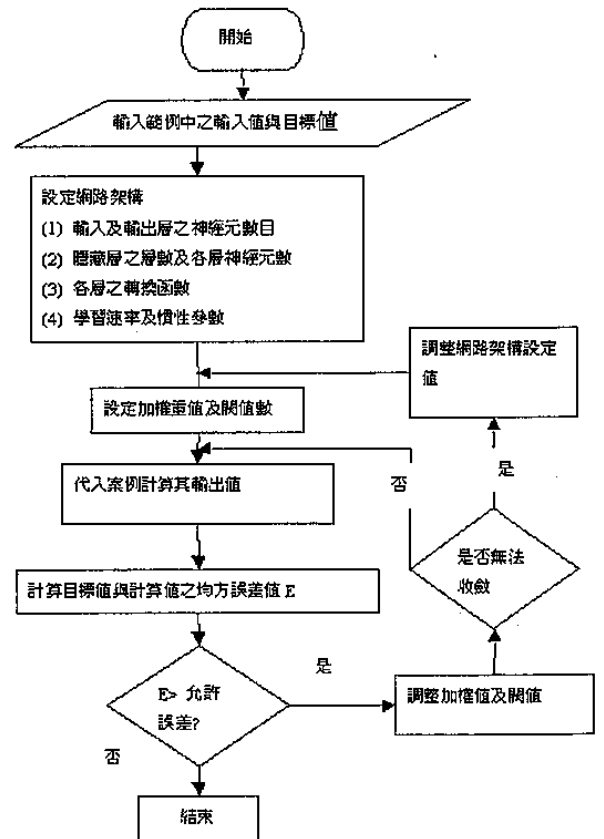


圖 4. 網路學習過程之流程圖

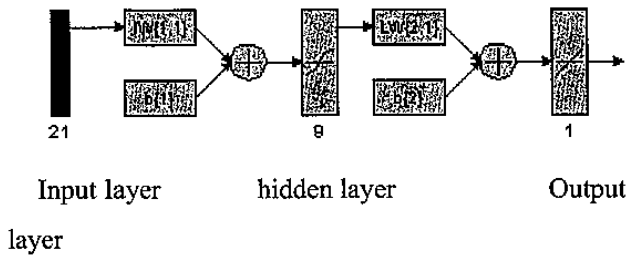
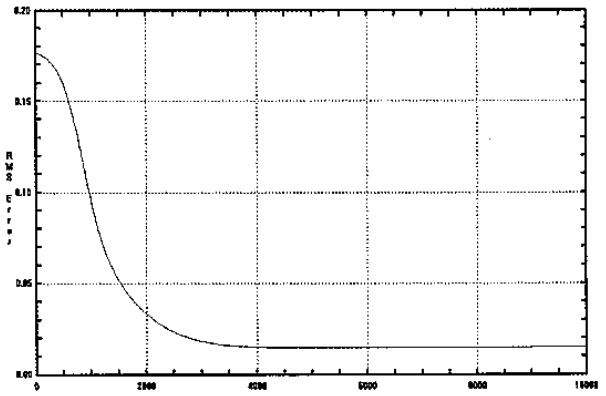
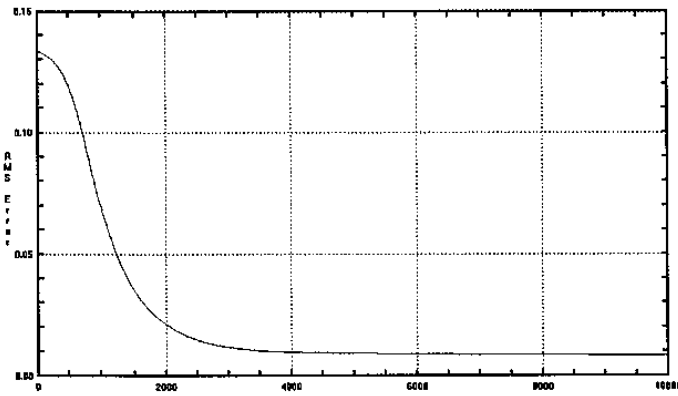


圖 5 本研究之網路架構圖



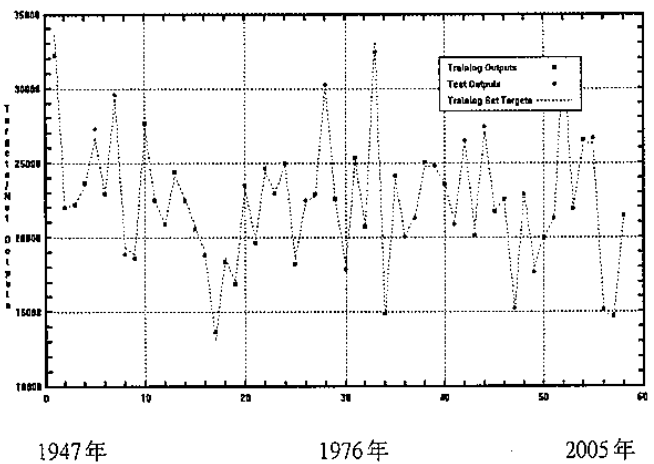
疊代次數

圖 7. 本模型訓練過程各疊代次數之誤差均方根



疊代次數

圖 6. 本模型訓練過程各疊代次數之誤差均方根



(橫座標為依序自 1947 至 2005 年，縱座標為年總雨量 mm)

圖 8. 實際每年年雨量(圖中點線)與本模型計算值(圖中■為訓練過程輸出值◆為測試過程輸出值)

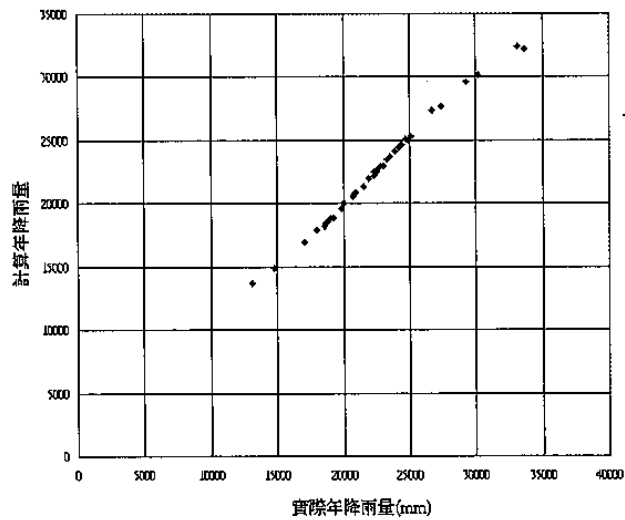


圖 9. 比較實際每年年雨量與本模型計算值

表 1、海表面水溫之統計

標號	經緯度	1947~2005 年平 均(° C)	最高		最低		標準差
			年	溫度(° C)	年	溫度(° C)	
A	(117° E, 20° N)	26.32	1998	27.42	1956	25.80	0.34
B	(120° W, 24° N)	26.21	2003	26.93	1952	25.17	0.32
C	(120° E, 25° N)	21.69	1998	22.51	1947	20.81	0.38
D	(122° E, 24° N)	24.15	1998	25.12	1947	23.26	0.37
E	(123° E, 27° N)	21.19	2002	22.09	1947	20.41	0.39
F	(125° E, 15° N)	28.26	1998	29.14	1963	27.82	0.28

表 2. 全體 58 組資料各輸入單元變數與輸出單元變數間之線性相關係數

輸入單元	1	2	3	4	5	6	7
相關係數	0.0612	0.141	-0.093	0.13	-0.182	-0.065	-0.143
輸入單元	8	9	10	11	12	13	14
相關係數	-0.0984	-0.051	-0.173	-0.165	0.138	0.210	-0.003
輸入單元	15	16	17	18	19	20	21
相關係數	0.0093	0.167	-0.058	-0.032	-0.141	-0.095	0.020