

## 倒傳遞神經網路應用於嘉南灌區作物蒸發散量之推估

### Application of Backpropagation Neural Network to Estimate Crop Evapotranspiration for ChaiNan Irrigated Area

立德管理學院資源環境研究所  
副教授

**郭勝豐**

Sheng-Feng Kuo

立德管理學院資源環境研究所  
碩士班研究生

**程澄元**

Cheng-Yuan Cheng

國立台灣大學生物環境系統  
工程學系教授

**劉振宇\***

Chen-Wuing Liu

#### 摘 要

作物蒸發散量為農田水利會推估農業用水量以制訂年度灌溉計畫之基本資料，作物蒸發散量之精確推估可提升農業用水管理技術，有效率地使用農業水資源，建立永續生態環境。

倒傳遞神經網路模式應用於建立農業氣象因子與蒸發散量間的關係，藉以預測嘉南地區蒸發散量，嘉南農田水利會灌溉技術推廣中心農業氣象站之氣象資料作為輸入層，其氣象因子包括：(1)最高溫度；(2)最低溫度；(3)平均溫度；(4)相對溼度；(5)風速；(6)日照時數；(7)日輻射量；(8)露點；(9)上午地溫；(10)下午地溫等。研究結果得知以隱藏層神經元數為 10 及 Penman 公式計算之蒸發散量為輸出層於預測 83 年度蒸發散量之相關係數達 0.993，實際蒸發散量為 911.6 公厘，神經網路模式預測值為 864.4 公厘，誤差百分比為 1.67%。另以隱藏層神經元數為 10 及蒸發皿實測蒸發量為輸出層於預測 83 年度蒸發散量之相關係數為 0.708，蒸發皿實測蒸發量為 1674.1 公厘，神經網路模式預測值為 1451.7 公厘，誤差百分比為 13.23%。

**關鍵詞：**倒傳遞神經網路，蒸發散量，農業水資源。

#### ABSTRACT

Crop evapotranspiration is the essential data to efficiently estimate the agricultural water requirements for promoting the technical of agricultural water management and drawing up the irrigation plan for irrigation association.

Backpropagation artificial neural network was applied to establish the relationship between agricultural climate factors and evapotranspiration to estimate the crop

\*通訊作者，國立台灣大學生物環境系統工程學系教授，106 北市大安區羅斯福路四段 1 號，lcw@gwater.agec.ntu.edu.tw

evapotranspiration for ChiaNan area. The ten meteorological data, recorded by Irrigation Technical and Promotion Center (ITRC) of ChiaNan Irrigation Association, were used as input data for neural network model as follows: (1) maximum temperature, (2) minimum temperature, (3) mean temperature, (4) relative humidity, (5) wind speed, (6) sunshine hours, (7) solar radiation, (8) dew point, and (9) soil temperature on morning, and (10) soil temperature on afternoon. Based on the module of ten hidden layers and the output data of evapotranspiration was calculated by Penman equation with the meteorological data from ITRC in 1994, the simulation results demonstrate that the correlation coefficient for input and output layers was higher to 0.993; furthermore, the prediction error was only 1.67% based on the actual and predicted evapotranspiration were 911.6 mm and 896.4 mm, respectively. On the other hand, the module with twenty hidden layers and output data of evaporation was recorded by pan evaporation, the results show that the correlation coefficient related to input and output layers was lower to 0.708; furthermore, the prediction error was 13.23% based on the actual and predicted evaporation were 1673.1 mm and 1451.7 mm, respectively.

**Keywords:** Backpropagation neural network, Evapotranspiration, Agricultural water resource.

## 一、前言

作物蒸發散量為維持作物生長階段中正常生長所需之水量，亦為農田水利單位擬定年度灌溉計畫，推估農業用水量之最基本資料。根據國際糧農組織(FAO)推薦之標準方法，間接推估作物蒸發散量可分為二個步驟：(1)依據農業氣象資料及經驗公式估算潛勢蒸發散量；(2)潛勢蒸發散量乘以不同作物於不同生長階段之作物係數求得作物生長期間之蒸發散量。

國外近年持續發表多篇文章以探討作物蒸發散量之推估，Irmak et al. (2003a)敘述 Florida 農業水資源之有效率應用為該州面對水資源需求漸增之重要課題，因而評估 21 種以 grass 及 alfalfa 為基準於估算作物蒸發散量之公式以利於農業用水管理之應用，Irmak et al. (2003b)亦以淨輻射為基礎之經驗公式於估算潮濕區域之 ET<sub>0</sub>。依據上述文獻得知，自 1940 年以來國際間持續研發多種經驗公式以推估潛勢蒸發散量與農業氣象資料間之非線性關係，目前經驗公式可概括四種包括：(1)B-C 法(Blaney- Criddle Method)；(2)日照法(Radiation Method)；(3)片曼氏法

(Penman Method)；(4)蒸發皿蒸發量法(Pan Evaporation Method)，其需利用之農業氣象資料包括包括(1)最高、最低溫度；(2)風速；(3)日照時數；(4)相對濕度；(5)降雨量；(6)日照輻射等。

類神經網路為近年來應用廣泛於了解水資源及農業管理領域之非線性問題，Yang et al. (1997)應用 ANN 於模擬地表下 10<sup>cm</sup>、50<sup>cm</sup> 及 150<sup>cm</sup> 之地溫與農業氣象間之非線性關係，其利用之農業氣象資料包括降雨量，潛勢蒸發散量，最高及最低溫度等。Han & Felker (1997)應用 ANN 於推估表土蒸發量與相對濕度，風速及土壤水分含量間之關係，及結果並與多重線性迴歸(multiple linear regression, MLR)比較。Burks et al. (2000)應用倒傳遞神經網路(backpropagation neural network)於植物物種之比較，Liu et al. (2001)亦應用 ANN 及遺傳演算法(genetic algorithm)之結合於玉米產量之推估，其輸入因子包括溫度，降雨，土壤質地及土壤 PH 值。Drummond (2003)亦應用 ANN 與多重線性迴歸之比較於玉米與大豆產量之預測。郭益銘、劉振宇(2000a, 2000b)分別應用多變量因子分析法及倒傳遞類神經網路於分析雲林言好地區地下水質之變化，研究結果顯示海

水鹽化與砷污染等二項因子代表所有 13 項地下水質項目達 78%之代表性。張斐章等(2000)應用模糊類神經網路以預測德基水庫上游松茂即時流量站之流量，以提供德基水庫即時操作之參考。

台灣農業用水佔整體水資源最大部分，精確估算作物蒸發散量利於農田水利單位有效率應用有限水資源。不同於傳統方法利用經驗公式以推估作物蒸發散量，本研究利用 Matlab 軟體建立倒傳遞類神經網路模式於分析作物蒸發散量與農業氣象因子間之非線性關係，並據此預測不同時間之作物蒸發散量，期能作為推估作物蒸發散量之另一參考模式。

## 二、研究方法

本研究是以嘉南農田水利會灌溉技術推廣中心農業氣象站收集之農業氣象因子為類神經網路模式之輸入層，潛勢蒸發散量與蒸發皿蒸發量則為輸出層，經由訓練與學習過程完成後，可由不同時段之輸入層資料與權重係數於預測此時段之潛勢蒸發散量與蒸發皿蒸發量。

### 2.1 蒸發散量推估

嘉南農田水利會灌溉技術推廣中心(23°13'N, 120°11'E)，位於嘉南農田水利會佳里區管理處大灣工作站附近，海拔高度約 4 m，距離海岸 10 km。因該地區是位於地勢平坦、氣候特性一致的嘉南平原內，所以該地區觀測所得資料和數據，可以充分表現出嘉南平原之農業生產環境。圖 1 表示該中心試驗田及農業氣象站配置圖，氣象觀測儀器包含有乾、濕球濕度計、溫度計、日照、日射量、蒸發皿(A 型)、風速儀、地溫計及雨量計等。本研究依據灌溉技術推廣中心歷年農業氣象資料，復分別利用 Penman 經驗公式推估之潛勢蒸發散量及蒸發皿實際發散量作為類神經網路模式所需之輸出層資料。Penman 經驗公式如公式(1)所示。

$$ET_o = C \times [W \times R_N + (1 - W) \times f(u) \times (e_a - e_d)] \quad \dots\dots\dots(1)$$

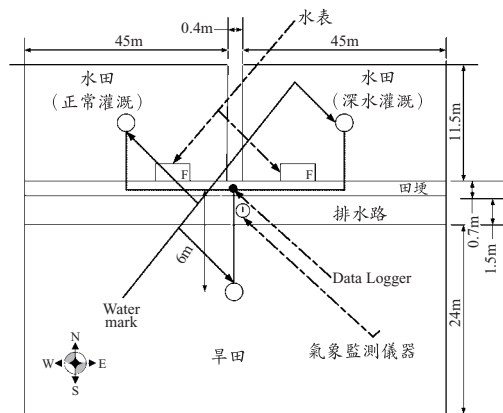


圖 1 嘉南水利會灌溉技術推廣中心試驗田及農業氣象站配置平面圖

式中：

- $C$  : 校正因子
- $W$  : 加權因子
- $R_n$  : 淨輻射量
- $f(u)$  : 風速函數
- $e_a$  : 飽和水蒸汽壓
- $e_d$  : 實測水蒸汽壓

蒸發皿蒸發量估算參考作物需水量必須以一個蒸發皿係數來調整兩者之間的差異如公式(2)所示。

$$ET_o = K_p \times E_{pan} \quad \dots\dots\dots(2)$$

式中：

- $ET_o$  : 參考作物蒸發散量(mm/day)
- $K_p$  : 蒸發皿係數
- $E_{pan}$  : 蒸發皿蒸發量(mn/day)

### 2.2 倒傳遞神經網路理論分析

倒傳遞神經網路為應用最為普遍的類神經網路之一，因為其具有學習及回想的功能，故可進行訓練與預測。倒傳遞網路一般包含三層，輸入層一用以接受外在環境的訊息；輸出層一用以輸出訊息給外在環境；隱藏層一倒傳遞類神經網路模式之學習訓練為監督式學習網路，其係從所探討問題中取得訓練案例，利用最陡坡降法(The Gradient Steepest Descent Method)的觀念，將誤差

函數予以最小化，以由案例中推求輸入變數與輸出變數的內在對應規則，之後可應用回想功能，確定的內在對應規則，進行新案例之輸出變數值推估(葉怡成，2000)。

本步驟將應用倒傳遞類神經網路之訓練(training)與學習(learning)過程中改變連結包括輸入層、隱藏層及輸出層間之權重係數於建立輸入層因子與輸出層因子間之非線性關係，本研究之輸入層將包括學甲試驗站中農業氣象站自動紀錄之農業氣象因子，包括歷年月平均之：(1)最高溫度；(2)最低溫度；(3)平均溫度；(4)相對溼度；(5)風速；(6)日照時數；(7)日輻射量；(8)露點；(9)上午地溫；(10)下午地溫等，輸出層則為潛勢蒸發散量與蒸發皿蒸發量。藉由訓練與學習過程完成後可藉由不同時段之輸入層資料與權重係數於預測此時段之潛勢蒸發散量與蒸發皿蒸發量。圖 2 表示倒傳遞類神經網路之示意圖。

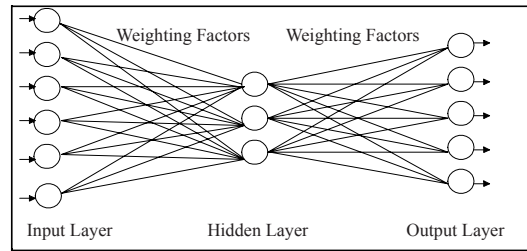


圖 2 倒傳遞類神經網路示意圖

$$Z=g(v)=\frac{1}{1+e^{-v}} \dots\dots\dots(6)$$

式中：

- j : 隱藏層之節點數
- b<sub>j</sub> : 隱藏層與輸出層間之權重係數
- b<sub>0</sub> : 輸出層之基本權重值，即偏權值
- y<sub>j</sub> : 隱藏層第 j 個節點之輸出值

後退過程(backward procedure)之流程，後退過程中公式(7)用以計算輸出層之輸出值(z)與目標值(t)間之誤差。模式將持續訓練同時改變權重係數直至誤差值小於容忍值，則模式可進行預測(predict)之工作。

$$E=\frac{1}{2} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K (Z_{kn}-t_{kn})^2 \dots\dots\dots(7)$$

式中：

- N : 輸入層樣本資料之數目
- K : 輸出層之節點數
- t<sub>kn</sub> : 第 n 個樣本數對應之目標值
- Z<sub>kn</sub> : 第 n 個樣本數對應之估算值

### 2.3 類神經網路模式權重分析

本研究由前述所構建的類神經網路模式於訓練過程完成後各節線的權重值來建立類神經網路之權重指標，以探討不同輸入因子相對於對鑑定結果之重要程度與影響大小。Howes and Crook (1999)提出利用網路模式之權重去計算不同的輸入因子影響指標，包含有三種即一般影響(general influence, GI)、特定影響(specific influence, SI)及潛在影響(potential influence, PI)分析及解釋輸入及輸出間各因子之相互關係。換言之 GI 是

公式(3)表示前進過程中利用分線性函數將輸入層資料轉換為介於 0~1 之間，此值作為輸入層資料傳送至隱藏層之輸入值。藉由公式(3)之運算，輸入層之資料傳送至隱藏層之值(y)可以公式(4)表示，公式(4)之計算結果(y)值則作為隱藏層資料傳送至輸出層之輸入值，公式(5)則利用 y 值計算輸出層之輸出值(v)，公式(6)則復利用非線性函數將輸出層之輸出值(v)轉換為模式前進過程中之估計值(Z)，此估計值將與輸出層之目標值(t)互相比較。

$$g(u)=\frac{1}{1+e^{-u}} \dots\dots\dots(3)$$

$$u=a_0+a_1*x$$

式中：

- x : 輸入層之資料
- a<sub>0</sub> : 基本權重係數，即偏權值
- a<sub>1</sub> : 輸入層與隱藏層間之權重係數

$$y=g(u)=\frac{1}{1+e^{-u}} \dots\dots\dots(4)$$

$$v=b_0+\sum_{j=1}^J b_j y_j \dots\dots\dots(5)$$

表 1 倒傳遞神經網路模式輸入層與輸出層農業氣象資料分組表

組別	A1	A2	B1	B2	C1	C2
輸入層	最高溫度 最低溫度 平均溫度 相對溼度 風速 日照時數 日輻射量 露點 上午地溫 下午地溫		最高溫度 最低溫度 相對溼度 風速 日輻射量 露點		平均溫度 相對溼度 風速 日輻射量	
輸出層	Penman 蒸發散量	蒸發皿 蒸發散量	Penman 蒸發散量	蒸發皿 蒸發散量	Penman 蒸發散量	蒸發皿 蒸發散量

根據全部學習訓練樣本去量化網絡輸入因子或特質與輸出結果的不同相互關聯性及影響的程度；SI 及 PI 根據某一特定預測樣本量化輸入因子或特質與輸出的不同相互關聯及影響程度。

在 Howes and Crook (1999)的假設中，為一個三層的類神經網路模式，其中包括一層輸入層  $n$  個輸入層節點，一層隱藏層  $h$  個隱藏層節點，一層輸出層 1 個輸出層節點，其 GI 值之計算方式如公式(8)所示：

$$GI(x_i) = \frac{\sum_{j=1}^h \left( \frac{w_{ji}}{\sum_{k=0}^n |w_{jk}|} \right) v_j}{\sum_{j=0}^h |v_j|} \dots\dots\dots(8)$$

式中：

$w_{ji}$ ：由輸入層第  $i$  個節點到隱藏層第  $j$  個節點之權重值

$v_j$ ：由隱藏層第  $j$  個節點到輸出層之權重值

### 三、結果與討論

本研究主要以嘉南農田水利會灌溉技術推廣中心農業氣象站民國 80~82 年之 1096 筆資料中，篩選出 852 筆資料作為基本資料。茲將這 852 筆資料為訓練項，區分為 A1、A2、B1、B2、C1、C2 等六組，其中 A 的部分是以最高溫度、最低

溫度、平均溫度、相對溼度、風速、日照時數、日輻射量、露點、上午地溫、下午地溫等 10 個因子為輸入項，B 的部分是以最高溫度、最低溫度、相對溼度、風速、日輻射量、露點等 6 個因子為輸入項，C 的部分是以平均溫度、相對溼度、風速、日輻射量等 4 個因子為輸入項，且其 1 表示輸出項為 Penman 蒸發散量，2 表示輸出項為蒸發皿蒸發散量，如表 1 所示以一層隱藏層為主，由隱藏層節點不同，各自去做訓練，並且求得各自的模式。

#### 3.1 十個輸入層之 A1、A2 組推估蒸發散量結果

A1 組為含有十個農業氣象因子之輸入層，及以 Penman 公式推估之蒸發散量作為一個因子之輸出層。欲求得 A1 組之最佳訓練與預測結果，本研究分別測試隱藏層由 1 至 10 節點之模組，則 A1 表示由輸入層為 10 個農業氣象因子，輸出層為 1 個蒸發散量所形成之模組包括：10\*1\*1、10\*2\*1、10\*3\*1、10\*4\*1、10\*5\*1、10\*6\*1、10\*7\*1、10\*8\*1、10\*9\*1、10\*10\*1 等 10 組。經由訓練結果得知以 10 個節點之隱藏層具有最佳效果，圖 3 表示 A1 組輸入層 10 個節點、隱藏層 10 個節點及輸出層 1 個節點所形成之倒傳遞神經網路模式(10\*10\*1)示意圖，圖 4 表示 A1 組 10\*10\*1 模式訓練過程中誤差項收斂情形，其誤差值為 0.004988。圖 5 表示 A1 組 10\*10\*1 模式訓練完成後之線性迴歸值，其相關

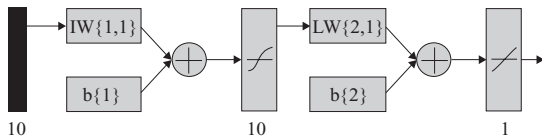


圖 3 輸入層 10 個節點、隱藏層 10 個節點及輸出層 1 個節點之 A1 組倒傳遞神經網路模式示意圖

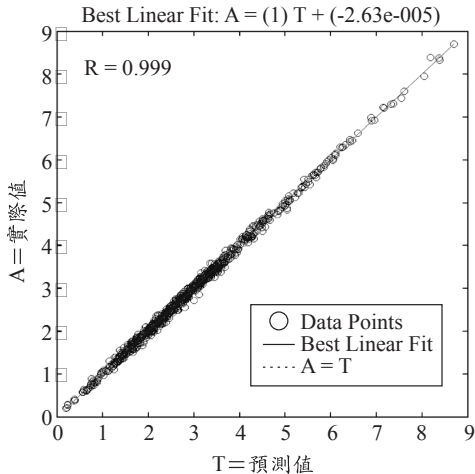


圖 4 A1 組 10\*10\*1 模式訓練完成後之線性迴歸值

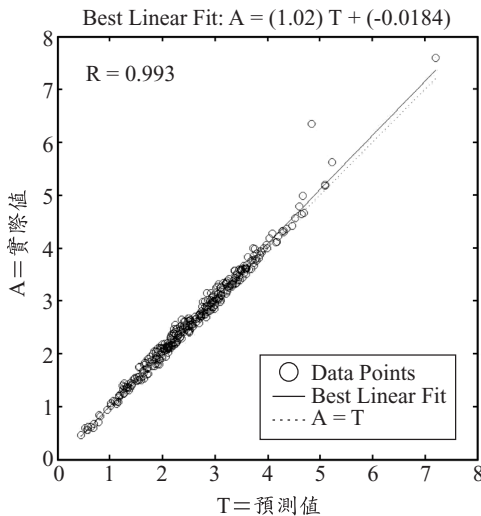


圖 5 A1 組 10\*10\*1 模式預測嘉南灌區民國 83 年蒸發散量之線性迴歸值

係數達 0.999。圖 6 表示依據訓練完成後之模組於預測嘉南農田水利會灌溉技術推廣中心農業氣象站民國 83 年 348 筆資料之線性迴歸值，其

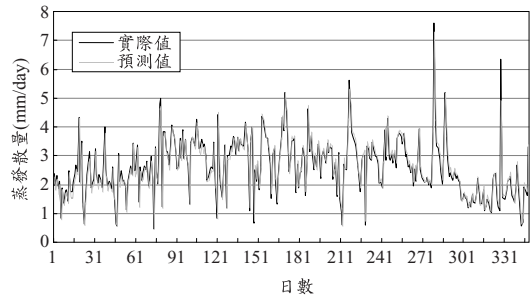


圖 6 比較 A1 組 10\*10\*1 模式預測與 Penman 公式推估嘉南灌區民國 83 年蒸發散量變化情形

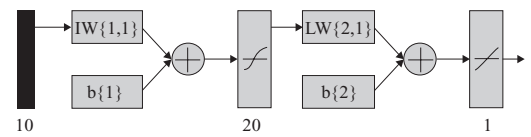


圖 7 輸入層 10 個節點、隱藏層 20 個節點及輸出層 1 個節點之 A2 組倒傳遞神經網路模式

相關係數達 0.993。圖 7 則比較 A1 組 10\*10\*1 模式預測與 Penman 公式推估嘉南灌區民國 83 年蒸發散量變化情形，分析結果得知 Penman 公式推估嘉南灌區民國 83 年蒸發散量為 911.6 公釐，A1 組 10\*10\*1 模式預測值為 896.4 公釐，誤差百分比僅為 1.67%。

A2 組為含有十個農業氣象因子之輸入層，及以蒸發皿蒸發量作為一個因子之輸出層。欲求得 A2 組之最佳訓練與預測結果，本研究分別測試隱藏層由 1 至 20 個不同節點之模組，則 A2 表示由輸入層為 10 個農業氣象因子，輸出層為 1 個蒸發皿蒸發量所形成之模組包括：10\*1\*1、10\*2\*1、10\*3\*1、10\*4\*1、10\*5\*1、10\*6\*1、10\*7\*1、10\*8\*1、10\*9\*1、10\*10\*1、10\*11\*1、10\*12\*1、10\*15\*1、10\*20\*1 等 14 組。經由訓練結果得知以 20 個節點之隱藏層具有最佳效果。圖 8 表示 A2 組輸入層 10 個節點、隱藏層 20 個節點及輸出層 1 個節點所形成之倒傳遞神經網路模式(10\*20\*1)，圖 9 表示 A2 組 10\*20\*1 模式訓練過程中誤差項收斂情形，其誤差值為 0.70032。圖 10 表示 A2 組 10\*20\*1 模式訓練完成後之線性迴歸值，其相關係數為 0.8873。圖 11 表示依據訓練完成後之模組於預測嘉南農田

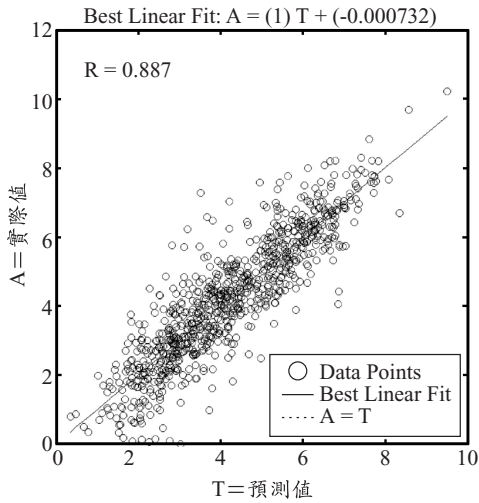


圖 8 A2 組 10\*20\*1 模式訓練完成後之線性迴歸值

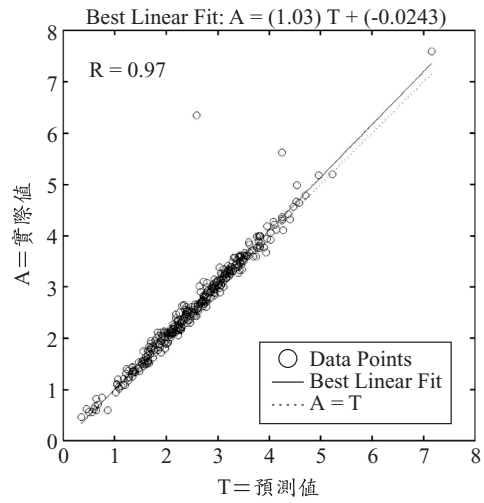


圖 11 B1 組 6\*5\*1 模組預測嘉南灌區民國 83 蒸發量之線性迴歸值

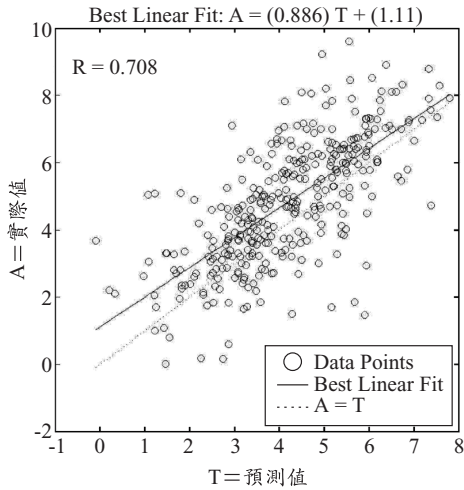


圖 9 A2 組 10\*20\*1 模組預測嘉南灌區民國 83 蒸發量之線性迴歸值

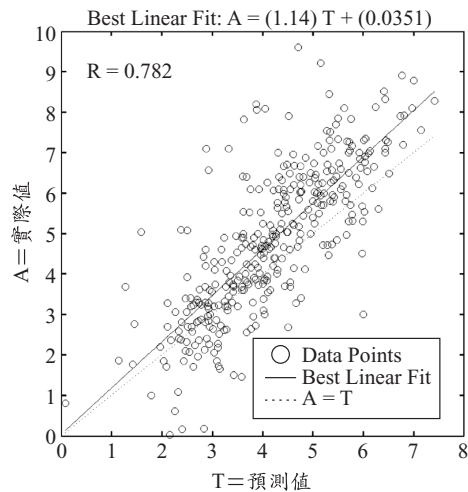


圖 12 B2 組 6\*10\*1 模組預測嘉南灌區民國 83 蒸發量之線性迴歸值

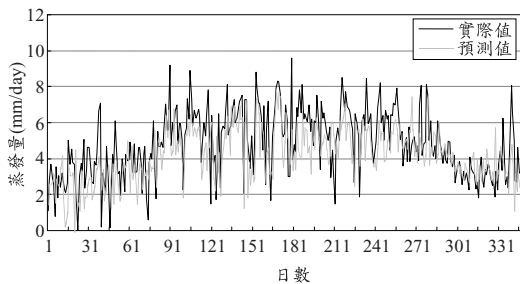


圖 10 比較 A2 組 10\*20\*1 模組預測與蒸發皿紀錄嘉南灌區民國 83 年蒸發量變化情形

水利會灌溉技術推廣中心農業氣象站民國 83 年 348 筆資料之線性迴歸值，其相關係數僅達 0.7083。圖 12 則比較 A2 組 10\*20\*1 模式預測與蒸發皿推估嘉南灌區民國 83 年蒸發量變化情形，分析結果得知蒸發皿紀錄嘉南灌區民國 83 年蒸發量為 1673.1 公釐，A2 組 10\*20\*1 模式預測值為 1451.72 公釐，誤差百分比為 13.23%。

### 3.2 六個輸入層之 B1、B2 組推估蒸發散量結果

B1 組為含有六個農業氣象因子之輸入層，及以 Penman 公式推估之蒸發散量作為一個因子之輸出層。經由訓練結果得知以 5 個節點之隱藏層具有最佳效果，圖 11 表示依據訓練完成後之模組於預測嘉南農田水利會灌溉技術推廣中心農業氣象站民國 83 年 348 筆資料之線性迴歸值，其相關係數達 0.97。分析結果得知 Penman 公式推估嘉南灌區民國 83 年蒸發散量為 911.6 公釐，B1 組 6\*5\*1 模式預測值為 892.13 公釐，誤差百分比為 2.14%。

B2 組為含有六個農業氣象因子之輸入層，及以蒸發皿蒸發量作為一個因子之輸出層。經由訓練結果得知以 10 個節點之隱藏層具有最佳效果，圖 12 表示依據訓練完成後之模組於預測嘉南農田水利會灌溉技術推廣中心農業氣象站民國 83 年 348 筆資料之線性迴歸值，其相關係數僅達 0.78。分析結果得知蒸發皿紀錄嘉南灌區民國 83 年蒸發量為 1673.1 公釐，B2 組 6\*10\*1 模式預測值為 1451.74 釐，誤差百分比為 13.23%。

### 3.3 四個輸入層之 C1、C2 組推估蒸發散量結果

C1 組為含有四個農業氣象因子之輸入層，及以 Penman 公式推估之蒸發散量作為一個因子之輸出層。經由訓練結果得知以 3 個節點之隱藏層具有最佳效果，圖 13 表示依據訓練完成後之模組於預測嘉南農田水利會灌溉技術推廣中心農業氣象站民國 83 年 348 筆資料之線性迴歸值，其相關係數達 0.98。分析結果得知 Penman 公式推估嘉南灌區民國 83 年蒸發散量為 911.6 公釐，C1 組 4\*3\*1 模式預測值為 899.36 公釐，誤差百分比為 1.35%。

C2 組為含有四個農業氣象因子之輸入層，及以蒸發皿蒸發量作為一個因子之輸出層。經由訓練結果得知以 8 個節點之隱藏層具有最佳效果，圖 14 表示依據訓練完成後之模組於預測嘉南農田水利會灌溉技術推廣中心農業氣象站民國 83 年 348 筆資料之線性迴歸值，其相關係數達 0.825。分析結果得知蒸發皿紀錄嘉南灌區民國 83 年蒸發量為 1673.1 公釐，C2 組 4\*8\*1 模式

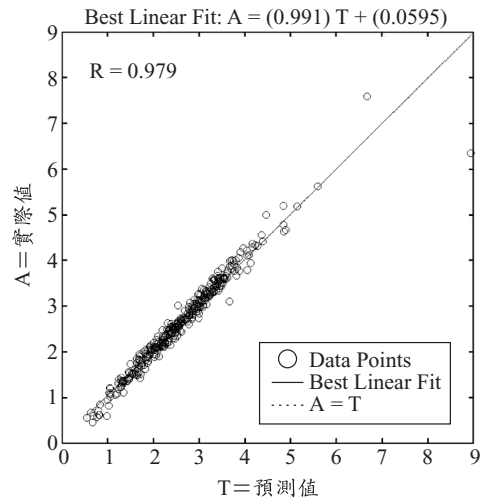


圖 13 C1 組 4\*3\*1 模組預測嘉南灌區民國 83 蒸發量之線性迴歸值

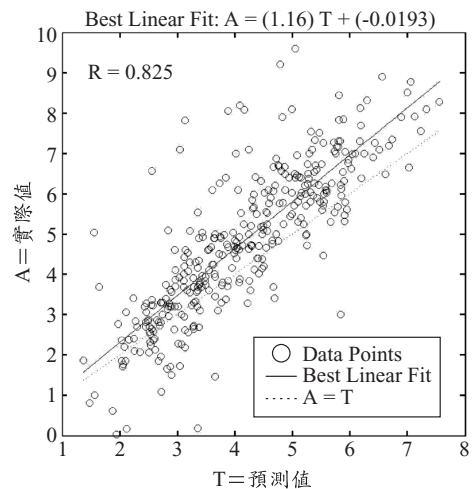


圖 14 C2 組 4\*8\*1 模組預測嘉南灌區民國 83 蒸發量之線性迴歸值

預測值為 1442.6 公釐，誤差百分比為 13.78%。

### 3.4 倒傳遞神經網路模式權重分析

倒傳遞神經網路模式於訓練過程完成後輸入層至隱藏層至輸出層中各節點的權重值進一步利用公式(10)計算求得 GI 值，依 GI 值大小探討輸入層中農業氣象因子對於輸出層中蒸發散量之影響層度。A1 組別於訓練及預測過程中均有較高之相關性，因此依據 A1 組別訓練完成後



之權重係數藉由公式(10)所運算出來的 GI 值如表 2 所示，表中看出 A1 組十個農業氣象因子中影響蒸發散量多寡之重要性由大至小，依序為風速、平均溫度、露點、最高溫度、最低溫度、相對溼度、上午地溫、下午地溫、日輻射量、日照時數。表 2 中進一步看出農業氣象因子中以風速影響蒸發散量最為顯著，平均溫度次之，日輻射量及日照時數影響程度則較為不顯著。

### 3.5 倒傳遞神經網路模式最佳化組別之結果比較

表 3 表示 6 組別中測試隱藏層不同節點而篩選出於訓練及預測過程中具有最佳結果之彙整表，表中看出訓練與預測過程中以 Penman 經驗公式計算所得蒸發散量為輸出值，其模式訓練與預測均有高達 0.97 以上的相關係數，也就是說 Penman 的數值與模式預測出的數值密合度很高；再檢視一下以蒸發皿蒸發量為輸出項之組別，比較輸出項為 Penman 經驗公式之模式，看出其訓練及預測過程中之相關係數明顯下降，A2、B2 及 C2 組別於訓練過程中之相關係數分別為 0.887、0.815 及 0.8，而預測過程中之相關係數分別為 0.708、0.782 及 0.825。

針對訓練模式來觀察，當輸入項因子數愈少時，相關係數會隨之遞減，均方誤差會隨之遞增，無論是那組皆有此趨勢，當隱藏層結點愈多時，相關係數會有遞增的現象；再對預測模式來觀察，其斜率多大於 1，此即表示模式預測值皆小於實際值，也就是說模式預測值低估了實際值。深究分析其原因，在輸出量部分之不同，導致其模式相關係數的變化，當在輸出量為經由 Penman 經驗公式計算而得的數值，因為模式針對數據的曲線擬合的能力很強，當模式訓練時，即是在模擬公式，模式完成後，整個模式即是一個公式計算器，所以會有很高的相關係數；再看一下以蒸發皿為輸出項之模式，因為其蒸發量是屬於監測數據，並非像 PN 以經驗公式推出，其屬性更複雜，故其模式訓練效果較差，且相關係數較 Penman 為低。

神經網路模式訓練完成後應用於預測嘉南灌區民國 83 年之蒸發散量結果如表 4 所示，表

表 2 A1 組十個農業氣象因子之 GI 值及影響蒸發散量比序表

農業氣象因子	GI	比序
最高溫度	0.0508	4
最低溫度	0.0503	5
平均溫度	0.2041	2
相對溼度	0.0392	6
風速	0.4383	1
日照時數	0.0058	10
日輻射量	0.0022	9
露點	0.1622	3
上午地溫	0.0269	7
下午地溫	0.0202	8

表 3 六個最佳化組別於訓練及預測過程中之均方誤差及相關係數比較表

組別	最佳化模組	訓練過程		預測過程
		均方誤差	相關係數	相關係數
A1	10*10*1	0.005	0.999	0.993
A2	10*20*1	0.7003	0.887	0.708
B1	6*5*1	0.0214	0.994	0.97
B2	6*10*1	1.1054	0.815	0.782
C1	4*3*1	0.0444	0.988	0.979
C2	4*8*1	1.1836	0.8	0.825

中看出 Penman 經驗公式應用計算嘉南灌區民國 83 年之蒸發散量為 911.63 公釐，到傳遞神經網路模式中之 A1、B1、C1 組別預測之蒸發散量分別為 896.41 公釐，892.13 公釐及 899.36 公釐，誤差百分比分別為 1.67%、2.14%及 1.35%，看出此三個模組均能精確的預測蒸發散量。表中進一步看出蒸發皿紀錄嘉南灌區民國 83 年之蒸發量為 1673.11 公釐，到傳遞神經網路模式中之 A2、B2、C2 組別預測之蒸發量分別為 1451.72 公釐，1451.74 公釐及 1442.6 公釐，誤差百分比分別為 13.23%、13.23%及 13.78%，結果看出此三個模組於預測蒸發散量具有較高之誤差。

## 四、結論與建議

1. 本研究分別針對 A1、A2、B1、B2、C1 及 C2 等六個組別進行不同隱藏層神經元個數與誤差均方值相關性之分析，以探討隱藏

表 4 六個最佳化組別於預測嘉南灌區民國 83 年蒸發散量與蒸發量之結果比較

組別	A1	B1	C1
Penman 公式計算之蒸發散量(mm)	911.63	911.63	911.63
神經網路模式預測之蒸發散量(mm)	896.41	892.13	899.36
誤差百分比(%)	1.67	2.14	1.35
組別	A2	B2	C2
蒸發皿紀錄之蒸發量(mm)	1673.11	1673.11	1673.11
神經網路模式預測之蒸發量(mm)	1451.72	1451.74	1442.60
誤差百分比(%)	13.23	13.23	13.78

層神經元個數對預測訓練資料之影響，同時避免模組過度優選現象。分析結果 A1 以 10 個節點，A2 以 20 個節點，B1 以 5 個節點，B2 以 10 個節點，C1 以 3 個節點，C2 以 8 個節點為最佳，A1、B1、C1 模組訓練過程之相關係數高達 0.988 以上，較優於 A2、B2、C2 模組之相關係數介於 0.8~0.887 之間。

- 神經網路模式訓練完成後應用於預測嘉南灌區民國 83 年之蒸發散量結果看出 A1、B1、C1 組別預測之蒸發散量誤差百分比分別為 1.67%、2.14%及 1.35%，A2、B2、C2 組別預測蒸發量之誤差百分比分別為 13.23%、13.23%及 13.78%，結果看出此以蒸發皿蒸發量為輸出值於預測蒸發散量具有較高之誤差。
- 網路模式權重分析，將優選之模式之權重，以影響值 GI 去探討不同農業氣象輸入因子對於推估蒸發散量之相關程度，從分析結果可知風速是較具影響力的，以 A1 組具有 10 個農業氣象輸入及 Penman 經驗公式推估之蒸發散量為輸出層之組別，結果得知影響值(General Influence,GI)與影響程度排序為：風速(GI=0.4383)>平均溫度(GI=0.2041)>露點(GI=0.1622)>最高溫度(GI=0.0508)>最低溫度(GI=0.0503)>相對溼度(GI=0.0392)>上午地溫(GI=0.0269)>下午地溫(GI=0.0202)>日輻射量(GI=0.0058)>日照時數(GI=0.0022)。
- 嘉南水利會灌溉既是推廣中心民國 83 年之

農業氣象資料應用 Penman 公式推估之發散量值為 911.63 公釐，蒸發皿記錄蒸發量為 1673.11 公釐，其比值為 0.777，亦即公式(2)中描述嘉南灌區蒸發皿係數( $K_p$ )為 0.777。

- 本研究是以倒傳遞神經網路模式來架構，未來的研究可考慮其他的神經網路模式或根據不同的資料來建構，如遺傳演算法、蟻行演算法、模擬退火法等。另一方面，本研究之倒傳遞神經網路模式中，未考慮其隱藏層層數對預測效能的評估，是否會因隱藏層多寡增加模式之複雜程度，更加提高預測效能。對於訓練的資料若是可收集並整理更完整的資料，如增加收集資料時間、改變學習效率或逼近動量、增加考量因子等等，相信能探討其模式訓練及預測效能，更能進一步提升效能。

## 謝 誌

本研究承蒙 93 年度國科會計畫 NSC 93-2313-B-426-001 經費補助，謹此致上謝忱。

## 參考文獻

- 郭益銘、劉振宇. (2000a)“雲林沿海地區地下水質變化分析：(I) 多變量因子分析法”台灣水利，48(1): 1~8。
- 郭益銘、劉振宇. (2000b)“雲林沿海地區地下水質變化分析：(II) 倒傳遞類神經法”台灣水利，48(1): 9~25。
- 張斐章. (2000) “類神經模糊理論於水庫即時入

- 流量預測之應用”台電工程月刊，No. 618, pp 7~19。
- 葉怡成. (2000) “類神經網路模式應用與實作”儒林圖書有限公司，台北。
- 羅華強. (2001) “類神經網路—MATLAB 的應用”清蔚科技股份有限公司，台北。
- Altendorf C. T. et al. (1999). “Development and Validation of a Neural Network Model for Soil Water Content Prediction with Comparison to Regression Techniques.” Transactions of the ASAE, 42(3): 691-699.
- Burks, T.F. et al. (2000). “Backpropagation Neural Network Design and Evaluation for Classifying Weed Species Using Color Image Texture.” Transactions of the ASAE, 43(4): 1029-1037.
- Drummond S.T. et al. (2003). “Statistical and Neural Methods for Site-Specific Yield Prediction.” Transactions of the ASAE, 46(1): 5-14.
- French, M.N., W.F. Krajewski and R.R. Cukendall. (1992). “Rainfall Forecasting in Space and Time Using a Neural Network,” Journal of Hydrology, 137: 1-31.
- Guan, B.T. and George Gertner. (1991). “Modeling red Pipe Tree Survival with an Artificial Neural Network,” Forest Science, 37(5): 1429-1440.
- Han H. and P. Felker. (1997). “Estimation of Daily Water Evaporation using an Artificial Neural Network.” J. of Arid Environments, 37: 251-260.
- Howes, P. and N. Crook. Nigel. (1999). “Using input parameter influences to support the decisions of feedforward neural networks.” Neurocomputing, 24(1-3): 191-206.
- Irmak, S., R.G. Allen and E.B. Whitty. (2003). “Daily Grass and Alfalfa-Reference Evapotranspiration Estimates and Alfalfa-to-Grass Evapotranspiration Ratios in Florida.” J. of Irrigation and Drainage Engineering of ASAE, 129(5): 360-369.
- Irmak, S., R.G. Allen and J.W. Jones. (2003). “Solar and Net Radiation-Based Equations to Estimate Reference Evapotranspiration in Humid Climates.” J. of Irrigation and Drainage Engineering of ASAE, 129(5): 336-347.
- Liu, J., C.E. Goering and L. Tian. (2001). “A Neural Network for Setting Target Corn Yields.” Transactions of the ASAE, 44(3): 705-713.
- Odhambo, L.O. et al. (2001). “Optimization of Fuzzy Evapotranspiration Model through Neural Training with Input-Output Examples.” Transactions of the ASAE, 44(6): 1625-1633.
- Ranjithan, S., J.W. Eheart and J.H. Garrett. (1993). “Neural Network-Based Screening for Groundwater Reclamation Under Uncertainty,” Water Resources Research, 29(3): 563-574.
- Smith, Murray. (1993). *Neural Networks for Statistical Modeling*, Van Nostrand Reinhold, New York 10003.
- Yang C.C. et al. (1997). “Application of Artificial Neural Networks for Simulation of Soil Temperature.” Transactions of the ASAE, 40(3): 649-656.

收稿日期：民國 94 年 11 月 2 日  
 修正日期：民國 94 年 12 月 21 日  
 接受日期：民國 94 年 12 月 26 日