

第四章 湖水與地下水交換之類神經網路建立

地下水營運或是地表地下聯合營運問題中至少包含一等號限制式，用於描述決策變數(抽水/注水)與地下水系統狀態之反應關係，常見使用方法可以分為兩大類：一為嵌入法(embedded method)，直接把一地下水數值模式直嵌入，若模擬範圍增大，將使得整體計算量大幅增加；另一則為響應矩陣法(response matrix method)，建立一線性矩陣方程式來反應決策變數與狀態變數之關係，受限於其線性特性，較不適合非拘限含水層等非線性問題。

本研究應用倒傳遞類神經網路建立類神經網路群模式，其代表地下水與各湖泊間之反應方程式，相較於前述兩類方法，除可大幅降低嵌入法之計算量，亦可應用於非線性問題中。

研究步驟如圖 4.1 所示，首先針對研究案例建置數值模式，並產生一定數量之研究模擬案例。其次從模擬案例中擷取所需之特定資料，並適度地整理與正規化。最後對建立之類神經網路群模式進行訓練與驗證。

4.1 高屏大湖地表地下數值模式建置

研究案例以預計在屏東吉洋所建置之高屏大湖為研究對象，其範圍為高屏溪水系中之荖濃溪及鄰近地區，屬於高屏溪流域中游。研究區包括高雄縣之美濃、旗山、及屏東縣之里港、高樹、鹽埔、九如等鄉鎮，5 個人工湖分佈位置如圖 4.2，全部開挖面積約 508 公頃。

本研究應用 MODFLOW 96 模式與 LAK2 模組兩者模擬高屏大湖之水位反應行為，作為後續類神經網路訓練之用，以下對數值模式相關設定作簡略說明。

整個模擬邊界範圍為台灣地區二度分帶 X 座標由 192500 到

205000，Y 座標由 2519000 到 2532000，網格大小設定為 100 公尺見方，網格總數為 80 乘 80 個。參考台糖公司及自來水公司各抽水井之地質柱狀圖，模式在深度方面共五層，第一層由地表至地表下 12.5m，第二層由地表下 12.5m 至地表下 13.5m，第三層由地表下 13.5m 至地表下 33.5m，第四層由地表下 33.5m 至地表下 38.5m，第五層由地表下 38.5m 至地表下 100m。此外，模式內第四層中放置黏土層，如圖 4.3。

現地的土壤性質假設為均值，水利規劃試驗所於最近之『高屏溪河道蓄水因砂個案工程規劃設計報告』中建議水平水力傳導係數 K 值為 0.0005m/s。由現地雙環入滲實驗可知，手中寮農場與土庫農場之垂直水力傳導係數約為水平水力傳導係數之 1/100，而彌力肚農場水的垂直入滲係數約為水平水力傳導係數之 1/15，而儲水係數值約介於 0.05~0.25 之間。在此採用垂直水力傳導係數約為水平水力傳導係數之 1/100 作為後續模擬的參數值，而儲水係數值採用 0.2。

模擬方式是以非穩態的方式進行，模擬範圍之西邊乃以山麓為邊界，在模式中乃以不透水邊界條件給定之，而北邊、南邊及東邊較遠處給予一般水頭邊界 (GENERAL HEAD BOUNDARY)。前述之荖濃溪、隘寮溪及高屏溪，採用 MODFLOW 中的 RIVER PACKAGE 模組納入模式中，給予 1m 的水頭，模式邊界與網格設定示意圖如圖 4.4。湖往下挖深 12m。同時亦參考實際地形，給定各湖底部高程。

4.2 資料擷取、整理與正規化

在產生類神經學習的資料前，需對高屏大湖地表地下數值模式設定作適當的簡化，省略影響性小的因素，以利類神經學習準確。因此，模式不考慮人工湖湖面上的蒸發量與降雨量。

在輸入層的參數選擇方面，當人工湖在各時刻的不同調配下，湖體體積的淨改變量(出入流量)會影響到湖水位，使湖水位與地下水位高度產生差距，湖水量與地下水量就會發生交換作用，而影響到下一時刻的湖水位與地下水位。故選擇湖水的出入流量(即湖體每時刻改變量，正值為湖增加的體積，負值為湖減少的體積)作為類神經網路的決策變數，而地下水位、湖水位為類神經網路的狀態變數。因此，在各湖的上下游均取一點當作該湖的地下水位觀測點，其位置如圖 4.5。另外，在高屏大湖系統未加入高屏地區作水量調配時，高屏地區地下水模式邊界已是每年會有明顯的豐枯變化的定流量邊界條件，高屏大湖在此條件下加入地表供水系統並同時與當地地下水產生交換作用，因此在類神經網路輸入層還需考慮邊界地下水位作為告知類神經網路當地水文特性資料的決策變數。故選擇該時刻地下水位、該時刻湖水位、該時刻湖之出入流量及該時刻邊界地下水位作為輸入層參數。

在輸出層的參數選擇方面，因該時刻期間之湖與地下水之間交換量是由該時刻湖水位與地下水位發生高程差而產生，且當湖的出入流量較大時，會發生溢流量，進而影響下一時刻湖水位與地下水位，故選擇下一時刻地下水位及該時刻交換量與該時刻溢流量為輸出層參數。

由於本研究轉換函數使用雙曲線正切函數，其值域介於 1 與 -1，故在類神經網路訓練前，須將輸入變數映射至此值域內，稱為資料之正規化。本研究正規化方式為各項變數給予一最大與最小值，此各項輸入值須都介於最大值與最小值之間，如表 4.1 所示(交換量正值表示地下水出滲入湖水，負值表示湖水入滲至地下水；無溢流量時為 0，發生溢流量時，負號僅表示對湖體而言為損失的量)。因使用的雙曲線

正切函數在接近 1 與 -1 時，曲線近水平漸近線，資料若壓縮到此段，為曲線最不敏感範圍，故資料正規化選擇壓縮到 -0.9 至 0.9 之間。

4.3 類神經網路群模式之架構、學習及驗證

以 4.1 節之高屏大湖地表地下數值模式產生訓練案例與驗證案例，再以 4.2 節所擷取之資料用以建立各湖的類神經網路，以建構高屏大湖之類神經網路群模式，作為操作湖泊供水調配模式中，湖泊與地下水水量交換作用之反應方程式。

以下分別就”類神經網路群之架構”、”類神經網路群之學習”及”類神經網路群之驗證”作說明：

4.3.1 類神經網路群之架構

本研究運用 MATLAB 之 Neural Network 函式庫在 5 個湖區各自建立一類神經網路群，故共有 5 個類神經網路。

◆輸入層與輸出層：

由 4.2 節已決定輸入層與輸出層參數，但因 5 個湖區位置彼此相鄰會相互影響，所以每個湖之類神經網路的輸入層應同時給予 5 個湖的資訊去訓練，即為全部 5 個湖該時刻之上游、下游地下水位(10 個狀態變數)、湖水位(5 個狀態變數)、出入流量及邊界地下水位(6 個決策變數);輸出層則為各湖各自的資訊，即各湖的該時刻交換量、該時刻溢流量、下一時刻上游地下水位及下一時刻下游地下水位。故每個類神經網路輸入層為代表 5 湖與邊界資訊的 21 個神經元，而輸出層則是代表各湖各自資訊的 4 個神經元。

◆隱藏層層數與其神經元：

隱藏層層數與其神經元數目是由試誤法找出，本研究嘗試先使用一層隱藏層，由 3 個神經元逐一增加至 20 個神經元，因 21 個神

經元之後，所需訓練的時間明顯增長，故當每個類神經網路架構試到 20 個神經元後，隱藏層層數便加一層，再先固定第一層隱藏層有 3 個神經元，而其第二層隱藏層神經元從 3 個逐一增加到 10 個；若再找不出適合的網路架構就換成第一層隱藏層有 4 個神經元，而其第二層隱藏層神經元再從 3 個逐一增加到 10 個，以此類推尋找在進行聯合聯合預測時可以準確模擬湖與地下水變化之各湖網路架構。5 個類神經網路其層數與神經元數如表 4.2 所示。

◆演算法、轉換函數及收斂標準

類神經網路之演算法採用 Levenberg-Marquardt(LM)演算法，輸入層至隱藏層的轉換函數為雙曲線正切函數($f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$)，隱藏層至輸出層則採用線性轉換函數。每個類神經網路訓練精度為 10^{-5} ，但為避免訓練時間過長，設定最大疊代次數為 400 次。

4.3.2 類神經網路群之學習

訓練資料由兩類資料型態所組成，其說明如下：

- a. 在高屏大湖地表地下數值模式中，設定需求量为 10cms，打折率則由隨機函數產生且模擬 20 年(民國 73 年至 92 年)。資料型態則透過人工處理，當各湖水位低於呆水位(呆水位高度 2m)時，則停抽 30 天、60 天、90 天(3 旬、6 旬、9 旬)，每停抽天數設定各模擬 4 組，並取出各湖的出入流量、湖水位、地下水位、交換量、溢流量的旬資料當作類神經網路訓練資料之一，共 8640 筆。
- b. 在後續有考慮操作規則的人工湖調配模式中，需求量为 10cms 下，隨意給一種操作規則(規線轉折時間、規線分層位置與打折率)，模擬時間是 20 年，可得到各旬出入流

量，因高屏大湖地表地下數值模式為日操作模式，故再轉成日出入流量當作高屏大湖地表地下數值模式的輸入值，則會得到相對應的各湖水位、地下水位、水量等相關資料，再分別取出各湖出入流量、湖水位、地下水位、交換量、溢流量的旬資料作類神經網路訓練資料之一，如此共 2880 筆。

4.3.3 類神經網路群之驗證

當 5 個類神經網路建立完成後，接下來需要驗證整個類神經網路群是否具備強健性與適用性，必須以另一組案例透過連續預測的方式進行檢驗。在此只是第一階段之驗證，後續在地表地下聯合營運時，仍需將湖在特定操作方式下產生的旬出入流量轉成日出入流量，輸入至高屏大湖地表地下數值模式，比對類神經網路群與高屏大湖地表地下數值模式兩者模擬之水位變化。

◆預測資料之設計

需求量以 9cms、每時刻打折率由隨機函數產生，且各湖湖水位低於呆水位則停抽 70 天(7 旬)之資料來進行連續預測的驗證。

◆連續預測流程說明

本研究建立之類神經網路群進行連續預測流程圖如圖 4.6 所示。各湖類神經網路在每時刻的輸入值皆一樣，輸入資料中狀態變數為該時刻之湖水位($L_a(t) \sim L_e(t)$)、上游及下游地下水位($H_1(t) \sim H_{10}(t)$)；決策變數為出入流量($IO_a(t) \sim IO_e(t)$)及邊界地下水位($B(t)$)。在狀態變數方面，一開始模擬的湖水位與上游及下游地下水位的起始值採用與高屏大湖地表地下數值模式設定之起始值，各湖的類神經網路模式預測出各湖的下一時刻上游、下游地下水位($H_1(t+1) \sim H_{10}(t+1)$)和該時刻交換

量($R_a(t) \sim R_c(t)$)與溢流量($OV_a(t) \sim OV_c(t)$)，而各湖下一時刻上游、下游地下水水位傳回當作下一時刻類神經網路群之上游、下游地下水水位的輸入值，即作為下一時刻模擬各湖上游及下游地下水水位的起始值。此外，預測得到的該時刻交換量、溢流量與輸入層中的該時刻湖水位、出入流量，透過質量平衡原理可得各湖之下一時刻湖水位($L_a(t+1) \sim L_c(t+1)$)，再將各湖之下一時刻湖水位傳回給類神經網路群當作下一時刻湖水位模擬的輸入值，即作為下一時刻模擬各湖湖水位的起始值。在決策變數方面，各時刻出入流量為湖區因水量調配而改變的體積量，而各時刻邊界地下水水位則已作為已知資訊輸入給定之。各項變數於類神經網路群進行連續預測流程圖如圖 4-7 所示。

◆ 驗證結果

圖 4.8 至圖 4.32 為類神經網路群所預測各湖之湖水位、上游地下水水位、下游地下水水位、交換量及溢流量與 Modflow 之模擬資料比較驗證結果圖，表 4.3 為各預測值之誤差列表，式 4.1~式 4.3 分別為均方誤差、均方根誤差及平均絕對誤差公式。其中 C 湖因為其位置居於 5 湖區中心，其變化受其他所有湖區影響，水位變化較複雜；而 D、E 湖位置偏下游較容易受到下方河川影響，此均會影響本研究建立的類神經群預測之準確度。在此，模擬誤差仍在可接受範圍。

$$\text{均方誤差(MSE)} = \frac{1}{m} \sum_{n=1}^m (T_n - P_n)^2 \dots\dots\dots(\text{式 4.1})$$

$$\text{均方根誤差(RMSE)} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{n=1}^m (T_n - P_n)^2} \dots\dots\dots(\text{式 4.2})$$

$$\text{平均絕對誤差(MAE)} = \frac{1}{m} \sum_{n=1}^m |T_n - P_n| \dots\dots\dots(\text{式 4.3})$$

其中，m 為模擬總個數， T_n 為第 n 個 Modflow 模擬值， P_n 為第 n 個類神經網路預測值。