

國立臺灣大學生物資源暨農學院生物環境系統工程學系

碩士論文

Department of Bioenvironmental Systems Engineering

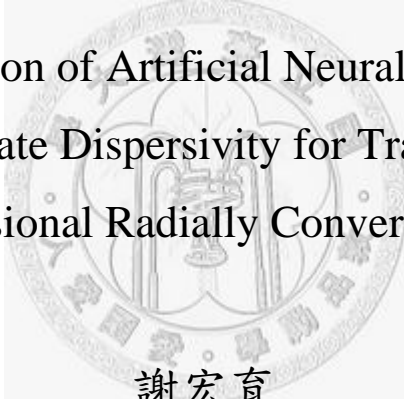
College of Bioresources and Agriculture

National Taiwan University

Master Thesis

應用類神經網路推估二維徑向收斂流場追蹤劑試驗之延散度

Application of Artificial Neural Network  
to Estimate Dispersivity for Tracer Test  
in Two-Dimensional Radially Convergent Flow Field



謝宏育

Hung-Yu Shieh

指導教授：劉振宇      林俊男

Advisor: Chen-Wuing Liu    Chun-Nan Lin

中華民國九十七年七月

July, 2008

## 謝 辭

提筆的同時，代表碩士班求學生涯得以劃下圓滿的句點，在台大兩年求學生涯，有幸接受恩師劉振宇教授與林俊男教授的指導，兩位師長在生活上的提攜與照顧，在專業領域上精益求精追根究底的態度，不厭其煩地提醒與指正，都令我獲益匪淺，藉此論文發表之際，表致謝之意。

文稿初成，承蒙口試委員成功大學李振誥教授、中央大學陳瑞昇副教授與開南大學張誠信助理教授對本論文之細心斧正，並賜與諸多寶貴意見，使論文內容更加完整而嚴謹，在此一併致上由衷之感謝。

兩年來在地下水研究室朝夕相處的夥伴當然也不能忘記，感謝學長聖璋、清傑、金靖、光亮、賢宗、元耀、偉光、星賓以及學姊菁萍、蔚蔚、麗萍的鼓勵與諸多細節的教導；同窗好友彥呂、志傑、明哲與學弟俊傑在課業及生活上的相互扶持，以及平日在研究室的嬉笑言談，都豐富了我的生活；更要感謝行政助理卓姊和佳右在行政事務上的協助與幫忙。因為你們的幫助讓我能順利完成學業，謝謝各位。

在學期間父親因病驟逝，無疑給予我重大打擊，幸賴母親許麗雲女士一肩挑起家計重擔，無怨無悔的付出關懷與愛護，才讓我能無後顧之憂地完成學業，二十多年來母親無私的奉獻更是支持我繼續前進的動力，教養之恩沒齒難忘，在此致上由衷之感激。

最後，謹以本論文獻給所有給予我支持與關心的人們，謝謝。

## 摘要

移流－延散方程式 (advection-dispersion equation, ADE) 為描述含水層污染溶質傳輸歷程之控制方程式，其中延散度 (dispersivity) 為模擬污染溶質傳輸主要傳輸參數。傳統上，以標準曲線套配法 (type curve-fitting) 套配現地追蹤劑試驗數據推估延散度需花費大量時間，且套配精確度不易掌握，故本研究應用倒傳遞類神經網路 (back propagation neural network, BPN) 結合二維徑向收斂流場追蹤劑試驗數學模式 (scale-dependent dispersivity model, SDM)，建立二維徑向收斂流場追蹤劑試驗套配模式 (back propagation neural network fitting model, BPNFM)，以提高推估延散度之精確度與效率。套配模式在訓練與驗證樣本之輸出誤差顯示，尺度縱向延散度套配模式在  $0.5 \leq Pe \leq 100$  及有效孔隙率套配模式在  $0.05 \leq \phi \leq 0.5$  之範圍推估誤差可保持在 2% 以內。而尺度側向延散度套配模式在  $0.3 \leq \alpha_{T,S} \leq 10m$  之推估誤差為 5% 以內，在  $0.1 \leq \alpha_{T,S} \leq 0.3m$  之推估誤差為 8% 以內，在  $0.03 \leq \alpha_{T,S} \leq 0.1m$  之推估誤差為 10% 以內，在  $0.01 \leq \alpha_{T,S} \leq 0.03m$  之推估誤差則為 20% 以內，各套配模式在其適用範圍內均可獲致良好之輸出精確度。在鹽寮核四廠址與假想追蹤劑試驗之數據套配結果顯示，二維徑向收斂流場追蹤劑試驗套配模式與標準曲線套配法在不同試驗場址之套配精確度相近。而套配效率上，二維徑向收斂流場追蹤劑試驗套配模式可大幅縮短標準曲線套配法套配過程花費之時間，因此二維徑向收斂流場追蹤劑試驗套配模式可在具備套配精確度下有效率地套配現地試驗數據，獲致可靠之延散度參數。

關鍵詞：追蹤劑試驗、類神經網路、尺度效應、縱向延散度、側向延散度、有效孔隙率

## Abstract

Advection-dispersion equation (ADE) describes the solute transport process in saturated aquifer, the dispersivity is the main parameter of ADE. Traditionally, the use of type curve-fitting to estimate dispersivity by analyzing the field data generally requires to a large amount of time, and the analysis accuracy is difficult to control. This study applied the back propagation neural network (BPN) model to analyze two-dimensional radially convergent flow tracer tests. The developed back propagation neural network fitting model (BPNFM) incorporates the scale-dependent dispersivity model (SDM) to automatically estimate the longitudinal and transverse dispersivities as well as the effective porosity. The prediction errors of training and validation data show that the scale-dependent longitudinal dispersivity fitting model and the effective porosity fitting model can maintain the prediction errors within 2% while the Peclet number is between 0.5 to 100, the effective porosity is between 0.05 to 0.5, respectively. The scale-dependent transverse dispersivity fitting model can maintain the prediction errors within 5%, 8%, 10% and 20% while the scale-dependent transverse dispersivity is between 0.3 to 10 meters, 0.1 to 0.3 meters, 0.03 to 0.1 meters and 0.01 to 0.3 meters, respectively. Two field data were used to demonstrate the efficiency and accuracy of BPNFM. The BPNFM not only significantly reduces the analysis time but also yields accurate matching result by comparing to the manual type curve-fitting results. The developed BPNFM is an effective tool for analyzing the dispersivities of the field tracer tests.

*Keywords:* Tracer test; Artificial neural networks; Scale-dependent effect; Longitudinal dispersivity; Transverse dispersivity; Effective porosity.

## 目錄

摘要 .....	i
Abstract .....	ii
目錄 .....	iii
圖目錄 .....	v
表目錄 .....	viii
符號說明 .....	ix
第一章 前言.....	1
1.1 研究動機.....	1
1.2 研究目的.....	2
第二章 文獻回顧.....	3
2.1 追蹤劑試驗.....	3
2.1.1 一維徑向收斂流場追蹤劑試驗數學模式.....	4
2.1.2 二維徑向收斂流場追蹤劑試驗數學模式.....	5
2.2 延散作用之尺度效應.....	6
2.3 類神經網路於地下水領域之應用.....	9
第三章 溶質傳輸理論.....	11
3.1 溶質傳輸控制方程式.....	12
3.1.1 移流－延散方程式.....	14
3.1.2 溶質傳輸化學反應.....	16
3.2 二維徑向收斂流場追蹤劑試驗數學模式.....	19
第四章 類神經網路.....	26
4.1 類神經網路概述.....	26
4.1.1 生物神經元.....	26
4.1.2 人工神經元.....	27

4.1.3 類神經網路架構.....	30
4.2 倒傳遞類神經網路.....	33
第五章 二維徑向收斂流場追蹤劑試驗套配模式.....	39
5.1 尺度縱向延散度套配模式 $BPN - \alpha_{L,S}$ .....	40
5.2 有效孔隙率套配模式 $BPN - \phi$ .....	44
5.3 尺度側向延散度套配模式 $BPN - \alpha_{T,S}$ .....	48
5.4 現地試驗數據套配流程.....	57
5.5 案例研究—鹽寮核四廠址.....	60
5.5.1 試驗場址描述.....	60
5.5.2 現地追蹤劑試驗.....	62
5.5.3 試驗數據套配.....	63
5.6 案例研究—假想追蹤劑試驗.....	67
5.7 綜合討論.....	74
第六章 結論與建議.....	78
6.1 結論.....	78
6.2 建議.....	79
參考文獻.....	80
附錄 二維徑向收斂流場追蹤劑試驗套配模式(BPNFM).....	84

## 圖目錄

圖 2.1 追蹤劑試驗井配置示意圖 (a) 徑向發散流場 (b) 徑向收斂流場 (Sauty, 1980) .....	4
圖 2.2 不同側向延散度之穿透曲線行為圖.....	5
圖 2.3 現地追蹤劑試驗資料可靠度分布(Gelhar et al., 1992).....	7
圖 3.1 分子擴散行為示意圖.....	11
圖 3.2 機械延散行為示意圖(Bear, 1979).....	12
圖 3.3 控制體積示意圖.....	14
圖 3.4 二維徑向收斂流場示意圖(a)側視圖(b)俯視圖(Chen et al., 2006).....	19
圖 3.5 注入井邊界條件俯視圖(Zlotnik and Logan, 1996).....	22
圖 4.1 生物神經元構造圖(張斐章、張麗秋, 2005).....	26
圖 4.2 人工神經元構造圖.....	27
圖 4.3 活化函數(a)門檻值函數(b)片段線性函數(c)S型函數(d)雙曲線函數.....	29
圖 4.4 (a)單層前饋式網路.....	30
圖 4.4 (b)多層前饋式網路.....	30
圖 4.5 反饋式類神經網路.....	31
圖 4.6 倒傳遞類神經網路.....	33
圖 4.7 倒傳遞類神經網路演算流程圖.....	38
圖 5.1 不同隱藏層神經元個數 $BPN - \alpha_{L,S}$ 之誤差關係圖.....	42
圖 5.2 $BPN - \alpha_{L,S}$ 訓練階段網路輸出誤差.....	42
圖 5.3 $BPN - \alpha_{L,S}$ 驗證階段網路輸出誤差.....	43
圖 5.4 不同隱藏層神經元個數 $BPN - \phi$ 之誤差關係圖.....	46
圖 5.5 $BPN - \phi$ 訓練階段網路輸出誤差.....	47
圖 5.6 $BPN - \phi$ 驗證階段網路輸出誤差.....	47

圖 5.7 不同隱藏層神經元個數 $BPN-\alpha_{T,S}-1$ 之誤差關係圖.....	51
圖 5.8 $BPN-\alpha_{T,S}-1$ 訓練階段網路輸出誤差.....	51
圖 5.9 $BPN-\alpha_{T,S}-1$ 驗證階段網路輸出誤差.....	52
圖 5.10 $BPN-\alpha_{T,S}-2$ 訓練階段網路輸出誤差.....	54
圖 5.11 $BPN-\alpha_{T,S}-2$ 驗證階段網路輸出誤差.....	54
圖 5.12 $BPN-\alpha_{T,S}-3$ 訓練階段網路輸出誤差.....	56
圖 5.13 $BPN-\alpha_{T,S}-3$ 驗證階段網路輸出誤差.....	56
圖 5.14 抽水井穿透曲線數據套配流程.....	58
圖 5.15 尺度側向延散度套配流程.....	59
圖 5.16 四號井組配置圖.....	61
圖 5.17 螢光劑穿透曲線.....	62
圖 5.18 螢光劑穿透曲線(排除背景濃度).....	63
圖 5.19 鹽寮 p4 井 BPN 套配結果圖.....	64
圖 5.20 鹽寮 p4 井 SDM 標準曲線套配圖.....	65
圖 5.21 鹽寮 p4 井 SDM 標準曲線套配結果圖.....	66
圖 5.22 假想追蹤劑試驗井配置圖.....	68
圖 5.23 假想抽水井穿透曲線.....	68
圖 5.24 假想觀測井穿透曲線.....	68
圖 5.25 假想抽水井 BPN 套配結果圖.....	70
圖 5.26 假想觀測井 BPN 套配結果圖.....	70
圖 5.27 假想抽水井 SDM 標準曲線套配圖.....	72
圖 5.28 假想抽水井 SDM 套配結果圖.....	72
圖 5.29 假想觀測井 SDM 套配結果圖.....	73



圖 5.30 鹽寮 p4 井套配結果比較.....76

圖 5.31 假想抽水井套配結果比較.....76

圖 5.32 假想觀測井套配結果比較.....77



## 表目錄

表2.1 不同地層質地縱向延散度係數迴歸(Schulze-Makuch, 2005).....	8
表3.1 無因次化參數表(Zlotnik and Longan, 1996).....	25
表5.1 BPN- $\alpha_{L,S}$ 訓練與驗證樣本SDM輸入參數值範圍.....	41
表5.2 BPN- $\phi$ 訓練與驗證樣本SDM輸入參數值範圍.....	45
表5.3 BPN- $\alpha_{T,S}-1$ 訓練與驗證樣本SDM輸入參數值範圍.....	50
表5.4 BPN- $\alpha_{T,S}-2$ 訓練與驗證樣本SDM輸入參數值範圍.....	53
表5.5 BPN- $\alpha_{T,S}-3$ 訓練與驗證樣本SDM輸入參數值範圍.....	55
表5.6 四號井組水井資料.....	61
表5.7 假想追蹤劑試驗數據SDM輸入參數值.....	67
表5.8 鹽寮追蹤劑試驗套配結果比較.....	75
表5.9 假想追蹤劑試驗套配結果比較.....	75

## 符號說明

符號	說明	因次
$a$	常數	【-】
$A$	$A = \frac{Q}{2\pi b\phi}$	【 $L^2/T$ 】
$A_c$	控制表面之面積	【 $L^2$ 】
$b$	含水層厚度	【 $L$ 】
$b_j$	偏權值	【-】
$c$	孔隙介質特性參數	【-】
$C$	溶質濃度	【 $M/L^3$ 】
$C_I(t)$	注入井孔中之溶質濃度	【 $M/L^3$ 】
$d_k$	輸出層第 $k$ 個神經元之目標輸出值	【-】
$D$	水動力延散係數	【 $L^2/T$ 】
$D_L$	縱向延散係數	【 $L^2/T$ 】
$D_T$	側向延散係數	【 $L^2/T$ 】
$D_m$	擴散係數	【 $L^2/T$ 】
$e_L$	縱向延散尺度比例因子	【-】
$e_T$	側向延散尺度比例因子	【-】
$E$	誤差函數	【-】
$f(\bullet)$	人工神經元之活化函數	【-】
$F_{dif}$	擴散溶質通量	【 $M/L^2/T$ 】
$h_I$	注入井混合長度	【 $L$ 】
$i$	水力梯度	【-】
$K$	水力傳導係數	【 $L/T$ 】
$K_d$	分布係數	【 $L^3/M$ 】

$L$	溶質平均傳輸距離	【 $L$ 】
$m$	尺度指數	【-】
$M$	注入追蹤劑質量	【 $M$ 】
$\hat{n}$	控制表面之法線方向	【-】
$net_j$	第 $j$ 個人工神經元輸入加權值與偏權值總和	【-】
$r$	距抽水井之距離	【 $L$ 】
$r_D$	無因次徑向距離	【-】
$r_L$	注入井與抽水井之距離	【 $L$ 】
$r_I$	注入井半徑	【 $L$ 】
$r_w$	抽水井半徑	【 $L$ 】
$r_{wD}$	無因次抽水井半徑	【-】
$Pe$	Peclet number	【-】
$Q$	抽水量	【 $L^3/T$ 】
$R$	遲滯因子	【-】
$S$	單位土壤質量所吸附之溶質質量	【-】
$t$	時間	【 $T$ 】
$t_{1/2}$	半衰期	【 $T$ 】
$t_D$	無因次時間	【-】
$U$	達西流速	【 $L/T$ 】
$V$	滲流流速	【 $L/T$ 】
$\forall$	控制體積之體積	【 $L^3$ 】
$W_{ji}$	第 $i$ 個輸入訊息與第 $j$ 個人工神經元之權重值	【-】
$X_e$	無因次側向尺度比例因子	【-】
$X_i$	人工神經元第 $i$ 個輸入訊息	【-】

$\bar{x}$	溶質傳輸距離	【L】
$y_j$	第 $j$ 個人工神經元之輸出訊息	【-】
$\alpha$	扭曲因子	【-】
$\alpha_L$	縱向延散度	【L】
$\alpha_{L,S}$	尺度縱向延散度	【L】
$\alpha_T$	側向延散度	【L】
$\alpha_{T,S}$	尺度側向延散度	【L】
$\lambda$	衰減常數	【 $T^{-1}$ 】
$\phi$	有效孔隙率	【-】
$dC/dx$	濃度梯度	【 $M/L^4$ 】
$\rho_b$	土壤顆粒密度	【 $M/L^3$ 】
$\theta$	角度	【-】
$\delta$	徑角度	【-】
$\mu_w$	抽水井混合因子	【-】
$\mu_i$	注入井混合因子	【-】
$\eta$	學習速率	【-】



## 第一章 前言

### 1.1 研究動機

近三十年來全球科技快速發展，逐漸創造出人類與科技密不可分的生活型態，然而各項產業隨科技進步的同時，卻無形中增加地下水資源的沉重負擔。地下水污染種類繁多，包含有機化學物質、無機化學物質及放射性核廢料等，這些污染物的常見污染來源如：工廠生產過程所排放之含毒性物質、重金屬廢水，肥料、殺蟲劑及除草劑等農用化合物，垃圾掩埋及事業廢棄物，污水管外洩，石油儲存槽溢出及核廢料儲存場外洩等，而污染物可經由氣相、液相及固相等不同方式直接或間接污染地下水，造成可利用淡水水源減少，污染廠址土地失去使用價值，甚至經由食物鏈危害人體生命健康。由於地下水污染較不易察覺，往往發現污染現象時已造成難以估計的損害，而需花費大量整治費用及時間，如中石化台南安順廠污染整治場址，其所在廠區的土壤、地下水、鄰近漁塭底泥及水生物均驗出遭受高濃度之汞、戴奧辛及五氯酚污染，其鄰近七百餘戶居民血液中戴奧辛含量平均值達一般正常水準之 2.5 倍，經估計其整治費用超過五十億新台幣（台南市環境保護局，<http://140.116.244.95/main.asp>，上網日期 2008 年 6 月 7 日）。

為避免污染場址危害持續擴大，必須針對污染場址施以適切之整治措施，整治受污染之地下水，首先必須正確掌握含水層中污染物之傳輸行為，以評估受污染範圍及受污染程度。污染物在含水層中的傳輸過程，主要有移流（advection）與延散（dispersion）現象等傳輸行為，故工程應用上以移流－延散方程式（advection-dispersion equation, ADE）模擬含水層中污染溶質傳輸行為。移流－延散方程式中延散度（dispersivity）為模擬污染溶質傳輸之主要參數。推估含水層延散度須藉由現地試驗量測出追蹤劑溶質濃度－時間關係曲線即穿透曲線（breakthrough curve），將現地穿透曲線與追蹤劑試驗數學模式產生之標準曲線加以套配，即可求得試驗場址之推估延散度（Sauty, 1980）。然而，以標準曲線套配（type curve-fitting）法推求延散度常需耗費大量時間，且針對不同試驗場址所量

測之穿透曲線需要個別進行套配，套配結果亦取決於工程師主觀判斷，在應用上有套配效率不佳的缺點。因此，若能夠建立較有效率且精確度穩定的套配方式推估延散度，將成為污染整治工作可否有效進行的關鍵。

## 1.2 研究目的

類神經網路 (artificial neural networks, ANN) 具有自動學習、歸納判斷及經驗累積能力等優點，可處理高維度非線性問題，僅須針對問題決定輸入與輸出變數，藉由已知資料做為訓練樣本，即可建構出輸入變數與輸出變數之映射關係。本研究應用倒傳遞類神經網路 (back propagation neural network, BPN)，結合 Chen et al. (2006) 發展之二維徑向收斂流場追蹤劑試驗尺度延散度模式 (scale-dependent dispersivity model, SDM)，將類神經網路之輸入變數予以無因次化及正規化 (normalized) 處理，減少輸入變數數量，建構適用於不同現地試驗條件之二維徑向收斂流場追蹤劑試驗自動套配模式 (back propagation neural network fitting model, BPNFM)，以期在良好之套配精確度下提高推估延散度之效率，並做為分析追蹤劑試驗突破曲線數據之有效工具。

## 第二章 文獻回顧

### 2.1 追蹤劑試驗

自 1905 年 Slichter 為探討溶質在地下水中之流動行為，以氯化鈉做為追蹤劑進行試驗發現溶質延散現象後，追蹤劑試驗即廣泛應用於研究孔隙介質延散問題 (Ogata, 1970)。Guvanasen and Guvanasen (1987) 與 Domenico and Schwartz (1990) 指出現地追蹤劑試驗依試驗方式不同可分為自然梯度追蹤劑試驗 (natural gradient tracer test, NGTT) 及強制梯度追蹤劑試驗 (forced gradient tracer test, FGTT)。自然梯度追蹤劑試驗採取在自然地下水流系統上游注入追蹤劑，下游設置觀測井監測追蹤劑濃度。強制梯度追蹤劑試驗則藉由抽水或注水，產生遠大於自然地下水流系統之水力梯度。強制梯度追蹤劑試驗方法包含單井注水—抽水追蹤劑試驗、雙井注水—抽水追蹤劑試驗與多重觀測井之單井 (抽/注水) 追蹤劑試驗。

多重觀測井之單井 (抽/注水) 追蹤劑試驗依流場型式可分為徑向發散流場 (radially divergent flow) 與徑向收斂流場 (radially convergent flow) 兩類。徑向發散流場追蹤劑試驗係注入井連續注水產生向外發散流場，待流場穩定後於注水井注入追蹤劑，並於注水井外之觀測井量測追蹤劑濃度變化，如圖 2.1 (a) 所示；徑向收斂流場追蹤劑試驗則係抽水井連續抽水產生向內收斂流場，待流場穩定後於注入井注入追蹤劑，於抽水井或觀測井量測追蹤劑濃度變化，如圖 2.1 (b) 所示。由於徑向收斂流場追蹤劑試驗法只需利用現有抽水試驗裝置之井系統即可進行試驗，Carrera and Walters (1985) 指出若注入之追蹤劑不具吸附性及化學變化，則理論上所有注入之追蹤劑將到達抽水井，故可做為質量守恆之檢驗，因此現地追蹤劑試驗與數學模式發展，多採用徑向收斂流場追蹤劑試驗法。



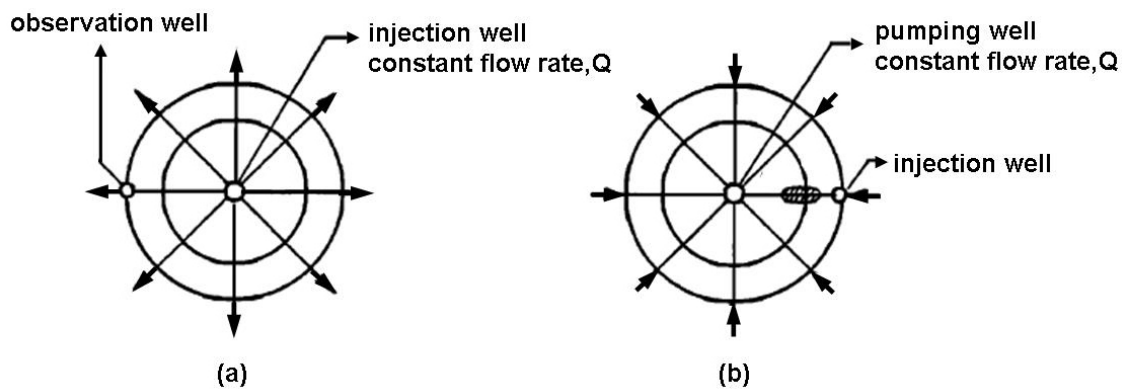


圖 2.1 追蹤劑試驗井配置示意圖 (a) 徑向發散流場 (b) 徑向收斂流場 (Sauty, 1980)

### 2.1.1 一維徑向收斂流場追蹤劑試驗數學模式

描述徑向收斂流場追蹤劑試驗問題之數值模式多採圓柱座標系統，建立徑向收斂流場之移流—延散方程式，其中，移流表示溶質之平均傳輸速度，而延散則用於解釋溶質相對於平均水流速度之變化，Carrera and Walters (1985)、Guvanasen and Guvanasen (1987) 及 Wang and Crampon (1995) 之研究皆發展一維徑向收斂流場數學模式模擬抽水井處追蹤劑濃度變化，推估含水層之縱向延散度。Sauty (1980) 假設延散係數與地下水流平均流速成正比，以有限差分法求解徑向收斂流場延散度問題。Moench (1989) 假設含水層為均質、等厚度之侷限含水層或水位變化不大之非侷限含水層，發展常數延散度模式 (constant dispersivity model, CDM)，假設延散度在溶質傳輸過程中為一定值，且僅考慮抽水井處追蹤劑濃度變化，不考慮側向延散 (transverse dispersion) 效應，推估含水層之縱向延散度 (longitudinal dispersivity)，其結果顯示當縱向延散度增加則穿透曲線之尖峰濃度降低，而尖峰濃度到達時間則縮短。Chen et al. (1996) 假設含水層為等向、均質、均一厚度之侷限含水層，忽略分子擴散效應，考慮逆水流延散 (upstream dispersion) 對溶質傳輸行為的影響，結果顯示考量逆水流延散將造成穿透曲線尖峰濃度降低與穿透曲線之尾線向外擴散。

### 2.1.2 二維徑向收斂流場追蹤劑試驗數學模式

陳瑞昇 (1997) 指出徑向收斂流場追蹤劑試驗通常選定抽水井觀測追蹤劑濃度，在抽水井處所測得之濃度為流經井管周圍溶質的混合，側向延散效應並未顯現於抽水井中，因此 Sauty (1980)、Carrera and Walters (1985)、Guvanasen and Guvanasen (1987)、Moench (1989) 及 Wang and Crampon (1995) 等學者之研究均將水平二維平面數學模式以一維徑向數學模式近似。然而溶質在含水層之傳輸過程中，側向延散 (transverse dispersion) 效應對溶質傳輸行為影響甚鉅，Guvanasen and Guvanasen (1987) 考量側向延散效應，說明溶質污染團幾何型態對追蹤劑試驗結果之影響。Leij and Dane (1991) 指出以一維數學模式推估異質性介質之縱向延散係數時，由於側向濃度梯度之影響將導致推估縱向延散係數產生誤差。Kapoor and Gelhar (1994)、Kitanidis (1994)、Kapoor and Kitanidis (1998) 及 Fiori and Dagan (2000) 均指出側向延散對於污染溶質傳輸行為有重要之影響。Chen et al. (1999) 考慮縱向及側向延散對溶質傳輸行為的影響，發展二維徑向收斂流場追蹤劑試驗數學模式，模擬溶質在含水層中二維傳輸行為，結果顯示當縱向延散度固定下，側向延散度 (transverse dispersivity) 增加時則觀測井處之穿透曲線尖峰濃度將降低，如圖 2.2 所示。

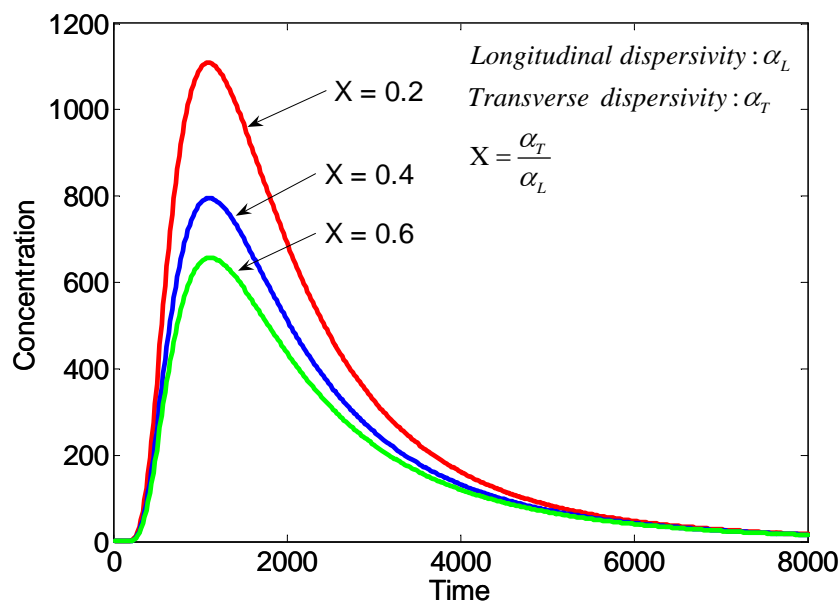


圖 2.2 不同側向延散度之穿透曲線行為圖

## 2.2 延散作用之尺度效應

Pickens and Grisak (1981a) 指出自 1970 年代起，孔隙介質中延散作用之尺度效應開始受到注意，許多學者對現地追蹤劑試驗資料進行溶質傳輸數值模擬時，顯示範圍較大的模擬區域需要較大的延散度值。Sauty (1977) 在法國 Cobras 和 Mckenna et al. (2001) 之現地徑向收斂流場試驗，試驗結果均顯示縱向延散度隨傳輸距離增加而增大。此外，李維華 (1994) 應用廣義泰勒延散理論於水平含水層二維溶質傳輸方程式，探討延散度之推估，並指出模擬污染物傳輸時，將延散度視為定值並不恰當。Jayawardena and Lui (1984)、Gelhar (1986)、Yates (1992)、Hunt (1998) 及 Pang and Hunt (2001) 等研究假設具尺度效應之延散度求解移流延散方程式。

Pickens and Grisak (1981b) 指出延散度為平均傳輸距離的函數，延散度之經驗函數形式包含線形、拋物線形、漸近線形與指數形等類型，延散度函數採用的形式需藉由與現地追蹤劑試驗資料套配以決定。Yates (1990) 根據 Pickens and Grisak (1981b) 假設延散度與溶質平均傳輸距離呈線性正相關，以  $\alpha_L = a\bar{x}$  表示，並就數學上探討待定常數  $a$  之合理範圍，指出若  $2 < a \leq \infty$ ，則逆水流方向之延散作用將大於水流方向之移流與延散作用，此時溶質傳輸行為將違背物理現象，因此待定常數  $a$  之合理範圍應為  $0 \leq a \leq 2$ 。Yates (1992) 假設延散度與溶質傳輸距離呈指數正相關求解一維移流延散方程式，Logan (1996) 亦假設延散度與溶質傳輸距離呈指數正相關，考量溶質之吸附與衰減效應探討週期性邊界條件對溶質傳輸行為之影響，Chen et al. (2003) 亦假設延散度隨溶質傳輸距離呈線性關係，以 Laplace transform power series 求解一維徑向收斂流場之移流延散方程式，發展尺度延散度模式 (scale-dependent dispersivity model, SDM)，其結果顯示抽水井處相同的穿透曲線以常數延散度模式與尺度延散度模式分別進行模擬，則尺度延散度模式所採用之延散度值為常數延散度模式之 4 倍。Chen et al. (2006) 探討側向延散度之尺度效應，並提出套配現地追蹤劑試驗資料尺度側向延散度的步驟。

Neuman (1990) 搜集 134 筆現地追蹤劑試驗資料，將縱向延散度與溶質傳輸距離繪於雙對數座標上，顯示縱向延散度與溶質傳輸距離具線性關係，迴歸經驗式與其中 131 筆資料在 95% 之信賴區間內相關係數達 0.74，迴歸經驗式如下：

$$\alpha_L = 0.0175 \times L^{1.46} \quad (2.1)$$

其中  $L$  為溶質傳輸距離 (m)

Gelhar et al. (1992) 則將所蒐集的現地追蹤劑試驗資料依地質結構將資料分為孔隙介質 (porous media) 及破裂介質 (fractured media)，且將試驗資料依試驗方式、追蹤劑注入方式有無清楚定義、追蹤劑是否為保守性、追蹤劑濃度量測值空間分布是否合理及試驗資料分析方法是否適用等標準，將資料分為可靠度 (reliability) 高、中、低三類，並將低可靠度資料予以重新分析，如圖 2.3 所示。

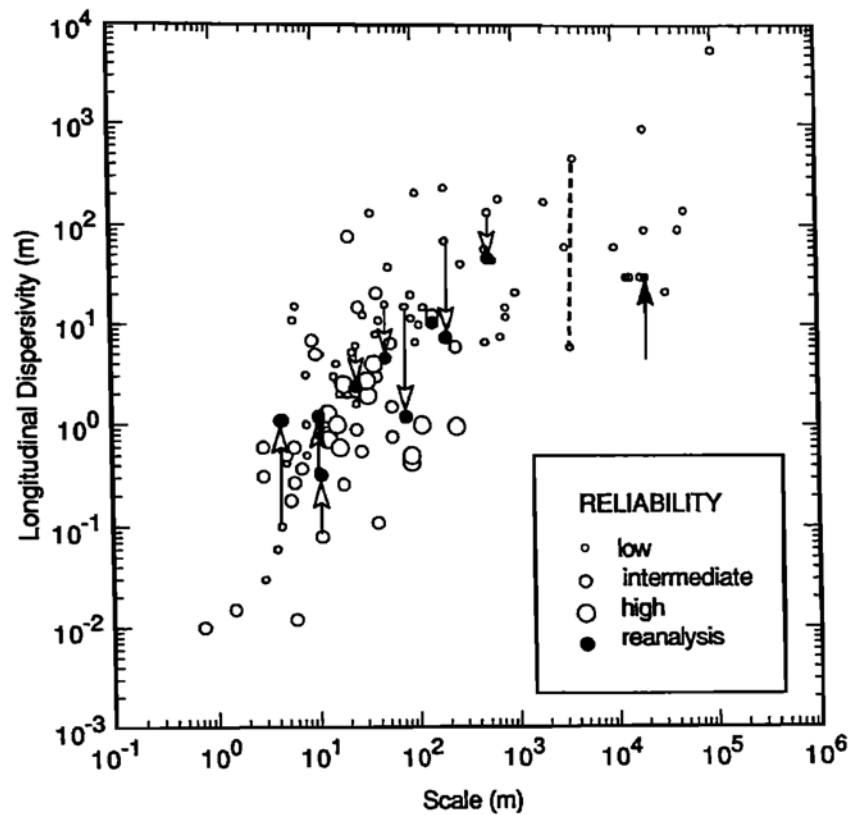


圖 2.3 現地追蹤劑試驗資料可靠度分布 (Gelhar et al., 1992)

Schulze-Makuch (2005) 收集不同地質結構之現地追蹤劑試驗中所推估之縱向延散度資料，採用 Gelhar et al. (1992) 之可靠度分類準則對資料進行可靠度分類，並將資料依地質材質分為沙岩 (sandstones)、石灰岩 (carbonate rocks)、玄武岩 (basalts) 與花崗岩 (granites)，迴歸出不同地質材質縱向延散度與溶質傳輸距離之經驗關係式，如下式所示：

$$\alpha_L = c(L)^m \quad (2.2)$$

其中  $c$  為孔隙介質特性參數， $m$  為尺度指數

(2.2) 式中之孔隙介質特性參數與尺度指數依個別地層材質經迴歸所得之數值，如表 2.1 所示。

表 2.1 不同地層質地縱向延散度係數迴歸 (Schulze-Makuch, 2005)

Type of medium	Slope of exponent, m	Medium characteristic parameter, c
砂岩 (sandstones)	0.92	0.01
石灰岩 (carbonates)	0.40	0.80
玄武岩 (basalts)	0.61	0.15
花崗岩 (granites)	0.51	0.21

### 2.3 類神經網路於地下水領域之應用

應用類神經網路於地下水領域的研究相當廣泛，在地下水位預測方面，Coppola et al. (2005) 利用研究區域水文與氣候資料包含水位、生產井平均日抽水量、累計三十天抽水量、三十天總降雨量與平均日溫資料做為類神經網路的輸入變數，預測觀測井三十天後水位，並與利用相同資料以線性迴歸所推求之預測水位比較，類神經網路所得預測結果降低 59% 之水位預測誤差，並以類神經網路執行敏感度分析，量化不同輸入變數對三十天後水位的影響重要性。Daliakopoulos et al. (2005) 則以前饋式 (feedforward neural network, FNN)、輻狀基底 (radial basis function network, RBF)、回饋式 (recurrent neural network, RNN) 等三種不同類神經網路架構，配合三種不同之誤差修正演算法 (Levenberg-Marquardt, gradient descent with momentum and adaptive learning rate backpropagation, Bayesian regularization)，以研究區域 1988 年至 1998 年之降雨、氣溫、流域控制點流量與地下水位做為輸入變數，預測時距 1、6、12、18 個月後之地下水位。

含水層參數檢定的文獻方面，Aziz and Wong (1992) 利用現地抽水試驗之洩降數據以類神經網路推估儲水係數  $S$ 、流通係數  $T$  及  $r/B$  值 ( $r$  為距離觀測井之距離， $B$  為含水層厚度)。Rizzo and Dougherty (1994) 以倒傳遞類神經網路結合 Kriging 空間內差法推估水力傳導係數  $K$ 。陳谷榕 (2005) 以倒傳遞類神經網路及輻狀基底類神經網路，結合侷限含水層中變量徑向流之 Theis equation，應用於含水層參數檢定，將傳統標準曲線套配法推估儲水係數與流通係數之誤差由 10% 降低至 3%。Samani et al. (2007) 以主成份分析 (principal component analysis, PCA) 修改 Lin and Chen (2006) 所發展之類神經網路輸入變數架構，權重修正演算法採用 Levenberg-Marquardt 演算法，結果顯示透過主成份分析可將 Lin and Chen (2006) 所發展之模式輸入變數由 24 個減少至 1 個，隱藏層神經元數由 32 個減少為 8 個，類神經網路訓練過程所需時間大幅減少約 90%，而 Levenberg-Marquardt 演算法則可降低輸出變數約 84% 之誤差。

應用類神經網路結合追蹤劑試驗數學模式的文獻方面，Akin (2005) 利用四種追蹤劑試驗數學模式 (multifracture model, fracture matrix model, uniform porous model, double-porosity pseudosteady state model)，在已知試驗條件下各模式分別製作 12 組理論穿透曲線做為倒傳遞類神經網路之訓練樣本，每組穿透曲線取 29 個點做為輸入變數，訓練完成之倒傳遞類神經網路可對現地試驗資料進行模式優選，其結果顯示針對不同場址的試驗資料，倒傳遞類神經網路可挑選出最適合該場址使用之追蹤劑試驗數學模式。Yoon et al. (2007) 探討污染溶質由地表進入不飽和含水層的垂直傳輸行為，以倒傳遞類神經網路結合數值模式 HYDRUS-2D (Simunek et al., 1996) 所模擬之溶質傳輸穿透曲線數據，以含水層水流流速、溶質注入過程花費時間、注入溶質濃度、溶質注入後經過時間做為輸入變數，推估溶質到達不飽和層底層所需時間，及不飽和層底層各時段到達之溶質質量，其測試樣本溶質到達不飽和層底層所需時間推估值與實際值相關係數可達 0.998，溶質質量推估值與實際值相關係數可達 0.98。

Akin (2005) 與 Yoon et al. (2007) 所建立之模式針對個別現地場址試驗資料雖能獲得理想之精確度，但針對不同場址之試驗資料，則需重新以追蹤劑模式製作訓練樣本訓練類神經網路，使用上未能兼顧不同試驗條件而較缺乏效率，且輸入變數數量較多，因此本研究將類神經網路輸入變數予以無因次化及正規化處理，減少輸入變數數量並擴大套配模式適用之試驗條件範圍。

### 第三章 溶質傳輸理論

Bear (1979) 指出污染物或追蹤劑等溶質在飽和含水層中的傳輸過程，主要有下列傳輸現象：

1. 移流：溶質隨地下水流動而被帶動的現象，其流動乃是根據達西定律 (Darcy's law) 所控制。
2. 分子擴散 (molecular diffusion)：溶質污染團與周圍地下水因空間的濃度梯度，使溶質由高濃度處向低濃度處流動的現象，如圖 3.1 所示，其傳輸行為可以 Fick's first law 描述。

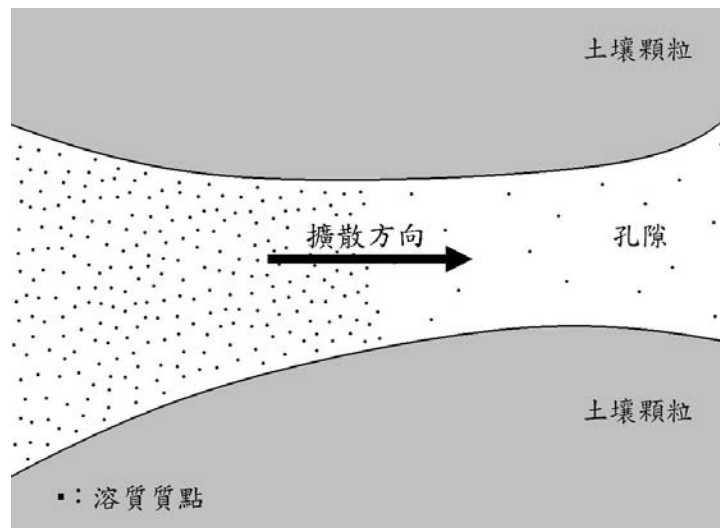


圖 3.1 分子擴散行為示意圖

3. 機械延散 (mechanical dispersion)：土壤孔隙中不同傳輸路徑間異質性所造成溶質移動速度偏差的現象，與整個流體運動過程以及孔隙的複雜性結構有關，主要由三種因素所造成：靠近孔隙通道路徑邊緣的液體質點其移動速率受剪力影響較靠近通道中央者緩慢，如圖 3.2 (a)；由於孔隙大小不同的變化，使液體質點沿著較大孔隙軸向移動的速度高於較小孔隙，如圖 3.2 (b)；相鄰的液體質點會沿著不同的路徑流向不同的通道，而這些質點可能在下一個通道再會合，亦可能持續分離更遠不再會合，如圖 3.2 (c)。



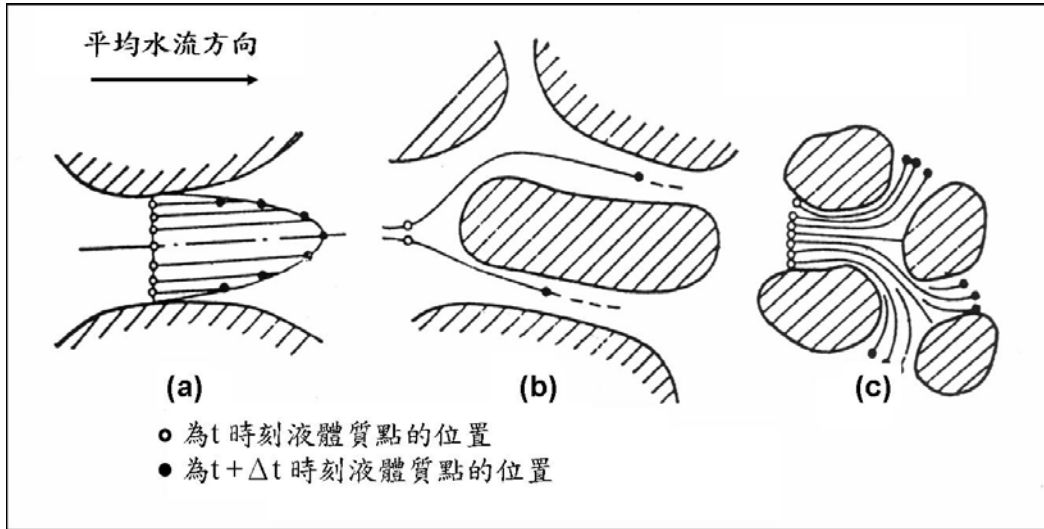


圖 3.2 機械延散行為示意圖 (Bear, 1979)

4. 吸附 (adsorption)：溶質離子或分子黏附到土壤顆粒表面上。溶質與土壤顆粒間最常見的鍵結方式包含 (a) 凡得瓦力鍵結、(b) 靜電鍵結、(c) 氫鍵結、(d) 配位鍵結以及 (e) 疏水性吸附。
5. 其他如衰減 (decay)、沉澱、生物作用等化學反應，這些現象亦影響溶質在土壤孔隙中濃度之變化。

### 3.1 溶質傳輸控制方程式

地下水在含水層流動的過程中，水流通過孔隙介質時，流速與水頭損失成正比，其水流流速依據達西定律以下式表示：

$$U = K \cdot i \quad (3.1)$$

式中

$U$  為達西流速 [L/T]

$K$  為水力傳導係數 (hydraulic conductivity) [L/T]

$i$  為水力梯度 (hydraulic gradient) [-]

然而，地下水於含水層中流動僅能通過含水層之孔隙部分，因此須考量含水層之有效孔隙率 (effective porosity) 以求得水流在土壤孔隙中流動之平均線性速

率 (average linear velocity)，此平均線性速率稱為滲流流速 (seepage velocity) 或孔隙水流速 (pore water velocity)，滲流流速與達西流速之關係式如下：

$$V = \frac{U}{\phi} \quad (3.2)$$

式中

$V$  為滲流流速 [ $L/T$ ]

$\phi$  為含水層有效孔隙率 [-]

污染溶質進入含水層後，由於污染團與周圍地下水因空間之濃度梯度，即使在無流速之條件下，污染溶質仍能藉分子擴散行為移動。根據 Fick's first law 之假設，擴散物質在某區域中，通過單位面積的傳輸率正比於物質濃度梯度。若以一維之擴散效應表示，即下式：

$$F_{dif} = -D_m \frac{dC}{dx} \quad (3.3)$$

(3.3) 式等號右邊負號代表擴散方向為高濃度處向低濃度處擴散。式中

$F_{dif}$  為擴散溶質通量 [ $M/L^2/T$ ]

$D_m$  為擴散係數 (diffusion coefficient) [ $L^2/T$ ]

$C$  為溶質濃度，定義為單位體積之溶質質量 [ $M/L^3$ ]

$\frac{dC}{dx}$  為濃度梯度 [ $M/L^4$ ]

孔隙介質中不同傳輸路徑間異質性所造成溶質移動速度偏差為機械延散的主因，而實際應用上大都將分子擴散係數與機械延散係數加以合併，稱為水動力延散係數 (hydrodynamic dispersion coefficient) 如下式所示：

$$D = \alpha_L |V| + D_m \quad (3.4)$$

式中

$D$  為水動力延散係數，簡稱為延散係數 (dispersion coefficient) [ $L^2/T$ ]

$\alpha_L$  為縱向延散度 (longitudinal dispersivity) [ $L$ ]

### 3.1.1 移流—延散方程式

假設含水層為均質、等向之飽和含水層，地下水流動適用達西定律，其延散現象亦遵守 Fick's first law，考慮孔隙介質中一代表元素體積（representative elemental volume, REV），如圖 3.3 所示。

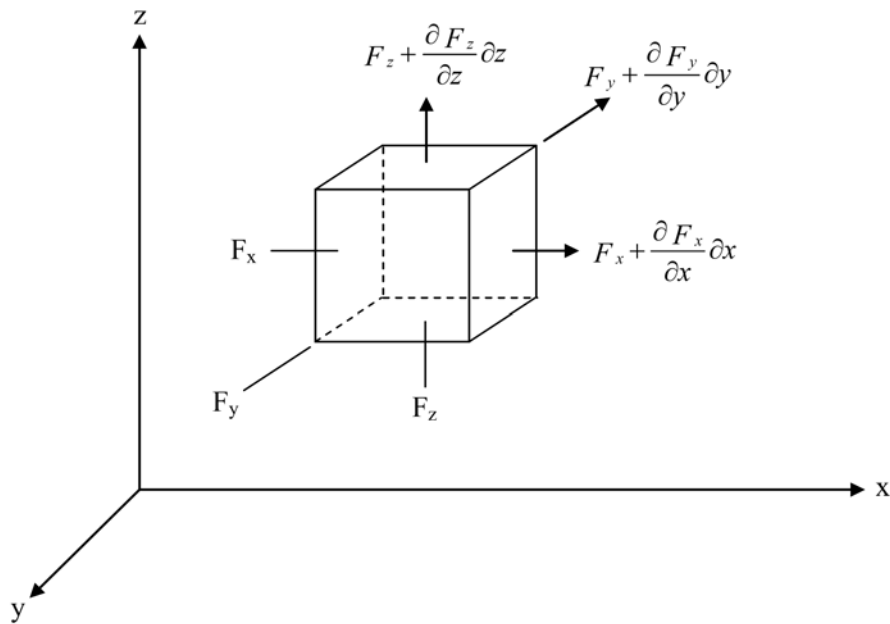


圖 3.3 控制體積示意圖

根據雷諾傳輸定理質量守恆的觀念，在地下水流為穩態流（steady state flow）狀態下，控制體積之質量時變率等於控制體積之淨質量變化率

$$\frac{D}{Dt} \int \rho dV = \int \rho V \cdot \hat{n} dA_C \quad (3.5)$$

式中

$V$  為控制體積之體積 [ $L^3$ ]

$\hat{n}$  為控制表面之法線方向 [-]

$A_C$  為控制表面之面積 [ $L^2$ ]

在  $x$  方向，移流傳輸質量通量  $F_{x(adv)}$  為

$$F_{x(adv)} = V_x \phi C dy dz \quad (3.6)$$

式中

$\phi C$  為孔隙介質中單位體積之溶質質量  $[M/L^3]$

在  $x$  方向，延散傳輸質量通量  $F_{x(disp)}$  為

$$F_{x(disp)} = \phi D_x \frac{\partial C}{\partial x} dydz \quad (3.7)$$

故在  $x$  方向，流入此 REV 之質量通量為

$$F_x = F_{x(adv)} + F_{x(disp)} = \left( V_x \phi C - \phi D_x \frac{\partial C}{\partial x} \right) (dydz) \quad (3.8a)$$

而在  $y$ 、 $z$  方向，流入此 REV 之質量通量分別為

$$F_y = \left( V_y \phi C - \phi D_y \frac{\partial C}{\partial y} \right) (dxdz) \quad (3.8b)$$

$$F_z = \left( V_z \phi C - \phi D_z \frac{\partial C}{\partial z} \right) (dydx) \quad (3.8c)$$

(3.8) 式中負號代表延散現象使流入此 REV 的溶質濃度降低。

在  $x$ 、 $y$ 、 $z$  方向，流出此 REV 之溶質質量通量為

$$F_x + \frac{\partial F_x}{\partial x} dx \quad (3.9a)$$

$$F_y + \frac{\partial F_y}{\partial y} dy \quad (3.9b)$$

$$F_z + \frac{\partial F_z}{\partial z} dz \quad (3.9c)$$

此 REV 在  $x$ 、 $y$ 、 $z$  方向之淨質量通量為

$$-\frac{\partial F_x}{\partial x} dx \quad (3.10a)$$

$$-\frac{\partial F_y}{\partial y} dy \quad (3.10b)$$

$$-\frac{\partial F_z}{\partial z} dz \quad (3.10c)$$

此 REV 之總淨質量通量為

$$-\left( \frac{\partial F_x}{\partial x} dx + \frac{\partial F_y}{\partial y} dy + \frac{\partial F_z}{\partial z} dz \right) \quad (3.11)$$

此 REV 的溶質質量時變率為

$$\phi \frac{\partial C}{\partial t} dx dy dz \quad (3.12)$$

因此非反應性溶質之連續方程式為

$$-\left( \frac{\partial F_x}{\partial x} dx + \frac{\partial F_y}{\partial y} dy + \frac{\partial F_z}{\partial z} dz \right) = \phi \frac{\partial C}{\partial t} dx dy dz \quad (3.13)$$

再將 (3.8) 式代入 (3.13) 式，可得三維移流－延散方程式

$$\left( D_x \frac{\partial^2 C}{\partial x^2} + D_y \frac{\partial^2 C}{\partial y^2} + D_z \frac{\partial^2 C}{\partial z^2} \right) - \left( V_x \frac{\partial C}{\partial x} + V_y \frac{\partial C}{\partial y} + V_z \frac{\partial C}{\partial z} \right) = \frac{\partial C}{\partial t} \quad (3.14)$$

二維移流－延散方程式如下式所示：

$$\left( D_x \frac{\partial^2 C}{\partial x^2} + D_y \frac{\partial^2 C}{\partial y^2} \right) - \left( V_x \frac{\partial C}{\partial x} + V_y \frac{\partial C}{\partial y} \right) = \frac{\partial C}{\partial t} \quad (3.15)$$

一維移流－延散方程式如下式所示：

$$D_x \frac{\partial^2 C}{\partial x^2} - V_x \frac{\partial C}{\partial x} = \frac{\partial C}{\partial t} \quad (3.16)$$

### 3.1.2 溶質傳輸化學反應

溶質在含水層傳輸過程中，因不同的土壤材質、結構、土壤中生物數量、種類與溶質種類等因素，使溶質受吸附、衰減、沉澱及生物作用等化學反應影響，造成地下水中溶質濃度的變化，需將移流－延散方程式予以修正。

若考慮具有吸附性之孔隙介質時，則 (3.16) 式將改寫為

$$D_x \frac{\partial^2 C}{\partial x^2} - V_x \frac{\partial C}{\partial x} = \frac{\rho_b}{\phi} \frac{\partial S}{\partial t} + \frac{\partial C}{\partial t} \quad (3.17)$$

式中

$\rho_b$  為單位體積孔隙介質密度 [ $M/L^3$ ]

$S$  為單位土壤質量所吸附之溶質質量 [-]

當溶質濃度低時，可假設吸附行為呈現線性等溫吸附關係

$$S = K_d C \quad (3.18)$$

式中

$K_d$  為分布係數 (distribution coefficient) [ $L^3/M$ ]

則 (3.17) 式等號右邊可改寫為

$$\frac{\rho_b}{\phi} \frac{\partial S}{\partial t} + \frac{\partial C}{\partial t} = \left( \frac{\rho_b}{\phi} K_d + 1 \right) \frac{\partial C}{\partial t} = R \frac{\partial C}{\partial t} \quad (3.19)$$

式中

$R = \frac{\rho_b}{\phi} K_d + 1$ ，為遲滯因子 (retardation factor) [-]

則考慮具有吸附性之孔隙介質之溶質傳輸方程式為

$$D_x \frac{\partial^2 C}{\partial x^2} - V_x \frac{\partial C}{\partial x} = R \frac{\partial C}{\partial t} \quad (3.20)$$

若再考慮衰減 (decay) 反應，則地下水中溶質之衰減量可表示為

$$\lambda C \quad (3.21)$$

其中

$\lambda = \frac{\ln 2}{t_{1/2}}$ ，為衰減常數 (decay constant) [ $T^{-1}$ ]

$t_{1/2}$  為半衰期 (half-life) [ $T$ ]

而固相表面所吸附之溶質，其衰減量為

$$\frac{\lambda \rho_b S}{\phi} \quad (3.22)$$

故衰減項為

$$-\lambda \left( C + \frac{\rho_b S}{\phi} \right) = -\lambda C \left( 1 + \frac{\rho_b K_d}{\phi} \right) = -\lambda C R \quad (3.23)$$

則考慮衰減反應之孔隙介質之溶質傳輸方程式為

$$D_x \frac{\partial^2 C}{\partial x^2} - V_x \frac{\partial C}{\partial x} - \lambda C R = R \frac{\partial C}{\partial t} \quad (3.24)$$

若僅考慮沉澱、生物作用等化學反應的效應，將造成地下水中溶質之濃度變化，因此 (3.16) 式修正改寫為

$$D_x \frac{\partial^2 C}{\partial x^2} - V_x \frac{\partial C}{\partial x} + \sum_{n=1}^i R_n = \frac{\partial C}{\partial t} \quad (3.25)$$

式中

$R_n$  為  $i$  種不同化學反應中第  $n$  種反應所造成之溶質濃度變化率

綜合上述，考慮吸附、衰減、沉澱及生物作用等化學反應之一維溶質傳輸方程式可表示為

$$D_x \frac{\partial^2 C}{\partial x^2} - V_x \frac{\partial C}{\partial x} - \lambda CR + \sum_{n=1}^i R_n = R \frac{\partial C}{\partial t} \quad (3.26)$$



### 3.2 二維徑向收斂流場追蹤劑試驗數學模式

Chen et al. (2006) 應用 Laplace transform finite difference (LTFD) 技術求解二維徑向收斂流場下之移流-延散方程式發展尺度延散度模式。假設延散度隨溶質傳輸距離呈線性關係，並考慮側向延散效應之影響，可用於已知含水層厚度之追蹤劑試驗分析，推估試驗場址之縱向、側向延散度與有效孔隙率。尺度延散度模式所模擬之二維徑向收斂流場如圖 3.4 所示。

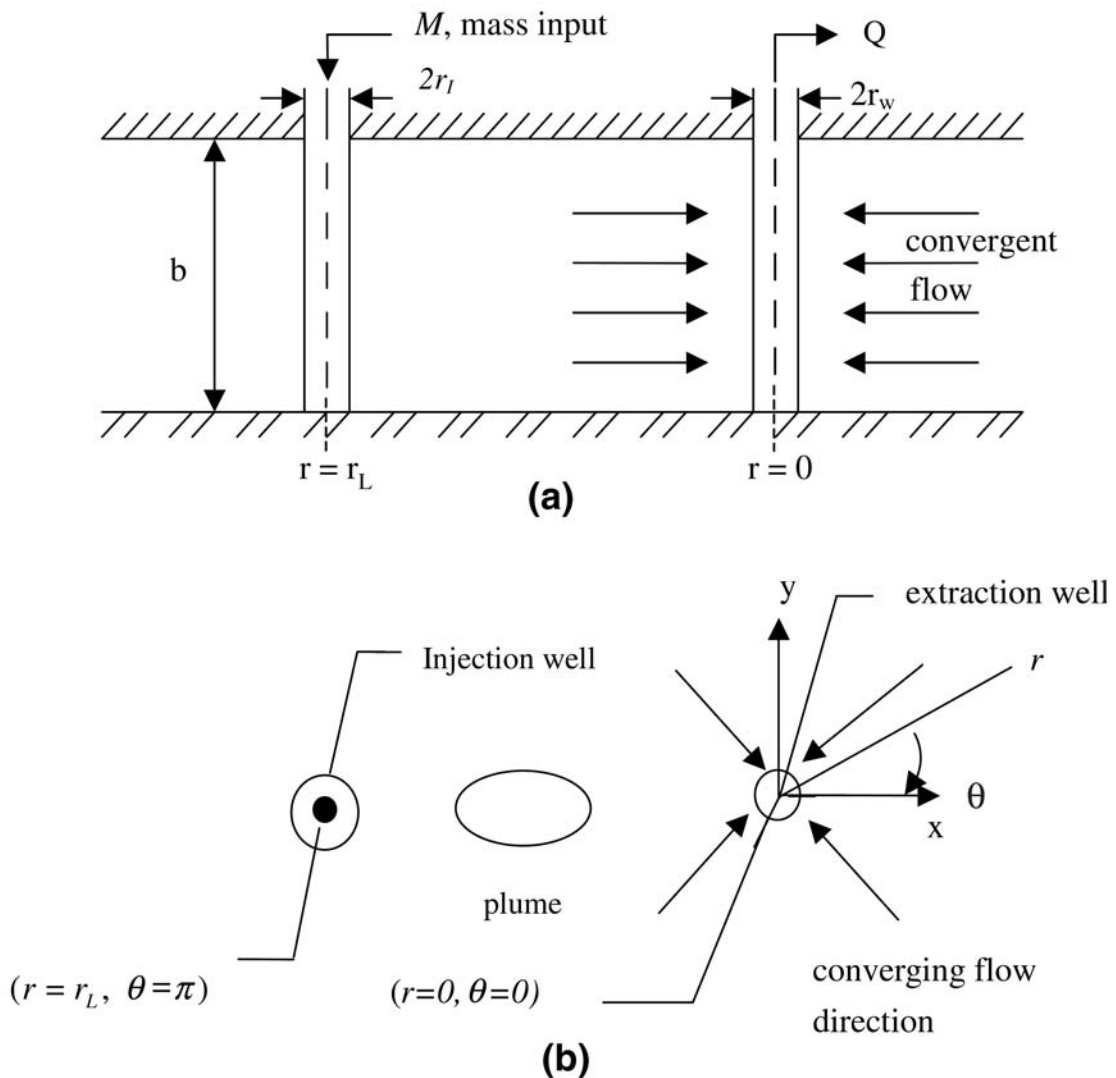


圖 3.4 二維徑向收斂流場示意圖 (a) 側視圖 (b) 俯視圖 (Chen et al., 2006)



藉由位於圓柱座標 ( $r=0, \theta=0$ ) 處半徑為  $r_w$  之抽水井以定抽水量 ( $Q$ ) 抽水，以形成一穩定徑向收斂流場，當試驗開始時將追蹤劑瞬時注入位於圓柱座標 ( $r=r_l, \theta=\pi$ ) 處且半徑為  $r_l$  之注入井。數學模式發展基於下列基本假設：

1. 含水層為等向、均質、均一厚度之侷限含水層。
2. 抽水所建立之穩定流場應於未注入追蹤劑前達成，水流為水平流且相對於抽水井而言為軸對稱，而區域自然地下水流之流動相對於抽水所建立之強制流場可忽略。
3. 追蹤劑注入過程將不改變含水層流速分佈，且注入井完全貫穿含水層。
4. 注入追蹤劑完全混合均勻分佈於注入井內，且注入井之濾網長度等於含水層厚度，而注入井孔內之全部追蹤劑瞬間可流出注入井進入含水層。
5. 追蹤劑在含水層中傳輸行為主要藉由流向抽水井之移流傳輸和機械延散傳輸，而分子擴散傳輸相對於機械延散為可忽略。
6. 機械延散亦遵守 Fick's first law。
7. 注入追蹤劑濃度應較低而不致引起密度效應。
8. 追蹤劑在含水層中之傳輸過程不致與含水層中之固相表面引起吸附、衰減、沉澱、生物作用等反應。
9. 追蹤劑進入抽水井後瞬間在抽水井內混合 (mixing)。

由於均質二維徑向收斂流場數學模式考慮等向、均質且厚度均一之侷限含水層，其滲流流速可以圓柱座標系統描述為

$$V = -\frac{A}{r} \quad (3.27)$$

其中

$$A = \frac{Q}{2\pi b\phi} [L^2/T]$$

$Q$  為抽水量 [ $L^3/T$ ]

$b$  為含水層厚度 (aquifer thickness) [ $L$ ]

$\phi$  為有效孔隙率 [-]

$r$  為距抽水井之距離 [L]

根據上述假設，則二維移流－延散方程式 (3.15) 式在圓柱座標可表示為

$$\frac{\partial C}{\partial t} = \frac{1}{r} \frac{\partial}{\partial r} \left( r D_L \frac{\partial C}{\partial r} \right) + \frac{1}{r^2} \frac{\partial}{\partial \theta} \left( D_T \frac{\partial C}{\partial \theta} \right) - v \frac{\partial C}{\partial r} \quad (3.28)$$

式中

$C$  為  $t$  時刻  $(r, \theta)$  處之溶質濃度 [ $M/L^3$ ]

$D_L$  為縱向延散係數 (longitudinal dispersion coefficient) [ $L^2/T$ ]

$D_T$  為側向延散係數 (transverse dispersion coefficient) [ $L^2/T$ ]

本模式忽略分子擴散效應，因此 (3.28) 式中  $D_L$  與  $D_T$  可視為滲流流速之線性

函數，如下所示：

$$D_L = \alpha_L |V| \quad (3.29a)$$

$$D_T = \alpha_T |V| \quad (3.29b)$$

式中

$\alpha_L$  為縱向延散度 [L]

$\alpha_T$  為側向延散度 [L]

尺度延散度模式所考量之縱向與側向延散度隨自注入井之溶質傳輸距離呈線性增加，其關係式如下所示：

$$\alpha_L = \alpha_{L,S} = e_L (r_L - r) \quad (3.30a)$$

$$\alpha_T = \alpha_{T,S} = e_T (r_L - r) \quad (3.30b)$$

式中

$\alpha_{L,S}$  為尺度縱向延散度 (scale-dependent longitudinal dispersivity) [L]

$\alpha_{T,S}$  為尺度側向延散度 (scale-dependent transverse dispersivity) [L]

$e_L$  為縱向延散尺度比例因子 (longitudinal scale-proportional factor) [-]

$e_T$  為側向延散尺度比例因子 (transverse scale-proportional factor) [-]

$r_L$  為注入井與抽水井之距離 [L]

$r$  為距抽水井之距離 [L]

將 (3.27)、(3.29) 與 (3.30) 式代入 (3.28) 式加以整理，可得下式：

$$\frac{\partial C}{\partial t} = \frac{e_L A}{r} (r_L - r) \frac{\partial^2 C}{\partial r^2} + \frac{e_T A}{r^3} (r_L - r) \frac{\partial^2 C}{\partial \theta^2} + \frac{A(1-e_L)}{r} \frac{\partial C}{\partial r} \quad (3.31)$$

假設試驗進行前，含水層中無任何溶質存在，因此含水層初始追蹤劑濃度以下式表示：

$$C(r, \theta, t=0) = 0 \quad (3.32)$$

由於假設追蹤劑進入抽水井後瞬間在抽水井內混合，因此抽水井和其周圍含水層交界面上之濃度梯度為零，故抽水井與含水層交界面之邊界條件，可表示為

$$\frac{\partial C(r, \theta, t)}{\partial r} = 0 \quad \text{at } r = r_w \quad (3.33)$$

追蹤劑傳輸過程之空間分佈對稱於注入井與抽水井之連線 ( $\theta = 0$  與  $\theta = \pi$ )，基於數學上之便利性可只考慮上半平面，因此注入井邊界溶質傳輸之邊界條件可表示為

$$C(r, \theta, t) = \begin{cases} C_i(t) & \pi - \delta < |\theta| < \pi \\ 0 & 0 < |\theta| < \pi - \delta \end{cases} \quad (3.34)$$

其中

$C_i(t)$  為注入井孔中與受移流現象傳輸至下游窄小區域 (數倍注入井直徑) 之溶質濃度 [ $M/L^3$ ]

$\delta$  為徑角度 (aperture angle) [-]，定義為  $\delta = \alpha r_i / r_L$ ， $\alpha$  為流線進出注入井之扭曲因子 (distortion factor)，如圖 3.5 所示。

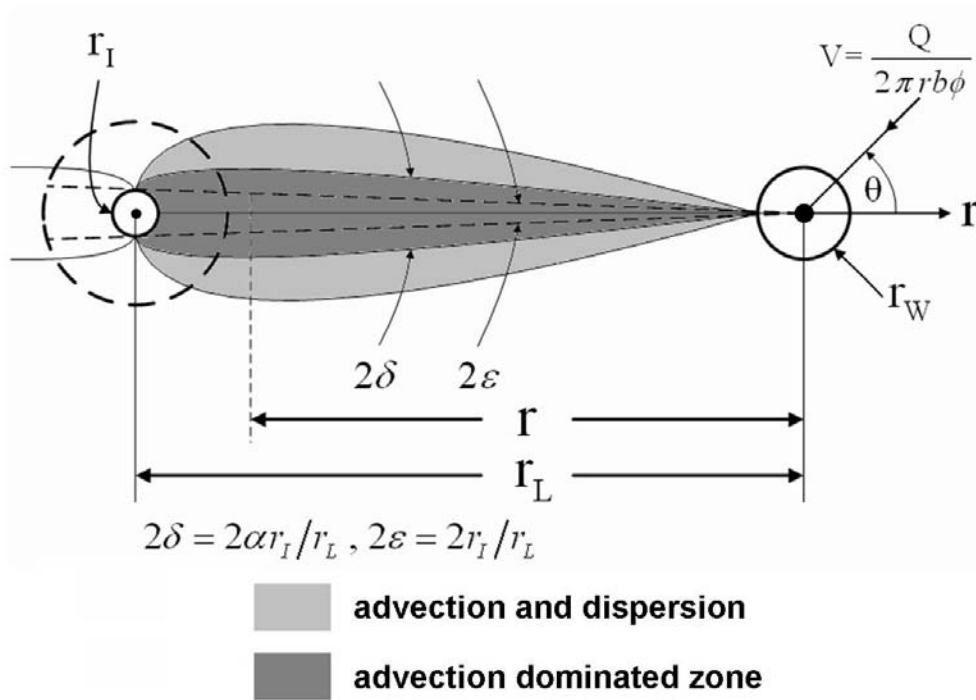


圖 3.5 注入井邊界條件俯視圖 (Zlotnik and Logan, 1996)

注入井追蹤劑初始濃度為

$$C_I(t=0) = \frac{M}{\pi r_I^2 h_I} = C_0 \quad (3.35)$$

其中

$M$  為注入追蹤劑質量 [ $M$ ]

$h_I = b$  為注入井混合長度 (mixing length) [ $L$ ]

流出注入井之追蹤劑濃度滿足質量守恆

$$-2\alpha r_I \phi b \left| V(r_L) \right| C_I(t) = \pi r_I^2 h_I \frac{dC_I(t)}{dt} \quad (3.36)$$

由於追蹤劑濃度值  $C$  為連續且對稱於抽水井與注入井中心點之連線，故  $\theta$  方向之邊

界條件為

$$\frac{\partial C(r, 0, t)}{\partial \theta} = 0 \quad (3.37)$$

$$\frac{\partial C(r, \pi, t)}{\partial \theta} = 0 \quad (3.38)$$

將 (3.31) 式予以無因次化改寫為 (3.39) 式，其無因次化參數如表 3.1 所示

$$\frac{2r_D}{(1-r_D^2)} \frac{\partial C}{\partial t_D} = e_L(1-r_D) \frac{\partial^2 C}{\partial r_D^2} + \frac{e_T(1-r_D)}{r_D^2} \frac{\partial^2 C}{\partial \theta^2} + (1-e_L) \frac{\partial C}{\partial r_D} \quad (3.39)$$

則 (3.32) 式至 (3.38) 式之初始條件與邊界條件經無因次化後可改寫為

$$C(r_D, \theta, 0) = 0 \quad (3.40)$$

$$\frac{\partial C(r_D, \theta, t_D)}{\partial r_D} = 0 \quad \text{at } r_D = r_{WD} \quad (3.41)$$

$$C(r_D, \theta, t_D) = \begin{cases} C_I(t_D) & \pi - \delta < |\theta| < \pi \\ 0 & 0 < |\theta| < \pi - \delta \end{cases} \quad (3.42)$$

$$C_I(t_D = 0) = C_0 \quad (3.43)$$

$$-C_I(t_D) = \mu_I \frac{dC_I(t_D)}{dt_D} \quad (3.44)$$

$$\frac{\partial C(r_D, 0, t_D)}{\partial \theta} = 0 \quad (3.45)$$

$$\frac{\partial C(r_D, \pi, t_D)}{\partial \theta} = 0 \quad (3.46)$$



將無因次之控制方程式 (3.39) 式配合初始條件與邊界條件 (3.40) 式至 (3.46) 式以 Laplace transform finite difference 數值方法求解，可獲得二維徑向收斂流場追蹤劑之濃度分佈。

表 3.1 無因次化參數表 (Zlotnik and Longan, 1996)

無因次化參數	無因次化公式
時間	$t_D = \frac{Qt}{\pi b \phi (r_L^2 - r_w^2)}$
徑向距離	$r_D = \frac{r}{r_L}$
抽水井半徑	$r_{wD} = \frac{r_w}{r_L}$
注入井混合 (mixing) 因子	$\mu_I = \frac{r_I r_L h_I}{\phi h_I (r_L^2 - r_w^2)}$



## 第四章 類神經網路

### 4.1 類神經網路概述

類神經網路又稱為人工神經網路，其概念是模仿人類大腦神經網路系統的運作方式，針對人類的神經系統運作機制，簡化模擬、建構資訊處理系統，以數學的方式建立模式，以達到如同人類大腦般具有學習、回想及歸納之能力。類神經網路也能將大量的訊息壓縮於有限的網路參數中，對龐大訊息的分布儲存、影像及語言等訊息的處理、平行分布的容錯性，及複雜不確定性問題的可適性等具有強大的能力。

#### 4.1.1 生物神經元

人類大腦中約有數百億個神經元 (neuron) 或稱神經細胞，每個神經元又與其他數千個神經元連結，形成複雜的神經網路系統，人類推理與思考活動即依靠此複雜系統運作所產生。根據神經生理學研究指出：單一神經元主要負責接收且處理傳入的訊息，並將處理後的訊息傳出。生物神經元構造主要包含：突觸 (synapses)、樹突 (dendrites)、細胞核 (nucleus)、軸突 (axon) 等部分，如圖 4.1 所示。

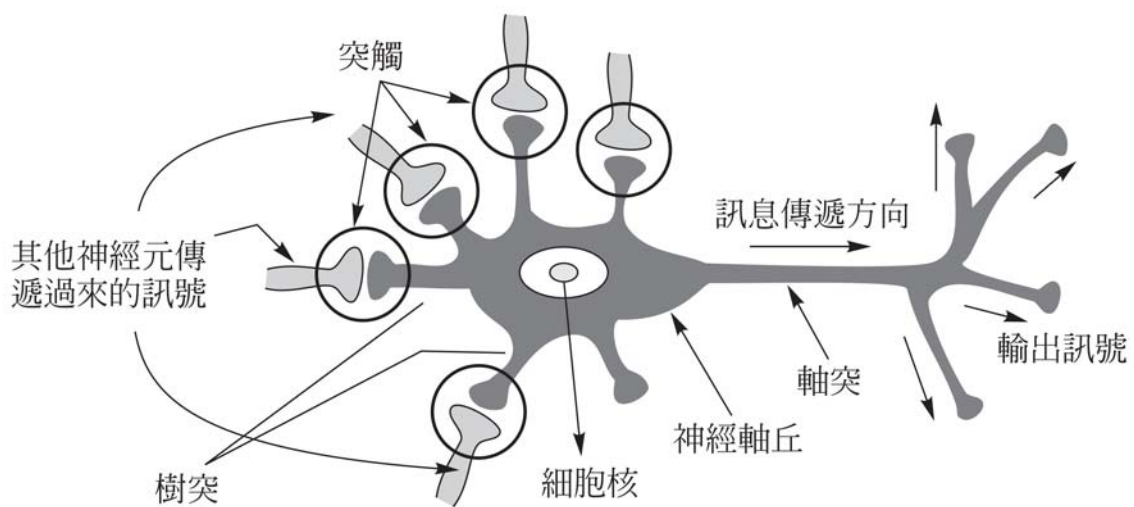


圖 4.1 生物神經元構造圖 (張斐章、張麗秋, 2005)

生物神經元處理訊息之流程如下：

1. 由突觸接收其他神經元傳遞之輸入訊息，由於每個神經元對其他神經元之連結強弱不同，因此對輸入訊息將有強弱不同之增益或抑制反應。
2. 樹突將突觸所接收之訊息傳遞至細胞核。
3. 細胞核將樹突傳入之訊息加以彙整並予以轉化處理為輸出訊息。
4. 由軸突將細胞核處理過後之輸出訊息傳至其他神經元。

#### 4.1.2 人工神經元

如同生物神經網路的架構，類神經網路是由許多人工神經元 (artificial neuron) 所組成的網路系統，人工神經元是類神經網路中最基本的訊息處理與傳遞單元。人工神經元的構造如圖 4.2 所示。

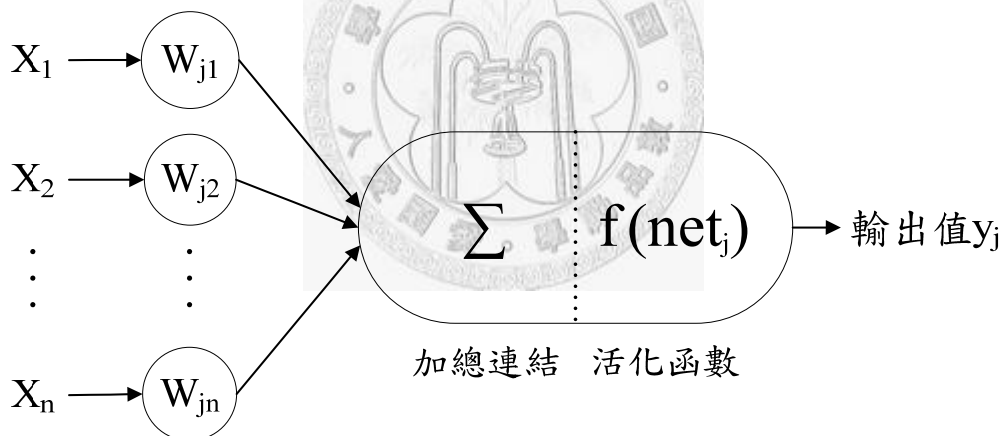


圖 4.2 人工神經元構造圖

人工神經元處理訊息的流程模擬自生物神經元，主要可分為以下幾個部份：

1. 輸入向量  $X$  (輸入訊息)：模擬其他神經元所傳遞之輸入訊息。
2. 權重向量  $W$  (突觸)：模擬不同神經元間之連結強弱，由於每個神經元對其他神經元所輸入的訊息具有強弱不同之增益或抑制反應，因此以權重 (weight) 值做為模擬。
3. 輸入訊息加總連結  $\Sigma$  (細胞核)：各輸入訊息經過權重值加權後，於加總連



結做線性疊加成為輸入訊息加權值總和。

4. 活化函數  $f(\bullet)$  (細胞核)：將輸入訊息加權值總和經活化函數計算後成為輸出值。

單一神經元輸出值與輸入值的數學關係式可用下列方程式描述 (張斐章、張麗秋, 2005)：

$$net_j = \sum_{i=1}^n W_{ji} X_i + b_j \quad (4.1a)$$

$$y_j = f(net_j) \quad (4.1b)$$

式中

$W_{ji}$  為連結第  $i$  個輸入訊息與第  $j$  個人工神經元之權重值

$X_i$  為人工神經元第  $i$  個輸入訊息

$b_j$  為偏權值

$net_j$  為第  $j$  個人工神經元輸入加權值與偏權值總和

$y_j$  為第  $j$  個人工神經元之輸出訊息

$f(\bullet)$  為人工神經元之活化函數

活化函數用以將輸入訊息加權值總和處理成為輸出訊息，常用之活化函數如圖 4.3 所示，有下列四種形式：

1. 門檻值函數

$$f(net) = \begin{cases} 1 & \text{if } net \geq 0 \\ 0 & \text{if } net < 0 \end{cases} \quad (4.2)$$

2. 片段線性函數

$$f(net) = \begin{cases} 1 & \text{if } net \geq 0.5 \\ net + 0.5 & \text{if } -0.5 < net < 0.5 \\ 0 & \text{if } net \leq -0.5 \end{cases} \quad (4.3)$$

3. S 形函數

$$f(\text{net}) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha \text{net}}} \quad (4.4)$$

4. 雙曲線函數

$$f(\text{net}) = \tanh(\text{net}) \quad (4.5)$$

上述四種活化函數中，門檻值函數與片段線性函數之輸出值範圍為 $[0,1]$ ，S形函數與雙曲線函數之輸出值範圍為 $[-1,1]$ ，依此藉以控制神經元之輸出值維持在合理範圍內。即實際應用上資料樣本之輸出值須經過正規化處理，使其數值在 $[0,1]$ 或 $[-1,1]$ 之範圍。

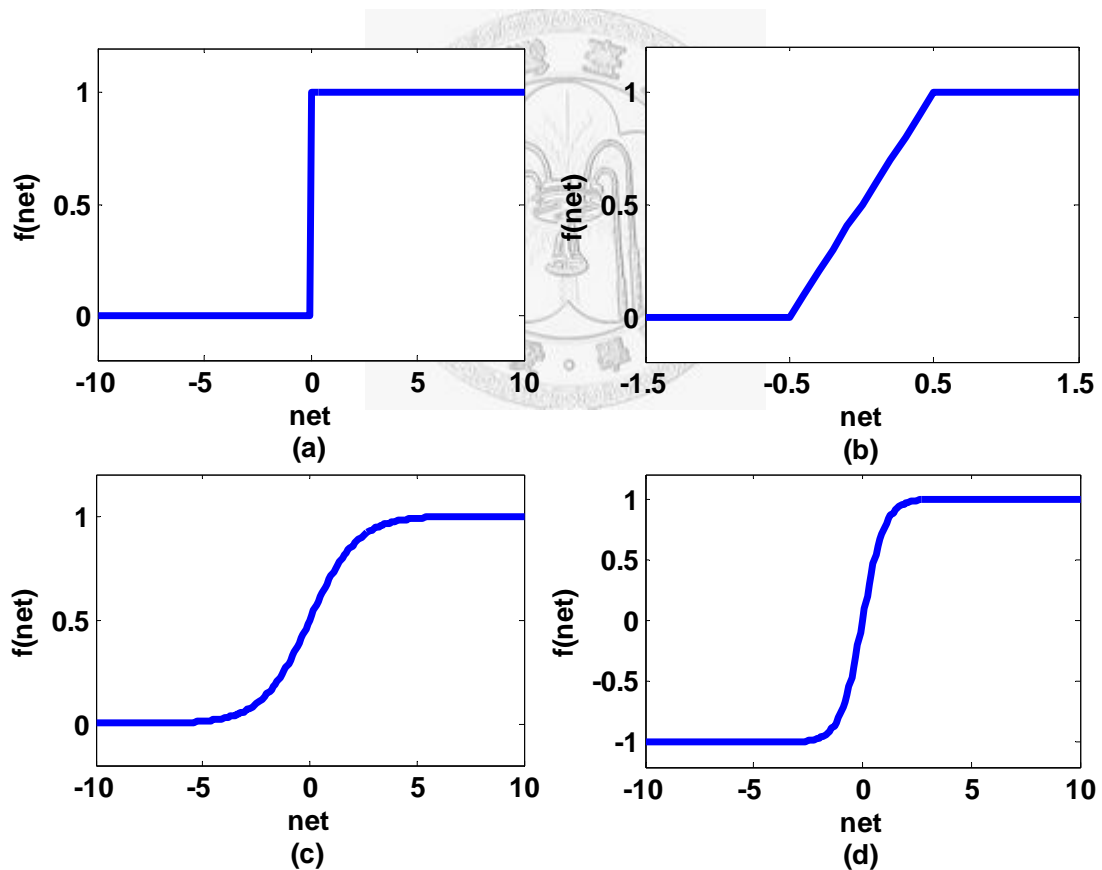


圖 4.3 活化函數(a)門檻值函數(b)片段線性函數(c)S 型函數(d)雙曲線函數

### 4.1.3 類神經網路架構

類神經網路之架構常以兩種方式分類，一類是依據網路的連結架構進行分類，另一類則是以學習方式作為分類依據，分述如下：

#### 1. 依網路連結架構分類

##### a. 前饋式類神經網路

前饋式類神經網路所有神經元訊息傳遞之連結方式均為向前傳遞連結，訊息傳遞過程皆無向後或側向的傳遞連結。前饋式類神經網路又可分為單層前饋式網路（single-layer feedforward networks）及多層前饋式網路（multilayer feedforward networks），如圖 4.4 所示，兩者的差別僅在於多層前饋式網路至少必須含有一層或多層的隱藏層（hidden layer），由於加入一層或是多層的隱藏層，類神經網路便可處理複雜的高維度非線性問題。

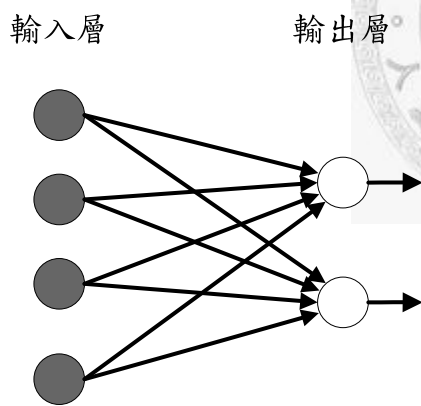


圖 4.4 (a) 單層前饋式網路

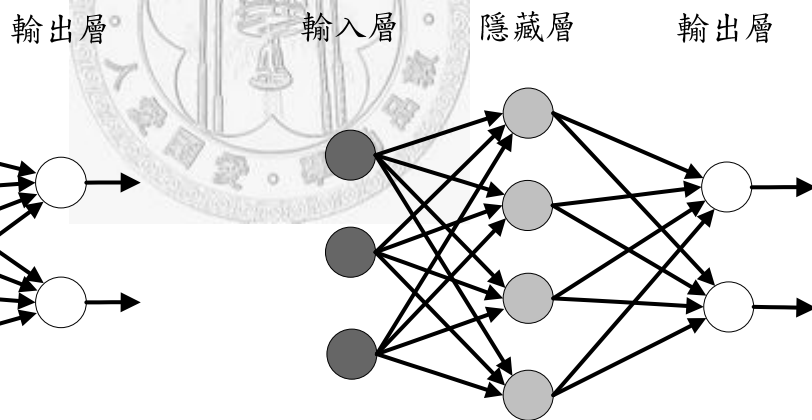


圖 4.4 (b) 多層前饋式網路

##### b. 反饋式類神經網路（feedback networks）

有別於前饋式類神經網路，反饋式類神經網路至少含有一層反饋迴圈，在此層的神經元除將訊息向前傳遞進入下一層神經元之外，並將訊息側向傳遞給同一層其他神經元或回傳至上一層神經元。最典型的方式為將隱藏層或輸出層神經元輸出值回傳，做為下一階段本身或其他神經元之輸入值。反饋式類神經

網路藉由訊息反饋而加強網路的學習能力，在非線性的動態系統中反饋式類神經網路較其他類型類神經網路有更高的精確度。

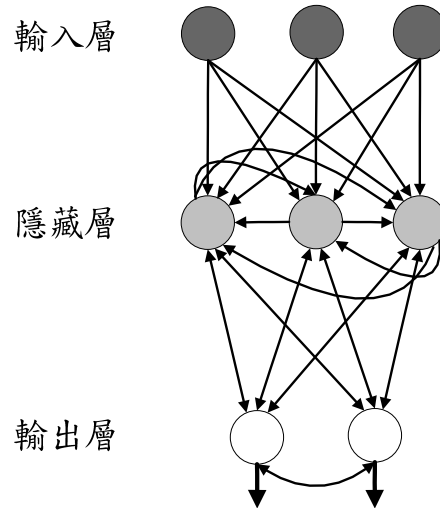


圖 4.5 反饋式類神經網路

## 2. 依學習方式分類

從經驗中學習是人類大腦最大特性之一，類神經網路則是藉由學習演算法模擬此一特性。人類大腦透過學習過程獲取知識，當日後類似事件再發生時，便由已有的知識判斷該事件最終之結果。而學習演算法是藉由訓練過程調整各層神經元的權重值，完成訓練後的網路可透過已建構完成之權重，計算出輸出的結果，或將輸入資料加以分類。

### a. 監督式學習 (supervised learning) 網路：

監督式學習是指從問題領域中取得訓練樣本 (pattern)，給予類神經網路進行訓練，訓練樣本中包含輸入向量 (變數值) 與目標輸出向量 (變數值)，網路在訓練過程中學習輸入向量與目標輸出向量間之映射關係，意即不斷的修正網路權重值，縮小網路輸出值與目標輸出值間之差距。此類型的網路學習因有目標輸出向量，因此能判斷網路輸出是否正確，常見應用於圖形辨認和預測領域，如倒傳遞網路、感知器網路等。

b. 非監督式學習 (unsupervised learning) 網路

非監督式學習是指從問題領域中取得訓練樣本，此訓練樣本僅包含輸入向量，但無輸出向量。類神經網路透過訓練樣本學習輸入資料間之聚類規則，完成訓練後的類神經網路即可判定新輸入資料所屬之聚類，如自組織特徵映射網路。



## 4.2 倒傳遞類神經網路

倒傳遞類神經網路常用於處理輸入變數與輸出變數間為非線性映射關係之問題，其學習方式屬於監督式學習，學習演算法為誤差倒傳遞 (error back propagation, EBP) 演算法，簡稱為BP (back propagation) 演算法。倒傳遞類神經網路架構為多層前饋式架構如圖4.6所示，包含輸入層、隱藏層、輸出層等三層神經元，輸入層與輸出層用以表現輸入變數與輸出變數，因此神經元個數依據使用者針對問題所設計之型式而定，隱藏層神經元個數則通常需以試誤法 (trial and error) 決定。

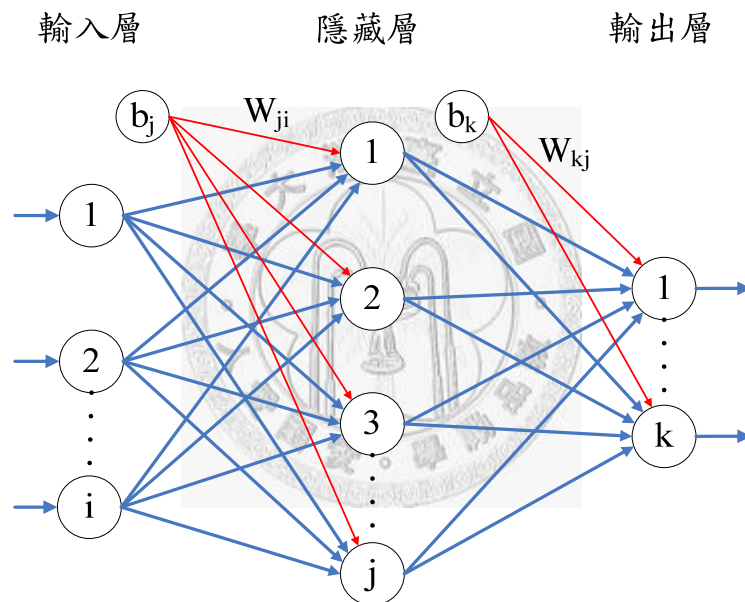


圖 4.6 倒傳遞類神經網路

倒傳遞類神經網路架構中，隱藏層神經元之活化函數多採用非線性函數，目的在於避免資料處理過程中漏失輸入與輸出資料間之非線性關係，而影響類神經網路計算輸出值的精確度，故隱藏層神經元之活化函數多採用 S 形函數與雙曲線函數為主，輸出層神經元之活化函數一般則採用線性函數。

倒傳遞類神經網路採用監督式學習法，以網路輸出值與目標輸出值間之誤差修正網路權重值。訓練過程中誤差倒傳遞演算法將此誤差訊息進行反向傳遞，藉由迭代計算逐步修正各層神經元之權重值與偏權值，使誤差達到預設之容許誤差範圍內則停止訓練。權重修正之公式敘述如下（張斐章、張麗秋，2005）：

倒傳遞類神經網路中，第  $n$  層（包含隱藏層與輸出層）第  $j$  個神經元之輸入值為第  $n-1$  層神經元輸出值之非線性函數：

$$net_j^n = \sum_i w_{ji}^n y_i^{n-1} + b_j^n \quad (4.6a)$$

$$y_j^n = f(net_j^n) \quad (4.6b)$$

式中

$w_{ji}^n$  為第  $n$  層第  $j$  個神經元與第  $n-1$  層第  $i$  個神經元之權重值

$y_i^{n-1}$  為第  $n-1$  層第  $i$  個神經元之輸出值

$b_j^n$  為第  $n$  層第  $j$  個神經元之偏權值

$y_j^n$  為第  $n$  層第  $j$  個神經元之輸出值

訓練階段學習之目的在降低網路輸出值與目標輸出值間之誤差，此誤差函數  $E$  定義為：

$$E = \frac{1}{2} \sum_k (d_k - y_k)^2 \quad (4.7)$$

式中

$d_k$  為輸出層第  $k$  個神經元之目標輸出值

$y_k$  為輸出層第  $k$  個神經元之網路輸出值

訓練階段即為使誤差函數  $E$  最小化的過程，倒傳遞類神經網路常使用之最陡坡降法（steepest descent method）做為搜尋誤差函數  $E$  最佳解之演算法，而修正權重的幅度與誤差函數對權重值的導函數大小成正比：

$$\Delta w_{ji} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} \quad (4.8)$$

式中

$\eta$  為學習速率

而  $\frac{\partial E}{\partial w_{ji}}$  可用連鎖律 (chain rule) 加以推演得

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial E}{\partial net_j^n} \frac{\partial net_j^n}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial E}{\partial y_j^n} \frac{\partial y_j^n}{\partial net_j^n} \frac{\partial net_j^n}{\partial w_{ji}} \quad (4.9)$$

由 (4.6b) 式得

$$\frac{\partial y_j^n}{\partial net_j^n} = f'(net_j^n) \quad (4.10)$$

由 (4.6a) 式得

$$\frac{\partial net_j^n}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial}{\partial w_{ji}} \left( \sum_i w_{ji}^n y_i^{n-1} + b_j^n \right) = y_i^{n-1} \quad (4.11)$$

而 (4.9) 式中  $\frac{\partial E}{\partial y_j^n}$  可分為下述兩種情況

1. 若第  $n$  層為輸出層：

此時  $j = k$ ，由 (4.7) 式與  $j = k$  得

$$\frac{\partial E}{\partial y_j^n} = \frac{\partial}{\partial y_j^n} \left[ \frac{1}{2} \sum_k (d_k - y_k^n)^2 \right] = -(d_j - y_j^n) \quad (4.12)$$

2. 若第  $n$  層為隱藏層之一，可用連鎖律得

$$\frac{\partial E}{\partial y_j^n} = \sum_k \left( \frac{\partial E}{\partial net_k^{n+1}} \frac{\partial net_k^{n+1}}{\partial y_j^n} \right) \quad (4.13)$$

由 (4.6.a) 式代入上式可得

$$\frac{\partial net_k^{n+1}}{\partial y_j^n} = \frac{\partial}{\partial y_j^n} \left( \sum_i w_{ki} y_i^n + b_k \right) = w_{ki} \quad (4.14)$$

為簡化數學式，令



$$\frac{\partial E}{\partial net_k^n} = -\delta_k^n \quad (4.15)$$

將 (4.14) 式與 (4.15) 式代入 (4.13) 式可得

$$\frac{\partial E}{\partial y_j^n} = -\sum_k (\delta_k^{n+1} w_{kj}) \quad (4.16)$$

因此總結上述， $\frac{\partial E}{\partial w_{ji}}$  可分為兩種情形

1.  $w_{ji}$  位於輸出層與隱藏層之間

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial E}{\partial y_j^n} \frac{\partial y_j^n}{\partial net_j^n} \frac{\partial net_j^n}{\partial w_{ji}} = -(d_j - y_j^n) f'(net_j^n) y_i^{n-1} \quad (4.17)$$

將 (4.11) 式與 (4.15) 式代入 (4.9) 式可得

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = -\delta_j^n y_i^{n-1} \quad (4.18)$$

此時  $\delta_j^n = -(d_j - y_j^n) f'(net_j^n)$

2.  $w_{ji}$  位於隱藏層與隱藏層之間

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial E}{\partial y_j^n} \frac{\partial y_j^n}{\partial net_j^n} \frac{\partial net_j^n}{\partial w_{ji}} = -\left[ \sum_k \delta_k^{n+1} w_{ki} \right] f'(net_j^n) y_i^{n-1} \quad (4.19)$$

將 (4.11) 式與 (4.15) 式代入 (4.9) 式可得

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = -\delta_j^n y_i^{n-1} \quad (4.20)$$

此時  $\delta_j^n = \left[ \sum_k \delta_k^{n+1} w_{ki} \right] f'(net_j^n)$

因此不論  $w_{ji}$  位於輸出層與隱藏層之間或隱藏層與隱藏層之間，均可寫成通式

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = -\delta_j^n y_i^{n-1} \quad (4.21)$$

將 (4.21) 式代入 (4.8) 式可得

$$\Delta w_{ji} = \eta \delta_j^n y_i^{n-1} \quad (4.22)$$

(4.22) 式即為倒傳遞類神經網路之權重修正項，各連結權重之權重修正式如下：

$$w_{ji}(p) = w_{ji}(p-1) + \Delta w_{ji} \quad (4.23)$$

式中

$p$  為第  $p$  組訓練樣本

因此，倒傳遞類神經網路訓練階段演算流程如下，流程圖如圖 4.7 所示：

1. 將訓練樣本資料（包含輸入項與目標輸出值）予以正規化，並決定隱藏層層數與神經元數。
2. 以隨機亂數產生隱藏層權重  $w_{ji}$  與輸出層權重  $w_{kj}$ 。
3. 計算隱藏層輸出值  $y_j$  與輸出層輸出值  $y_k$ 。
4. 計算誤差函數  $E = \frac{1}{2} \sum_k (d_k - y_k)^2$ 。
5. 檢視是否達到停止訓練原則，停止訓練原則為誤差函數值小於容許誤差，或訓練次數達到最大訓練迭代次數。
6. 分別計算隱藏層修正量  $\Delta w_{ji}$  與輸出層權重修正量  $\Delta w_{kj}$ 。
7. 分別修正隱藏層權重與輸出層權重，回到步驟 3 重複計算至達到停止訓練原則為止。

本研究即採用倒傳遞類神經網路方法，推估二維徑向收斂流場追蹤劑試驗之縱向及側向延散度。

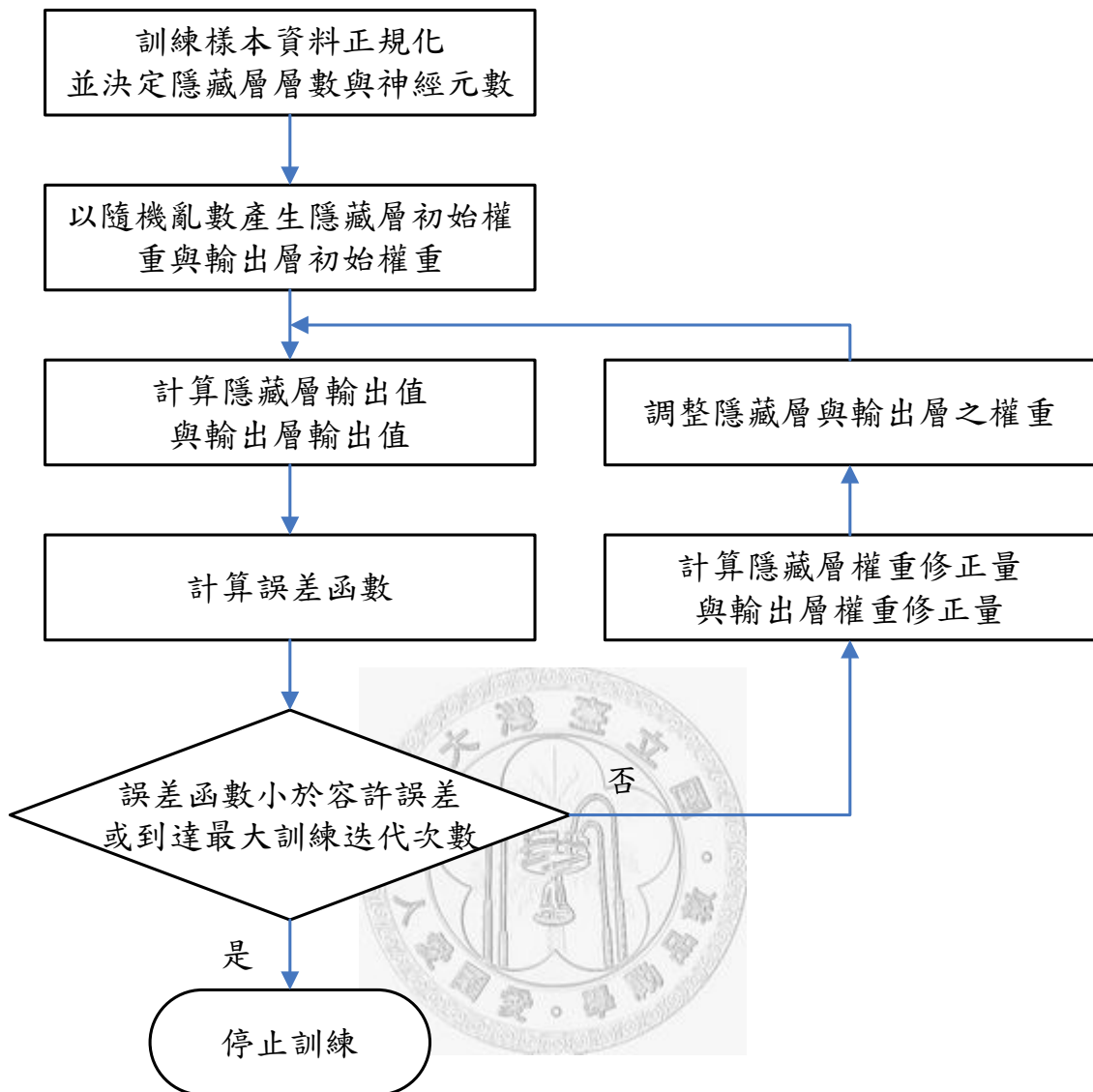


圖 4.7 倒傳遞類神經網路演算流程圖

## 第五章 二維徑向收斂流場追蹤劑試驗套配模式

徑向收斂流場追蹤劑試驗之標準曲線套配，依序可由抽水井之穿透曲線數據推估縱向延散度與有效孔隙率，再以觀測井之穿透曲線數據推估側向延散度，因此本文以倒傳遞類神經網路結合 Chen et al. (2006) 發展之尺度延散度模式建立二維徑向收斂流場追蹤劑試驗套配模式，包含尺度縱向延散度套配模式 (BPN- $\alpha_{L,S}$ )、有效孔隙率套配模式 (BPN- $\phi$ ) 與尺度側向延散度套配模式 (BPN- $\alpha_{T,S}$ )。

建立各套配模式所需之訓練樣本與驗證樣本，係以下列 SDM 輸入參數值包含：注入井與抽水井間之距離 ( $r_L$ )、抽水量 ( $Q$ )、含水層厚度 ( $b$ )、有效孔隙率 ( $\phi$ )、注入追蹤劑重量 ( $M$ )、尺度縱向延散度 ( $\alpha_{L,S}$ ) 與尺度側向延散度 ( $\alpha_{T,S}$ )，將各參數值代入 (3.39) 式產生之標準曲線數據即為套配模式選取輸入變數之依據。各樣本之參數值取樣，為將各套配模式設定之參數值範圍依所需之樣本組數在對數尺度下等間距分段，各組樣本由已分段之參數值中以隨機取樣方式選取各輸入參數值。二維徑向收斂流場追蹤劑試驗套配模式之精確度評比指標，選用相對誤差 (relative error, RE) 做為套配模式完成訓練後之精確度評比指標，相對誤差定義如下：

$$RE(\%) = \frac{|\text{目標輸出值} - \text{網路輸出值}|}{\text{目標輸出值}} \times 100\% \quad (5.1)$$

## 5.1 尺度縱向延散度套配模式 $BPN-\alpha_{L,S}$

現地追蹤劑試驗抽水井之穿透曲線數據以標準曲線進行套配可得尺度縱向延散度，尺度縱向延散度套配模式選取標準曲線之尖峰濃度 ( $C_{P\_EX}$ ) 與尖峰濃度到達時間 ( $T_{P\_EX}$ ) 做為套配點，將尖峰濃度與尖峰濃度到達時間分別無因次化為  $C_{d\_EX}$  與  $T_{d\_EX}$ ，並將尺度縱向延散度轉換為 Peclet number ( $Pe$ )，以  $C_{d\_EX}$  及  $T_{d\_EX}$  做為倒傳遞類神經網路之輸入變數， $Pe$  做為輸出變數建立尺度縱向延散度套配模式，訓練與驗證樣本之 SDM 輸入參數值範圍如表 5.1 所示，模式建立步驟如下：

1. 將訓練樣本標準曲線取出尖峰濃度值  $C_{P\_EX}(i)$  及尖峰濃度到達時間

$T_{P\_EX}(i)$ ，其中  $i$  為第  $i$  組訓練樣本。

2. 將  $C_{P\_EX}(i)$  與  $T_{P\_EX}(i)$  依 (5.2a) 式與 (5.2b) 式無因次化為  $C_{d\_EX}(i)$  與

$T_{d\_EX}(i)$ ， $\alpha_{L,S}(i)$  依 (5.2c) 式轉換為  $Pe$ 。

$$C_{d\_EX}(i) = \frac{C_{P\_EX}(i)}{C_o(i)}, C_o(i) = \frac{M(i)}{\pi [r_L(i)]^2 \phi(i) b(i)} \quad (5.2a)$$

$$T_{d\_EX}(i) = \frac{Q(i)T_{P\_EX}(i)}{[r_L(i)]^2 \phi(i) b(i)} \quad (5.2b)$$

$$Pe(i) = \frac{r_L(i)}{\alpha_{L,S}(i)} \quad (5.2c)$$

3. 以各組訓練樣本之  $C_{d\_EX}(i)$  與  $T_{d\_EX}(i)$  做為  $BPN-\alpha_{L,S}$  之輸入變數， $Pe(i)$  做為

$BPN-\alpha_{L,S}$  之輸出變數。當  $BPN-\alpha_{L,S}$  網路輸出值誤差小於容許誤差 ( $10^{-8}$ )

或到達最大訓練迭代次數 (10000 次) 則完成訓練。

表 5.1 BPN- $\alpha_{L,S}$  訓練與驗證樣本 SDM 輸入參數值範圍

輸入參數	訓練樣本	分段數	驗證樣本	分段數
注入井與抽水井間之距離	5—20 m	15	5—20 m	15
抽水量	10—50 cmd	8	10—50 cmd	8
含水層厚度	5—15 m	10	5.2—15 m	8
有效孔隙率	0.05—0.5	25	0.052—0.48	25
注入追蹤劑重量	5000—50000 g	10	5000—50000 g	8
尺度縱向延散度	0.2—40 m	50	0.204—37.2 m	25
樣本數	250		50	

BPN- $\alpha_{L,S}$  之輸入與輸出變數決定後，需決定 BPN- $\alpha_{L,S}$  之隱藏層神經元個數。為確認不同隱藏層神經元個數下 BPN- $\alpha_{L,S}$  之輸出精確度，本研究以不同的隱藏層神經元個數分別進行測試，不同隱藏層神經元個數之 BPN- $\alpha_{L,S}$  皆重複訓練 50 次，並將 50 次訓練之網路輸出值平均相對誤差加以平均，得不同隱藏層神經元個數之平均網路輸出誤差。測試結果顯示當 BPN- $\alpha_{L,S}$  之隱藏層神經元為 3 個時，驗證資料有最低之相對誤差值，如圖 5.1 所示，因此採用 3 個隱藏層神經元做為 BPN- $\alpha_{L,S}$  之隱藏層神經元架構。

BPN- $\alpha_{L,S}$  之隱藏層神經元數決定後，進一步觀察 BPN- $\alpha_{L,S}$  之輸出精確度，在訓練與驗證階段目標輸出值與網路輸出值之相對誤差如圖 5.2 與圖 5.3 所示，結果顯示在  $0.5 \leq Pe \leq 100$  的範圍內 BPN- $\alpha_{L,S}$  之整體誤差均低於 2%，而當  $Pe$  接近 0.5 時誤差由低於 0.5% 逐漸上升，惟輸出誤差仍低於 2%，因此可確認 BPN- $\alpha_{L,S}$  適用於  $0.5 \leq Pe \leq 100$  之範圍。

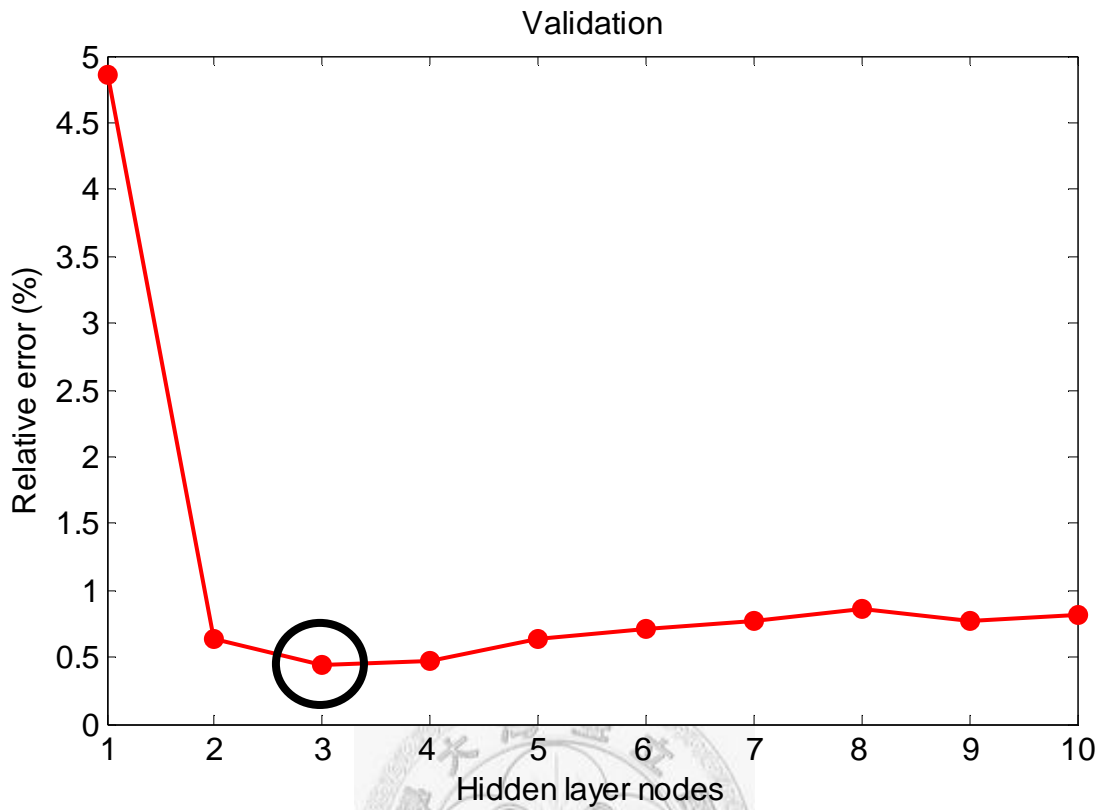


圖 5.1 不同隱藏層神經元個數  $BPN-\alpha_{L,S}$  之誤差關係圖

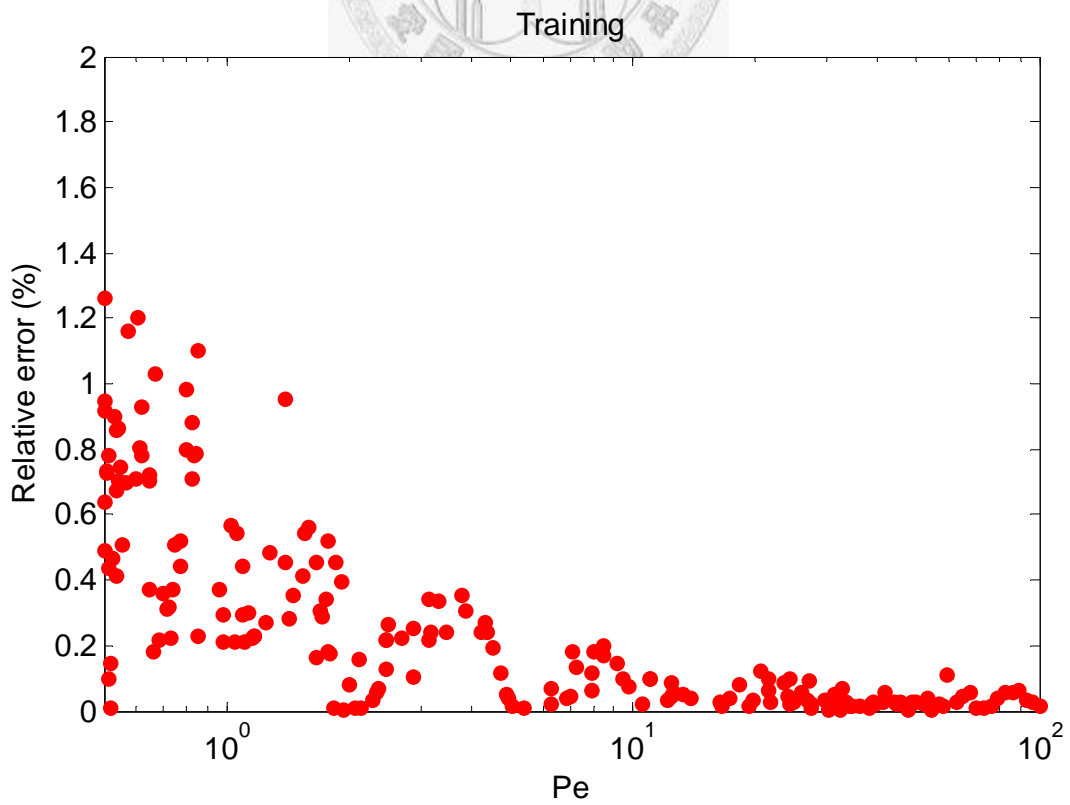


圖 5.2  $BPN-\alpha_{L,S}$  訓練階段網路輸出誤差

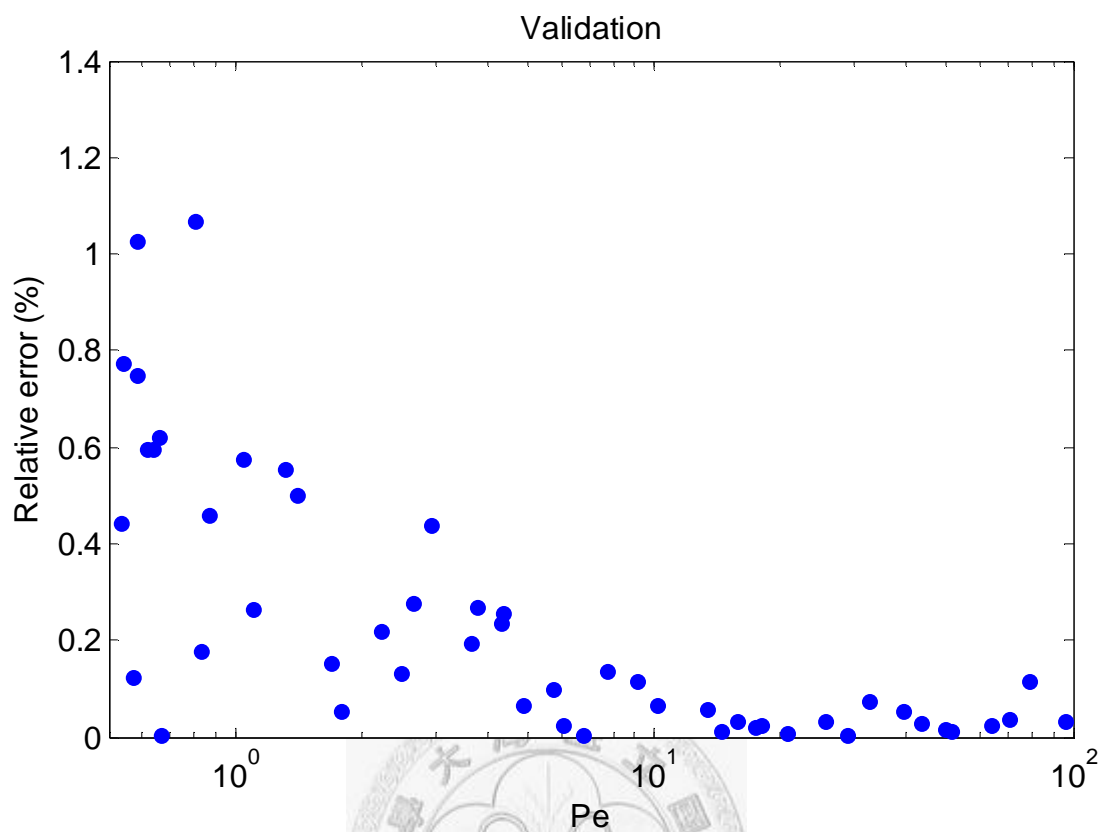


圖 5.3 BPN- $\alpha_{L,S}$  驗證階段網路輸出誤差



## 5.2 有效孔隙率套配模式 BPN- $\phi$

現地追蹤劑試驗抽水井之穿透曲線數據以標準曲線進行套配可得縱向延散度，並可由抽水井穿透曲線與標準曲線之套配點（match point）計算有效孔隙率，然而，有別於標準曲線套配法，縱向延散度套配模式套配過程並無曲線套配之步驟，無法藉由套配點獲得對應之抽水井穿透曲線真實時間（ $t$ ）及標準曲線無因次時間（ $t_D$ ），故無法計算有效孔隙率，而（5.2a）與（5.2b）式中皆需要有效孔隙率執行變數無因次化，因此推估縱向延散度前首先必須推估有效孔隙率。有效孔隙率套配模式選取標準曲線之尖峰濃度、尖峰濃度到達時間、標準曲線上升段 50% 尖峰濃度到達時間與標準曲線下降段 80% 尖峰濃度到達時間等數據，將其予以正規化後做為倒傳遞類神經網路之輸入變數，並以有效孔隙率做為輸出變數建立有效孔隙率套配模式，訓練與驗證樣本之 SDM 輸入參數值範圍如表 5.2 所示，有效孔隙率套配模式建立步驟如下：

1. 將訓練樣本標準曲線取出尖峰濃度值  $C_{P\_EX}(i)$  及尖峰濃度到達時間  $T_{P\_EX}(i)$ ，標準曲線上升段選取 50% 尖峰濃度到達時間  $T_{P50\%\_EX}(i)$ ，標準曲線下降段選取 80% 尖峰濃度到達時間  $T_{P80\%\_EX}(i)$ ，其中  $i$  為第  $i$  組訓練樣本。
2. 將 SDM 設定  $r_{L\_R} = 5 \text{ m}$ 、 $Q_R = 10 \text{ cmd}$ 、 $b_R = 5 \text{ m}$ 、 $\phi_R = 0.05$ 、 $M_R = 10 \text{ kg}$  及  $\alpha_{L,S\_R} = 0.2 \text{ m}$  產生一組標準曲線，取出其尖峰濃度值及尖峰濃度到達時間做為參考濃度（ $C_R$ ）及參考時間（ $T_R$ ）。
3. 將  $C_{P\_EX}(i)$ 、 $T_{P\_EX}(i)$ 、 $T_{P50\%\_EX}(i)$  與  $T_{P80\%\_EX}(i)$  正規化為  $C_{P\_EX\_N}(i)$ 、 $T_{P\_EX\_N}(i)$ 、 $T_{P50\%\_EX\_N}(i)$  與  $T_{P80\%\_EX\_N}(i)$ ，正規化式如下：

$$C_{P\_EX\_N}(i) = \frac{C_{P\_EX}(i)}{C_R} \cdot \frac{e_b \cdot e_{r_L}}{e_M} \quad (5.3a)$$

$$T_{P\_EX\_N}(i) = \frac{T_{P\_EX}(i)}{T_R} \cdot \frac{e_Q}{e_b \cdot e_{r_L}} \quad (5.3b)$$

$$T_{P50\%\_EX\_N}(i) = \frac{T_{P50\%\_EX}(i)}{T_R} \cdot \frac{e_Q}{e_b \cdot e_{r_L}} \quad (5.3c)$$

$$T_{P80\%\_EX\_N}(i) = \frac{T_{P80\%\_EX}(i)}{T_R} \cdot \frac{e_Q}{e_b \cdot e_{r_L}} \quad (5.3d)$$

其中  $e_{r_L}$ 、 $e_Q$ 、 $e_b$ 、 $e_M$  分別為  $r_L$ 、 $Q$ 、 $b$ 、 $M$  之影響因子。

$$e_{r_L} = \left[ \frac{r_L(i)}{r_{L\_R}} \right]^2, e_Q = \frac{Q(i)}{Q_R}, e_b = \frac{b(i)}{b_R}, e_M = \frac{M(i)}{M_R} \quad (5.4)$$

4. 以各組訓練樣本之  $C_{P\_EX\_N}(i)$ 、 $T_{P\_EX\_N}(i)$ 、 $T_{P50\%\_EX\_N}(i)$  與  $T_{P80\%\_EX\_N}(i)$  做為 BPN- $\phi$  之輸入變數，有效孔隙率  $\phi(i)$  做為 BPN- $\phi$  之輸出變數，當套配模式網路輸出值誤差小於容許誤差 ( $10^{-5}$ ) 或到達最大訓練迭代次數 (15000 次) 則完成訓練。

表 5.2 BPN- $\phi$  訓練與驗證樣本 SDM 輸入參數值範圍

輸入參數	訓練樣本	分段數	驗證樣本	分段數
注入井與抽水井間之距離	5—20 m	15	5—20 m	15
抽水量	10—50 cmd	8	10—50 cmd	8
含水層厚度	5—15 m	10	5.2—15 m	8
有效孔隙率	0.05—0.5	25	0.052—0.48	25
注入追蹤劑重量	5000—50000 g	10	5000—50000 g	8
尺度縱向延散度	0.2—40 m	50	0.204—37.2 m	25
樣本數	250		50	

隱藏層神經元個數之決定方式如同  $BPN-\alpha_{L,S}$ ，以不同隱藏層神經元個數之  $BPN-\phi$  均重複訓練 50 次，並將 50 次訓練之網路輸出值平均相對誤差加以平均，得不同隱藏層神經元個數之平均網路輸出誤差。測試結果顯示當  $BPN-\phi$  之隱藏層神經元為 6 個時，驗證資料具有最低之相對誤差值，如圖 5.4 所示，因此採用 6 個隱藏層神經元做為  $BPN-\phi$  之隱藏層神經元架構。

隱藏層神經元數為 6 個之  $BPN-\phi$ ，在訓練與驗證階段目標輸出值與網路輸出值之相對誤差如圖 5.5 與圖 5.6 所示，結果顯示在  $0.05 \leq \phi \leq 0.5$  的範圍內  $BPN-\phi$  之整體誤差均低於 1.5%，訓練階段中當  $\phi$  接近 0.1 時誤差由低於 0.5% 逐漸上升，而驗證階段網路輸出誤差分布則較訓練階段平均，惟誤差均低於 1.5%，因此可確認  $BPN-\phi$  適用於  $0.05 \leq \phi \leq 0.5$  之範圍。

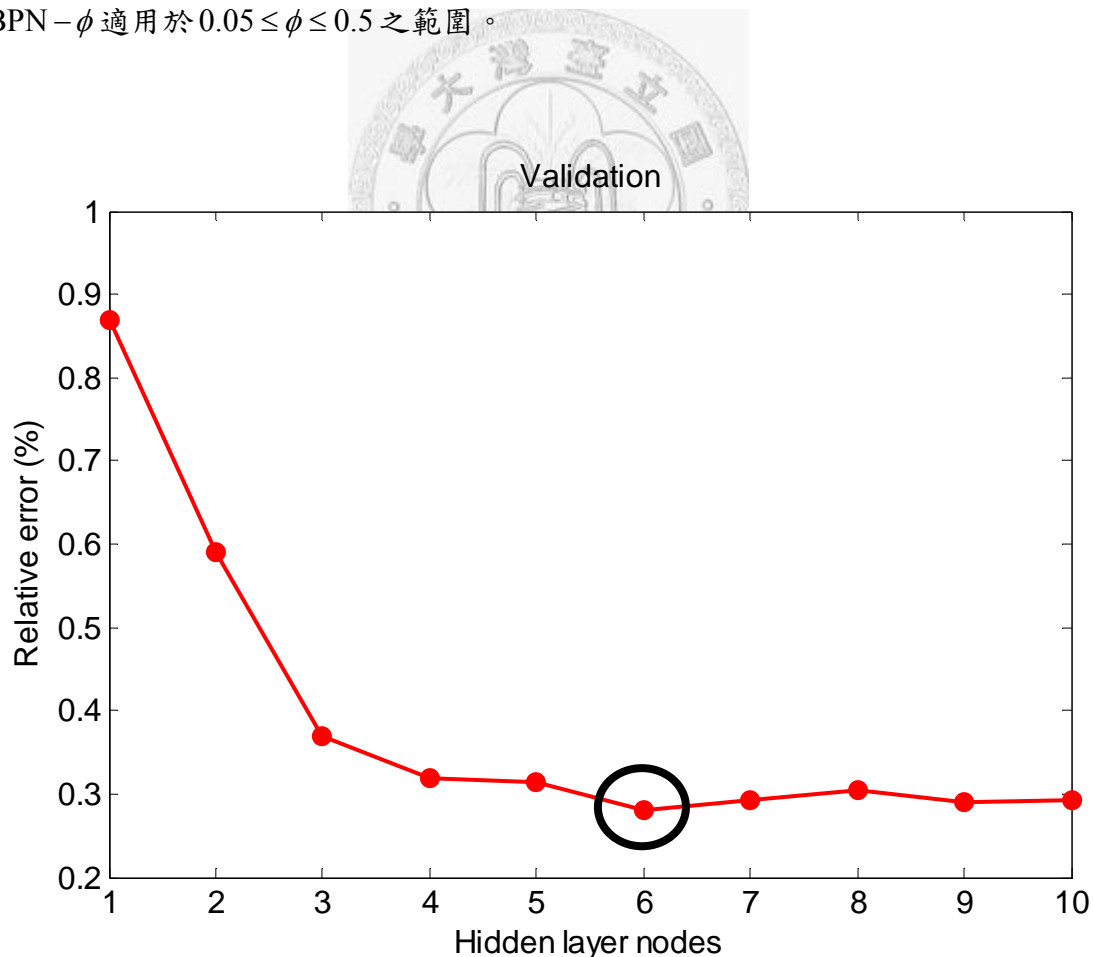


圖 5.4 不同隱藏層神經元個數  $BPN-\phi$  之誤差關係圖

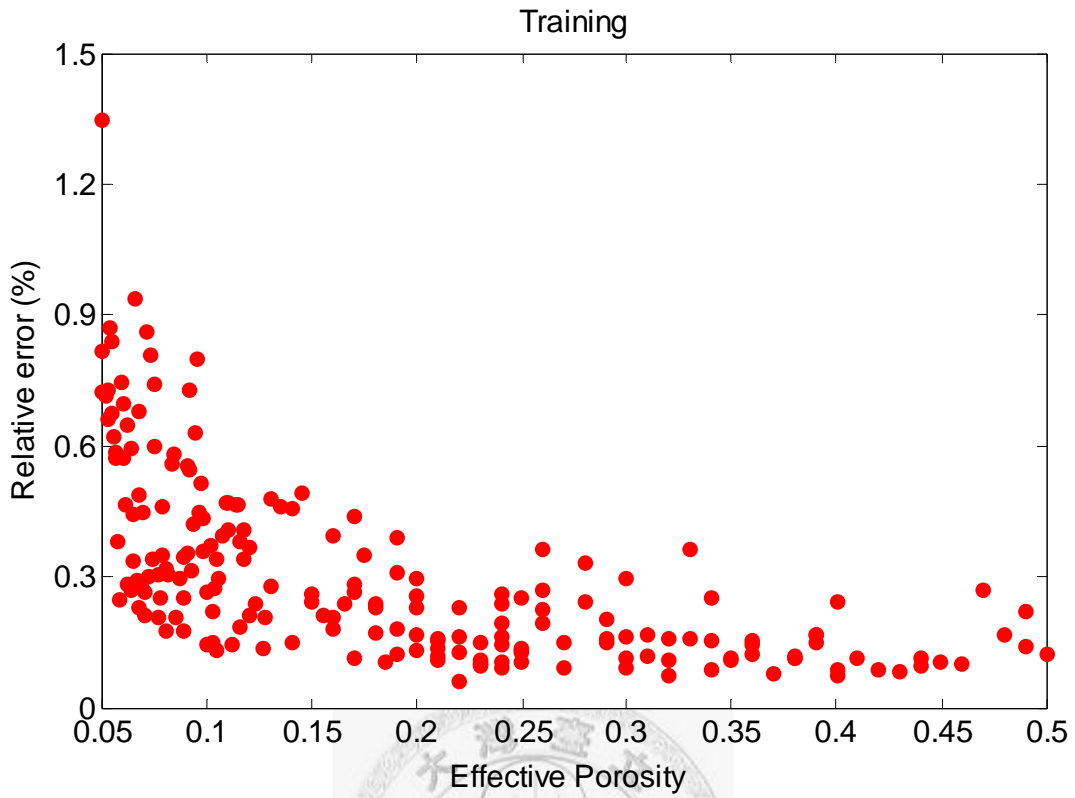


圖 5.5 BPN- $\phi$  訓練階段網路輸出誤差

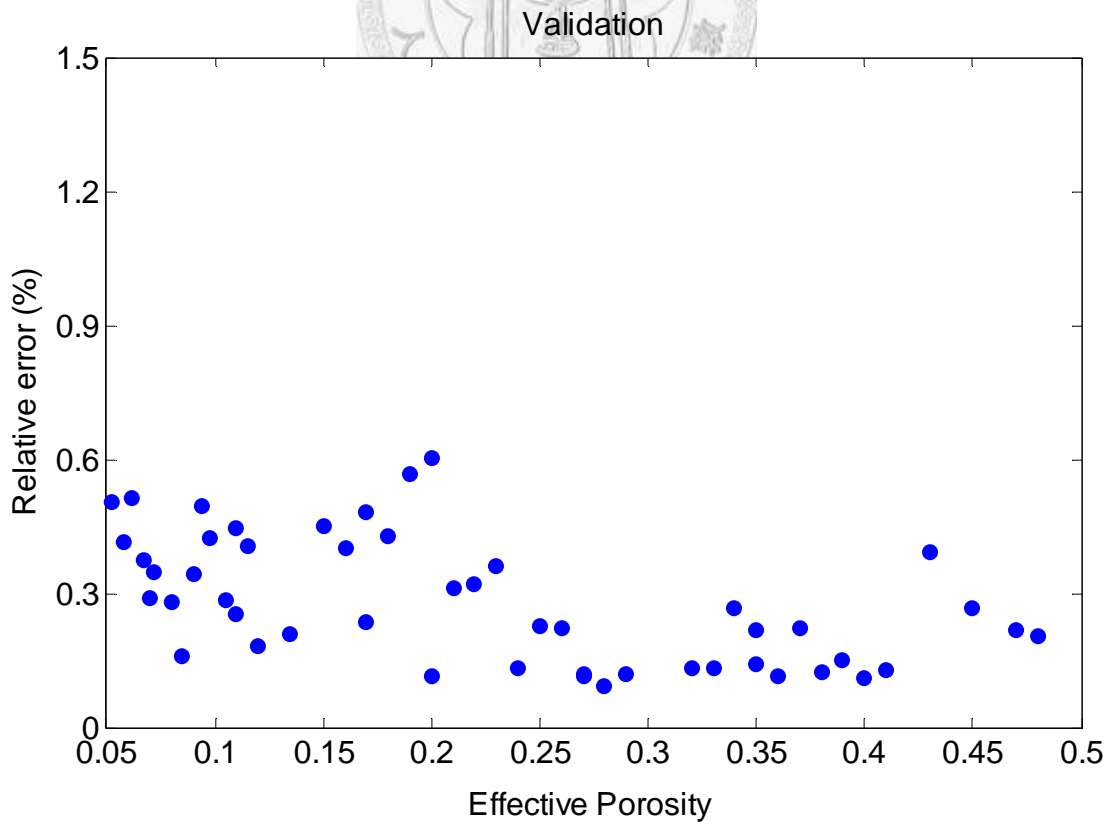


圖 5.6 BPN- $\phi$  驗證階段網路輸出誤差

### 5.3 尺度側向延散度套配模式 $BPN-\alpha_{T,S}$

以標準曲線法套配現地尺度側向延散度，須在獲致有效孔隙率與縱向延散度後，以數學模式產生不同側向延散度之標準曲線逐一套配觀測井處之穿透曲線數據，因此尺度側向延散度套配模式選取觀測井處標準曲線之尖峰濃度 ( $C_{P\_OB}$ ) 與尖峰濃度到達時間 ( $T_{P\_OB}$ ) 做為套配點，由於同一試驗場址中觀測井與抽水井之含水層條件相同，故影響觀測井與抽水井間尖峰濃度與尖峰濃度到達時間變化之參數，為注入井至觀測井之距離 ( $r_L-r$ )、觀測井及抽水井中心連線與注入井及抽水井中心連線之夾角 ( $\theta_{OB}$ )、觀測井處尺度縱向延散度 ( $\alpha_{L,S\_OB}$ ) 與觀測井處尺度側向延散度 ( $\alpha_{T,S\_OB}$ )，其中注入井至觀測井之距離本研究選定為注入井至抽水井之距離 ( $r_L$ ) 的 0.3 至 0.8 倍，而由於現地試驗中注入井半徑遠小於注入井至抽水井之距離，故由圖 3.5 可知溶質由注入井傳輸至抽水井過程中側向傳輸之範圍甚小，且現地試驗無法事先預測溶質側向傳輸之可能範圍，故為確保試驗過程可確實測得觀測井處之追蹤劑濃度數據，觀測井應設置於注入井及抽水井中心連線上較為妥當，即  $\theta_{OB} = \pi$ 。

因此尺度側向延散度套配模式以抽水井處尖峰濃度 ( $C_{P\_EX}$ )、尖峰濃度到達時間 ( $T_{P\_EX}$ )、觀測井處尖峰濃度 ( $C_{P\_OB}$ )、尖峰濃度到達時間 ( $T_{P\_OB}$ )、注入井至觀測井之距離 ( $r_L-r$ ) 與觀測井處尺度縱向延散度 ( $\alpha_{L,S\_OB}$ ) 做為模式輸入變數，觀測井處尺度側向延散度 ( $\alpha_{T,S\_OB}$ ) 做為模式輸出變數建立尺度側向延散度套配模式，尺度側向延散度套配模式建立步驟如下：

1. 將訓練樣本抽水井之標準曲線選取尖峰濃度值  $C_{P\_EX}(i)$  及尖峰濃度到達時間  $T_{P\_EX}(i)$ ，觀測井之標準曲線選取尖峰濃度值  $C_{P\_OB}(i)$  及尖峰濃度到達時間  $T_{P\_OB}(i)$ ，並選取注入井至觀測井之距離  $r_L(i)-r(i)$  及觀測井處尺度縱向延散

度  $\alpha_{L,S\_OB}(i)$ ，其中  $i$  為第  $i$  組訓練樣本。

2. 將  $C_{P\_EX}(i)$ 、 $T_{P\_EX}(i)$ 、 $C_{P\_OB}(i)$  與  $T_{P\_OB}(i)$  依 (5.5) 式無因次化為  $C_{d\_EX}(i)$  與  $T_{d\_EX}(i)$ 、 $C_{d\_OB}(i)$  與  $T_{d\_OB}(i)$ 。

$$C_{d\_EX}(i) = \frac{C_{P\_EX}(i)}{C_{O\_EX}(i)}, C_{O\_EX}(i) = \frac{M(i)}{\pi[r_L(i)]^2 \phi(i)b(i)} \quad (5.5a)$$

$$T_{d\_EX}(i) = \frac{Q(i)T_{P\_EX}(i)}{[r_L(i)]^2 \phi(i)b(i)} \quad (5.5b)$$

$$C_{d\_OB}(i) = \frac{C_{P\_OB}(i)}{C_{O\_OB}(i)}, C_{O\_OB}(i) = \frac{M(i)}{\pi[r_L(i)-r(i)]^2 \phi(i)b(i)} \quad (5.5c)$$

$$T_{d\_OB}(i) = \frac{Q(i)T_{P\_OB}(i)}{[r_L(i)-r(i)]^2 \phi(i)b(i)} \quad (5.5d)$$

3. 以各組訓練樣本之  $C_{d\_EX}(i)$ 、 $T_{d\_EX}(i)$ 、 $C_{d\_OB}(i)$ 、 $T_{d\_OB}(i)$ 、 $r_L(i)-r(i)$  與  $\alpha_{L,S\_OB}(i)$  做為 BPN- $\alpha_{T,S}$  之輸入變數，觀測井處尺度側向延散度  $\alpha_{T,S\_OB}(i)$  做為 BPN- $\alpha_{T,S}$  之輸出變數，當套配模式網路輸出值誤差小於容許誤差 ( $10^{-6}$ ) 或到達最大訓練迭代次數 (25000 次) 則完成訓練。

BPN- $\alpha_{T,S}$  分為 BPN- $\alpha_{T,S}-1$ 、BPN- $\alpha_{T,S}-2$  與 BPN- $\alpha_{T,S}-3$  等三個架構，其中 BPN- $\alpha_{T,S}-1$  之適用範圍設定為  $1 < \alpha_{T,S} \leq 10m$ ，BPN- $\alpha_{T,S}-2$  之適用範圍設定為  $0.1 < \alpha_{T,S} \leq 1m$ ，BPN- $\alpha_{T,S}-3$  之適用範圍設定為  $0.01 \leq \alpha_{T,S} \leq 0.1m$ ，BPN- $\alpha_{T,S}$  之隱藏層神經元個數之決定方式亦如同 BPN- $\alpha_{L,S}$ ，首先建立 BPN- $\alpha_{T,S}-1$ ，訓練與驗證樣本之 SDM 輸入參數值範圍如表 5.3 所示。

表 5.3 BPN- $\alpha_{T,S}-1$  訓練與驗證樣本 SDM 輸入參數值範圍

輸入參數	訓練樣本	分段數	驗證樣本	分段數
注入井與抽水井間之距離	5-20 m	15	5-20 m	15
注入井與觀測井間之距離	1.5-18 m	8	1.9-14.8 m	8
抽水量	10-50 cmd	10	15-50 cmd	8
含水層厚度	5-15 m	10	6-14 m	8
有效孔隙率	0.05-0.5	25	0.052-0.48	25
注入追蹤劑重量	5000-50000 g	10	10000-50000 g	8
觀測井處尺度縱向延散度	0.735-36 m	50	1.92-28.12 m	25
觀測井處尺度側向延散度	0.144-9.88 m	50	0.36-7.4 m	25
樣本數量	250		50	

測試結果顯示當 BPN- $\alpha_{T,S}-1$  之隱藏層神經元為 8 個時，驗證樣本具有最低之相對誤差值，如圖 5.7 所示，故採用 8 個隱藏層神經元做為 BPN- $\alpha_{T,S}-1$  之隱藏層神經元架構。隱藏層神經元數為 8 個之 BPN- $\alpha_{T,S}-1$ ，在訓練與驗證階段目標輸出值與網路輸出值之相對誤差如圖 5.8 與圖 5.9 所示，結果顯示當  $\alpha_{T,S}$  介於 1 至 10 公尺的範圍內 BPN- $\alpha_{T,S}-1$  之整體誤差均低於 5%，訓練階段中當  $\alpha_{T,S}$  小於 1 公尺時誤差由低於 5% 逐漸上升，而驗證階段網路輸出誤差分布則較訓練階段平均，惟訓練階段與驗證階段網路輸出誤差均低於 5%，因此可確認 BPN- $\alpha_{T,S}-1$  在  $1 \leq \alpha_{T,S} \leq 10m$  之範圍可獲致良好之輸出精確度。

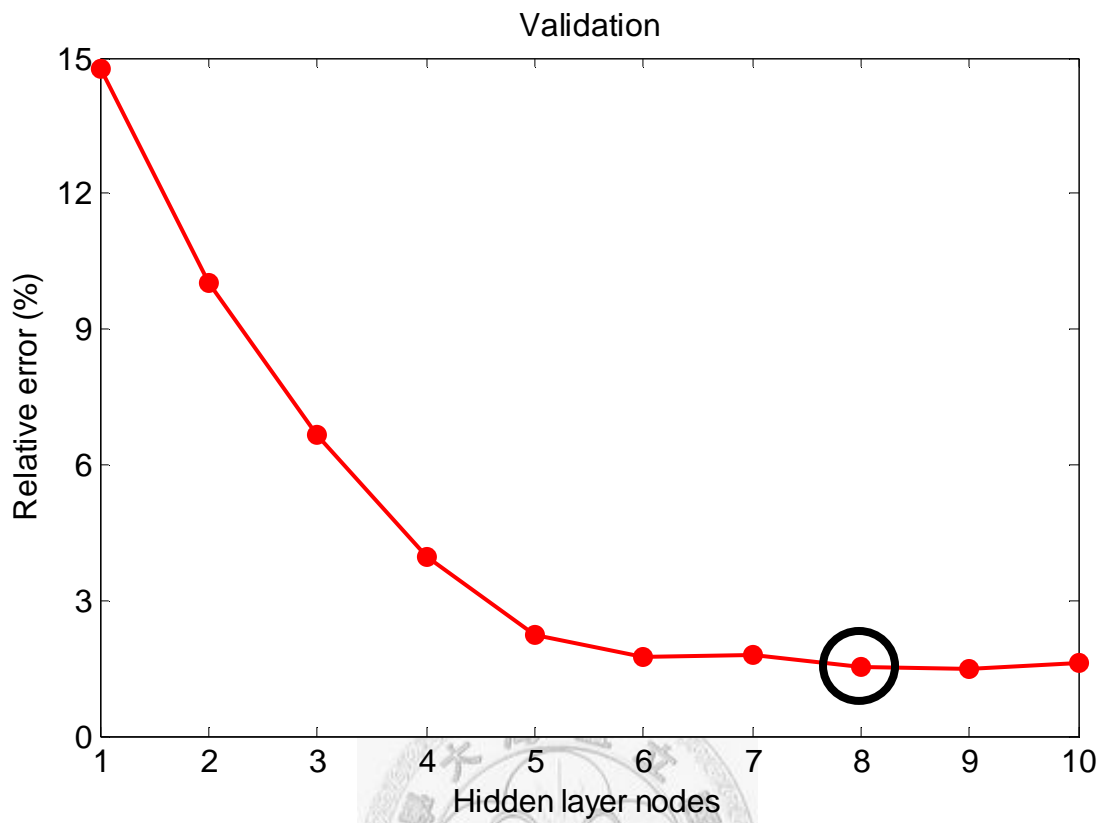


圖 5.7 不同隱藏層神經元個數  $BPN-\alpha_{T,S}-1$  之誤差關係圖

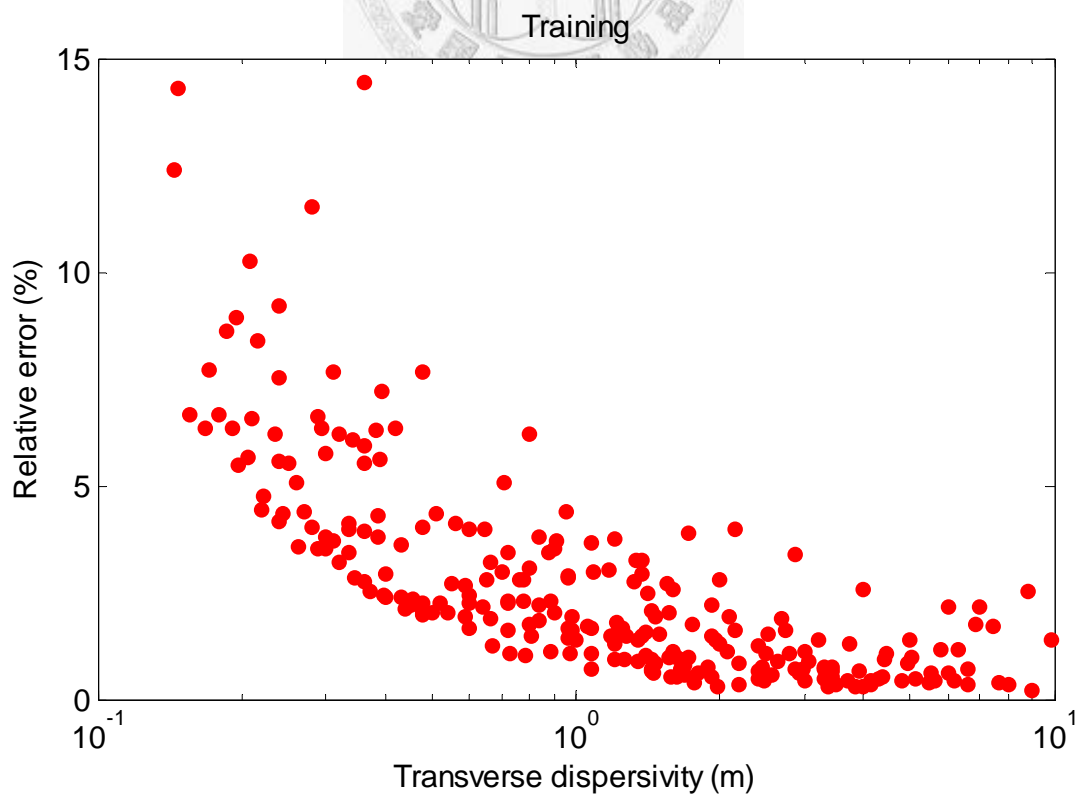


圖 5.8  $BPN-\alpha_{T,S}-1$  訓練階段網路輸出誤差



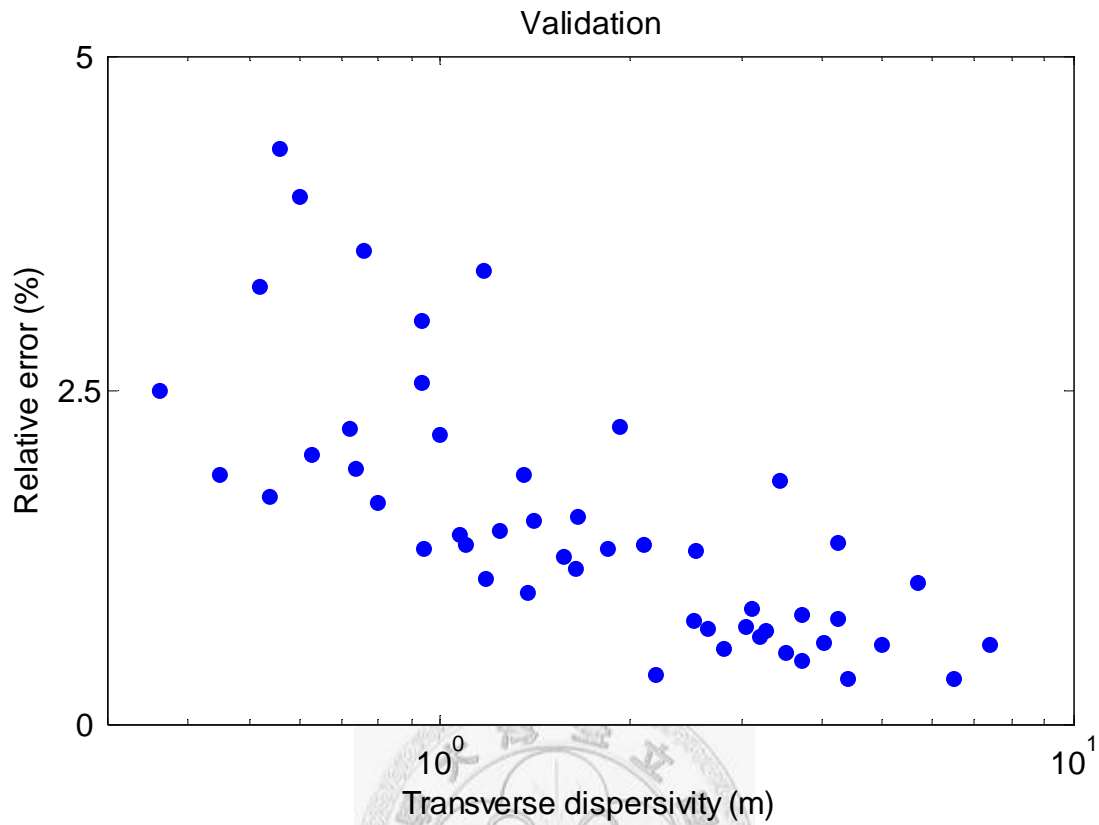
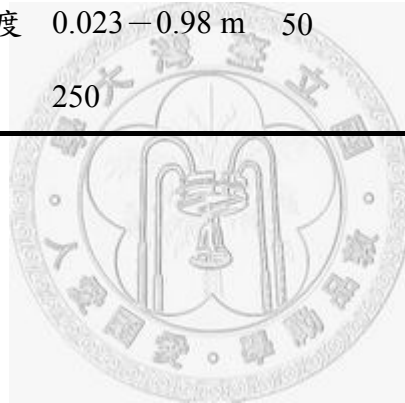


圖 5.9 BPN- $\alpha_{T,S}$ -1 驗證階段網路輸出誤差

由於 BPN- $\alpha_{T,S}$ -2 及 BPN- $\alpha_{L,S}$ -3 之輸入與輸出變數與 BPN- $\alpha_{T,S}$ -1 相同，故 BPN- $\alpha_{T,S}$ -2 及 BPN- $\alpha_{L,S}$ -3 之隱藏層神經元個數亦採用 8 個。BPN- $\alpha_{T,S}$ -2 訓練與驗證樣本之 SDM 輸入參數值範圍如表 5.4 所示。在訓練與驗證階段目標輸出值與網路輸出值之相對誤差如圖 5.10 與圖 5.11 所示，結果顯示 BPN- $\alpha_{T,S}$ -2 可有效降低 BPN- $\alpha_{T,S}$ -1 在  $\alpha_{T,S}$  介於 0.1 至 1 公尺範圍內之誤差，訓練階段中 BPN- $\alpha_{T,S}$ -1 在  $0.1 \leq \alpha_{T,S} \leq 1m$  誤差僅能控制在 15% 之範圍內，而 BPN- $\alpha_{T,S}$ -2 則可降低誤差至 8% 以下，驗證階段誤差分布與訓練階段趨勢相近，故可確認 BPN- $\alpha_{T,S}$ -2 在  $0.1 \leq \alpha_{T,S} \leq 1m$  之範圍可獲致良好之輸出精確度。

表 5.4 BPN- $\alpha_{T,S}$ -2 訓練與驗證樣本 SDM 輸入參數值範圍

輸入參數	訓練樣本	分段數	驗證樣本	分段數
注入井與抽水井間之距離	5-20 m	15	5-17.5 m	15
注入井與觀測井間之距離	1.5-14.8 m	8	1.7-13.3 m	8
抽水量	10-50 cmd	10	15-50 cmd	10
含水層厚度	5-15 m	10	6-14 m	10
有效孔隙率	0.05-0.5	25	0.052-0.48	25
注入追蹤劑重量	5000-50000 g	10	10000-50000 g	10
觀測井處尺度縱向延散度	0.33-15.47 m	50	0.78-9.31 m	25
觀測井處尺度側向延散度	0.023-0.98 m	50	0.105-0.94 m	25
樣本數量	250		50	



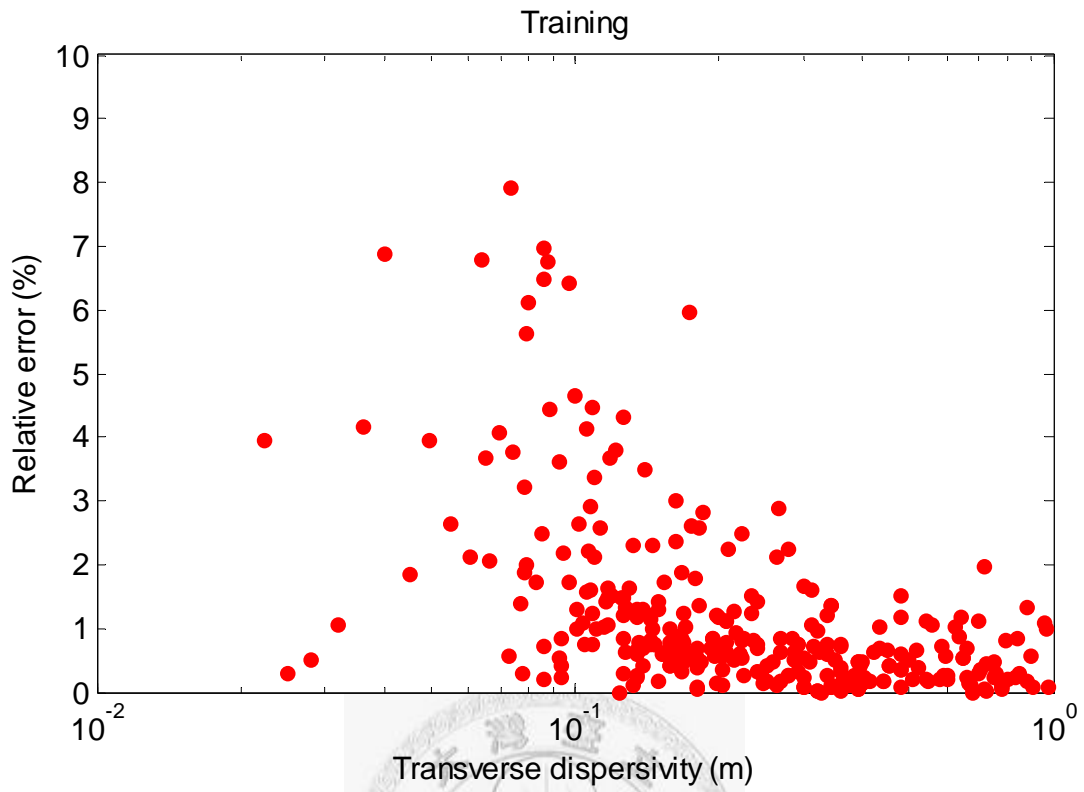


圖 5.10 BPN- $\alpha_{T,S}-2$  訓練階段網路輸出誤差

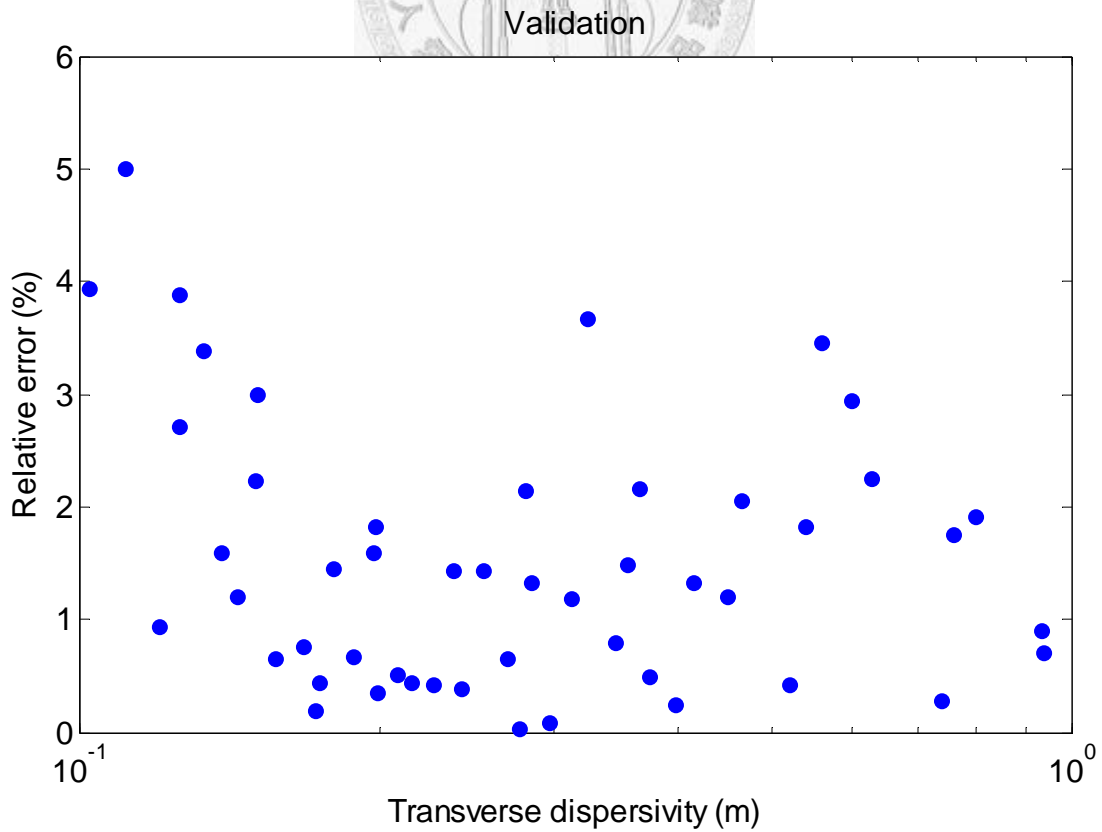


圖 5.11 BPN- $\alpha_{T,S}-2$  驗證階段網路輸出誤差

BPN- $\alpha_{T,S}$ -3 訓練與驗證樣本之 SDM 輸入參數值範圍如表 5.5 所示。在訓練與驗證階段目標輸出值與網路輸出值之相對誤差如圖 5.12 與圖 5.13 所示，結果顯示當  $0.03 \leq \alpha_{T,S} \leq 0.1m$  時 BPN- $\alpha_{T,S}$ -3 之輸出誤差可保持在 10% 以內，而當  $0.01 \leq \alpha_{T,S} \leq 0.03m$  時 BPN- $\alpha_{T,S}$ -3 之輸出誤差則升高為 20% 以內。BPN- $\alpha_{T,S}$ -3 在模式所設定之適用範圍  $0.01 \leq \alpha_{T,S} \leq 0.1m$  內，訓練與驗證階段之輸出誤差最高約 20%，而 BPN- $\alpha_{T,S}$ -1 與 BPN- $\alpha_{T,S}$ -2 在其適用範圍內之輸出誤差最高分別約 5% 與 9%，BPN- $\alpha_{T,S}$ -3 在設定適用範圍內之誤差均較 BPN- $\alpha_{T,S}$ -1 與 BPN- $\alpha_{T,S}$ -2 為高。

表 5.5 BPN- $\alpha_{T,S}$ -3 訓練與驗證樣本 SDM 輸入參數值範圍

輸入參數	訓練樣本	分段數	驗證樣本	分段數
注入井與抽水井間之距離	5—20 m	15	5—19.6 m	15
注入井與觀測井間之距離	1.7—14.4 m	8	1.75—14.1 m	8
抽水量	10—50 cmd	10	15—50 cmd	10
含水層厚度	5—15 m	10	5.2—15 m	10
有效孔隙率	0.05—0.5	25	0.052—0.48	25
注入追蹤劑重量	5000—50000 g	10	10000—50000 g	10
觀測井處尺度縱向延散度	0.05—2.997 m	50	0.068—2.1 m	25
觀測井處尺度側向延散度	0.0043—0.15 m	50	0.0068—0.144 m	25
樣本數量	250		50	

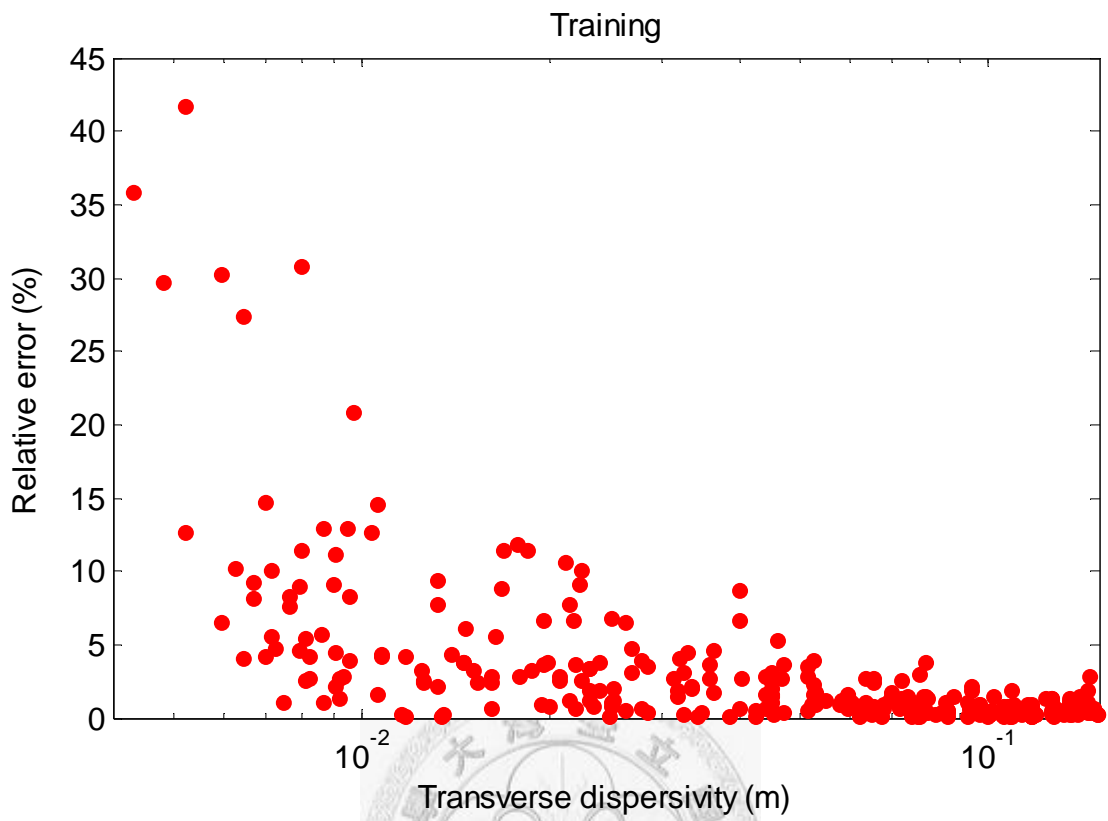


圖 5.12 BPN- $\alpha_{T,S}$ -3 訓練階段網路輸出誤差

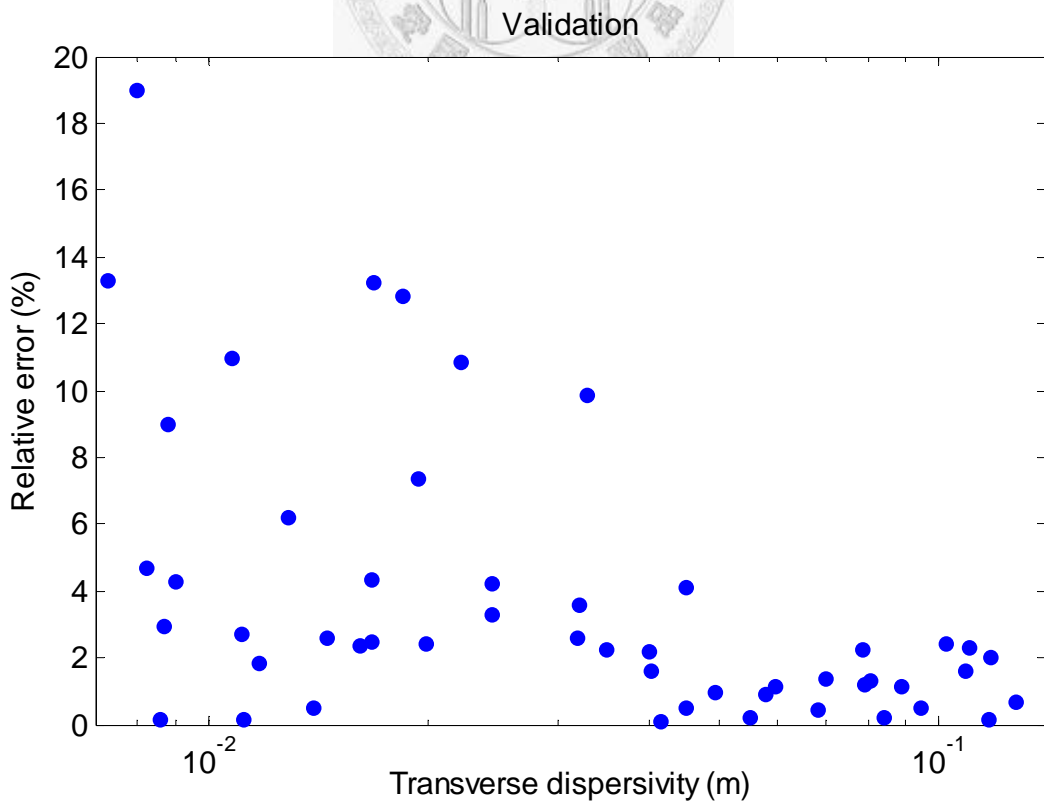


圖 5.13 BPN- $\alpha_{T,S}$ -3 驗證階段網路輸出誤差

#### 5.4 現地試驗數據套配流程

依據前文建立之二維徑向收斂流場追蹤劑試驗套配模式，可分別套配現地追蹤劑試驗抽水井與觀測井量測之溶質穿透曲線，獲得有效孔隙率、尺度縱向延散度與尺度側向延散度，現地試驗數據套配首先需以抽水井穿透曲線數據套配有效孔隙率及尺度縱向延散度，將抽水井穿透曲線數據選取尖峰濃度、尖峰濃度到達時間、穿透曲線上升段 50%尖峰濃度到達時間與穿透曲線下降段 80%尖峰濃度到達時間等數據，以 (5.3a) 式至 (5.3d) 式分別正規化後做為  $BPN-\phi$  之輸入變數，可獲得有效孔隙率。再以此有效孔隙率與其他已知之試驗條件參數，將尖峰濃度及尖峰濃度到達時間以 (5.2a) 式及 (5.3b) 式分別無因次化後，做為  $BPN-\alpha_{L,S}$  之輸入變數，可獲得  $Pe$  值，將  $Pe$  值代入 (5.3c) 式可得抽水井處尺度縱向延散度，套配流程如圖 5.14 所示。

套配尺度側向延散度則選取抽水井穿透曲線之尖峰濃度、尖峰濃度到達時間、觀測井穿透曲線之尖峰濃度、尖峰濃度到達時間等數據，以 (5.5a) 式至 (5.5d) 式分別無因次化後，並選取注入井至觀測井之距離與觀測井處尺度縱向延散度，做為  $BPN-\alpha_{T,S}$  之輸入變數，可得觀測井處尺度側向延散度，套配流程如圖 5.15 所示。

二維徑向收斂流場追蹤劑試驗套配模式之程式使用流程與 MATLAB 程式碼詳見附錄。

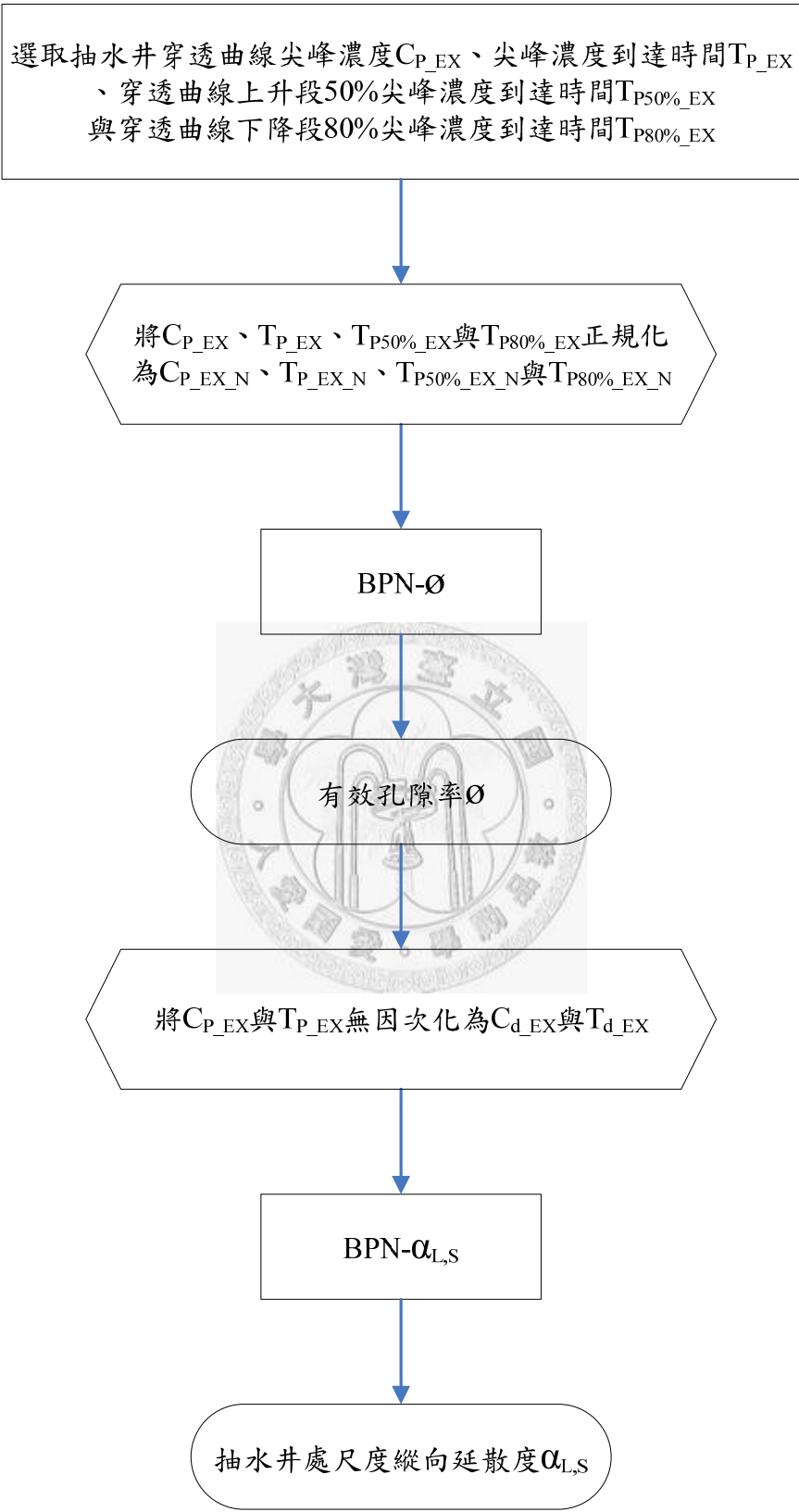
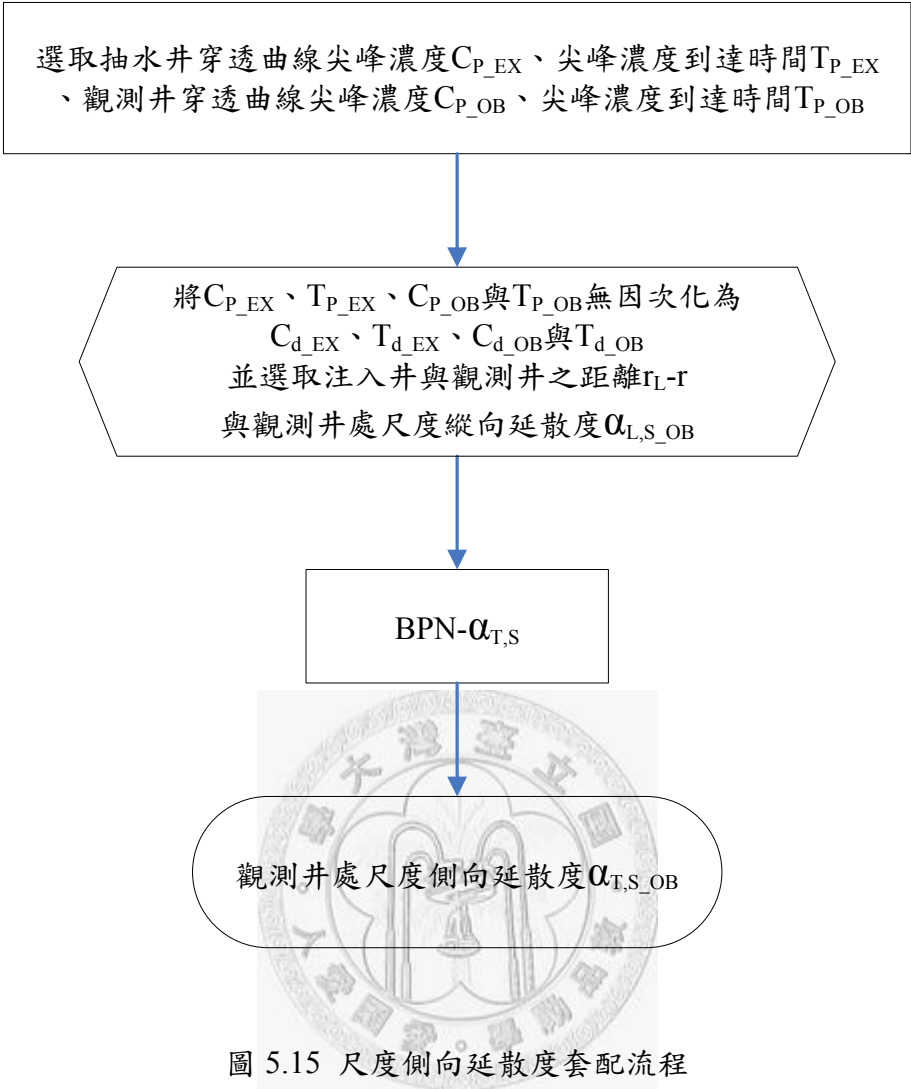


圖 5.14 抽水井穿透曲線數據套配流程





## 5.5 案例研究－鹽寮核四廠址

為測試二維徑向收斂流場追蹤劑試驗套配模式套配現地試驗資料之可行性，本研究選用交通大學環境工程研究所於台北縣貢寮鄉鹽寮核四廠址執行之追蹤劑試驗數據（葉弘德，1992）供模式套配使用。

### 5.5.1 試驗場址描述

台北縣貢寮鄉的鹽寮位於台灣本島東北角石碇溪與雙溪之間，為台灣電力公司核四廠址。核四廠址之鑽井工程由中美礦物探勘基礎工程公司承包，於民國 76 年間共鑽設 8 個抽水井組，其中包含抽水井 8 口，抽水試驗用觀測井 27 口，地下水水位觀測井 15 口。

徑向收斂流場追蹤劑試驗選定四號井組為試驗用井，主井編號為 p4，井深 16 公尺，鑽孔時孔徑曾擴孔至 6 英吋後，再埋入 4 英吋之 PVC 管。p4 周圍有三口抽水試驗用觀測井，各距離主井 20 公尺，其編號分別為 p4-1、p4-2 及 p4-3，追蹤劑試驗之觀測井編號分別為 p4-1-a、p4-1-b 及 p4-1-c，四號井組除 p4 主井外，所有水井口徑皆為 2 英吋，井管皆高出地面 50 公分，各水井資料含井半徑、與 p4 井距離、含水層厚度列於表 5.6，井組配置如圖 5.16 所示。

表 5.6 四號井組水井資料

水井編號	井半徑 (英吋)	與 p4 井距離 (公尺)	含水層厚度 (公尺)
p4	2	0	15.20
p4-1	1	20	13.89
p4-1-a	1	10	15.39
p4-1-b	1	8	14.75
p4-1-c	1	5	15.38
p4-2	1	20	13.75
p4-3	1	20	13.92

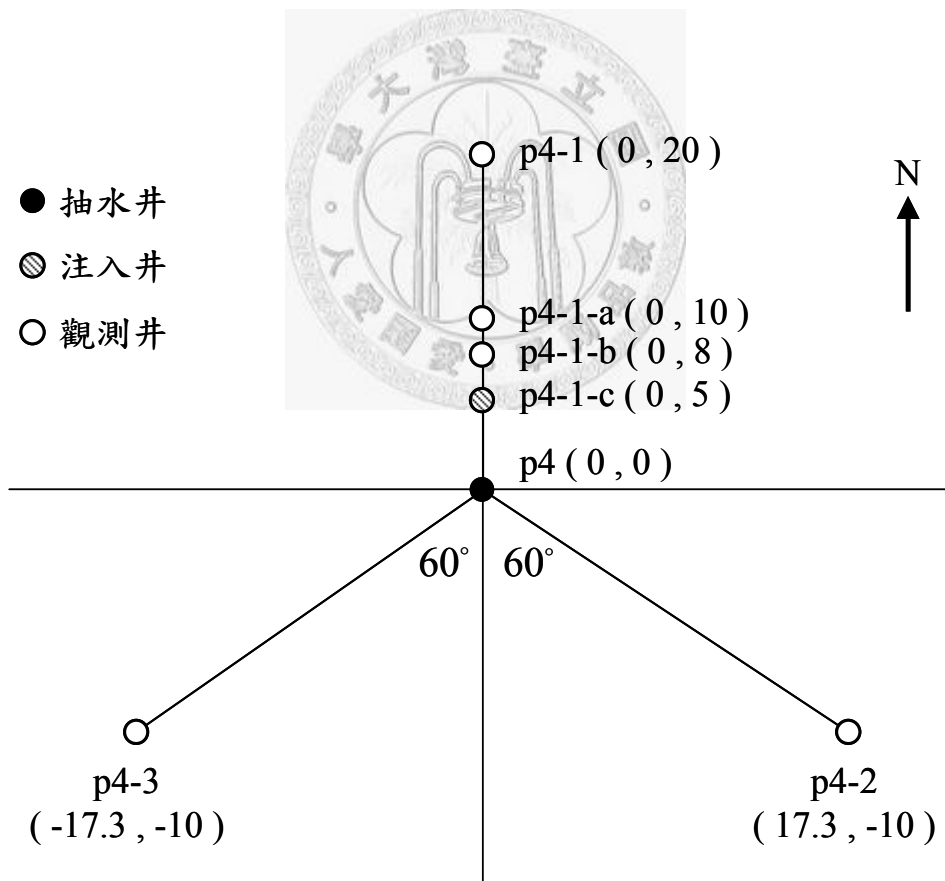


圖 5.16 四號井組配置圖

### 5.5.2 現地追蹤劑試驗

試驗選定距離 p4 主井 5 公尺處之 p4-1-c 為追蹤劑注入井，p4 主井為抽水井，抽水量為每分鐘 10 公升，以濃度為 500ppb 之橘紅色螢光劑做為追蹤劑，於強制梯度流場穩定後瞬間注入含水層，試驗共費時 28 日，p4 主井所測量之螢光劑穿透曲線數據如圖 5.17 所示。

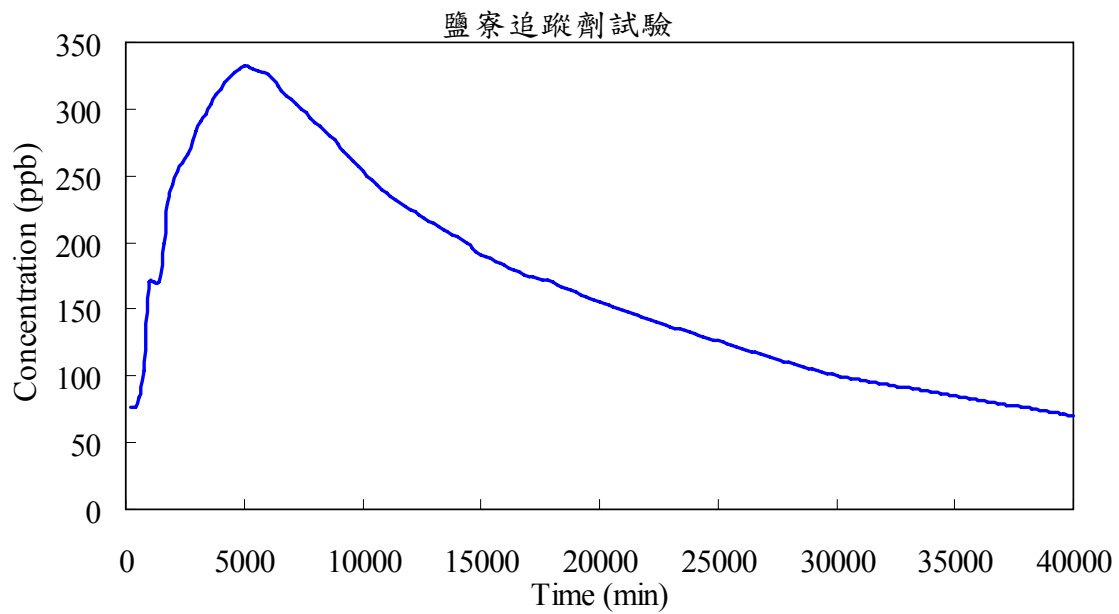


圖 5.17 螢光劑穿透曲線

### 5.5.3 試驗數據套配

四號井組追蹤劑試驗僅測得抽水井之穿透曲線數據，因此扣除 70 ppb 之背景濃度後，選取穿透曲線之尖峰濃度 262 ppb、尖峰濃度到達時間 5050 分鐘、穿透曲線上升段 50%尖峰濃度到達時間 1607 分鐘，及穿透曲線下降段 80%尖峰濃度到達時間 8627 分鐘等數據以套配合水層有效孔隙率與縱向延散度，排除背景濃度之穿透曲線如圖 5.18 所示。

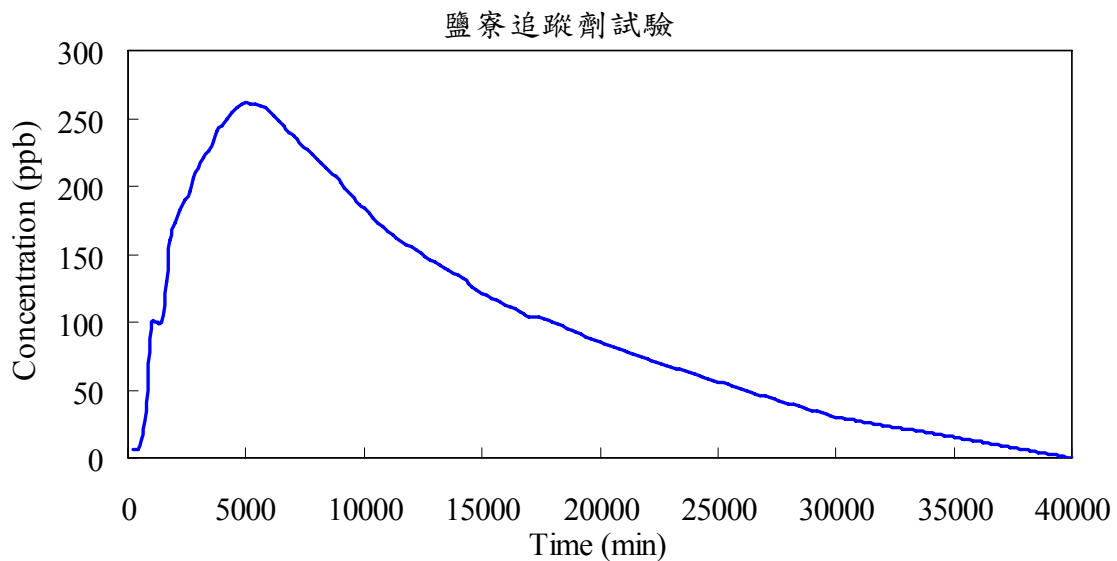


圖 5.18 螢光劑穿透曲線（排除背景濃度）

首先將 p4 井處穿透曲線之尖峰濃度、尖峰濃度到達時間、穿透曲線上升段 50%尖峰濃度到達時間及穿透曲線下降段 80%尖峰濃度到達時間，分別以 (5.3a) 式至 (5.3d) 式予以正規化做為  $BPN-\phi$  之輸入變數，可套配得有效孔隙率為 0.1181，再將穿透曲線尖峰濃度與尖峰濃度到達時間以 (5.2a) 式及 (5.2b) 式予以無因次化，做為  $BPN-\alpha_{L,S}$  之輸入變數，可套配得  $Pe$  為 0.501，代入 (5.2c) 式可得尺度縱向延散度為 9.98 公尺，將套配模式推估之有效孔隙率與尺度縱向延散度代入 SDM 可得套配模式推估之 p4 主井標準曲線，p4 井 BPN 套配如圖 5.19 所示。

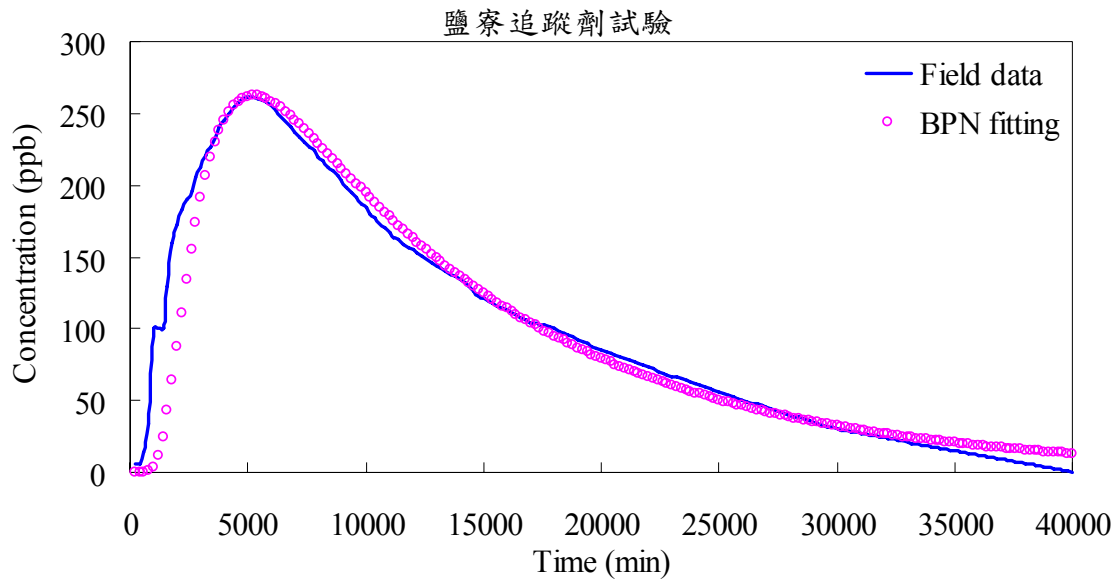


圖 5.19 鹽寮 p4 井 BPN 套配結果圖

引用 Chen et al. (2006) 發展之 SDM 以標準曲線套配法套配 p4 井穿透曲線數據，推求尺度縱向延散度及有效孔隙率，套配方法如下：

1. 將 p4 井穿透曲線繪於雙對數紙。
2. 將 SDM 標準曲線之時間與濃度無因次化。
3. 利用 p4 井穿透曲線於標準曲線圖沿無因次時間  $t_D$  軸平移，直到獲得滿意之套配，即可推得縱向延散尺度比例因子，代入 (3.30a) 式可求得尺度縱向延散度。
4. 並選定一套配點取得  $(t, t_D)$  數對，由下式計算有效孔隙率：

$$\phi = \frac{Qt}{\pi r_L^2 b t_D} \quad (5.6)$$

經 SDM 標準曲線套配可得  $e_L = 2$ ，代入 (3.30a) 式得 p4 井處尺度縱向延散度為 10 公尺，並取得  $t = 5100$  與  $t_D = 520$  代入 (5.6) 式，得有效孔隙率為 0.1176，p4 井 SDM 標準曲線套配如圖 5.20 所示，將  $e_L = 2$  與  $\phi = 0.1176$  代入 SDM 可得 p4 井處套配結果標準曲線，套配結果如圖 5.21 所示。

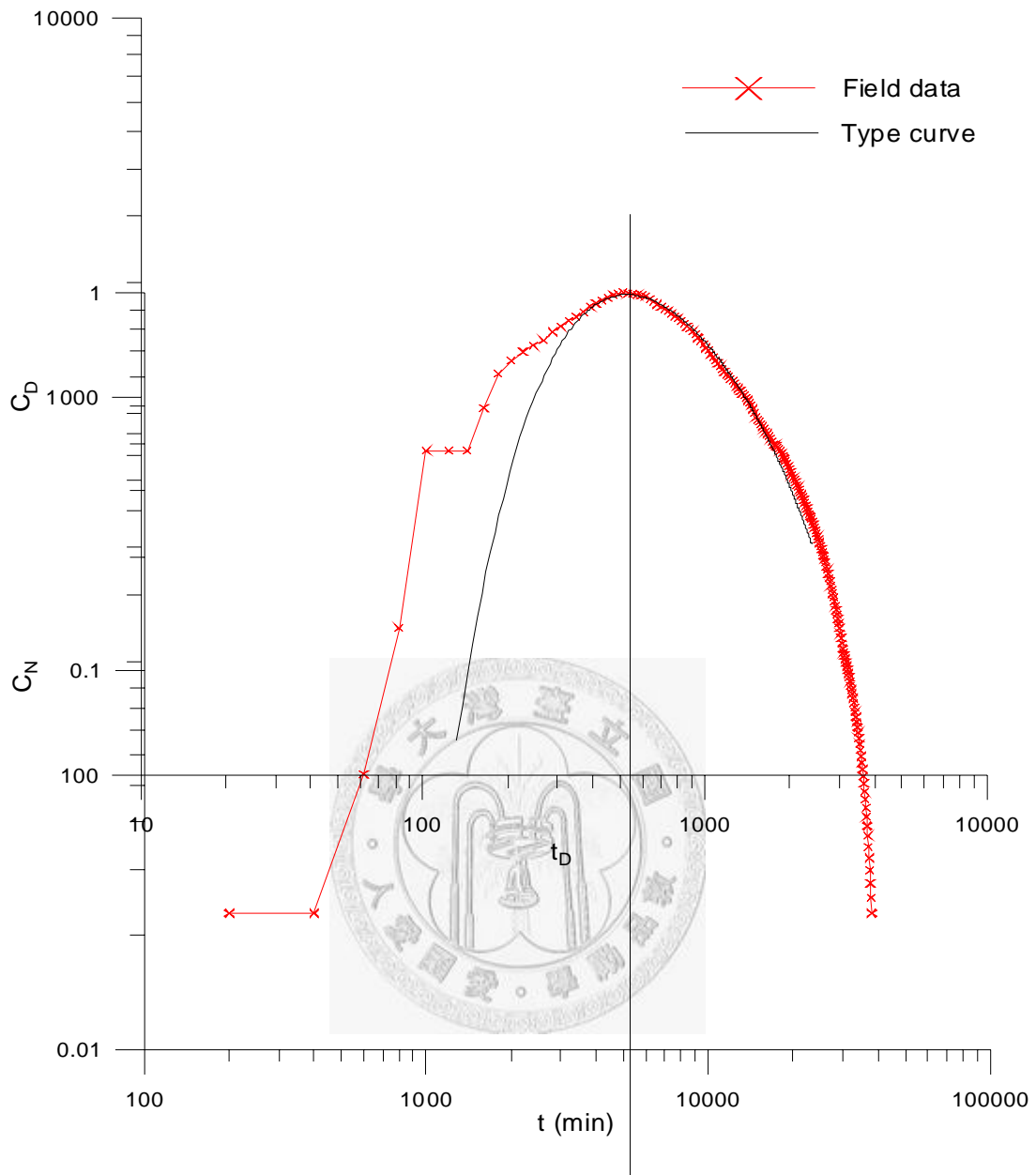


圖 5.20 鹽察 p4 井 SDM 標準曲線套配圖

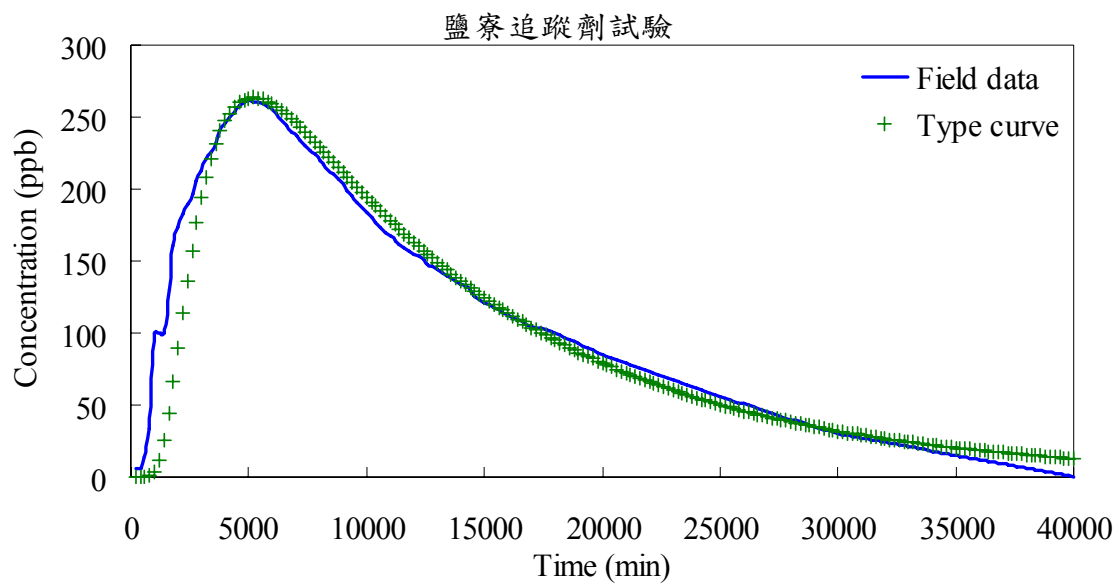


圖 5.21 鹽寮 p4 井 SDM 標準曲線套配結果圖



## 5.6 案例研究—假想追蹤劑試驗

鹽寮核四廠址追蹤劑試驗中，僅以抽水井做為追蹤劑濃度觀測井，無設置其他觀測井，故無法測試  $BPN - \alpha_{T,S}$  於現地試驗數據套配之精確度，因此本研究以假想追蹤劑試驗數據測試  $BPN - \alpha_{T,S}$  套配現地試驗數據之精確度。試驗井配置如圖 5.22 所示，假想追蹤劑試驗數據之 SDM 輸入參數值如表 5.7 所示，將輸入參數值帶入 (3.39) 式可得抽水井與觀測井穿透曲線。為模擬現地試驗之穿透曲線數據，分別產生 2 組平均值 ( $\mu$ ) 為 0，標準差 ( $\sigma$ ) 為 1 之常態分布隨機亂數 (normally distributed random numbers)  $\overline{X}_1$  與  $\overline{X}_2$ ，將 SDM 產生之抽水井穿透曲線各時段濃度數據加入  $0.5 \cdot \overline{X}_1$ ，觀測井穿透曲線各時段濃度數據加入  $5 \cdot \overline{X}_2$ ，加入常態分布隨機亂數之假想抽水井與觀測井穿透曲線分別如圖 5.23 與 5.24 所示。常態分布隨機亂數定義如下：

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right), -\infty < x < \infty \quad (5.7)$$

表 5.7 假想追蹤劑試驗數據 SDM 輸入參數值

輸入參數	參數值
注入井與抽水井間之距離	15 m
注入井與觀測井間之距離	7.5 m
有效孔隙率	0.13
抽水量	30 cmd
含水層厚度	12 m
注入追蹤劑重量	20 kg
抽水井處尺度縱向延散度	15 m
觀測井處尺度側向延散度	0.75 m



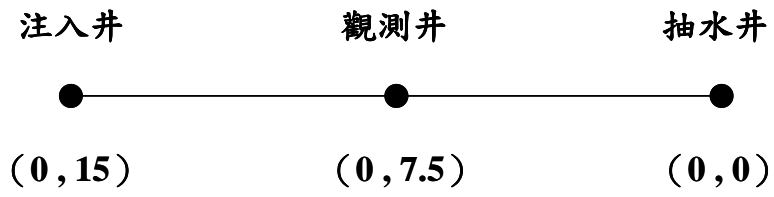


圖 5.22 假想追蹤劑試驗井配置圖

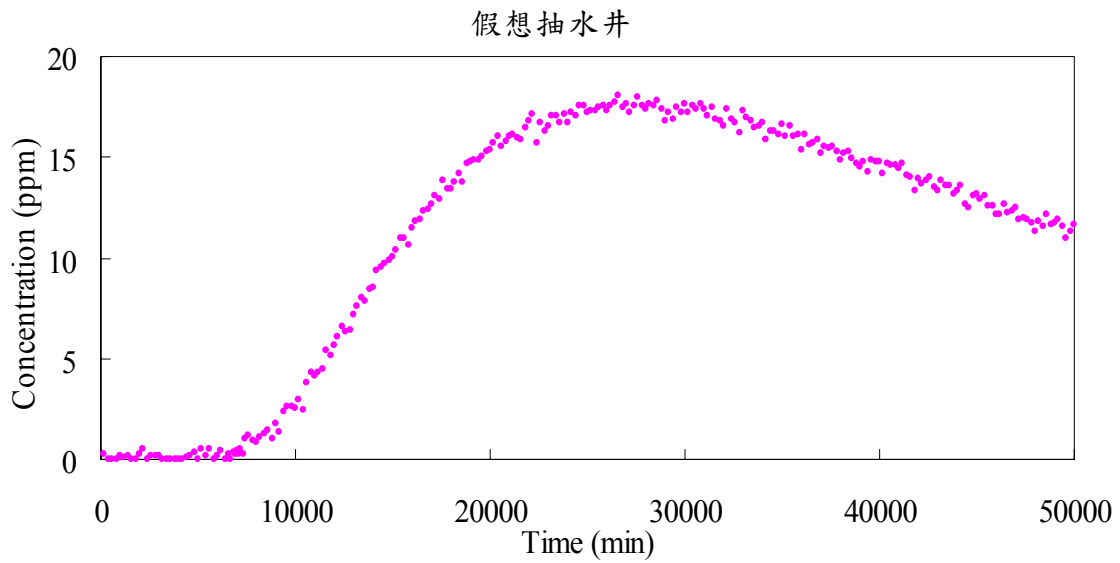


圖 5.23 假想抽水井穿透曲線

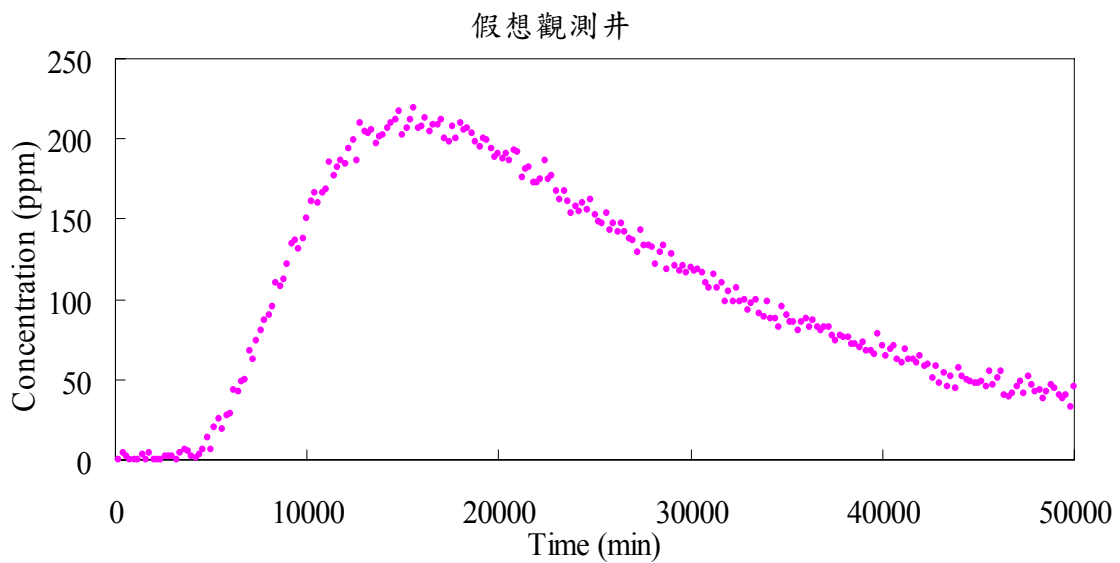


圖 5.24 假想觀測井穿透曲線

首先套配抽水井試驗數據，選取穿透曲線之尖峰濃度 18.05 ppm、尖峰濃度到達時間 26700 分鐘、穿透曲線上升段 50%尖峰濃度到達時間 14150 分鐘，及穿透曲線下降段 80%尖峰濃度到達時間 41700 分鐘等數據，將抽水井處穿透曲線之尖峰濃度、尖峰濃度到達時間、穿透曲線上升段 50%尖峰濃度到達時間及穿透曲線下降段 80%尖峰濃度到達時間，分別以 (5.3a) 式至 (5.3d) 式予以正規化做為  $BPN-\phi$  之輸入變數，可套配得有效孔隙率為 0.1240，再將穿透曲線尖峰濃度與尖峰濃度到達時間以 (5.2a) 式及 (5.2b) 式予以無因次化，做為  $BPN-\alpha_{L,S}$  之輸入變數，可套配得  $Pe$  為 1.026，代入 (5.2c) 式可得抽水井處尺度縱向延散度為 14.62 公尺，將套配模式推估之有效孔隙率與尺度縱向延散度代入 SDM 可得套配模式推估之抽水井標準曲線，抽水井 BPN 套配如圖 5.25 所示。

將觀測井試驗數據，選取穿透曲線之尖峰濃度 219 ppm、尖峰濃度到達時間 15500 分鐘，抽水井之穿透曲線之尖峰濃度 18.05 ppm、尖峰濃度到達時間 26700 分鐘，分別以 (5.5a) 式至 (5.5d) 式予以無因化，以及注入井至觀測井之距離 7.5 公尺與觀測井處尺度縱向延散度 7.31 公尺等變數，做為  $BPN-\alpha_{T,S}$  之輸入變數，可套配得觀測井處尺度側向延散度為 0.72 公尺，將套配模式推估之有效孔隙率、尺度縱向延散度與尺度側向延散度代入 SDM 可得套配模式推估之觀測井標準曲線，觀測井 BPN 套配如圖 5.26 所示。

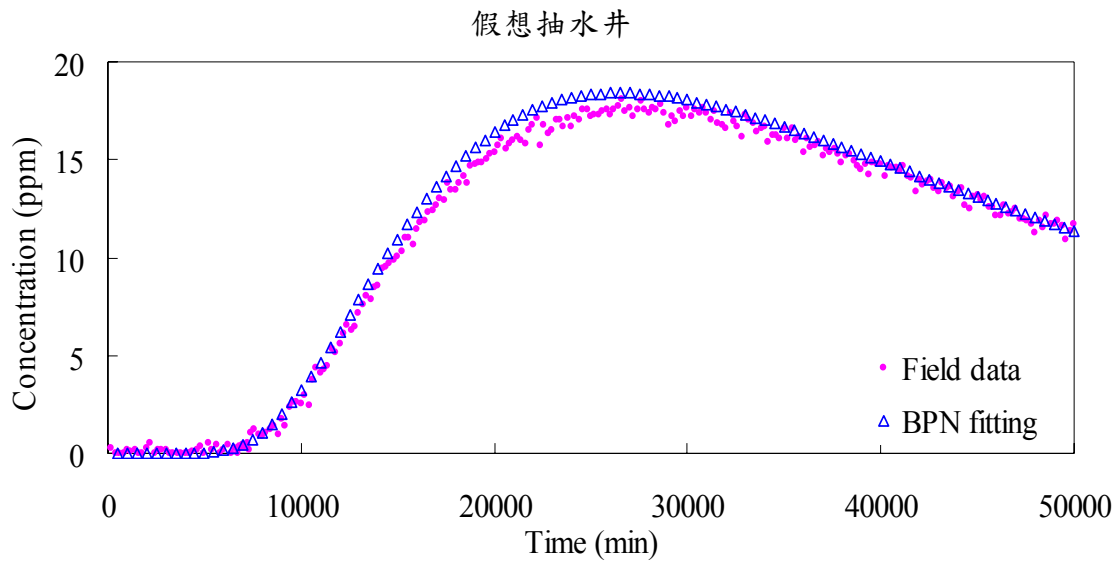


圖 5.25 假想抽水井 BPN 套配結果圖

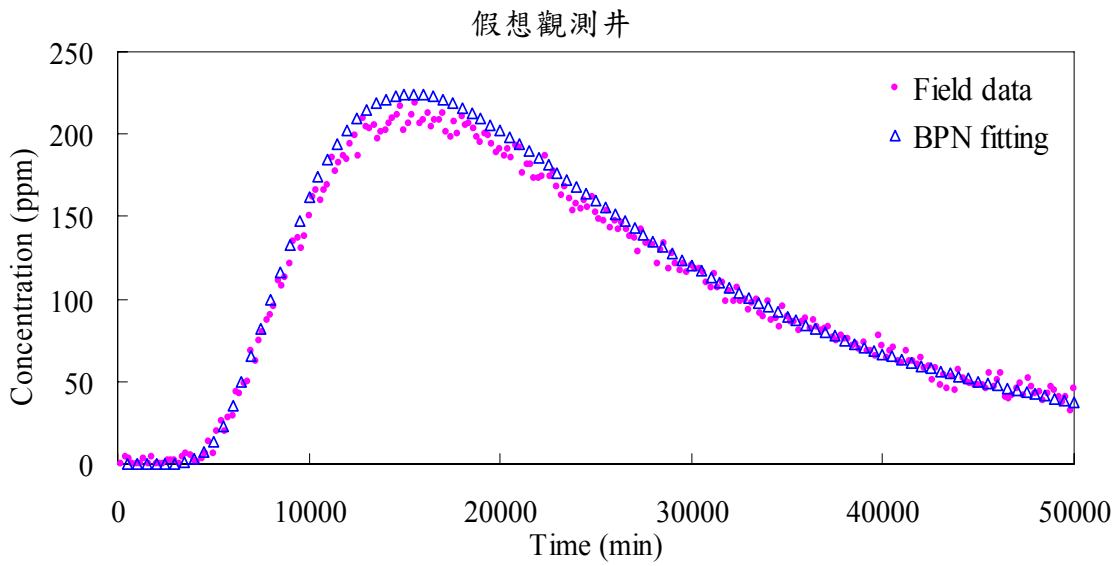


圖 5.26 假想觀測井 BPN 套配結果圖

以 SDM 標準曲線套配法分別套配假想抽水井與假想觀測井之數據，推求尺度縱向延散度、有效孔隙率及尺度縱向延散度，套配方法如下：

1. 將假想抽水井之穿透曲線繪於雙對數紙。
2. 將 SDM 標準曲線之時間與濃度無因次化。
3. 利用假想抽水井之穿透曲線於標準曲線圖沿無因次時間  $t_D$  軸平移，直到獲得滿意之套配，即可推得縱向延散尺度比例因子 ( $e_L$ )，代入 (3.30a) 式可求得尺度縱向延散度。
4. 並選定一套配點取得 ( $t, t_D$ ) 數對，由 (5.6) 式計算有效孔隙率。
5. 將假想觀測井之穿透曲線繪於圖紙。
6. 利用步驟 3 所得之  $e_L$  值，選取在此  $e_L$  值下不同  $e_T$  值之標準曲線，並繪於步驟 5 之圖紙進行套配，直到獲得滿意之套配，即可推得側向延散尺度比例因子 ( $e_T$ )，代入 (3.30b) 式可求得尺度側向延散度。

經 SDM 標準曲線套配可得  $e_L = 1$ ，代入 (3.30a) 式得假想抽水井處尺度縱向延散度為 15 公尺，並取得  $t = 27000$  與  $t_D = 715$  代入 (5.6) 式，得有效孔隙率為 0.1336，假想抽水井 SDM 標準曲線套配如圖 5.27 所示，將  $e_L = 1$  與  $\phi = 0.1336$  代入 SDM 可得抽水井處套配結果標準曲線，套配結果如圖 5.28 所示。由假想觀測井數據套配得  $e_T = 0.092$ ，代入 (3.30b) 式得假想觀測井處尺度側向延散度為 0.69 公尺，假想觀測井 SDM 標準曲線套配結果如圖 5.29 所示。

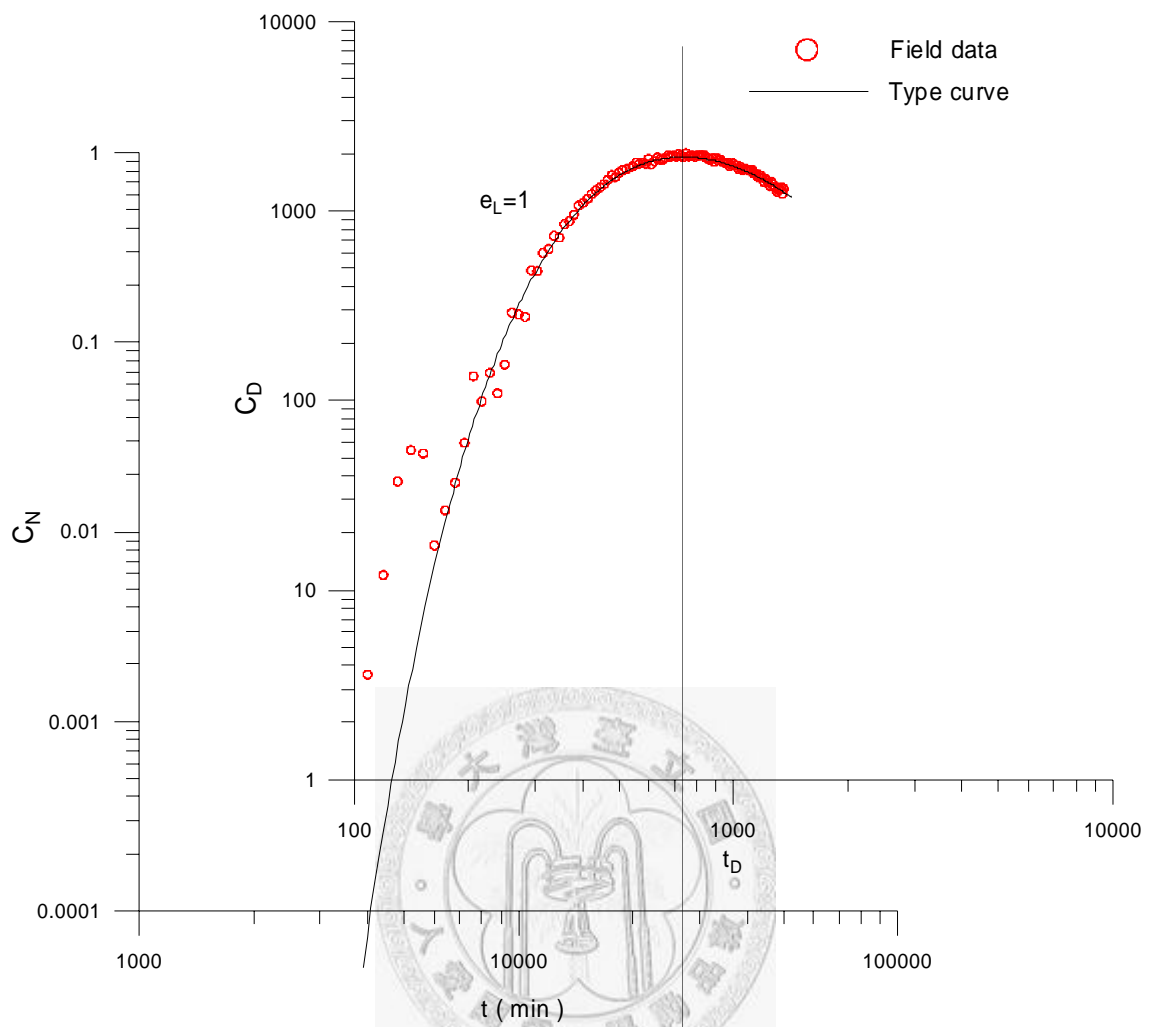


圖 5.27 假想抽水井 SDM 標準曲線套配圖

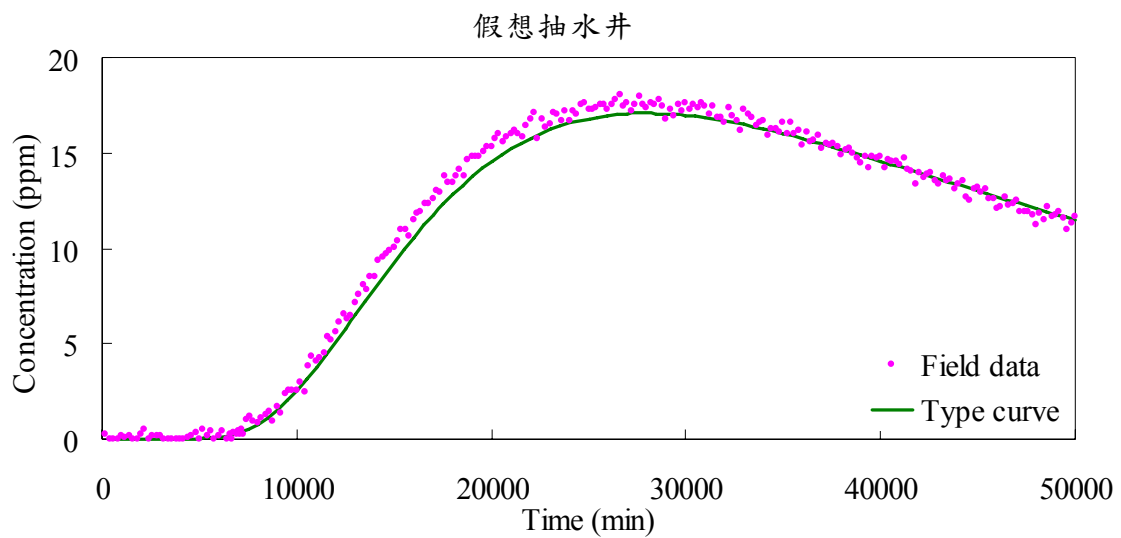


圖 5.28 假想抽水井 SDM 套配結果圖

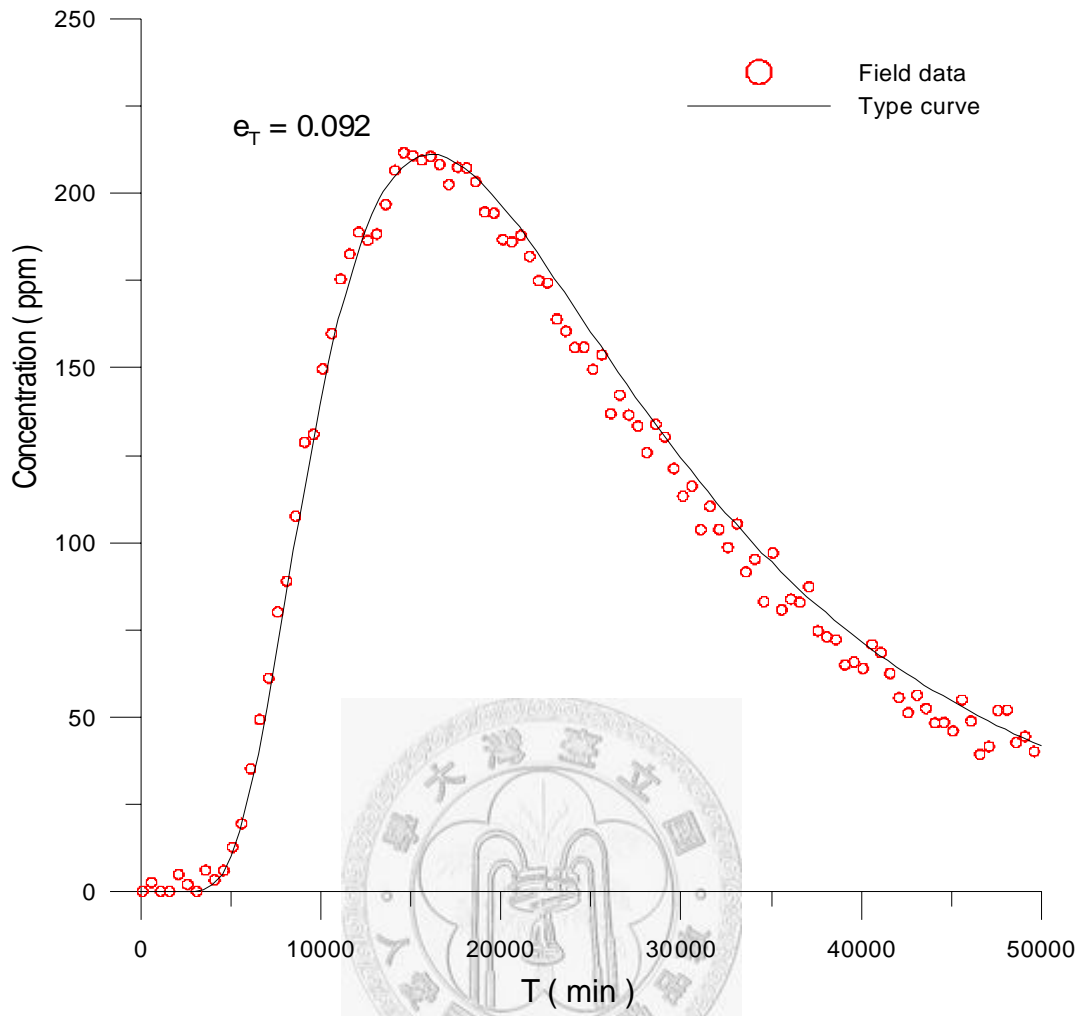


圖 5.29 假想觀測井 SDM 套配結果圖

## 5.7 綜合討論

觀察  $\text{BPN}-\phi$ 、 $\text{BPN}-\alpha_{L,S}$  與  $\text{BPN}-\alpha_{T,S}$  在訓練樣本與驗證樣本之輸出誤差，顯示當樣本目標輸出值接近該模式之輸出變數範圍下限值時，誤差將大幅上升，由於本研究倒傳遞類神經網路之學習演算法採用最陡坡降法，相同的相對誤差下，較大之目標輸出值將產生較大之誤差修正梯度，故造成訓練完成之套配模式在目標輸出值接近模式輸出變數範圍下限值時誤差較大。相較於  $\text{BPN}-\phi$ 、 $\text{BPN}-\alpha_{L,S}$  僅需考慮抽水井處之數據， $\text{BPN}-\alpha_{T,S}$  在相同抽水井試驗條件下須考慮不同觀測井與注入井間距離、不同尺度縱向延散度造成不同之觀測井穿透曲線，變數較  $\text{BPN}-\phi$  與  $\text{BPN}-\alpha_{L,S}$  多，因此  $\text{BPN}-\alpha_{T,S}$  在訓練與驗證樣本之誤差均較  $\text{BPN}-\phi$  及  $\text{BPN}-\alpha_{L,S}$  大幅增加。利用經無因次化與正規化之參數做為倒傳遞類神經網路之輸入變數，建立之二維徑向收斂流場追蹤劑試驗套配模式，結果顯示經無因次化與正規化之參數大幅減少模式之輸入變數，並使套配模式可有效適用於不同試驗條件。

由二維徑向收斂流場追蹤劑試驗套配模式與 SDM 標準曲線套配法套配之鹽寮及假想追蹤劑試驗數據，其套配結果之比較整理如表 5.8 與表 5.9 及圖 5.30、圖 5.31 與圖 5.32 所示。鹽寮核四廠址及假想追蹤劑試驗套配結果顯示，二維徑向收斂流場追蹤劑試驗套配模式與 SDM 標準曲線套配法在不同試驗場址之套配精確度相近，故可確認二維徑向收斂流場追蹤劑試驗套配模式適用於現地試驗數據套配。而套配抽水井或觀測井數據之過程中，標準曲線套配法需產生多組標準曲線與試驗數據逐一進行手動套配，而二維徑向收斂流場追蹤劑試驗套配模式僅需在推估得套配結果後，將數據代入 SDM 即可獲得推估之穿透曲線，以鹽寮核四廠址及假想追蹤劑試驗之套配過程為例，二維徑向收斂流場追蹤劑試驗套配模式在兩場址之套配時鍵分別花費約 5 分鐘與 1 小時，而以標準曲線套配法進行手動套配則分別耗費約 60 分鐘與 10 小時，二維徑向收斂流場追蹤劑試驗套配模式套配過程花

費時間約標準曲線套配法之  $\frac{1}{10}$ ，由此可知在套配效率上，二維徑向收斂流場追蹤

劑試驗套配模式可大幅縮短傳統標準曲線套配法耗費之套配時間。

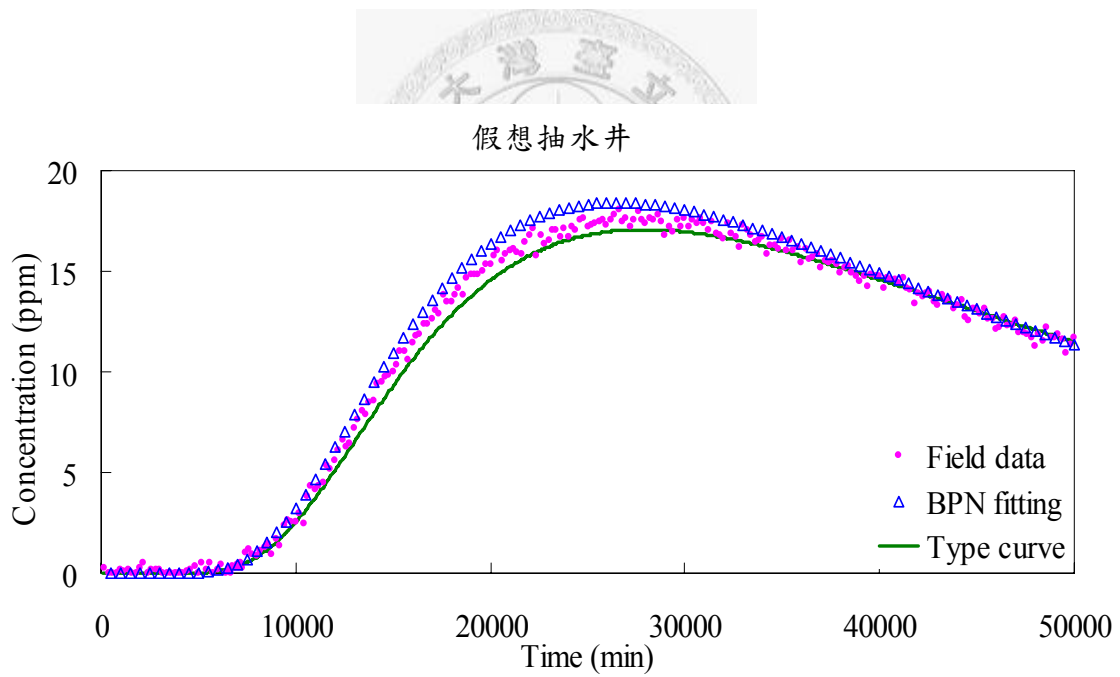
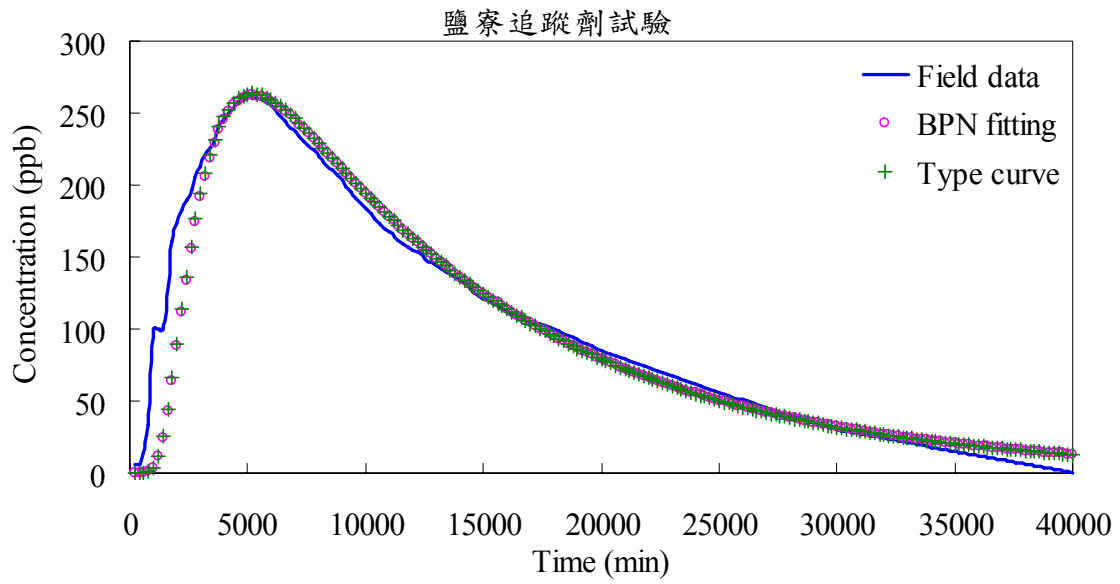
表 5.8 鹽寮追蹤劑試驗套配結果比較

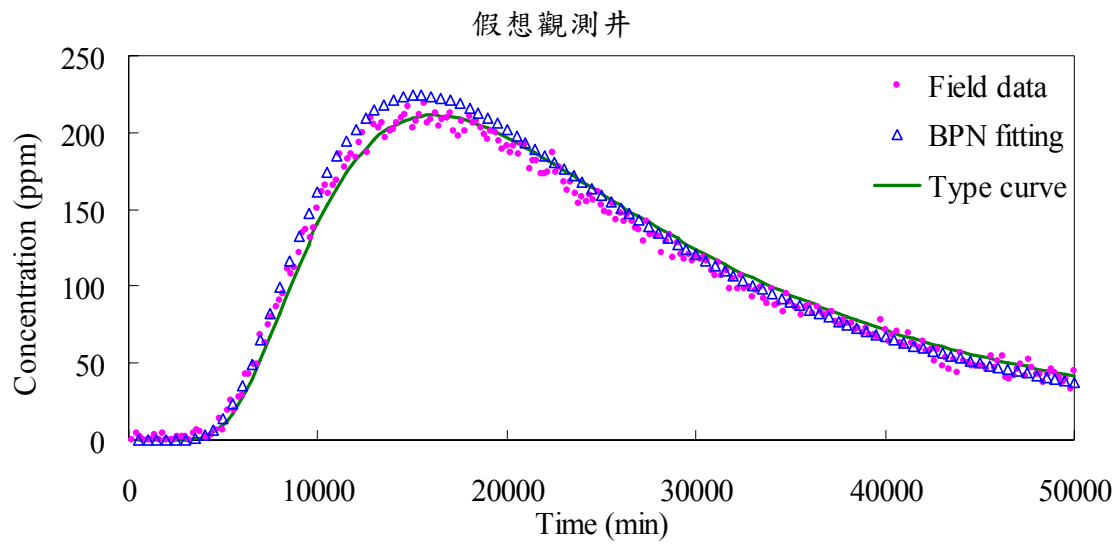
套配模式	BPNFM	SDM
有效孔隙率	0.1181	0.1176
p4 井處尺度縱向延散度	9.98 m	10 m
p4 井處尖峰濃度誤差	0.1 %	0.5 %
p4 井處尖峰濃度到達時間誤差	3 %	3 %

表 5.9 假想追蹤劑試驗套配結果比較

套配模式	BPNFM	SDM
有效孔隙率	0.1240	0.1336
抽水井處尺度縱向延散度	14.62 m	15 m
抽水井處尖峰濃度誤差	2 %	4.3 %
抽水井處尖峰濃度到達時間誤差	1.9 %	4.3 %
觀測井處尺度側向延散度	0.72 m	0.69 m
觀測井處尖峰濃度誤差	2.5 %	3.6 %
觀測井處尖峰濃度到達時間誤差	2.2 %	3.9 %







## 第六章 結論與建議

### 6.1 結論

本研究以倒傳遞類神經網路結合 Chen et al. (2006) 發展之 SDM 建立二維徑向收斂流場追蹤劑試驗套配模式，利用無因次化與正規化之變數做為  $BPN-\alpha_{L,S}$ 、 $BPN-\phi$  與  $BPN-\alpha_{T,S}$  之輸入變數建立套配模式，訓練與驗證樣本輸出結果顯示無因次化與正規化之參數可大幅減少模式之輸入變數數量，並使套配模式在有效孔隙率介於 0.05 至 0.5、注入井與觀測井間之距離介於 1.5 至 18 公尺的條件下，可適用於不同抽水量、注入井與抽水井間之距離、含水層厚度及注入追蹤劑重量等試驗條件。

在徑向收斂流場條件下，追蹤劑由注入井向抽水井傳輸的過程中，由於追蹤劑側向傳輸之範圍無法預先估計，故為確保試驗過程可確實測得觀測井處之追蹤劑濃度數據，觀測井位置應設置於注入井及抽水井中心連線上。

二維徑向收斂流場追蹤劑試驗套配模式在訓練樣本與驗證樣本之輸出精確度方面， $BPN-\alpha_{L,S}$  在  $0.5 \leq Pe \leq 100$  及  $BPN-\phi$  在  $0.05 \leq \phi \leq 0.5$  之範圍推估誤差可保持在 2% 以內。而  $BPN-\alpha_{T,S}$  在  $0.3 \leq \alpha_{T,S} \leq 10m$  之推估誤差為 5% 以內，在  $0.1 \leq \alpha_{T,S} \leq 0.3m$  之推估誤差為 8% 以內，在  $0.03 \leq \alpha_{T,S} \leq 0.1m$  之推估誤差為 10% 以內，在  $0.01 \leq \alpha_{T,S} \leq 0.03m$  之推估誤差則為 20% 以內，即便  $BPN-\alpha_{L,S}$ 、 $BPN-\phi$  與  $BPN-\alpha_{T,S}$  在輸出值接近該模式之輸出變數範圍下限值時誤差將大幅上升， $BPN-\alpha_{L,S}$ 、 $BPN-\phi$  與  $BPN-\alpha_{T,S}$  仍可在其模式適用範圍內獲致良好之輸出精確度。

鹽寮核四廠址與假想追蹤劑試驗數據之套配結果顯示，二維徑向收斂流場追蹤劑試驗套配模式與傳統套配標準曲線法在不同試驗場址之套配精確度相近，此外，在套配效率上，二維徑向收斂流場追蹤劑試驗套配模式可大幅縮短標準曲線

套配法在產生多組標準曲線與手動套配過程花費之時間，因此二維徑向收斂流場追蹤劑試驗套配模式可在具備套配精確度下有效率地套配現地試驗數據，獲致可靠之有效孔隙率以及延散度參數。

## 6.2 建議

本研究建立之  $\text{BPN}-\alpha_{T,S}$  在  $\alpha_{T,S} \leq 0.3m$  時誤差逐漸升高，由於影響觀測井處突破曲線數據之變數較抽水井處多，故  $\text{BPN}-\alpha_{T,S}$  需考慮之變數較  $\text{BPN}-\alpha_{L,S}$  與  $\text{BPN}-\phi$  多，且當  $\alpha_{T,S}$  愈小時，突破曲線尖峰濃度與尖峰濃度到達時間之變化愈劇烈，導致  $\text{BPN}-\alpha_{T,S}$  輸出誤差大幅增加，未來可考慮不同輸入變數、不同輸入變數無因次或正規化型態建立  $\text{BPN}-\alpha_{T,S}$ ，以提高  $\text{BPN}-\alpha_{T,S}$  之套配精確度。

本研究引用之 SDM 考慮保守性追蹤劑在均質含水層之徑向收斂流場追蹤劑試驗，未來可考慮具吸附、衰減、沉澱、生物作用等化學反應之追蹤劑與具異質性結構之含水層，或考慮徑向發散流場追蹤劑試驗數學模式，建立應用範圍較廣之套配模式。

本研究採用倒傳遞類神經網路以最陡坡降法做為學習演算法建立套配模式，未來可採用其他演算法做為學習演算法如：共軛梯度演算法 (conjugate gradient algorithm) 及 Levenberg-Marquardt 演算法等，或採用其他類神經網路架構如：輻狀基底類神經網路與自組織映射網路 (self-organizing map, SOP) 等，以測試不同學習演算法或網路架構建立套配模式之套配精確度。

## 參考文獻

台南市環境保護局中石化安順廠整治場址網站

<http://140.116.244.95/main.asp>，上網日期 2008 年 6 月 7 日。

王偉光，徑向收斂流場下延散效應之分析，碩士論文，國立臺灣大學生物環境系統工程研究所，台北，2007。

李維華，廣義泰勒延散理論於地下水之應用，碩士論文，國立臺灣大學農業工程研究所，台北，1994。

陳谷榕，改良式類神經網路方法於水文系統之研究，博士論文，國立臺灣大學土木工程學研究所，台北，2005。

陳瑞昇，徑向收斂流場追蹤劑試驗延散效應之解析，博士論文，國立臺灣大學農業工程研究所，台北，1997。

葉弘德，淺層地下水場址實測調查分析，國立交通大學環境工程研究所研究報告，1992。

張斐章，張麗秋，類神經網路，台北：臺灣東華書局股份有限公司，2005。

Akin, S., Tracer model identification using artificial neural networks, *Water Resour. Res.*, vol. 41, 2005, W10421, doi:10.1029/2004WR003838.

Aziz, A. R. A., and K. F. V. Wong, Neural network approach to the determination of aquifer parameters, *Ground Water*, vol. 30, no. 2, 1992, pp. 164-166.

Bear, J., *Hydraulics of Groundwater*, New York: McGraw-Hill Inc, 1979.

Carrera, J., and G. Walters, Theoretical developments regarding simulation and analysis of convergent flow tracer test. Sandia National Laboratories, 1985.

Chen, J. S., C. S. Chen, H. S. Gau, and C. W. Liu, A two-well method to evaluate transverse dispersivity for tracer tests in a radially convergent flow field, *J. Hydrol.*, vol. 223, 1999, pp. 175-197.

Chen, J. S., C. W. Liu, H. T. Hsu, and C. M. Liao, A Laplace transform power series solution for solute transport in a convergent flow field with scale-dependent

- dispersion, *Water Resour. Res.*, vol. 39, no. 8, 2003, doi:10.1029/2003WR002299.
- Chen, J. S., C. W. Liu, and C. P. Liang, Evaluation of longitudinal and transverse dispersivities/distance ratios for tracer test in a radially convergent flow field with scale-dependent dispersion, *Adv. Water Resour.*, vol. 29, no. 6, 2006, pp. 887-898.
- Coppola Jr., E. A., A. J. Rana, M. M. Poulton, F. Szidarovszky, and V. W. Uhl, A neural network model for predicting aquifer water level elevations, *Ground Water*, vol. 43, no. 2, 2005, pp. 231-241.
- Daliakopoulos, I. N., P. Coulibaly, and I. K. Tsanis, Groundwater level forecasting using artificial neural networks, *J. Hydrol.*, vol. 309, 2005, pp. 229-240.
- Domenico, P. A., and F. W. Schwartz, *Physical and Chemical Hydrology*, New York: John Wiley & Sons, 1990.
- Fiori, A., and G. Dagan, Concentration fluctuations in aquifer transport: A rigorous first-order solution and applications, *J. Contam. Hydrol.*, vol. 45, no. 1, 2000, pp. 139-163.
- Gelhar, L. W., C. Welty, and K. R. Rehfeldt, A critical review of data on field-scale dispersion in aquifers, *Water Resour. Res.*, vol. 28, no. 7, 1992, pp. 1955-1974.
- Guvanasen, V., and V. M. Guvanasen, An approximate semi-analytical solution for tracer injection tests in a confined aquifer with a radially convergent flow field and finite volume of tracer and chase fluid, *Water Resour. Res.*, vol. 23, no. 8, 1987, pp. 1607-1619.
- Kapoor, V., and L. W. Gelhar, Transport in three-dimensionally heterogeneous aquifers: 1. Dynamics of concentration fluctuations, *Water Resour. Res.*, vol. 30, no. 6, 1994, pp. 1775-1788.
- Kapoor, V., and P. K. Kitanidis, Concentration fluctuations and dilution in aquifers, *Water Resour. Res.*, vol. 34, no. 5, 1998, pp. 1181-1193.
- Kitanidis, P. K., The concept of the dilution index, *Water Resour. Res.*, vol. 30, no. 7,

- 1994, pp. 2011-2026.
- Leij, F. J., and J. H. Dane, The effect of transverse dispersion on solute transport in soils. *J. Hydrol.*, vol. 122, 1991, pp. 407-422.
- Lin, G. F., and G. R. Chen, An improved neural network approach to the determination of aquifer parameters, *J. Hydrol.*, vol. 316, 2006, pp. 281-289.
- Logan, J. D., Solute transport in porous media with scale-dependent dispersion and periodic boundary conditions. *J. Hydrol.*, vol. 184, 1996, pp. 261-276.
- McWorter, D. B., and D. K. Sunada, *Groundwater Hydrology and Hydraulics*, Water Resources Publications, Fort Collins, Colorado, 1977.
- Moench, A. F., Convergent radial dispersion: A Laplace transform solution for aquifer tracer testing, *Water Resour. Res.*, vol. 25, no. 3, 1989, pp. 439-447.
- Neuman, S. P., Universal scaling of hydraulic conductivities and dispersivities in geologic media, *Water Resour. Res.*, vol. 26, no. 8, 1990, pp. 1749-1758.
- Ogata, A., Theory of dispersion in a granular medium, *Geological Survey Professional Paper*, vol. 441-I, 1970.
- Pang, L., and B. Hunt, Solutions and verification of a scale-dependent dispersion model, *J. Contam. Hydrol.*, vol. 53, 2001, pp. 21– 39.
- Pickens, J. F., and G. E. Grisak, Scale-dependent dispersion in a stratified granular aquifer, *Water Resour. Res.*, vol. 17, no. 4, 1981a, pp. 1191-1211.
- Pickens, J. F., and G. E. Grisak, Modeling of scale-dependent dispersion in hydrogeologic systems, *Water Resour. Res.*, vol. 17, no. 6, 1981b, pp. 1701-1711.
- Rizzo, D. M., and D. E. Dougherty, Characterization of aquifer properties using artificial neural networks: neural kriging, *Water Resour. Res.*, vol. 30, no. 2, 1994, pp. 483-497.
- Samani, N., M. Gohari-Moghadam, and A. A. Safavi, A simple neural network model for the determination of aquifer parameters, *J. Hydrol.*, vol. 340, 2007, pp. 1-11.

- Sauty, J. P., An analysis of hydrodispersive transfer in aquifer, *Water Resour. Res.*, vol. 16, no. 1, 1980, pp. 145-158.
- Schulze-Makuch, D., Longitudinal dispersivity data and implications for scaling behavior, *Ground Water*, vol. 43, no. 3, 2005, pp. 443-456.
- Simunek, J., M. Sejna, and M. Th. van Genuchten, HYDRUS-2D, Simulating water flow and solute transport in two-dimensional variably saturated media (version 1.0), IGWMC, Golden, CO., 1996.
- Wang, H. Q., and N. Crampon, Method for interpreting tracer experiments in radial flow using modified analytical solutions, *J. Hydrol.*, vol. 165, 1995, pp. 11-31.
- Yates, S. R., An analytical solution for one-dimensional transport in heterogeneous porous media, *Water Resour. Res.*, vol. 26, no. 10, 1990, pp. 2331-2338.
- Yoon, H. S., Y. J. Hyun, and K. K. Lee, Forecasting solute breakthrough curves through the unsaturated zone using artificial neural networks, *J. Hydrol.*, vol. 335, issue. 1-2, 2007, pp. 68-77.
- Zlotnik, V. A., and J. D. Logan, Boundary conditions for convergent radial tracer tests and the effect of well bore mixing volume, *Water Resour. Res.*, vol. 32, no. 7, 1996, pp. 2323-2328.



附錄 二維徑向收斂流場追蹤劑試驗套配模式 (BPNFM)




BPNFM 主程式採用 MATLAB 程式語言撰寫程式碼，故使用者電腦需先行安裝 MATLAB 程式語言。BPNFM Package 資料夾中包含 BPNFM 主程式、SDM-EX、SDM-OB1、SDM-OB2 與 BPNFM\_PLOT 等程式，使用者需將 BPNFM Package 資料夾置於 MATLAB 主程式之 work 資料夾內，方可執行套配程序，BPNFM Package 之程式使用流程如下：

### 追蹤劑試驗數據資料檔製作

套配現地追縱劑試驗數據前，首先須製作抽水井與觀測井穿透曲線資料檔，步驟如下：

1. 將抽水井穿透曲線數據整理於記事本檔案，第一行為時間(min)，第二行為追蹤劑濃度(ppm)，將檔案儲存於 BPNFM Package 資料夾內，儲存檔名為 EX\_BT.txt。



時間(min)	追蹤劑濃度(ppm)
100	6.67E-37
200	6.54E-25
300	2.17E-19
400	2.32E-16
500	1.97E-14
600	9.55E-13
700	2.55E-11
800	3.25E-10
900	2.35E-09
1000	1.12E-08


2. 將觀測井穿透曲線數據整理於記事本檔案，第一行為時間(min)，第二行為追蹤劑濃度(ppm)，將檔案儲存於 BPNFM Package 資料夾內，儲存檔名為 OB\_BT.txt。

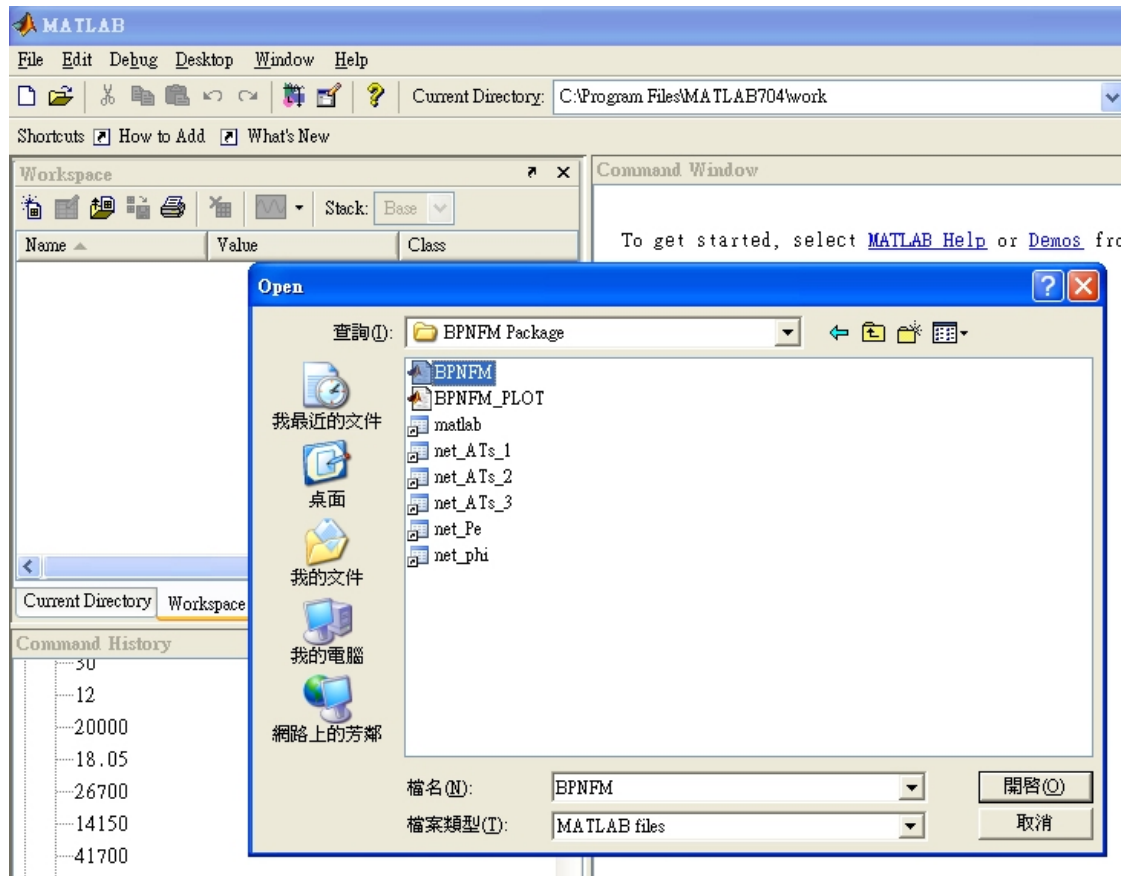
時間(min)	追蹤劑濃度(ppm)
100	1.98E-29
200	1.24E-19
300	1.32E-15
400	5.15E-13
500	5.17E-11
600	1.21E-09
700	1.13E-08
800	5.94E-08
900	2.12E-07
1000	3.59E-08


### 追蹤劑試驗數據套配

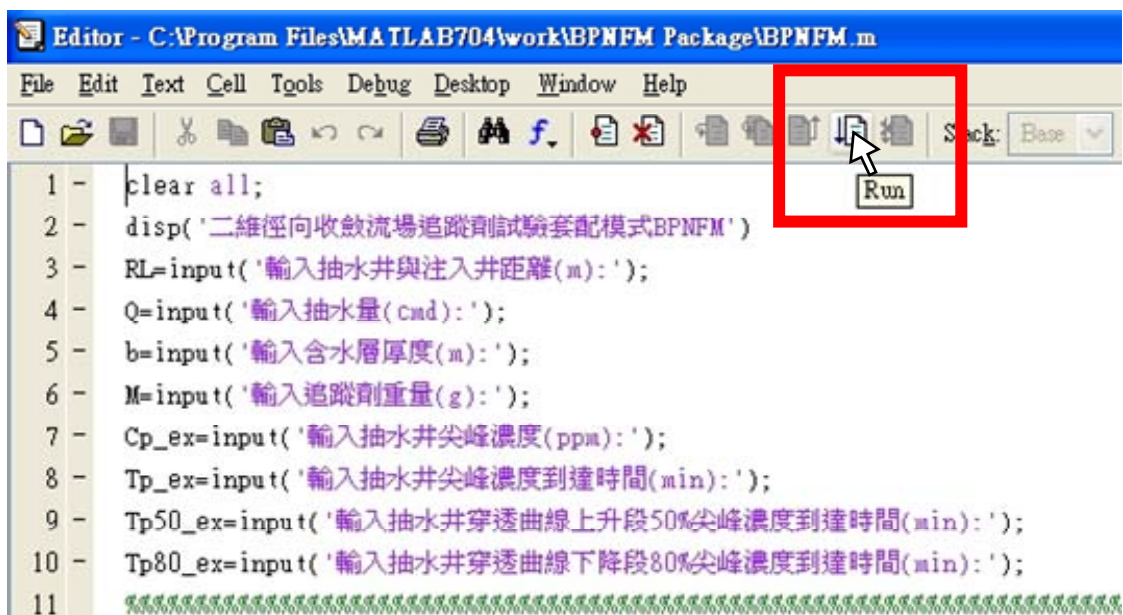
套配現地追蹤劑試驗數據時，執行 BPNFM 主程式後依序輸入抽水井與注入井距離、抽水量、含水層厚度、追蹤劑重量、抽水井尖峰濃度、抽水井尖峰濃度到達時間、抽水井穿透曲線上升段 50% 尖峰濃度到達時間、抽水井穿透曲線下降段 80% 尖峰濃度到達時間、觀測井與注入井距離、觀測井尖峰濃度及觀測井尖峰濃度到達時間等數據，即可得套配模式推估之有效孔隙率、抽水井處尺度縱向延散度與觀測井處尺度側向延散度。

現地追蹤劑試驗數據採用本研究設計之假想追蹤劑試驗數據做為套配範例，套配步驟如下所示：

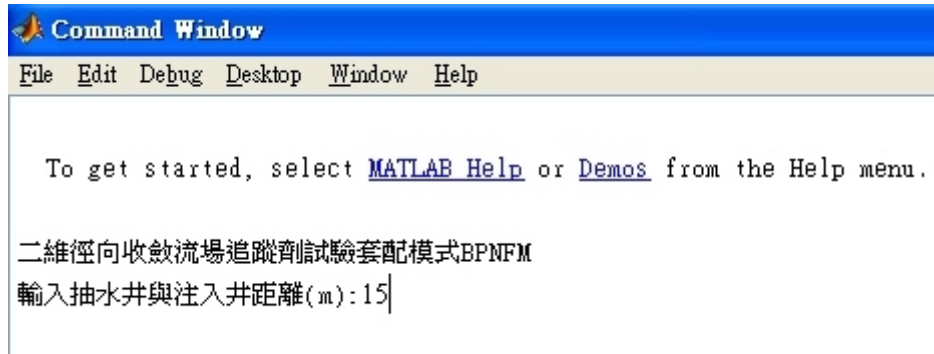
1. 開啟MATLAB主程式後，點選視窗左上方按鈕，進入BPNFM Package資料夾，開啟BPNFM主程式。



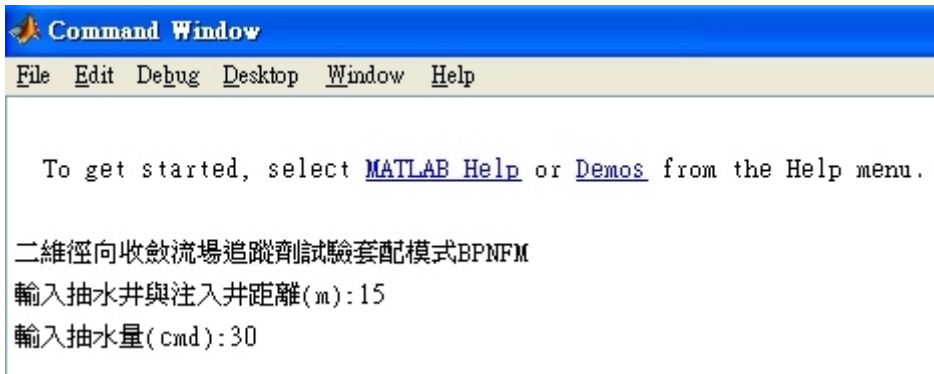
2. 執行BPNFM主程式：點選程式視窗右上方按鈕，開始執行程式，依螢幕指令指示依序數入參數。



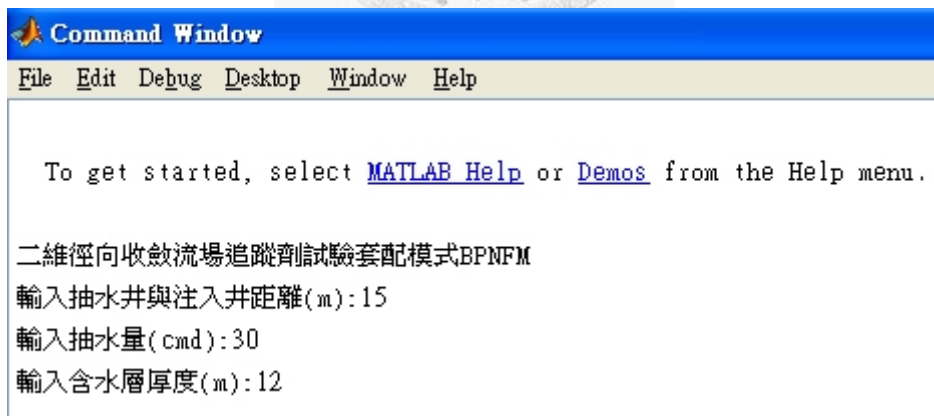
3. 輸入抽水井與注入井距離 (m)



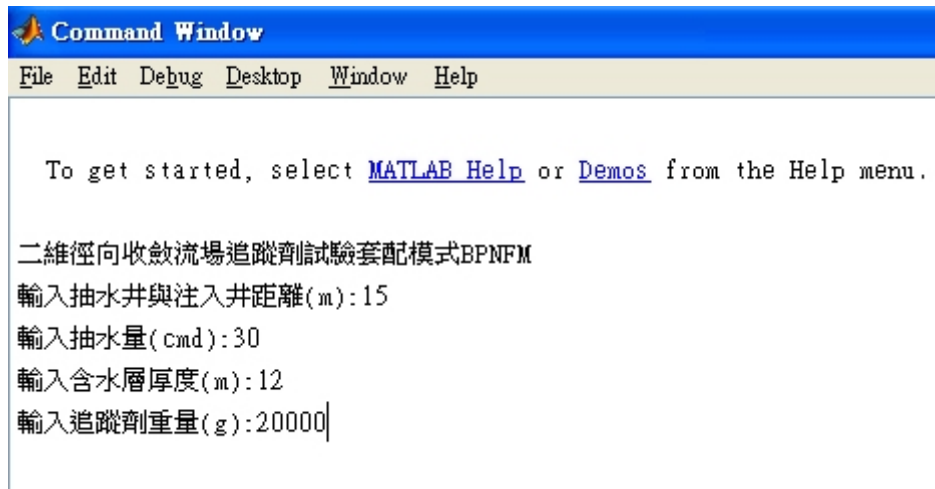
4. 輸入抽水量 (cmd)



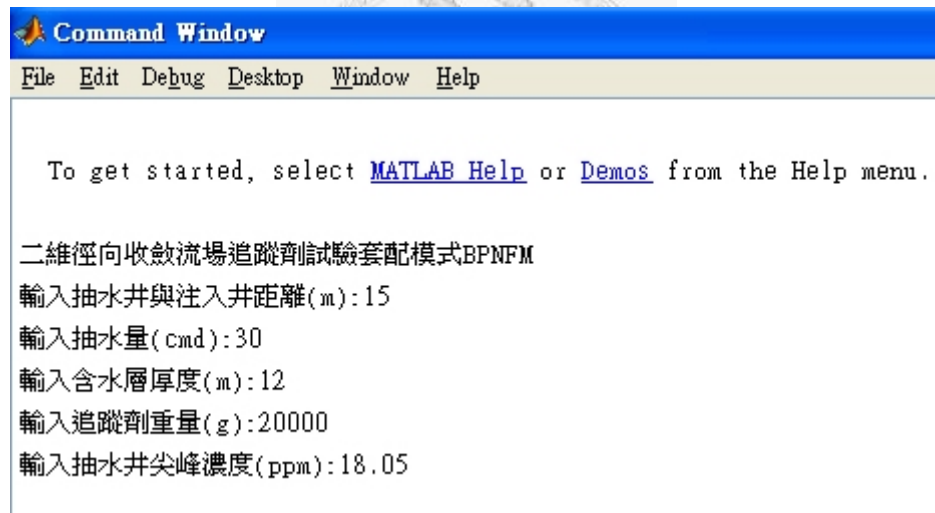
5. 輸入含水層厚度 (m)



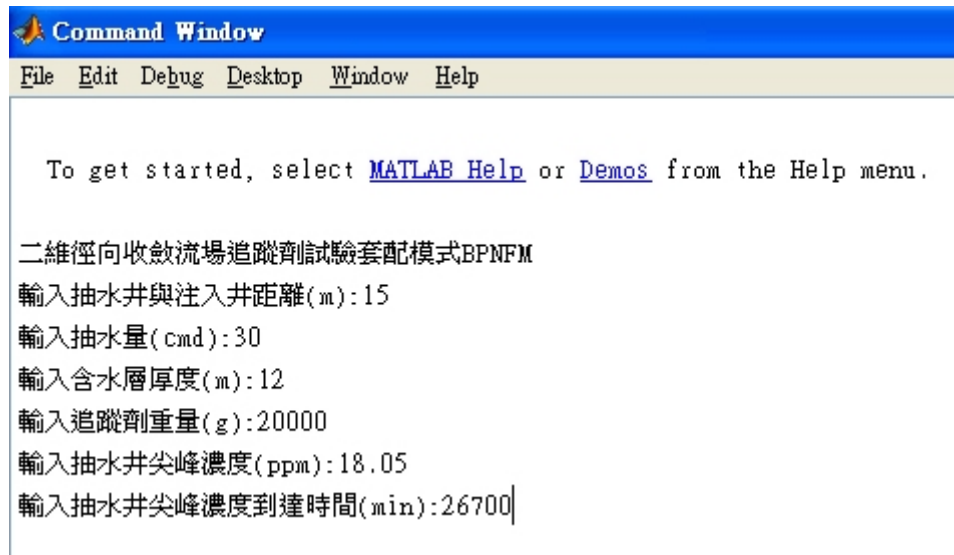
6. 輸入追蹤劑重量 (g)



7. 輸入抽水井尖峰濃度 (ppm)



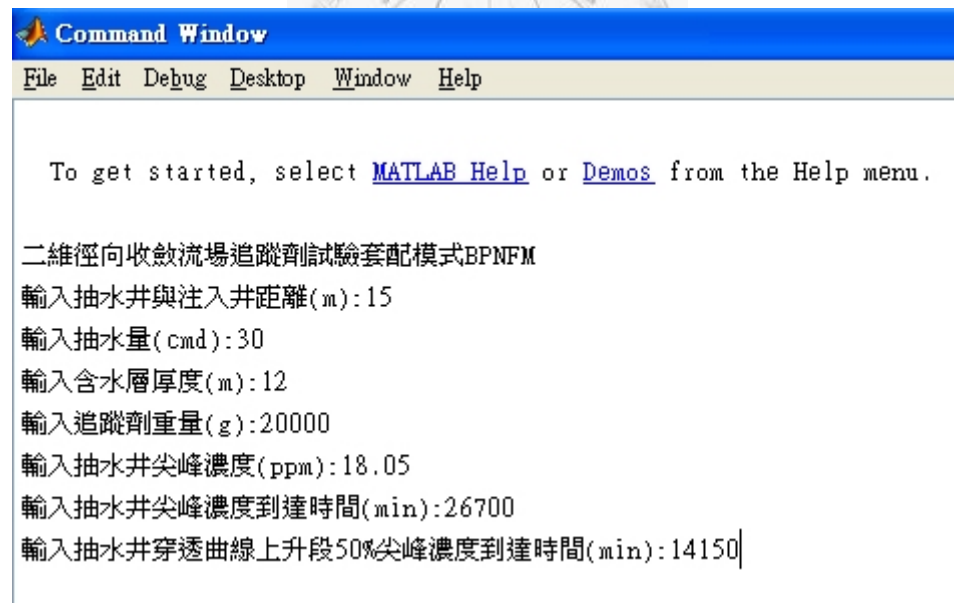
8. 輸入抽水井尖峰濃度到達時間 (min)



The screenshot shows the MATLAB Command Window interface. The title bar reads "Command Window" with a small icon on the left. Below the title bar is a menu bar with the following items: File, Edit, Debug, Desktop, Window, and Help. The main area of the window contains the following text:

```
To get started, select MATLAB Help or Demos from the Help menu.  
  
二維徑向收斂流場追蹤劑試驗套配模式BPNFM  
輸入抽水井與注入井距離(m):15  
輸入抽水量(cmd):30  
輸入含水層厚度(m):12  
輸入追蹤劑重量(g):20000  
輸入抽水井尖峰濃度(ppm):18.05  
輸入抽水井尖峰濃度到達時間(min):26700|
```

9. 輸入抽水井穿透曲線上升段50%尖峰濃度到達時間 (min)



The screenshot shows the MATLAB Command Window interface. The title bar reads "Command Window" with a small icon on the left. Below the title bar is a menu bar with the following items: File, Edit, Debug, Desktop, Window, and Help. The main area of the window contains the following text:

```
To get started, select MATLAB Help or Demos from the Help menu.  
  
二維徑向收斂流場追蹤劑試驗套配模式BPNFM  
輸入抽水井與注入井距離(m):15  
輸入抽水量(cmd):30  
輸入含水層厚度(m):12  
輸入追蹤劑重量(g):20000  
輸入抽水井尖峰濃度(ppm):18.05  
輸入抽水井尖峰濃度到達時間(min):26700  
輸入抽水井穿透曲線上升段50%尖峰濃度到達時間(min):14150|
```

10. 輸入抽水井穿透曲線下降段80%尖峰濃度到達時間 (min)

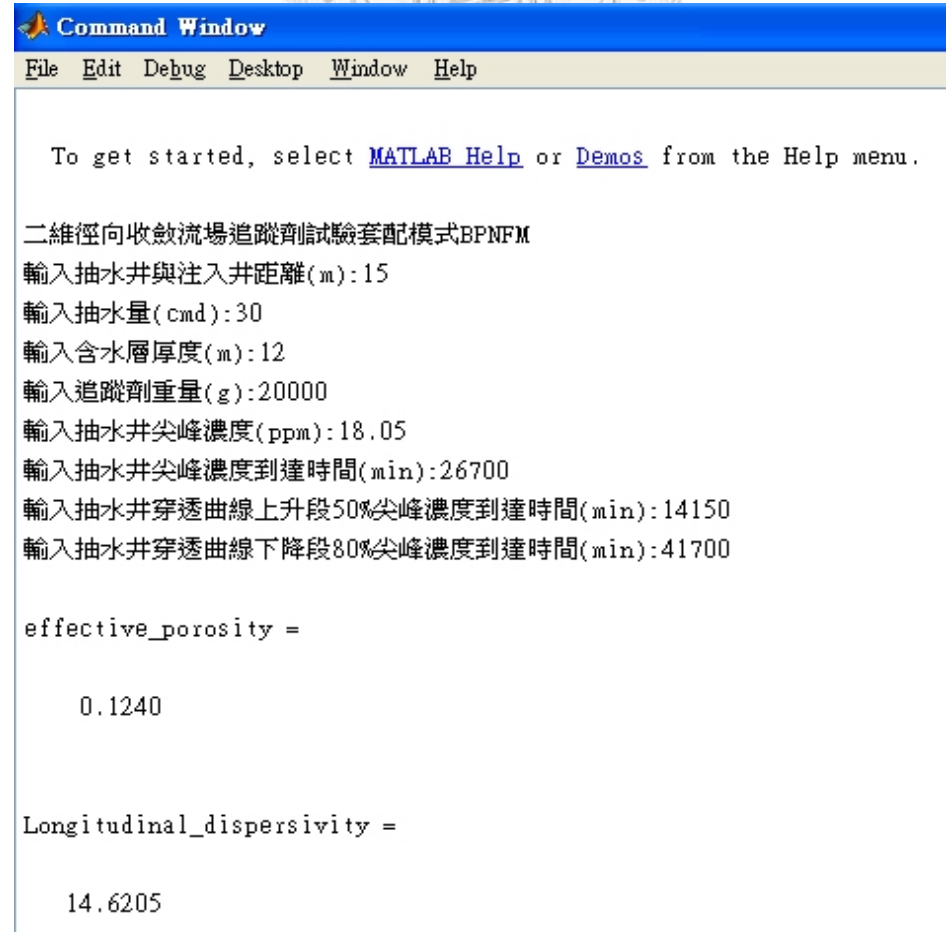


```
Command Window
File Edit Debug Desktop Window Help

To get started, select MATLAB Help or Demos from the Help menu.

二維徑向收斂流場追蹤劑試驗套配模式BPNFM
輸入抽水井與注入井距離(m):15
輸入抽水量(cmd):30
輸入含水層厚度(m):12
輸入追蹤劑重量(g):20000
輸入抽水井尖峰濃度(ppm):18.05
輸入抽水井尖峰濃度到達時間(min):26700
輸入抽水井穿透曲線上升段50%尖峰濃度到達時間(min):14150
輸入抽水井穿透曲線下降段80%尖峰濃度到達時間(min):41700
```

輸入抽水井穿透曲線下降段80%尖峰濃度到達時間後，按下Enter鍵，可得有效孔隙率及抽水井處尺度縱向延散度。



```
Command Window
File Edit Debug Desktop Window Help

To get started, select MATLAB Help or Demos from the Help menu.

二維徑向收斂流場追蹤劑試驗套配模式BPNFM
輸入抽水井與注入井距離(m):15
輸入抽水量(cmd):30
輸入含水層厚度(m):12
輸入追蹤劑重量(g):20000
輸入抽水井尖峰濃度(ppm):18.05
輸入抽水井尖峰濃度到達時間(min):26700
輸入抽水井穿透曲線上升段50%尖峰濃度到達時間(min):14150
輸入抽水井穿透曲線下降段80%尖峰濃度到達時間(min):41700

effective_porosity =

    0.1240

Longitudinal_dispersivity =

    14.6205
```



## 11. 輸入觀測井與注入井距離 (m)

A screenshot of the MATLAB Command Window. The title bar reads "Command Window" with a small icon on the left. The menu bar includes "File", "Edit", "Debug", "Desktop", "Window", and "Help". The main area contains the following text:

```
To get started, select MATLAB Help or Demos from the Help menu.  
  
二維徑向收斂流場追蹤劑試驗套配模式BPNFM  
輸入抽水井與注入井距離(m):15  
輸入抽水量(cmd):30  
輸入含水層厚度(m):12  
輸入追蹤劑重量(g):20000  
輸入抽水井尖峰濃度(ppm):18.05  
輸入抽水井尖峰濃度到達時間(min):26700  
輸入抽水井穿透曲線上升段50%尖峰濃度到達時間(min):14150  
輸入抽水井穿透曲線下降段80%尖峰濃度到達時間(min):41700  
  
effective_porosity =  
  
    0.1240  
  
Longitudinal_dispersivity =  
  
    14.6205  
  
輸入觀測井與注入井距離(m):7.5
```

## 12. 輸入觀測井尖峰濃度 (ppm)

```
Command Window
File Edit Debug Desktop Window Help

To get started, select MATLAB Help or Demos from the Help menu.

二維徑向收斂流場追蹤劑試驗套配模式BPNFM
輸入抽水井與注入井距離(m):15
輸入抽水量(cmd):30
輸入含水層厚度(m):12
輸入追蹤劑重量(g):20000
輸入抽水井尖峰濃度(ppm):18.05
輸入抽水井尖峰濃度到達時間(min):26700
輸入抽水井穿透曲線上升段50%尖峰濃度到達時間(min):14150
輸入抽水井穿透曲線下降段80%尖峰濃度到達時間(min):41700

effective_porosity =

    0.1240

Longitudinal_dispersivity =

    14.6205

輸入觀測井與注入井距離(m):7.5
輸入觀測井尖峰濃度(ppm):219
```

13. 輸入觀測井尖峰濃度到達時間 (min)

```
Command Window
File Edit Debug Desktop Window Help

To get started, select MATLAB Help or Demos from the Help menu.

二維徑向收斂流場追蹤劑試驗套配模式BPNFM
輸入抽水井與注入井距離(m):15
輸入抽水量(cmd):30
輸入含水層厚度(m):12
輸入追蹤劑重量(g):20000
輸入抽水井尖峰濃度(ppm):18.05
輸入抽水井尖峰濃度到達時間(min):26700
輸入抽水井穿透曲線上升段50%尖峰濃度到達時間(min):14150
輸入抽水井穿透曲線下降段80%尖峰濃度到達時間(min):41700

effective_porosity =

    0.1240

Longitudinal_dispersivity =

    14.6205

輸入觀測井與注入井距離(m):7.5
輸入觀測井尖峰濃度(ppm):219
輸入觀測井尖峰濃度到達時間(min):15500
```

輸入觀測井尖峰濃度到達時間後，按下Enter鍵，可得觀測井處尺度側向延散度。



```
Command Window
File Edit Debug Desktop Window Help

輸入觀測井與注入井距離(m):7.5
輸入觀測井尖峰濃度(ppm):219
輸入觀測井尖峰濃度到達時間(min):15500

Transverse_dispersivity1 =

    0.8346

Transverse_dispersivity2 =

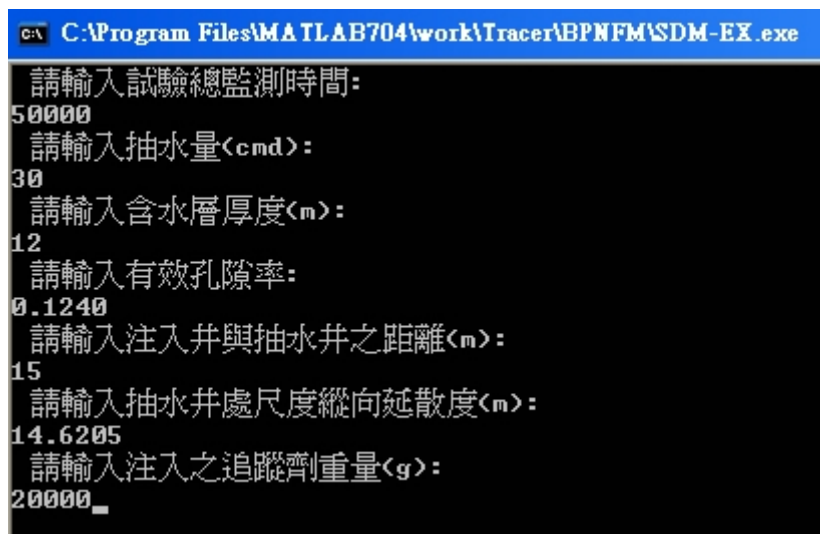
    0.7184
```

BPNFM設定尺度側向延散度為尺度縱向延散度之 $\frac{1}{5}$ 至 $\frac{1}{20}$ 之間，由於假想觀測井處之尺度縱向延散度為7.31 m，其尺度側向延散度可能介於0.366 m與1.462 m之間，故BPNFM以 $BPN - \alpha_{T,S} - 1$ 及 $BPN - \alpha_{T,S} - 2$ 分別進行套配，得觀測井處尺度側向延散度為0.8346公尺與0.7184公尺。

### 計算 BPNFM 推估之現地穿透曲線

獲致有效孔隙率、抽水井處尺度縱向延散度與觀測井處尺度側向延散度後，執行 SDM-EX、SDM-OB1 與 SDM-OB2 程式，分別計算 BPNFM 推估之抽水井與觀測井穿透曲線，步驟如下：

1. 執行 SDM-EX，依序輸入試驗總監測時間、抽水量、含水層厚度、有效孔隙率、注入井與抽水井之距離、抽水井處尺度縱向延散度與注入之追蹤劑重量，程式執行完畢可得 BPNFM 推估之抽水井處穿透曲線，檔名為 SDM\_EX。



```
C:\Program Files\MATLAB704\work\Tracer\BPNFM\SDM-EX.exe
請輸入試驗總監測時間:
50000
請輸入抽水量(cmd):
30
請輸入含水層厚度(m):
12
請輸入有效孔隙率:
0.1240
請輸入注入井與抽水井之距離(m):
15
請輸入抽水井處尺度縱向延散度(m):
14.6205
請輸入注入之追蹤劑重量(g):
20000_
```

2. 執行 SDM-OB1，依序輸入試驗總監測時間、抽水量、含水層厚度、有效孔隙率、注入井與抽水井之距離、抽水井處尺度縱向延散度、Transverse\_dispersivity1、注入井與觀測井之距離與注入之追蹤劑重量，程式執行完畢可得 BPNFM 推估之觀測井處穿透曲線，檔名為 SDM\_OB1。

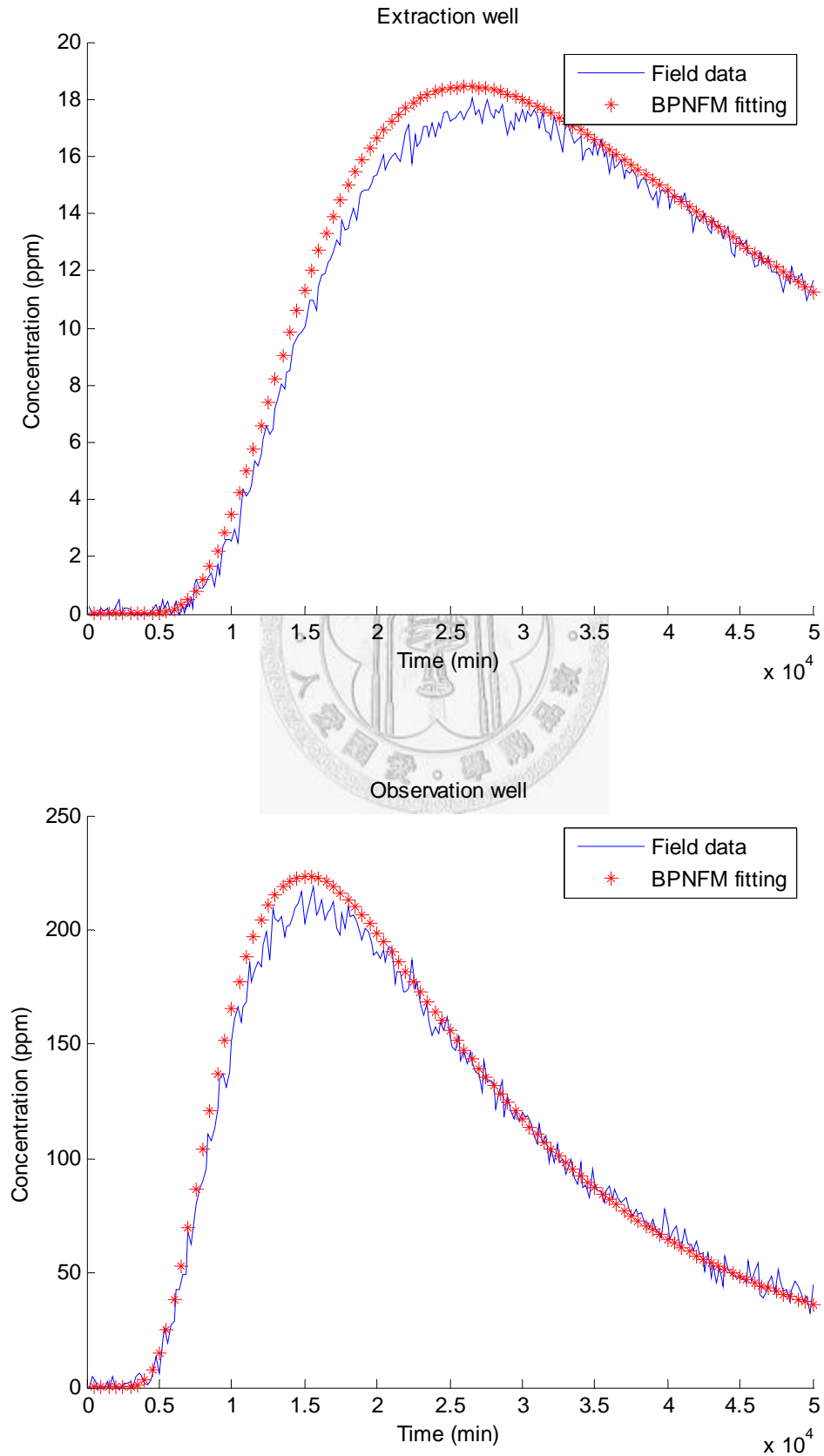
```
C:\ C:\Program Files\MATLAB704\work\Tracer\BPNFM\SDM-OB1.exe
請輸入試驗總監測時間:
50000
請輸入抽水量(cmd):
30
請輸入含水層厚度(m):
12
請輸入有效孔隙率:
0.124
請輸入注入井與抽水井之距離(m):
15
請輸入抽水井處尺度縱向延散度(m):
14.6205
請輸入Transverse_dispersionity1(m):
0.8346
請輸入注入井與觀測井之距離(m):
7.5
請輸入注入之追蹤劑重量(g):
20000_
```

3. 執行 SDM-OB2 (若 BPNFM 之套配結果無 Transverse\_dispersionity2, 則不需執行 SDM-OB2), 依序輸入試驗總監測時間、抽水量、含水層厚度、有效孔隙率、注入井與抽水井之距離、抽水井處尺度縱向延散度、Transverse\_dispersionity2、注入井與觀測井之距離與注入之追蹤劑重量, 程式執行完畢可得 BPNFM 推估之觀測井處穿透曲線, 檔名為 SDM\_OB2。

```
C:\ C:\Program Files\MATLAB704\work\Tracer\BPNFM\SDM-OB2.exe
請輸入試驗總監測時間:
50000
請輸入抽水量(cmd):
30
請輸入含水層厚度(m):
12
請輸入有效孔隙率:
0.1240
請輸入注入井與抽水井之距離(m):
15
請輸入抽水井處尺度縱向延散度(m):
14.6205
請輸入Transverse_dispersionity2(m):
0.7184
請輸入注入井與觀測井之距離(m):
7.5
請輸入注入之追蹤劑重量(g):
20000
```

### 繪製試驗數據套配結果圖

執行BPNFM\_PLOT程式，即可得抽水井與觀測井試驗數據之套配結果圖。



## MATLAB程式碼—BPNFM

```
clear all;

disp('二維徑向收斂流場追蹤劑試驗套配模式BPNFM')

RL=input('輸入抽水井與注入井距離(m):');

Q=input('輸入抽水量(cmd):');

b=input('輸入含水層厚度(m):');

M=input('輸入追蹤劑重量(g):');

Cp_ex=input('輸入抽水井尖峰濃度(ppm):');

Tp_ex=input('輸入抽水井尖峰濃度到達時間(min):');

Tp50_ex=input('輸入抽水井穿透曲線上升段50%尖峰濃度到達時間(min):');

Tp80_ex=input('輸入抽水井穿透曲線下降段80%尖峰濃度到達時間(min):');

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

% 有效孔隙率套配

% 參考濃度，參考時間

Cr=638;Tr=5401;

% RL，Q，b，M之影響因子

e_RL=(RL/5)^2;e_Q=Q/10;e_b=b/5;e_M=M/10000;

% 將Cp_ex，Tp_ex，Tp50_ex，Tp80_ex予以正規化

Cp_ex_n=(Cp_ex/Cr)*(e_RL*e_b/e_M);

Tp_ex_n=(Tp_ex/Tr)*(e_Q/(e_RL*e_b));

Tp50_ex_n=(Tp50_ex/Tr)*(e_Q/(e_RL*e_b));

Tp80_ex_n=(Tp80_ex/Tr)*(e_Q/(e_RL*e_b));

% 建立輸入矩陣

in(1,:)=0.05+0.85*((Tp_ex_n-0.2)/(5.2-0.2));

in(2,:)=0.05+0.85*((Cp_ex_n-0.05)/(3.5-0.05));

in(3,:)=0.05+0.85*((Tp50_ex_n-0.05)/(4.5-0.05));
```



```

in(4,:)=0.05+0.85*((Tp80_ex_n-0.35)/(5.6-0.35));

% 讀取有效孔隙率套配模式

load net_phi;

% 套配有效孔隙率

x3=sim(net,in);

% 有效孔隙率推估值計算

phi=0.05+0.45*(x3-0.01)/0.9; % 反正規化

effective_porosity=phi

clear in;clear net;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

% 尺度縱向延散度套配

% 將Cp_ex , Tp_ex予以無因次化

Co=M/(pi*phi*b*RL^2);

Cd_ex=Cp_ex/Co;

Td_ex=(Tp_ex*Q)/(phi*b*RL^2);

% 建立輸入矩陣

in(1,:)=0.1+0.8*((Td_ex-1500)/(4500-1500));

in(2,:)=0.1+0.8*((Cd_ex-0.9)/(4.55-0.9));

% 讀取尺度縱向延散度套配模式

load net_Pe;

% 套配尺度縱向延散度

x3=sim(net,in);

% 尺度縱向延散度估值計算

Pe=x3.*100; % 反正規化

AL=RL/Pe;

Longitudinal_dispersivity=AL

```



```

clear in;clear net;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

% 尺度側向延散度套配

R=input('輸入觀測井與注入井距離(m):');

Cp_ob=input('輸入觀測井尖峰濃度(ppm):');

Tp_ob=input('輸入觀測井尖峰濃度到達時間(min):');

% 將Cp_ob , Tp_ob , Cp_ex , Tp_ex予以無因次化

Co_ob=M/(pi*phi*b*R^2);

Cd_ob=Cp_ob/Co_ob;

Td_ob=(Tp_ob*Q)/(phi*b*R^2);

Co=M/(pi*phi*b*RL^2);

Cd_ex=Cp_ex/Co;

Td_ex=(Tp_ex*Q)/(phi*b*RL^2);

ALs_ob=R*AL/RL;

if(ALs_ob>20)

    % 建立輸入矩陣

    in(1,:)=0.1+0.8*((Td_ob-1800)/(18000-1800));

    in(2,:)=0.1+0.8*((Cd_ob-0.8)/(6-0.8));

    in(3,:)=0.1+0.8*((Td_ex-1600)/(3600-1600));

    in(4,:)=0.1+0.8*((Cd_ex-0.9)/(1.5-0.9));

    in(5,:)=0.1+0.8*((R-0.5)/(20-0.5));

    in(6,:)=0.05+0.85*(ALs_ob./36);

    % 讀取尺度縱向延散度套配模式(BPN-1)

    load net_ATs_1;

    % 套配尺度縱向延散度

    x3=sim(net,in);

```



```

% 尺度縱向延散度估值計算
ATs_ob=9*(x3(1,:)-0.05)/0.85; % 反正規化
Transverse_dispersivity1=ATs_ob

clear in;clear net;

tans_number=1;

save;

elseif(ALs_ob<=20 & ALs_ob>5)

% 建立輸入矩陣

in(1,:)=0.1+0.8*((Td_ob-1800)/(18000-1800));

in(2,:)=0.1+0.8*((Cd_ob-0.8)/(6-0.8));

in(3,:)=0.1+0.8*((Td_ex-1600)/(3600-1600));

in(4,:)=0.1+0.8*((Cd_ex-0.9)/(1.5-0.9));

in(5,:)=0.1+0.8*((R-0.5)/(20-0.5));

in(6,:)=0.05+0.85*(ALs_ob./36);

% 讀取尺度縱向延散度套配模式(BPN-1)

load net_ATs_1;

% 套配尺度縱向延散度

x3=sim(net,in);

% 尺度縱向延散度估值計算
ATs_ob=9*(x3(1,:)-0.05)/0.85; % 反正規化
Transverse_dispersivity1=ATs_ob

clear in;clear net;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

% 建立輸入矩陣

in(1,:)=0.1+0.8*((Td_ob-2300)/(22000-2300));

in(2,:)=0.1+0.8*((Cd_ob-1.3)/(17-1.3));

```

```

in(3,:)=0.1+0.8*((Td_ex-1800)/(4100-1800));

in(4,:)=0.1+0.8*((Cd_ex-0.9)/(1.8-0.9));

in(5,:)=0.1+0.8*((R-0.5)/(16-0.5));

in(6,:)=0.05+0.85*(ALs_ob./16);

% 讀取尺度縱向延散度套配模式(BPN-2)

load net_ATs_2;

% 套配尺度縱向延散度

x3=sim(net,in);

% 尺度縱向延散度估值計算

ATs_ob=1*(x3(1,:)-0.05)/0.9; % 反正規化

Transverse_dispersivity2=ATs_ob

clear in;clear net;

tans_number=2;

save;

elseif(ALs_ob<=5 & ALs_ob>2)

% 建立輸入矩陣

in(1,:)=0.1+0.8*((Td_ob-2300)/(22000-2300));

in(2,:)=0.1+0.8*((Cd_ob-1.3)/(17-1.3));

in(3,:)=0.1+0.8*((Td_ex-1800)/(4100-1800));

in(4,:)=0.1+0.8*((Cd_ex-0.9)/(1.8-0.9));

in(5,:)=0.1+0.8*((R-0.5)/(16-0.5));

in(6,:)=0.05+0.85*(ALs_ob./16);

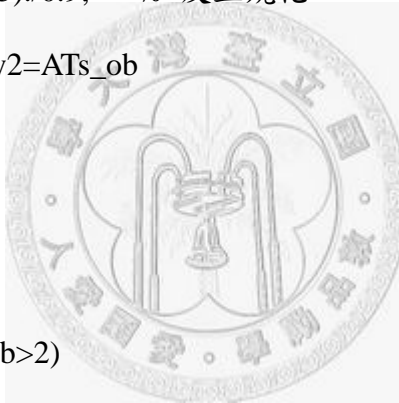
% 讀取尺度縱向延散度套配模式(BPN-2)

load net_ATs_2;

% 套配尺度縱向延散度

x3=sim(net,in);

```



```

% 尺度縱向延散度估值計算
ATs_ob=1*(x3(1,:)-0.05)/0.9; % 反正規化
Transverse_dispersivity1=ATs_ob

clear in;clear net;

tans_number=1;

save;

elseif(ALs_ob<=2 & ALs_ob>0.5)

% 建立輸入矩陣

in(1,:)=0.1+0.8*((Td_ob-2300)/(22000-2300));

in(2,:)=0.1+0.8*((Cd_ob-1.3)/(17-1.3));

in(3,:)=0.1+0.8*((Td_ex-1800)/(4100-1800));

in(4,:)=0.1+0.8*((Cd_ex-0.9)/(1.8-0.9));

in(5,:)=0.1+0.8*((R-0.5)/(16-0.5));

in(6,:)=0.05+0.85*(ALs_ob./16);

% 讀取尺度縱向延散度套配模式(BPN-2)

load net_ATs_2;

% 套配尺度縱向延散度

x3=sim(net,in);

% 尺度縱向延散度估值計算
ATs_ob=1*(x3(1,:)-0.05)/0.9; % 反正規化
Transverse_dispersivity1=ATs_ob

clear in;clear net;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

% 建立輸入矩陣

in(1,:)=0.1+0.8*((Td_ob-4200)/(23000-4200));

in(2,:)=0.1+0.8*(Cd_ob./155);

```

```

in(3,:)=0.1+0.8*((Td_ex-2100)/(4500-2100));

in(4,:)=0.1+0.8*((Cd_ex-0.9)/(4.6-0.9));

in(5,:)=0.1+0.8*((R-0.5)/(16-0.5));

in(6,:)=0.05+0.85*(ALs_ob./3);

% 讀取尺度縱向延散度套配模式(BPN-3)

load net_ATs_3;

% 套配尺度縱向延散度

x3=sim(net,in);

% 尺度縱向延散度估值計算

ATs_ob=0.15*(x3(1,)-0.05)/0.9; % 反正規化

Transverse_dispersion2=ATs_ob

clear in;clear net;

tans_number=2;

save;

elseif(ALs_ob<=0.5)

% 建立輸入矩陣

in(1,:)=0.1+0.8*((Td_ob-4200)/(23000-4200));

in(2,:)=0.1+0.8*(Cd_ob./155);

in(3,:)=0.1+0.8*((Td_ex-2100)/(4500-2100));

in(4,:)=0.1+0.8*((Cd_ex-0.9)/(4.6-0.9));

in(5,:)=0.1+0.8*((R-0.5)/(16-0.5));

in(6,:)=0.05+0.85*(ALs_ob./3);

% 讀取尺度縱向延散度套配模式(BPN-3)

load net_ATs_3;

% 套配尺度縱向延散度

x3=sim(net,in);

```



```
% 尺度縱向延散度估值計算  
ATs_ob=0.15*(x3(1,;)-0.05)/0.9; % 反正規化  
Transverse_dispersivity1=ATs_ob  
clear in;clear net;  
tans_number=1;  
save;  
end
```



## MATLAB程式碼－BPNFM\_PLOT

```
clear all;

% 讀取抽水井與觀測井數據資料檔

load EX_BT.txt;

load OB_BT.txt;

load matlab;

% 繪製抽水井套配結果圖

load SDM_EX.txt;

figure

title('Extraction well')

hold on

xlabel('Time (min)');ylabel('Concentration (ppm)')

plot(EX_BT(:,1),EX_BT(:,2))

plot(SDM_EX(:,1),SDM_EX(:,2),'r*')

legend('Field data','BPNFM fitting')

% 繪製觀測井套配結果圖

if tans_number==1

    load SDM_OB1.txt;

    figure

    title('Observation well')

    hold on

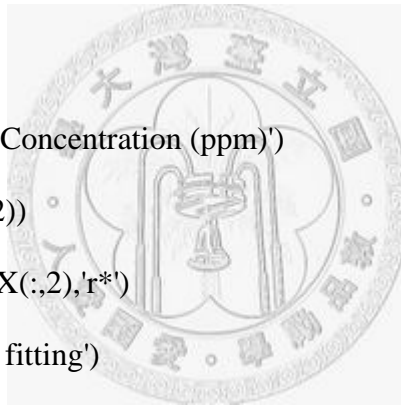
    xlabel('Time (min)');ylabel('Concentration (ppm)')

    plot(OB_BT(:,1),OB_BT(:,2))

    plot(SDM_OB1(:,1),SDM_OB1(:,2),'r*')

    legend('Field data','BPNFM fitting')

elseif tans_number==2
```





```

load SDM_OB1.txt;

load SDM_OB2.txt;

PEAK_OB1=max(SDM_OB1(:,2));

PEAK_OB2=max(SDM_OB2(:,2));

error1=abs(Cp_ob-PEAK_OB1);

error2=abs(Cp_ob-PEAK_OB2);

if error1>error2

    figure

    title('Observation well')

    hold on

    xlabel('Time (min)');ylabel('Concentration (ppm)')

    plot(OB_BT(:,1),OB_BT(:,2))

    plot(SDM_OB2(:,1),SDM_OB2(:,2),'r*')

    legend('Field data','BPNFM fitting')

else

    figure

    title('Observation well')

    hold on

    xlabel('Time (min)');ylabel('Concentration (ppm)')

    plot(OB_BT(:,1),OB_BT(:,2))

    plot(SDM_OB1(:,1),SDM_OB1(:,2),'r*')

    legend('Field data','BPNFM fitting')

end

end

```

