

南華大學科技學院永續綠色科技碩士學位學程

碩士論文

Master Program of Green Technology for Sustainability

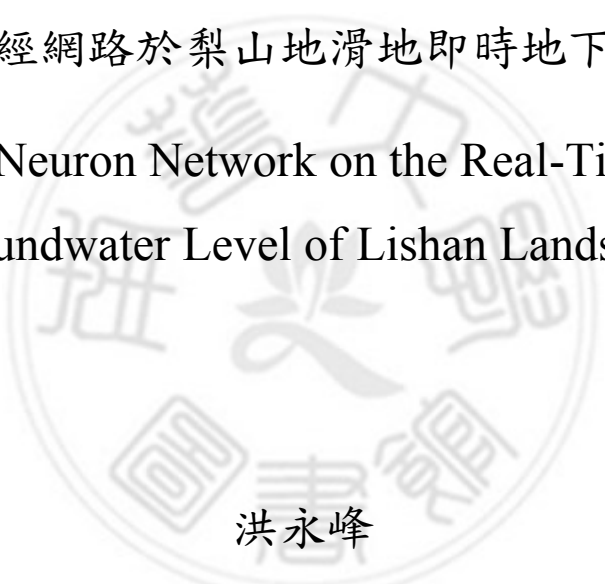
College of Science and Technology

Nanhua University

Master Thesis

應用類神經網路於梨山地滑地即時地下水位預測

Using Artificial Neuron Network on the Real-Time Prediction of  
Groundwater Level of Lishan Landslide



洪永峰

Yung-Feng Hong

指導教授：洪耀明 博士

Advisor: Yao-Ming Hong, Ph.D.

中華民國 109 年 6 月

June 2020

# 南華大學

永續綠色科技碩士學位學程

碩士學位論文

應用類神經網路於梨山地滑地即時地下水位預測

Using Artificial Neuron Network on the Real-Time Prediction of

Groundwater Level of Lishan Landslide

研究生： 洪永峰

經考試合格特此證明

口試委員：

林文益

林文賜

洪耀明

指導教授：洪耀明

系主任(所長)：洪耀明

口試日期：中華民國 109 年 6 月 21 日


## 誌謝

倥傯歲月，潦碌無成之際，有幸得遇 洪教授耀明先生；先生之德行與專業素養，教人起「高山仰止」之崇敬。蒙 先生孜孜解惑與諄諄教誨，終教我於逾半百之齡猶能於學海中充實知識、累積智慧進而完成碩士學程。

屆學業臻成時分，謹以我最崇高的敬意向指導教授 洪耀明博士致上最敬禮！並銘謝口試委員 林裕益與林文賜博士的指正及建議。

也藉此向一直默默支持、包容我的敬愛父親 洪玉堂先生與慈母 蔡鳳宇女士奉上我最深的感恩和摯愛。

特此誌謝



洪永峰 謹誌於南華大學科技學院  
中華民國 109 年 7 月 1 日

## 中文摘要

台灣的地形及氣候容易誘發崩塌，其中深層崩塌與地下水位有直接關係，本研究以類神經網路進行崩塌地地下水預測，首先收集梨山地滑地之歷史降雨與地下水位資料，再以 Hong(2017)研發之類神經網路模式為基礎，選取一場暴雨，進行模式之參數校準及驗證，並應用於之後發生之另一場暴雨。分析結果發現，可以精準預測一小時、二小時後之地下水位，作為坡地崩塌預警系統建置之參考依據。

關鍵詞：深層崩塌、地下水位、類神經網路



## Abstract

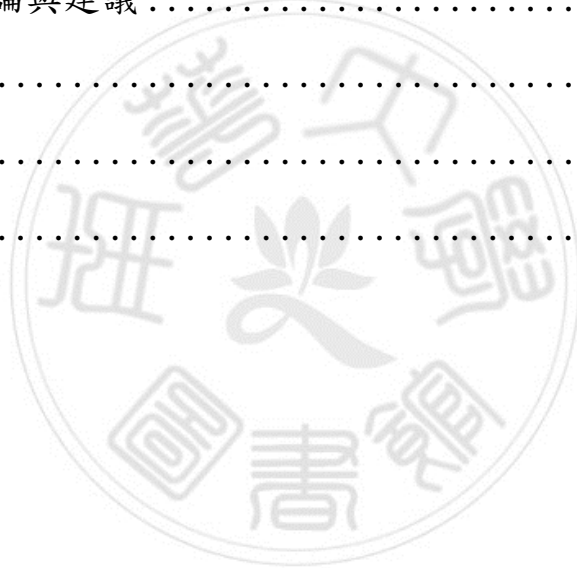
Taiwan's topography and climate are prone to induce landslide. Deep-seated landslide is directly related to groundwater level. In this study, the neural network was used to predict groundwater in deep-seated landslide areas. First, the historical rainfall and groundwater level data of the Lishan Landslide were collected. Based on neural network models developed by Hong (2017), a heavy rainfall was selected to perform parameter calibration and verification of the model, which was applied to predict the groundwater level that occurred later. Analysis found that the groundwater level can be accurately predicted one hour and two hours later, and used as a reference for the establishment of a deep-seated landslide warning system.

**Keywords:** Deep-seated landslide, Groundwater level, Artificial Neuron Network

# 目錄

誌謝.....	I
中文摘要.....	II
ABSTRACT.....	III
目錄.....	IV
圖目錄.....	VI
表目錄.....	VII
第一章 前言.....	1
1.1 研究動機.....	1
1.2 研究目的.....	1
1.3 本文組織.....	2
第二章 文獻回顧.....	3
2.1 應用類神經網路於降雨與地下水位之關係建立.....	3
2.2 淺層崩塌相關研究.....	6
2.2.1 孔隙水壓推估.....	6
2.2.2 淺層崩塌相關研究.....	6
2.3 深層崩塌之相關研究.....	7
2.3.1 非數值演算模式.....	7
2.3.2 數值演算模式.....	9
第三章 研究方法.....	11
3.1 類神經網路模式.....	11
3.1.1 影響地下水位擾動因子.....	11
3.1.2 NARX 網路.....	12

3.2 程式發展 .....	14
第四章 結果與討論 .....	19
4.1 現場資料收集 .....	19
4.2 梨山松茂地區歷年研究暴雨紀錄 .....	21
4.3 類神經網路預測地下水位 .....	26
4.4 預測結果比較 .....	28
4.4.1 採用莫拉克預測610豪雨 .....	28
4.4.2 採用610預測蘇拉颱風 .....	30
第五章 結論與建議 .....	33
5.1 結論 .....	33
5.2 建議 .....	33
參考文獻 .....	34



## 圖目錄

圖2-1 以 PFC2D 模擬紅葉坪地滑前後的地形變化.....	10
圖3-1 NARX 類神經網路模式.....	13
圖3-2 原始資料矩陣轉換.....	15
圖3-3 類神經網路訓練.....	18
圖4-1 梨山地區主要地點分布圖.....	20
圖4-2 松茂地區位置與說明.....	21
圖4-3 莫拉克颱風松茂地區降雨及地下水位紀錄.....	23
圖4-4 610颱風松茂地區降雨及地下水位紀錄.....	24
圖4-5 蘇拉颱風松茂地區降雨及地下水位紀錄.....	25
圖4-6 類神經網路訓練.....	28
圖4-7 610颱風地下水位預測結果.....	30
圖4-8 蘇拉颱風地下水位預測結果.....	32



## 表目錄

表2-1 地下水位預測影響因子 .....	5
表4-1 降雨與地下水位關係表 .....	22
表4-2 整理預測之 RMSE.....	32



# 第一章 前言

## 1.1 研究動機

山坡地受到風化作用或岩層本身構造的影響，岩石及土壤慢慢崩解或分解，再受到風吹、雨水、地表水等侵蝕作用及地球本身重力作用，以崩塌（山崩）、滑動（地滑）或流動（土石流或泥石流）等方式往下坡方向移動，常導致森林、果園流失、道路路基坍塌、聚落被掩埋，危及人畜安全等災害。由於全球暖化造成極端氣候，雖然年總降雨量不變，但是降雨次數變少，使得極端降雨次數增加，其中以2009年莫拉克颱風，中南部超大豪雨創下歷史紀錄，導致地下水位上升引發多處坡地嚴重崩塌，造成六龜、甲仙、那瑪夏、與桃源等地嚴重受創，甚至甲仙小林村有169戶398人慘遭活埋，那瑪夏民族村、六龜新開村等幾近滅村之慘重傷亡。

## 1.2 研究目的

本研究建立深層崩塌臨界地下水位及臨界滲流長度理論及計算模式，並發展地下水位即時預測系統。首先發展深層崩塌滑移之臨界地下水位及滲流長度理論，建立可能發生位移之地下水位及滲流長度，再應用類神經網路模式，建立以24小時降雨及即時地下水位，預測一小時、兩小時後之地下水，並以梨山松茂地區 S1 觀測站為例，進行歷史資料收集及現場土壤採樣，於實驗室進行臨界地下水位及滲流長度理論參數分析，並應用類神經網路，採用24小時降雨及即時地下水位，

預測一小時、兩小時及三小時後之地下水位。

### 1.3 本文組織

依研究重點將本文分成五章，如圖 1-1 所示，各章內容簡述如下：

本研究架構如下，一是前言，關於滲流導致邊坡或堤防破壞，二是文獻回顧，三是研究方法，四是針對本研究提出結果與討論，最後五為本研究結論與建議。依此研究重點將本文分成五章，各章內容簡述如下。

第一章為前言，說明研究動機及研究目的，並概述論文架構。

第二章為文獻回顧，收集國內外文獻，內容包括山坡地崩塌成因、類神經網路應用等。

第三章為研究方法，內容為應用類神經網路於崩塌地預測。

第四章為結果與討論，為實際應用成果。

第五章為結論與建議，主要將上述各章之結果綜合歸納，並提出未來可以繼續研究之方向。

## 第二章 文獻回顧

為防止邊坡破壞，常見方法是降低地下水位，如梨山地滑地及霧社水庫下游崩塌地，均透過設置排水廊道，於洪水期間將地下水快速排出以降低地下水位，可視排水廊道為人工之管湧通道，排地下水以增加臨界剪應力，而天然管湧會將細顆粒泥砂排出，且無有效支撐管湧通道之結構，導致邊坡破壞；而人工設置之排水道，並不會排出泥砂，且有有效支撐管道之設施，為邊坡安定之功臣；因此降低水力坡降為避免邊坡產生管湧破壞之辦法。自然邊坡崩塌之後，會形成一處堆積土體，此時若持續下雨，使得土體含水量增加，地下水位上升，會使得土體再次滑動，形成土石流。

土石壩管湧部分，除了會降低水位之外，由於土石壩為人工構造物，尚可藉由加上濾料層，防止細濾料被帶走而形成管湧，所以回填濾料之設計，實為土石壩防治管湧破壞之方法。因此，不論天然的崩塌地及土石流，或人造的土石壩，滲流破壞均為崩塌之重要因素，值得在理論、數值及實驗上，進行深入研究，且研究主題橫跨水利及大地工程兩領域。依據三方向，分說明如下：

### 2.1 應用類神經網路於降雨與地下水位之關係建立

地下水位之推估是由一連串複雜且非線性函數所構成，包括了受氣候及土地利用所影響之非穩態且隨機之各種水文特性。另一方面，時間序列預測是預報領域的重要方法，可藉由蒐集過去相同變數之歷史資料，進一步分析以建立預測模式以預測未來；Zhang (2003)認為時間序列特別適用於理論基礎不足，或對於預測變數與已知變數無法

清楚說明其關係時。近年來，類神經網路也開始廣泛的應用於時間序列預測模式中，Zhang et al. (1998)指出，類神經網路的優勢在於靈活的非線性模擬能力，也就是說本身並不需要特定的函數形式，而是依據輸入參數特性來建構，這種資料驅動方法適合於已有大量經驗資料，但沒有可用理論來建構合適資料分析函數之問題。

而地下水位推估方法，本研究將其分為三個方式如下：

(1) 白盒分析：白盒分析對模式中之技術、假設、猜想及限制均有清楚之說明，(Argent et al. 1999)，水平衡法最常被用來估算地下水補助(Healy & Cook 2002)。Park & Parker (2008) 使用質量平衡公式來發展基於降雨為基礎之地下水擾動計算模式。

(2) 黑盒分析：黑盒分析將一係列輸入觀測值轉換為輸出值(Von Asmuth & Knotters 2004)。類神經網路(Artificial neuron networks, ANNs)可用來估算估算地下水位，採用的輸入參數包括降雨(Coppola et al. 2005; Daliakopoulos et al. 2005; Krishna et al. 2008)、氣溫(Coppola et al. 2005; Daliakopoulos et al. 2005)、蒸發散量(Krishna et al. 2008)、河川流量(Daliakopoulos et al. 2005)、井之抽水率(Coppola et al. 2005)、地下水位(Coppola et al. 2005; Daliakopoulos et al. 2005; Krishna et al. 2008)，預測地下水周期包括每天(Coppola et al. 2005)或每月(Daliakopoulos et al. 2005; Krishna et al. 2008)。而國內如陳奕堂(1997)採用自迴歸移動平均整合模式(Auto Regressive Integrated Moving Average Model, ARIMA)及轉換函數，建立山坡地降雨與地下水位變化預測模式，可利用即時降雨量及地下水位，預測下一小時之地下水位。葉信富等(2005)認為由於水的滲入地層中會

降低有效應力及剪力強度，因此容易造成邊坡的滑動；張博雯(2000)採用倒傳遞類神經網路(back-propagation neural network, BPNN)建立降雨與地下水位關係外，並找出地下水位警戒值。

(3)混合模式：可整合白盒及黑盒分析之優點， Szidarovszky et al. (2007) 將 ANNs 與二維穩態地下水流數值模式整合，以解決一系列數學方程式。

由水文循環觀點來看，雨滴至地面，首先入滲進入土壤，經過一段時間之後，水抵達了含水層並沿著不透水面流至下游。由上述的物理性描述可知，假設現地地文條件於暴雨期間沒有改變，則目前地下水位與歷史降雨量應該是未來地下水位擾動之主要影響因子。本研究收集了數篇應用類神經網路來估算含水層地下水位之研究成果，將其所應用之水文氣候參數列如表2-1；根據表2-1，降雨及地下水位為地下水位預測中最常用到的因子。

表 2-1 地下水位預測影響因子

影響因子	研究者
降雨	Coulibaly et al. (2001); Coppola et al. (2005); Daliakopoulos et al. (2005); Nayak et al. (2006); Krishna et al. (2008)
地下水位	Coulibaly et al. (2001); Coppola et al. (2005); Daliakopoulos et al. (2005); Nayak et al. (2006); Krishna t al. (2008)
蒸發散量	Krishna t al. (2008)
氣溫	Coulibaly et al. (2001);Coppola et al. (2005); Daliakopoulos et al. (2005);
河川流量	Daliakopoulos et al. (2005); Nayak et al. (2006);
抽水率	Coppola et al. (2005);

## 2.2 淺層崩塌相關研究

孔隙水壓一般指非飽和含水層土壤孔隙之水壓力，而地下水位則泛指飽和含水層水位。降雨落至地面後，入滲至地表下，導致孔隙中充滿水，使孔隙水壓升高，土體之內磨擦角降低，容易引起淺層土壤之崩塌；且孔隙水之下降將引致地下水位上升造成深層崩塌，兩者之關係密切，說明如下。

### 2.2.1 孔隙水壓推估

孔隙水壓(pore water pressure)之推估一直是邊坡穩定分析中一個重要的因子，例如早期 Hilf(1948)透過一維拘限壓力試驗，估算土石壩之孔隙水壓，並結合 Henry's 公式及 Boyle's 公式，推算適合於無排水狀況下之孔隙水壓力計算公式。較近期如 Rinaldi et al. (2004)採用了一系列的張力及壓力計量測四年河堤，以了解孔隙水壓在洪流期間壓力變化及河堤穩定性，並使用有限元素滲流分析，進行孔隙水壓推估，並透過實際孔隙水壓修正。而邱芝帆(2006)以三種不同孔隙水壓推估方法，計算紅菜坪地區崩積層與岩盤交界面之孔隙水壓分布，此三種方法包括 (1)經現地監測孔隙水壓資料校正之邊坡地下水有限差分數值模式；(2)水壓監測之孔隙水壓比平均值；(3)假設滑動面上總水頭為線性分布。

### 2.2.2 淺層崩塌相關研究

藍少村(2008)進行降雨導致淺層邊坡破壞之模型試驗與分析研究，以探討邊坡在豪雨中之破壞機制、土砂流出特性及降雨強度改變

所造成之影響，發現沿著斜坡與不透水層介面的滲流是引起後退式淺層崩壞的主要原因。而 Huang et al. (2009)則探討土壤水分及孔隙水壓與降雨導致淺層崩塌之關係，並發現未來可以透過山坡地之水文、地文及邊坡穩定數值模式，建立淺層崩塌之內部反映時間。Huang and Yuin (2010) 透過試驗找出淺層邊坡破壞之臨界降雨量。

## 2.3 深層崩塌之相關研究

坡地產生崩塌或地滑等土石流動之主要因素係降雨導致地下水位上升及土壤內磨擦角降低，導致土體破壞，例如 Caris & Van Asch (1991) 研究法國 Alps 山區一小塊崩塌地，發現地下水位上升至離地表4公尺時就有可能發生崩塌；Van Asch et al., (1999) 發現深層崩塌(5 - 20m 深)大部份係因為滑動面地下水位上升產生向上孔隙水壓所導致；Mantovani et al., (2000) 認為崩塌與地下水位突然上升有關；Trigo et al., (2005)及 Ray and Jacobs (2007) 則認為崩塌係因為地下水位上升及土壤剪應力降低。若能藉由長期關測降雨、地下水位及地滑之關係，或能建立降雨與地下水位關係式，並找出產生山崩、地滑或土石流之危險地下水位。再於獲取即時降雨與地下水位資料之後，預測下一單位小時之地下水位，若地下水位預測值已達到警戒值，則可對相關單位提出警告，達到即時預警的目的。

### 2.3.1 非數值演算模式

若依據堆積土層之基本物理性質，以無限邊坡分析為基礎，考慮土層內任意水位之條件下，進而推導出土層破壞公式，為常用來研究土砂災害發生機制之方法。例如 Takahashi(1978)以靜力平衡觀點，



分析作用於土層之推移力及土層抵抗力，推導出飽和土層受地表逕流之作用下，將土砂運動區分為土層未破壞區、土砂顆粒個別傳輸區、不完全土石流區及土石流發生區等四種土砂運動情況；游繁結(1987)依據 Takahashi 之理論，加入滲流力理論，推導出在任意水位下，土層破壞之臨界公式；鄭瑞昌、江永哲(1986)考慮土層之凝聚力影響，推導出在任意水位下，土層破壞之臨界公式；黃宏斌(1993)考慮土層飽和及非飽和之土粒比重，推導出在任意水位下，土層破壞之臨界公式；林炳森等(1993)考慮滲流力作用於土層，推導出在任意水位下，土層破壞之臨界公式；連惠邦(1997)以水砂混合體中固體顆粒及液相水體間之驅動能量關係，分別建立泥砂體積濃度及溪床坡度兩參數之臨界公式，以作為鑑別礫石型土石流之定量關係式；張守陽(1998)藉由水槽實驗研析不同材料與粒徑組成下土石流發生之現象，經由迴歸分析及因次分析方法，探討逕流類土石流發生機制；陳晉琪(1999)探討土層於局部及全部破壞下，推導出在任意水位下，土層破壞之臨界坡度條件；Tarantino and Bosco (2000)舉出地滑所造成之土石流常發生於短暫延時之大降雨強度下、長延時之小雨，甚至發生於降雨停止後數小時內。Casadei et al. (2003)利用邊坡穩定分析結合水文模式，以建立淺層地滑預警模式，進而預測其坡地災害發生時間與位置，研究中並以加州 Montara Mountains 之1950-1998年所發生歷史坡地災害事件進行預測比對，結果顯示其預測結果與紀錄大致相符。

### 2.3.2 數值演算模式

Terzis et al.(2006)發展無線感測器網路監測系統，並提到這些監測資料將被用於反算有限元素分析裡的參數，以預測邊坡的破壞。Calvello et al.(2008)採用數值方法，預測一邊坡因降雨而造成的滑動速率。他們用有限元素法滲流分析，計算降雨時的地下水壓力，並輸入到極限平衡法軟體，計算邊坡的安全係數，並建立安全係數和滑動速率的經驗關係，如此即可由降雨預測沿已存在滑動面的滑動速率。其中很重要的是，因為有現場地下水壓和滑動速率的監測資料，滲流分析的輸入參數及安全係數和滑動速率經驗式的參數，都經過反算校正，使這些模型的計算更準確。Malet et al.(2005)綜合地形、水文、大地及質流學相關理論，模擬邊坡的破壞及其造成的土石流流動距離。其中使用了有限元素法的滲流分析，極限平衡法的穩定分析，而邊坡破壞的體積假設為土石流流動的體積，使用一維流體動力學的軟體來計算土石流的流速、流出距離，和堆積厚度，並和實際案例比對。Crosta et al.(2006)經由野外調查、監測、穩定分析及先前邊坡破壞堆積情形的反算，評估同一邊坡未來可能的滑動面和破壞體積，並預測可能的運動和堆積情形，其中其運動和堆積是以有限元素法分析。

分離元素法(Distinct Element Method)是由 Cundall 於1971年所發展，最早是用於分析粒狀材料之力學行為。近年來逐漸有應用於邊坡穩定分析上之相關文獻。Deluzarche et al.(2002)應用於探討岩石邊坡之靜態與動態穩定性。González et al.(2002)利用分離元素法(PFC2D)與有限元素法(GEOWFLOW2D)模擬快速山崩，目的在於探

討兩分析方法之優缺點。其根據結果提出分離元素法相較為有限元素法具有以下兩個優點：(1)能模擬出岩體分離之現象，(2)藉由牆與球之接觸，可考慮岩體滑動時之碰撞行為。Wang et al. (2003)應用於探討含節理之岩石邊坡穩定性。Tang et al. (2006)利用分離元素法 (PFC2D) 探討草嶺受震之運動行為，於邊界以動態方式輸入地震加速度，以模擬地震所造成之強地動行為。張家偉(2007)使用 PFC2D 模擬紅菜坪地滑的運動和堆積(圖12-2-5)。Valentino et al. (2008)使用 PFC2D, 模擬乾顆粒的流動距離及撞擊力，並以渠槽試驗加以驗證，說明分離元素法可以用以模擬土石崩(debris avalanch)或岩崩(rock avalanch)的堆積距離。Tommasi et al. (2008)也用 PFC2D 研究岩崩(rock avalanch)的堆積距離。這些研究均顯示，分離元素法是分析邊坡大變形或運動堆積適當的方法。

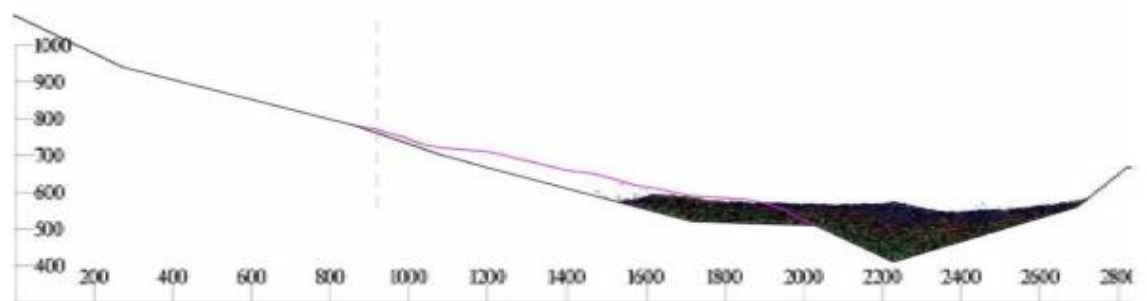


圖 2-1 以 PFC2D 模擬紅菜坪地滑前後的地形變化

(張家偉，2007)

## 第三章 研究方法

### 3.1 類神經網路模式

本研究採用非線性自回歸系統(Nonlinear Auto Regressive network with exogenous input, NARX)之類神經模式作為即時地下水位預測方法，說明如下：

#### 3.1.1 影響地下水位擾動因子

選擇網路輸入變數是建立類神經網路模式的首要步驟。觀察自然界水文循環，可知當雨水抵達地面時，立刻經由入滲作用進入土壤，經過一段時間緩慢地滲入地下含水層中，接著便隨著地下水流路進入下游。因此，當前的地下水位與降雨量極有可能對之後地下水位變動造成影響。進一步針對預測地下水位之相關文獻，依據所使用的水文參數整理如表2-1，其中可以發現大部分的研究集中在雨量與地下水位兩種參數。因暴雨期間的地下水位預測屬小時間尺度研究，故可忽略蒸發散量與溫度之影響，而主要影響地下水位擾動的因子為雨量與地下水位。本研究以方程式(12-2-1)描述地下水擾動與其影響因子之間的關係。

$$H_{diff}(t) = H_{t+1} - H_t = f(H_t; P_t, P_{t-1}, \dots, P_{t-s}) \quad (3-1)$$

其中  $H_{diff}(t)$  為時間  $t$  與時間  $t+1$  間的地下水擾動之水位差； $H_t$  與  $H_{t+1}$  表示時間  $t$  與  $t+1$  的地下水位； $f(H_t; P_t, P_{t-1}, \dots, P_{t-s})$  為轉換函數，即  $H_{diff}(t)$  是由當前地下水位與前期雨量所構成的函數。式(3-1)整理為式(3-2)

$$H_{t+1} = H_t + f(H_t; P_t, P_{t-1}, \dots, P_{t-s}) \quad (3-2)$$

式 (3-2) 表示時間  $t$  的地下水位加上透過地下水位與降雨量的函數轉換之後的數值，得出時間  $t+1$  的地下水位，也就是如果可以準確的求出  $H_{diff}(t)$ ，便可以預測  $t+1$  時間地下水位。

### 3.1.2 NARX 網路

非線性自回歸神經網路系統 NARX (Nonlinear Auto Regressive network with eXogenous input, NARX)，除可由系統外部輸入，模式本身可記憶時間序列中過去的發生值，用來針對尚未發生的事件進行推估，模式通式如(3-3)所示：

$$y(t) = F[y(t-1) \dots y(t-n_y), e(t-1) \dots e(t-n_e), x(t-1) \dots x(t-n_x)] + e(t) \quad (3-3)$$

式中  $y$ ,  $e$ ,  $x$  為輸出值、噪音項以及外部輸入項， $n_y$ ,  $n_e$ , 與  $n_x$  為輸出值、噪音項及外部輸入項的延遲。 $F$  表示為整個系統的黑盒函數。

模式本身假設噪音項之平均值為零，且與輸入、輸出值間互相獨立。NARMAX 由知名 ARX 模式推演而出，整理如下。

NARX 主要差異為外部可輸入  $x$ ：

NAR( $n_y$ ) model (Nonlinear AutoRegressive):

$$y(t) = F[y(t-1) \dots y(t-n_y)] + e(t) \quad (3-4)$$

NARMA( $n_y$ ,  $n_e$ ) model (Nonlinear AutoRegressive Moving Average):

$$y(t) = F[y(t-1) \dots y(t-n_y), e(t-1) \dots e(t-n_e)] + e(t) \quad (3-5)$$

NARX( $n_y, n_x$ ) model (Nonlinear AutoRegressive with exogenous inputs)

$$y(t) = F[y(t-1) \dots y(t-n_y), e(t-1) \dots e(t-n_e), x(t-1) \dots x(t-n_x)] + e(t) \quad (3-6)$$

神經網路主要由四個元素所構成，如圖3-1所示。

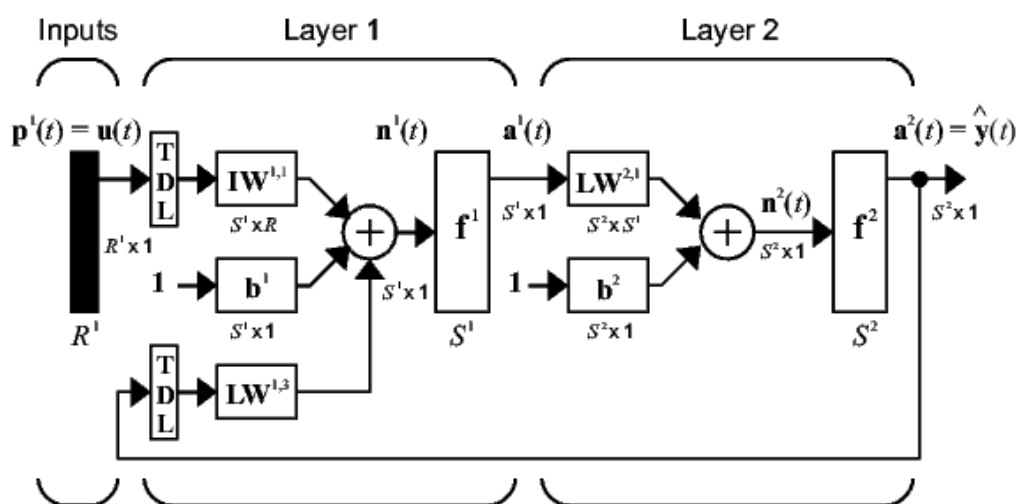


圖 3-1 NARX 類神經網路模式

- 主要由三層的網路所構成，第一層為輸入層負責接受數據資料，兩層中間為隱藏層，輸入層到隱藏層中間需透過非線性轉換
- (1) 輸入函數  $x_i$  集合（或稱突觸），任一個  $x_i$  皆有相對應的權重  $w_{ki}$ 。
  - (2) 總合輸入值  $x_i$  乘以相對應之權重  $w_{ki}$ 。
  - (3) 輸入值經過神經元的活化函數  $f$  得到輸出值  $y_k$ 。
  - (4) 以偏差值  $b_j$  對活化函數進行微調。

每個輸入值  $x_i$  ( $i = 1, \dots, m$ ) 皆有相對應的權重值  $w_{ji}$ ， $j$  表示類神經模式中的第  $j$  個神經元。權重所代表的意義如同生物中神經細胞受到刺激的強度。

$$net_j = x_1 w_{j1} + x_2 w_{j2} + \dots + x_m w_{jm} + b_j \quad (3-7)$$

定義  $w_{j0} = b_j$  與  $x_0 = 1$ ，因此可以將上式進一步整理如下：

$$net_j = x_0 w_{j0} + x_1 w_{j1} + x_2 w_{j2} + \dots + x_m w_{jm} = \sum_{i=1}^m x_i w_{ji} \quad (3-8)$$

以  $m$  維度的向量表示如下：

$$net_j = X \cdot W \quad (3-9)$$

其中  $X = \{x_0, x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 、 $W = \{w_{j0}, w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jm}\}$ ，最後透過轉

換函數將  $net_j$  輸出為  $y_k$

$$y_j = f(net_j) \quad (3-10)$$

其中  $f$  稱為活化函數 (activation function)，常使用的活化函數為：Hard limit, Linear, Saturating linear, Log-Sigmoid 以及 Hyperbolic Tangent Sigmoid。本研究假設  $X_1(n) = H_t$ ，

$$X_2(n) = P_t \text{ 及 } X_m(n) = P_{t-s}$$

### 3.2 程式發展

本研究採用 Hong(2017)研發之方法，進行崩塌地之地下水位預測，透過預測系統建置，可以提早得知未來一小時、二小時甚至更久之後的地下水位預測，與已發展好之理論模式相結合，作為預警系統建置之用。

首先地下水擾動模擬亦採用倒傳遞類神經網路，使用25個神經元，也就是影響預測時間的地下水位資料包括過去24小時及目前地下水位，包括  $H_t$  及  $P_t, P_{t-1}, \dots, P_{t-23}$  為輸入層，擾動變化量  $H_{diff}(t)$  為

輸出層；系統採用一層隱藏層，亦為73 個神經元，輸入層至隱藏層以 log-sigmoid 為轉換函數，隱藏層至輸出層採用線性函數(Howard and Mark 2004)。預測部分，可以預測之後時間，可選擇預測時間與目前時間之差。

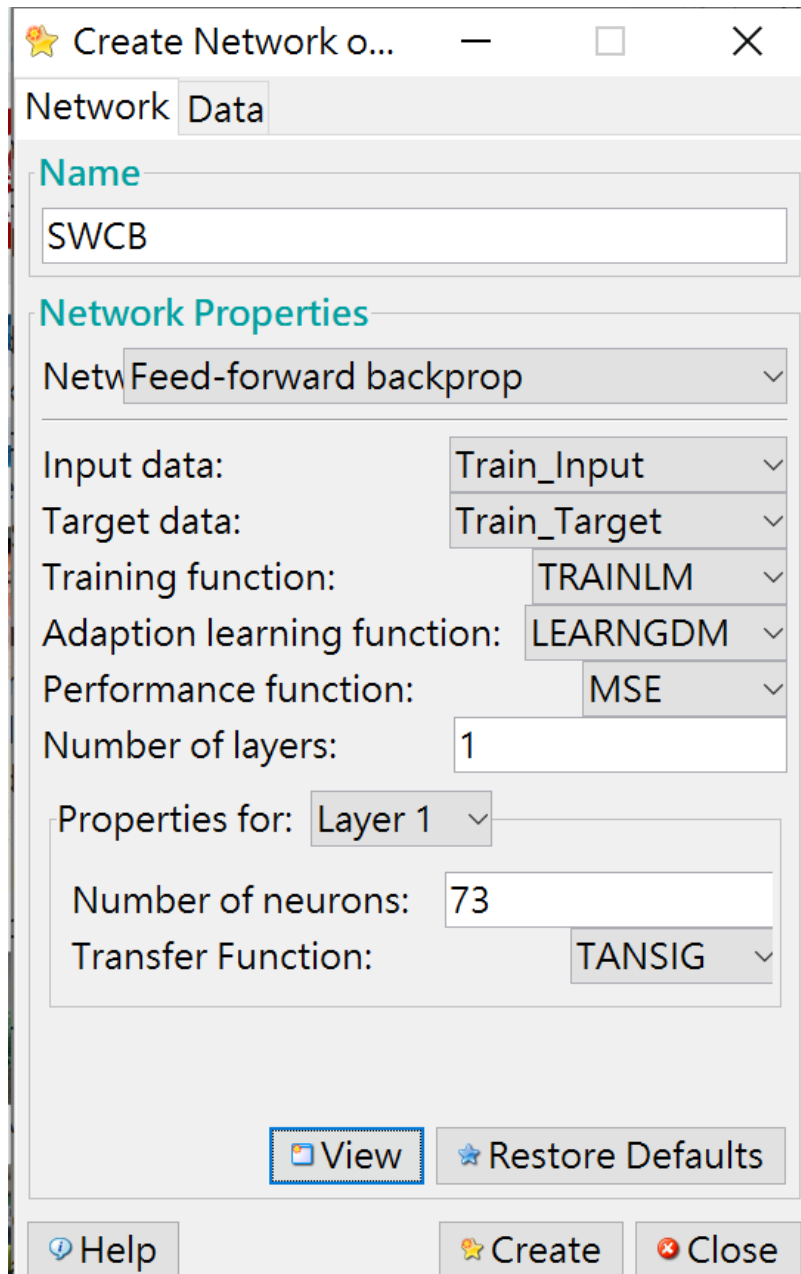
本研究目前先利用 C 語言，將原有降雨資料及地下水位資料，將訓練樣本及驗證樣本轉換為輸入矩陣如圖3-2。

```
groundwater[244]=14.9655 rain[244]=0
groundwater[245]=14.9395 rain[245]=0
groundwater[246]=14.92 rain[246]=0
groundwater[247]=14.907 rain[247]=0
groundwater[248]=14.894 rain[248]=0
groundwater[249]=14.8225 rain[249]=0
groundwater[250]=14.829 rain[250]=0
groundwater[251]=14.8095 rain[251]=0
groundwater[252]=14.7965 rain[252]=0
groundwater[253]=14.7705 rain[253]=0
groundwater[254]=14.751 rain[254]=0
groundwater[255]=14.7575 rain[255]=0
groundwater[256]=14.7445 rain[256]=0
groundwater[257]=14.7315 rain[257]=0
groundwater[258]=14.712 rain[258]=0
groundwater[259]=14.7055 rain[259]=0
groundwater[260]=14.6925 rain[260]=0
groundwater[261]=14.686 rain[261]=0
groundwater[262]=14.6665 rain[262]=0
groundwater[263]=14.647 rain[263]=0
groundwater[264]=0 rain[264]=0
count = 264
Rainmin=0
Rainmax=29
gorundwater min=11.358
groundwater max=21.504
Please input influence hours of rainfall
24
Please input the predict time of groundwater
26
```

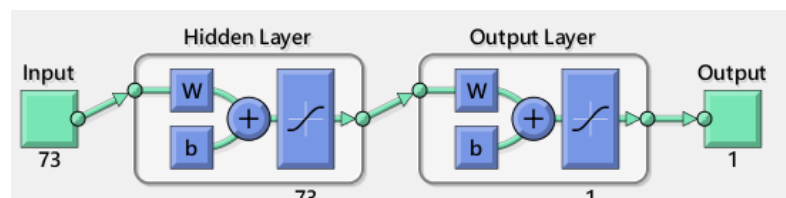
圖 3-2 原始資料矩陣轉換

，本計畫採用過去24小時降雨及當下之地下水位，預測下一小時、二小時及三小時地下水位，經過整理後之矩陣，使用 Matlab NNTool 進行訓練，訓練所得參數，再輸入另一場暴雨進行驗證，未來可以整合為執行檔，進行即時預測之用，NNTOOL 執行時，需要選擇參數設定及訓練如圖3-3。





(a) NNTOOL 參數設定



(b) 設定之模型

Neural Network Training (nn...)

**Neural Network**

**Algorithms**

Data Division: Random (dividerand)  
 Training: Levenberg-Marquardt (trainlm)  
 Performance: Mean Squared Error (mse)  
 Calculations: MEX

**Progress**

Epoch:	0	10 iterations	1000
Time:		0:00:38	
Performance:	0.275	1.74e-05	0.00
Gradient:	3.23	0.000503	1.00e-07
Mu:	0.00100	1.00e-05	1.00e+10
Validation Checks:	0	6	6

**Plots**

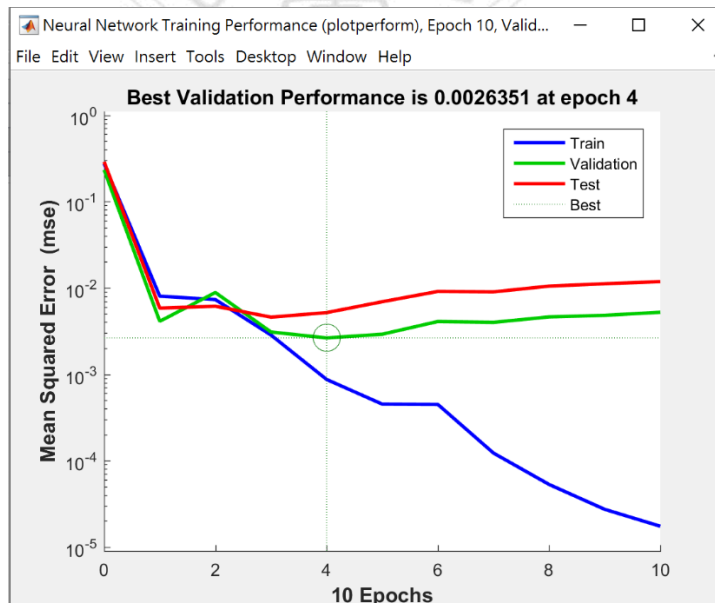
Performance (plotperform)  
 Training State (plottrainstate)  
 Regression (plotregression)

Plot Interval: 1 epochs

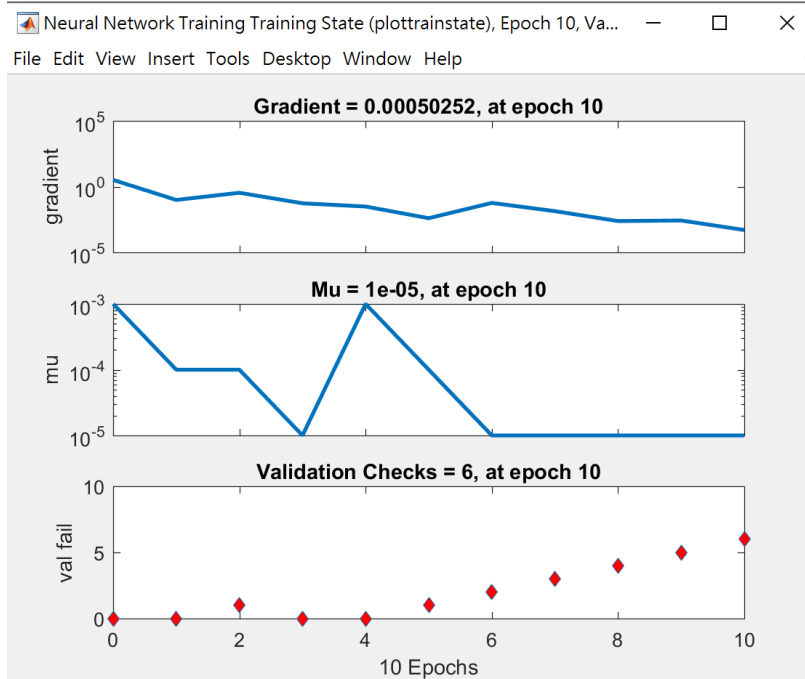
Opening Regression Plot

Stop Training Cancel

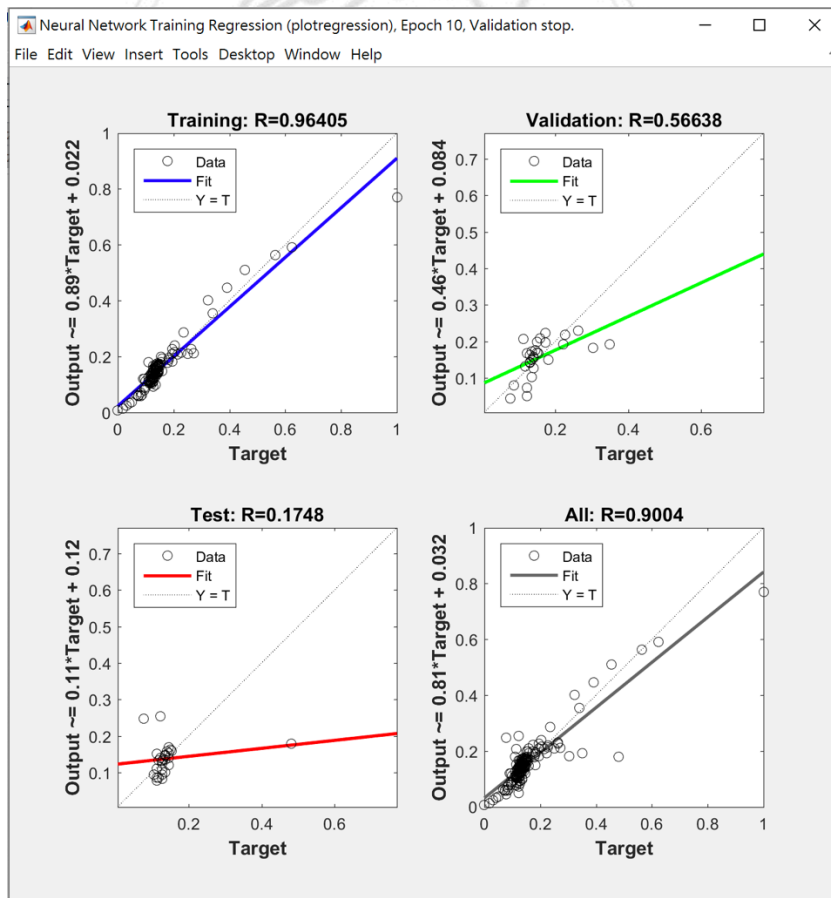
(c) 演算成果



(d) 均方根誤差



(e) 訓練狀態



(f) 回歸模型

圖3-3 類神經網路訓練

## 第四章 結果與討論

### 4.1 現場資料收集

本研究選擇梨山地區，其地層滑動範圍涵蓋遼闊，主要包括中橫公路台8線與宜蘭支線(台7甲)交會處的梨山里一帶，本區域在1990年4月間發生大規模的地層滑動，台7甲線路基嚴重下陷流失而致中斷，而台8線及座落在梨山地區的幾處重要公共設施，均發生嚴重地基下陷及建物損毀等情況。為防止地滑災害持續擴大，不利德基水庫集水區之維護管理，水土保持局自1995年度起實施梨山地區的「坡地災害整治」計畫。2002年度完成治理之工作，並依現地需要擬定了梨山地區地層滑動整治後續的計畫，持續針對原有施工中監測系統，調整提昇為可即時通報的預警系統，並據此研定了各項監測預警的基準值。各年度除了持續維持系統運作及更新監測儀器外，並應對整體預警系統的介面與運作方法加強辦理。

梨山及其週遭範圍在歷經921地震及後續颱風影響，尤其是2004年七二水災過後，原地滑地治理區之西區、東南區外圍及東方，包括省道台7甲68K~70K 附近的松茂部落、台8線82K+200加油站下方、台8線80.9K 處下邊坡老部落及台8線76K~79K 路段上的新舊佳陽部落等地，都有新的地滑地的產生，危及居民居家及耕作的安全，雖經緊急處理，仍有長期治理的需求及安全監測預警的必要，在第三期計畫(2007~2010年度)，擴大原治理管理範圍，以保障原住民部落安全並加強保護德基水庫的上游集水區。

梨山隸屬於臺中市和平區，人口約2,138人，位置約在臺灣中部

臺中市區東偏北約100公里的中央山脈中，標高約在1,950公尺左右，為中部橫貫公路（台8線）以及其宜蘭支線（台7甲線）交會點。此為中橫公路交通、商業、觀光旅遊及行政之綜合據點，圖4-1為梨山地區主要地點分布圖。梨山周圍部落，包括位於宜蘭支線61公里處下方的環山地區與68~70公里兩側的松茂地區，以及中部橫貫公路（台8線）80.9公里處下方的老部落與76~79公里公路上邊坡的新佳陽地區，統稱為「大梨山地區」，都有新的地滑地產生，有長期治理的需求及安全監測預警的必要，擴大原管理監測範圍，以保障原住民部落安全並加強保護德基水庫的上游集水區。



圖 4-1 梨山地區主要地點分布圖

資料來源：水土保持局(2016)

其中松茂地區位於台7甲線68~70K公里處標高約在1,690公尺左右，公路兩側主要為泰雅族原住民部落，主要聯外道路為台7甲線，往南接梨山，往北可通往宜蘭。由於松茂地區之地形及地質因素影響，

每逢地震、颱風及豪大雨期間，常引發地滑、路基崩壞等災害，造成當地居民生命財產之危害，為一處已久存的地滑區。松茂地滑區地形上位於太保久稜線西側坡面，下邊坡處有大甲溪之曲流通過，地勢由東南向西北遞降，平均坡度 $20^{\circ}\sim 30^{\circ}$ 。地滑區依地形研判，大致以一小山脊分為南北兩區，兩區之下邊坡均位於大甲溪之攻擊凹岸，北區有一明顯老崩塌之馬蹄形陡坡及凸狀台地地形；南區除有一明顯崩塌地，馬蹄形陡坡崖頂位於松茂產業道路邊，凸狀台地地形向下邊坡延伸，並將台7甲線部份路段截斷下移；此一滑動體曾多次滑動，其下方房屋及植物之傾斜情況明顯。滑動體特性：推測由一個圓弧形滑動面之滑動體所形成，屬風化岩或崩積土層之地滑。滑動區監測範圍與滑動面深度約20公頃，依目前監測結果，最深達地下48公尺。



圖 4-2 松茂地區位置與說明

資料來源：水土保持局(2016)

## 4.2 梨山松茂地區歷年研究暴雨紀錄

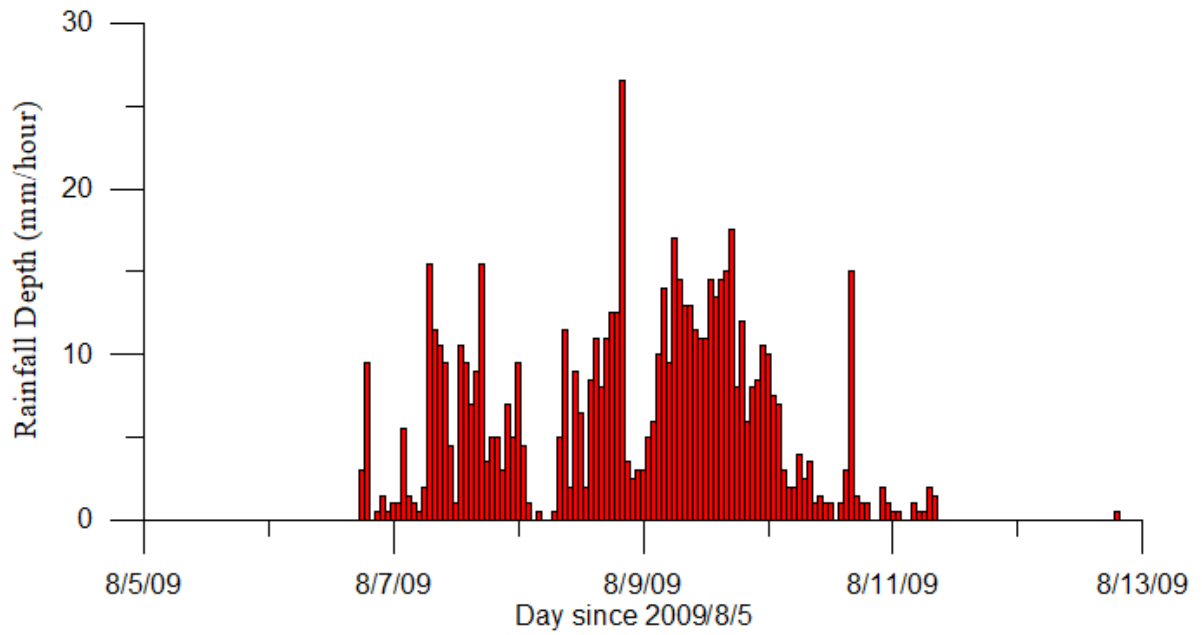
梨山松茂地區，2009年莫拉克颱風期間地下水水位由破壞面以上11.025m，上升至20.56m，上升達9.535m，總降雨量為656公釐，最高

水位於最大降雨後24小時發生。於2012年610豪雨期間，S1站地下水水位上升達10.146m，已達警戒標準，其總降雨量為561.5公釐，但最大地下水位於最大降雨之前就已達到，研判最大地下水發生後，產生滑移洩水，同時測得2012年TDR監測站七月地面下4.8公尺發生4公分錯動現，101/06邊坡至往下邊坡位移累計7.0公分。2012年蘇拉颱風豪雨期間地下水水位上升6.057公尺，最高水位發生於最大降雨之後33小時，總降雨量為501.6公釐。相關統計如表6-1。

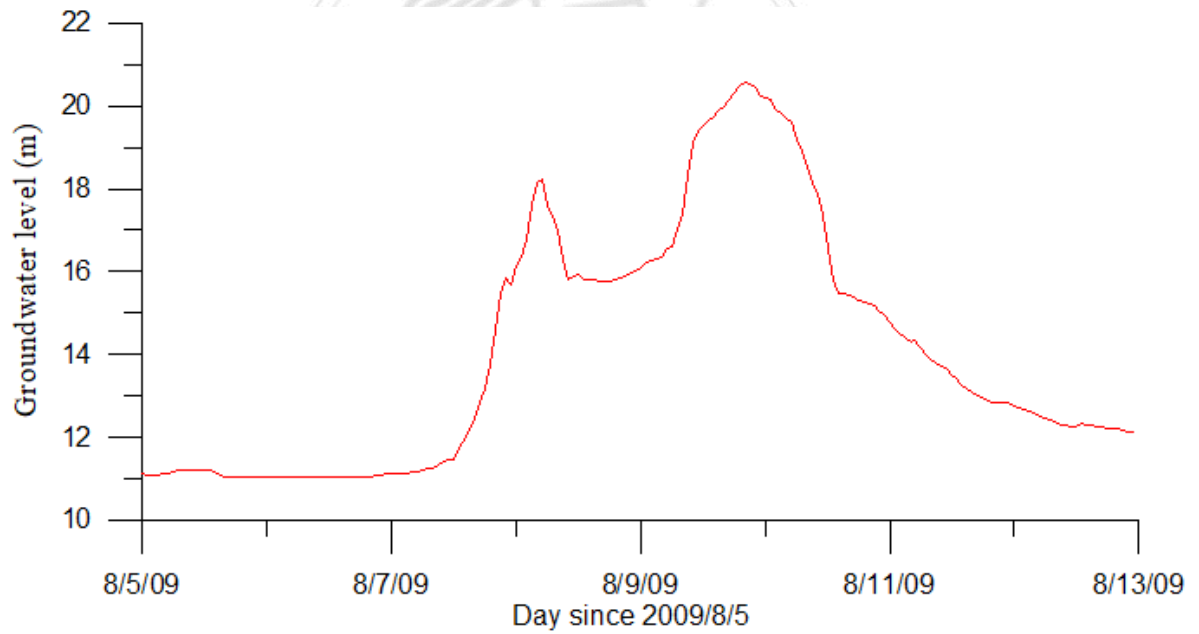
表 4-1 降雨與地下水位關係表

豪雨名稱	最大降雨強度 (mm/hour)	最大地下水深度(m)			時間稽 延 (hour)	總降雨量 (mm)
		最高	最低	差值		
莫拉克颱風	26.5	20.56	11.025	9.535	24	656.0
610豪雨	29	21.504	11.358	10.146	-6	561.5
蘇拉颱風	16.8	18.211	12.154	6.057	33	501.6

上述分析可知，若崩塌地未滑移，最高地下水發生於最大降雨之後，但崩塌地未滑移，顯示地下水流失，導致降雨重新累計至地下水，然後逐步上升。圖4-3至4-5為三次暴雨及地下水位紀錄，地下水位係以假設滑動破壞面高程往上推算。經確認在蘇拉颱風豪雨前期因為設備停電，所以導致前段流量紀錄不正確。



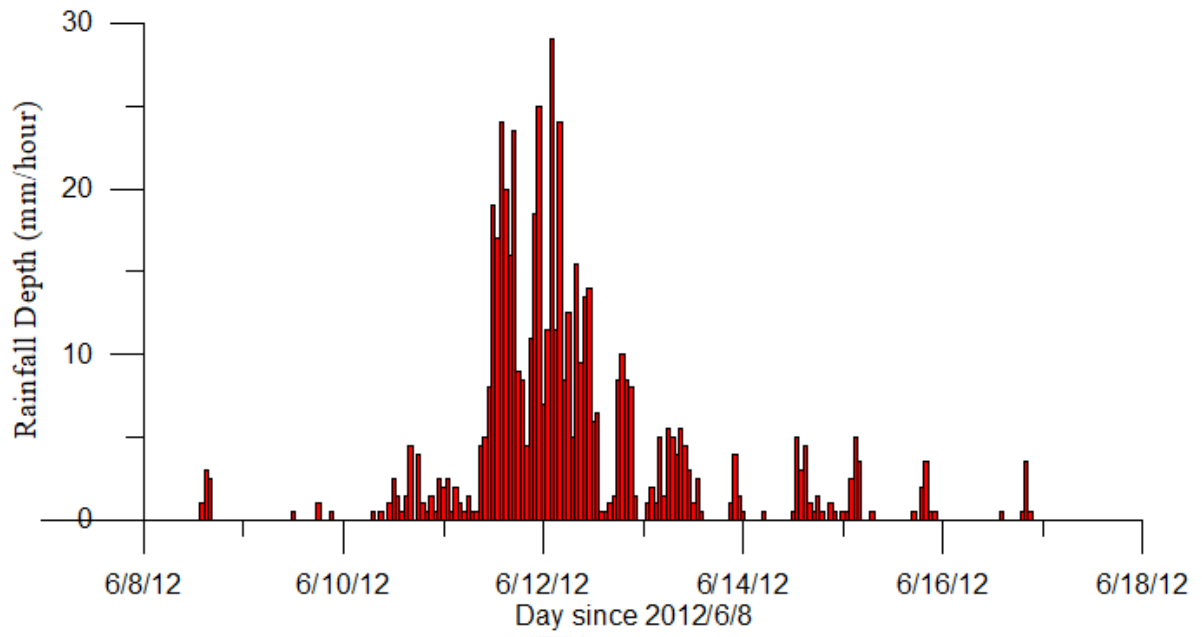
(a) 小時降雨紀錄



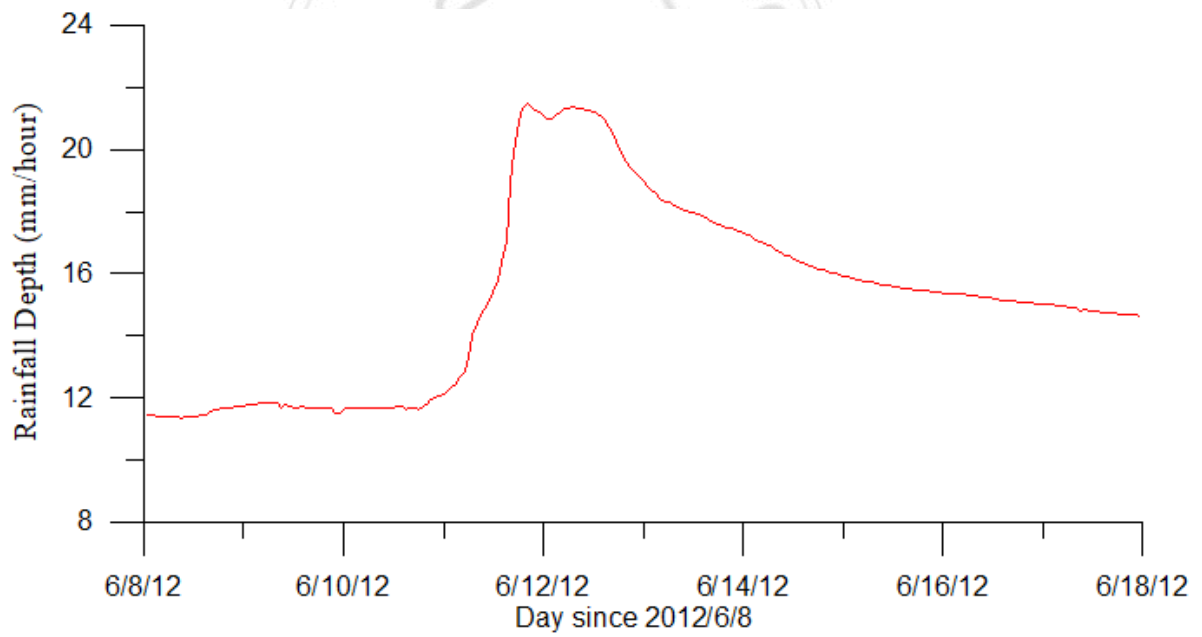
(b) 小時地下水位紀錄

圖 4-3 莫拉克颱風松茂地區降雨及地下水位紀錄



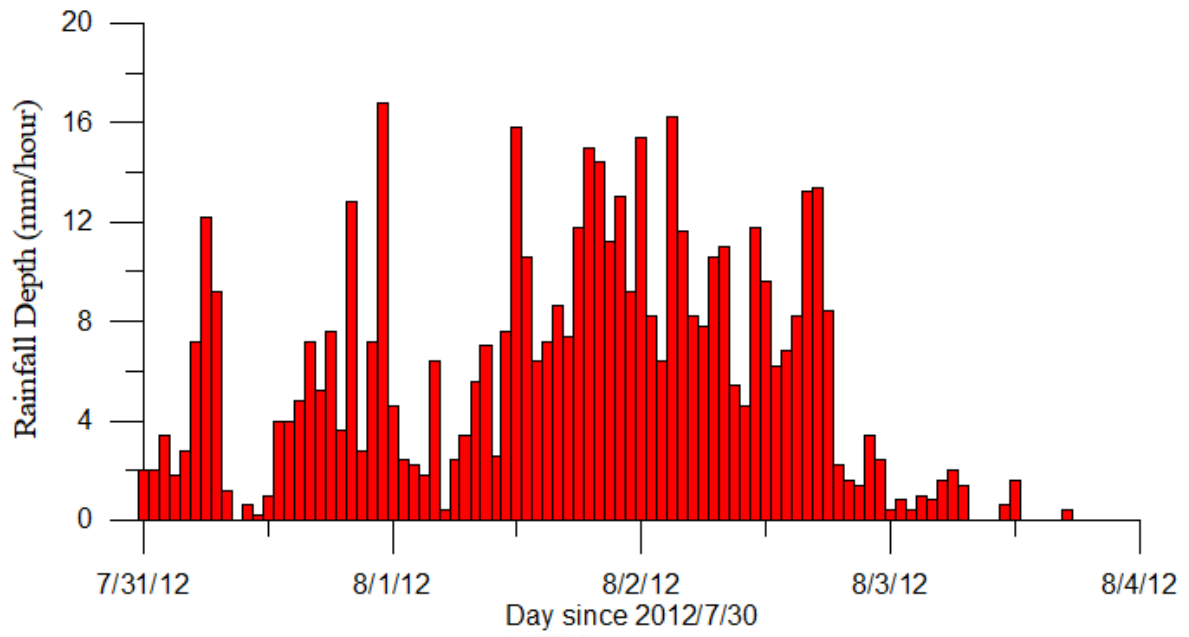


(a) 小時降雨紀錄

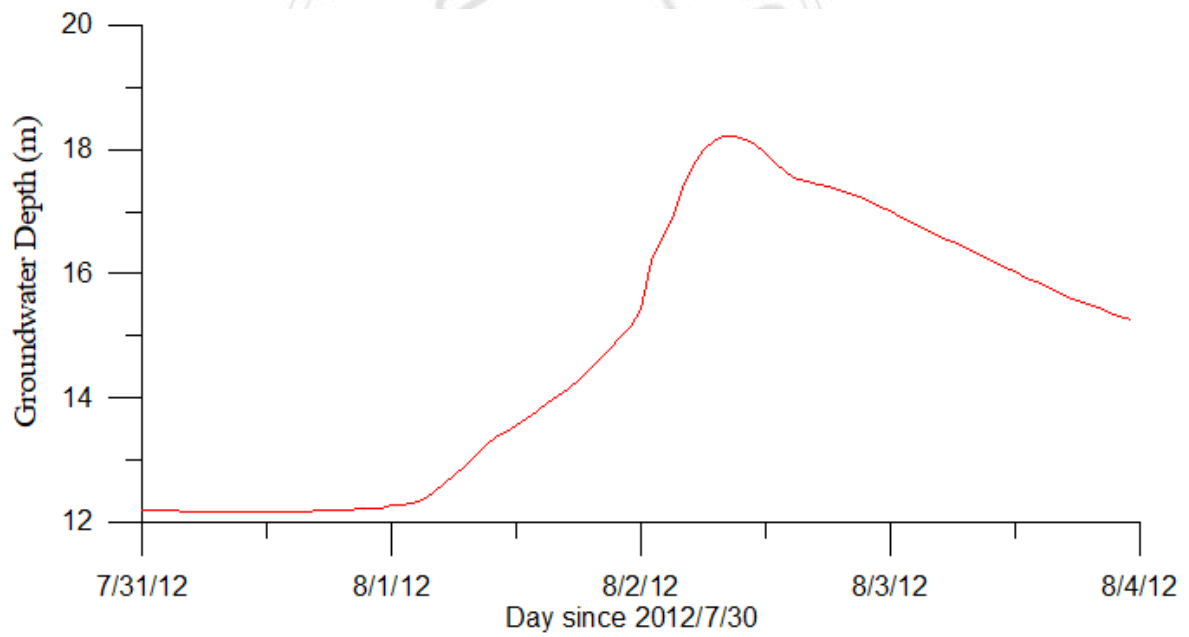


(a) 小時地下水位紀錄

圖 4-4 610 豪雨松茂地區降雨及地下水位紀錄



(a) 小時降雨紀錄

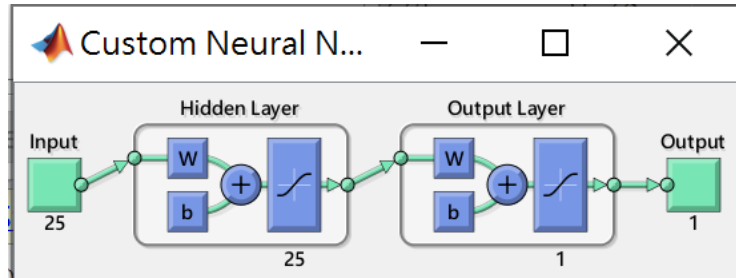


(b) 小時地下水位紀錄

圖 4-5 蘇拉颱風松茂地區降雨及地下水位紀錄

### 4.3 類神經網路預測地下水位

訓練過程如下，分成兩方式預測，如圖4-6。



(a) 設定之模型

The screenshot shows the "Neural Network Training (nn...)" window. It displays the same neural network architecture as in (a). Below the architecture, the following training parameters and progress are shown:

**Algorithms**  
Data Division: Random (dividerand)  
Training: Levenberg-Marquardt (trainlm)  
Performance: Mean Squared Error (mse)  
Calculations: MEX

**Progress**

Epoch:	0	12 iterations	1000
Time:		0:00:00	
Performance:	0.0218	0.000336	0.00
Gradient:	0.222	0.0278	1.00e-07
Mu:	0.00100	1.00e-05	1.00e+10
Validation Checks:	0	6	6

**Plots**

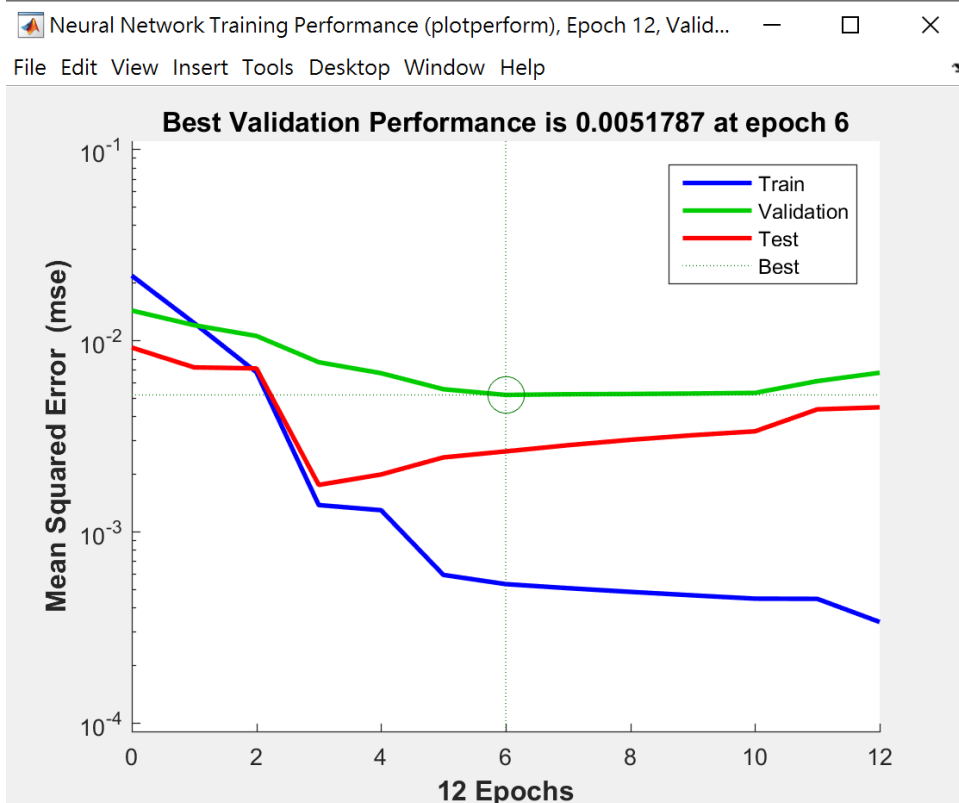
- Performance (plotperform)
- Training State (plottrainstate)
- Regression (plotregression)

Plot Interval: 1 epochs

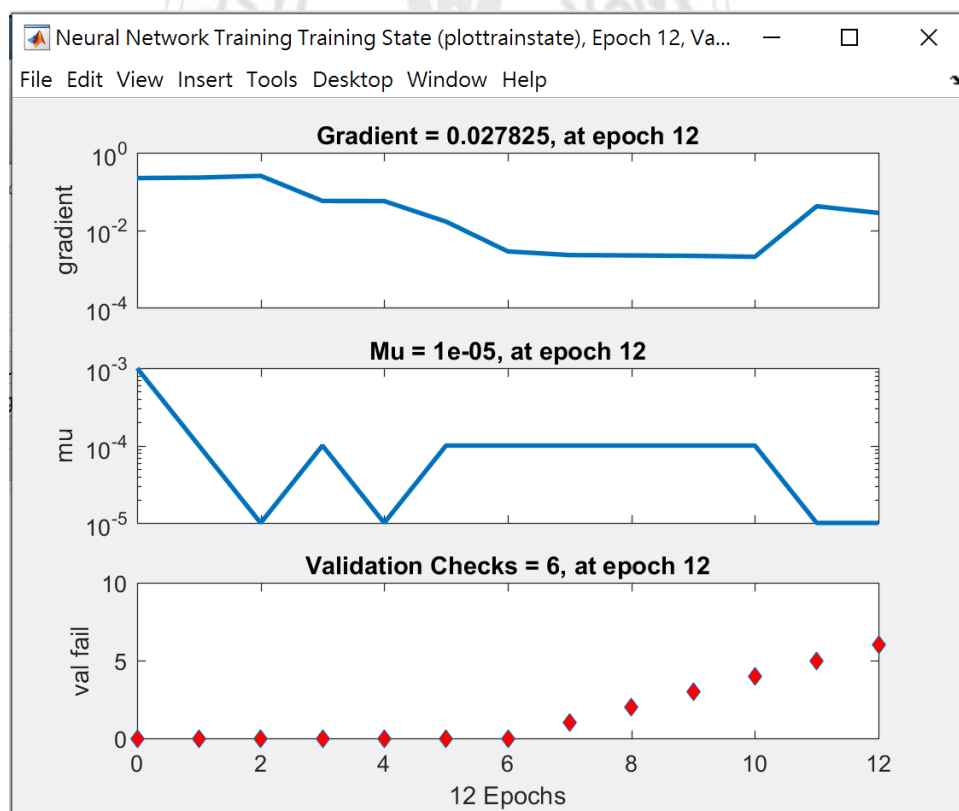
Opening Performance Plot

Buttons: Stop Training, Cancel

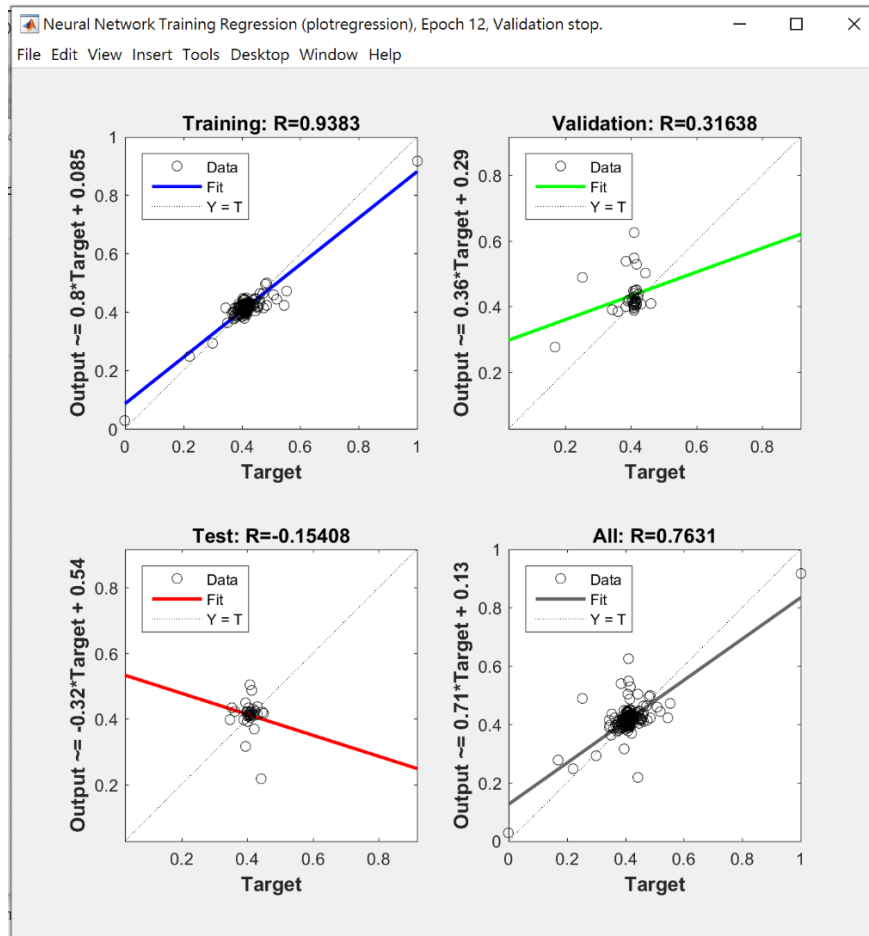
(b) 演算成果



(c) 均方根誤差



(d) 訓練狀態



(e)迴歸模式

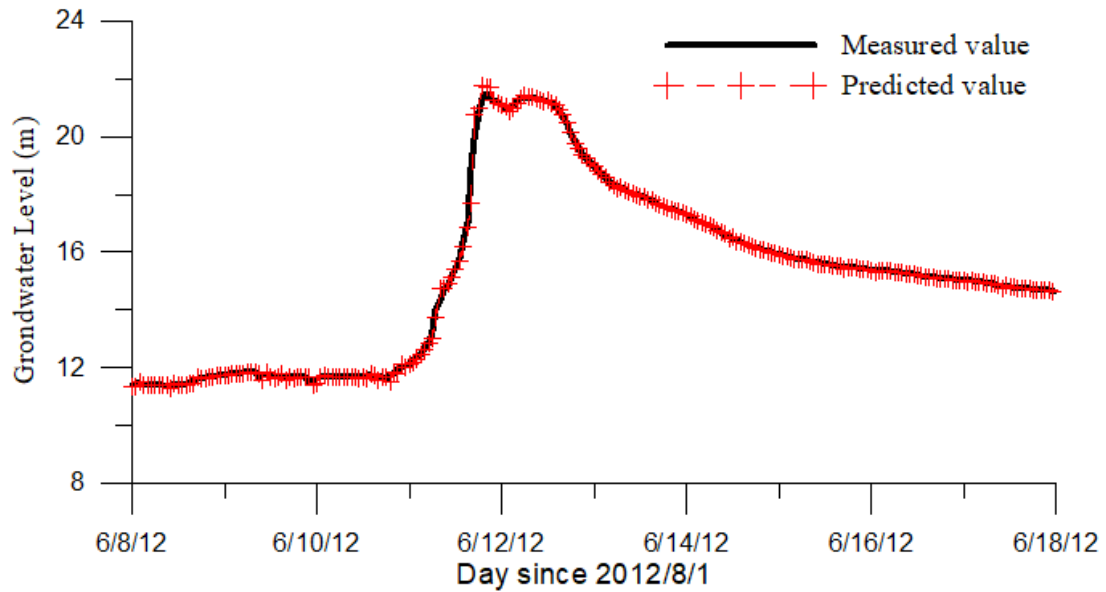
圖 4-6 類神經網路訓練

## 4.4 預測結果比較

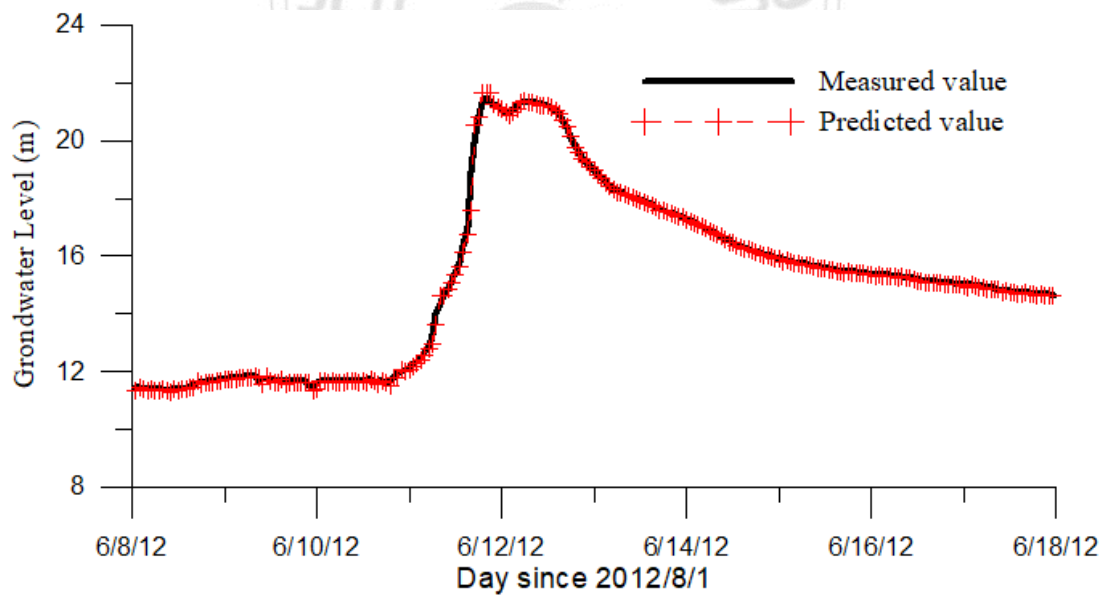
### 4.4.1 採用莫拉克預測610豪雨

根據資料分析結果，取莫拉克颱風為訓練樣本，610豪雨事件為驗證樣本，紀錄資料共有263筆，進行一小時、兩小時、三小時及四小時之地下水位預測分析。本次採用24小時紀錄訓練及驗證。本次採用24小時紀錄訓練，經過訓練之後，進行模擬，一小時至三小時模擬結果如圖4-7所示。由圖4-7(a)及(b)可知，一小時及兩小時 RMSE 分別為0.118m 及0.121m，模擬結果預測準確。三小時之 RMSE=0.509m，預測則差異大，顯示降雨到達地下水位，影響時間少於三小時，未來

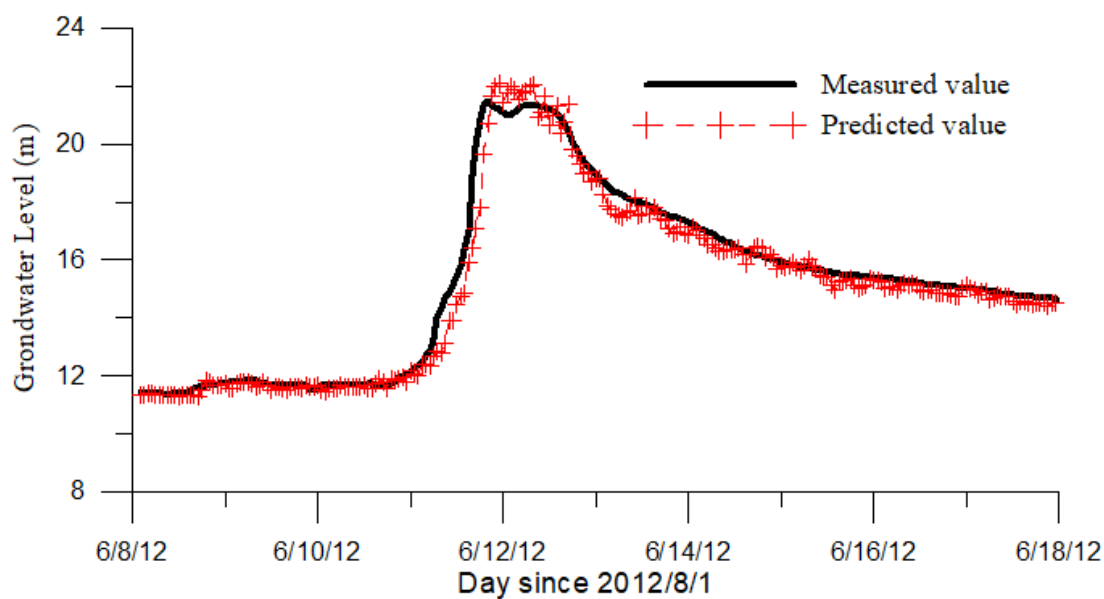
若要準確預測，須結合類似中央氣象局劇烈天氣監測系統(QPESUMS)雨量預測，用預測雨量輸入分析，應可提供較為準確預測。



(a) 一小時預測結果



(b) 二小時預測結果

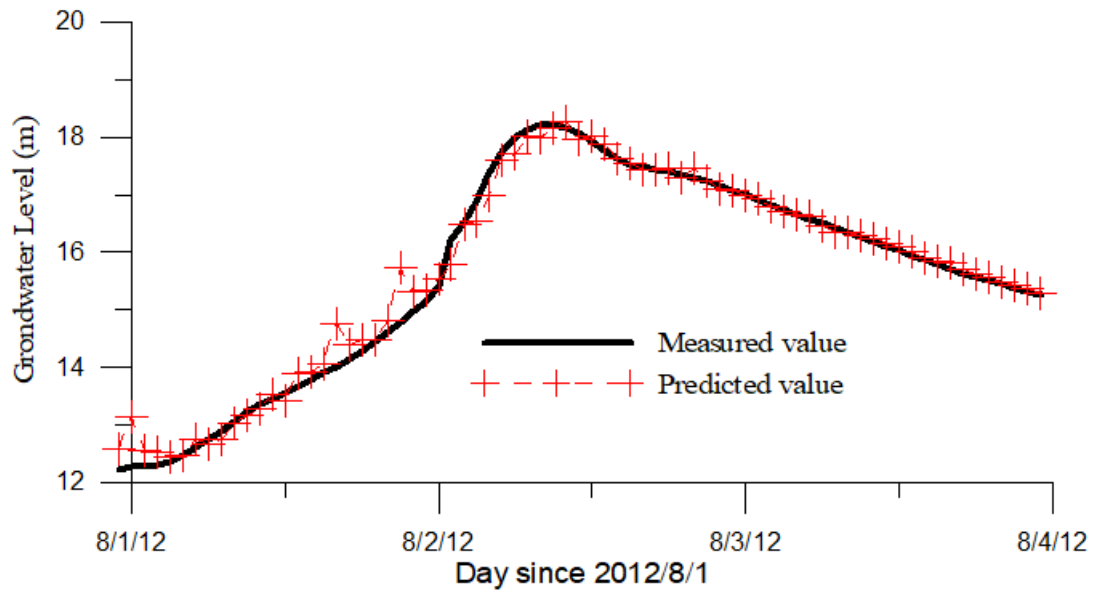


(c) 三小時預測結果

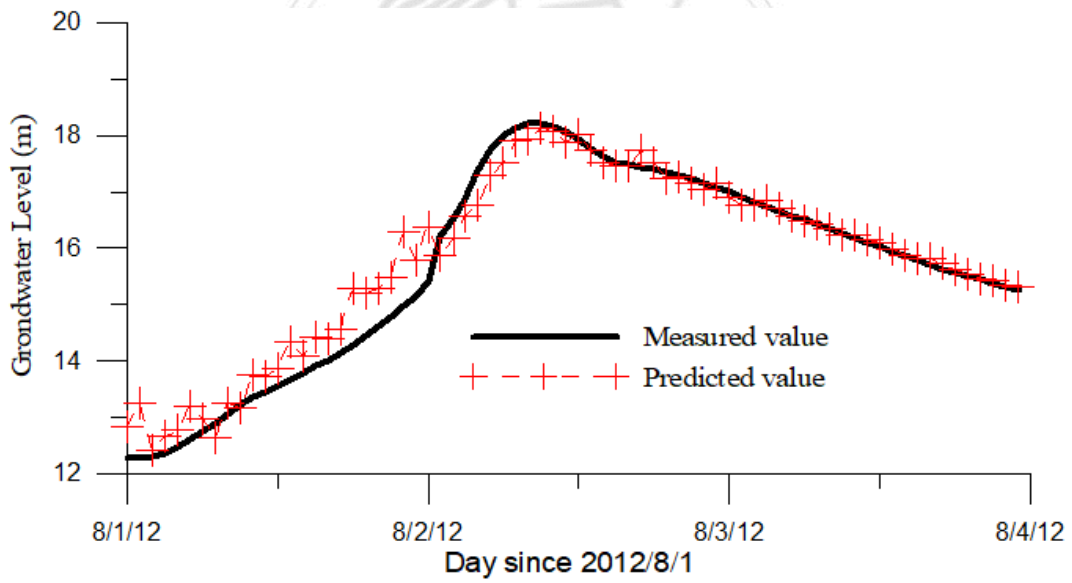
圖 4-7 610 豪雨地下水位預測結果

#### 4.4.2 採用610預測蘇拉颱風

根據資料分析結果，取610暴雨事件為訓練樣本，紀錄資料共有263筆，再以蘇拉颱風為驗證樣本，共有95筆記錄，進行一小時、兩小時、三小時及四小時之地下水位預測分析。本次採用24小時紀錄訓練，經過訓練之後，進行模擬，一小時至三小時模擬結果如圖4-8(a)所示。由圖4-8(a)及(b)可知，一小時及兩小時 RMSE 分別為0.225m 及 0.379m，模擬結果在尖峰預測及退水段部分預測準確，但對於小雨量之預測較不正確，經確認在暴雨前期因為設備停電，所以導致流量紀錄不正確。三小時之 RMSE=0.875m，預測則差異大。

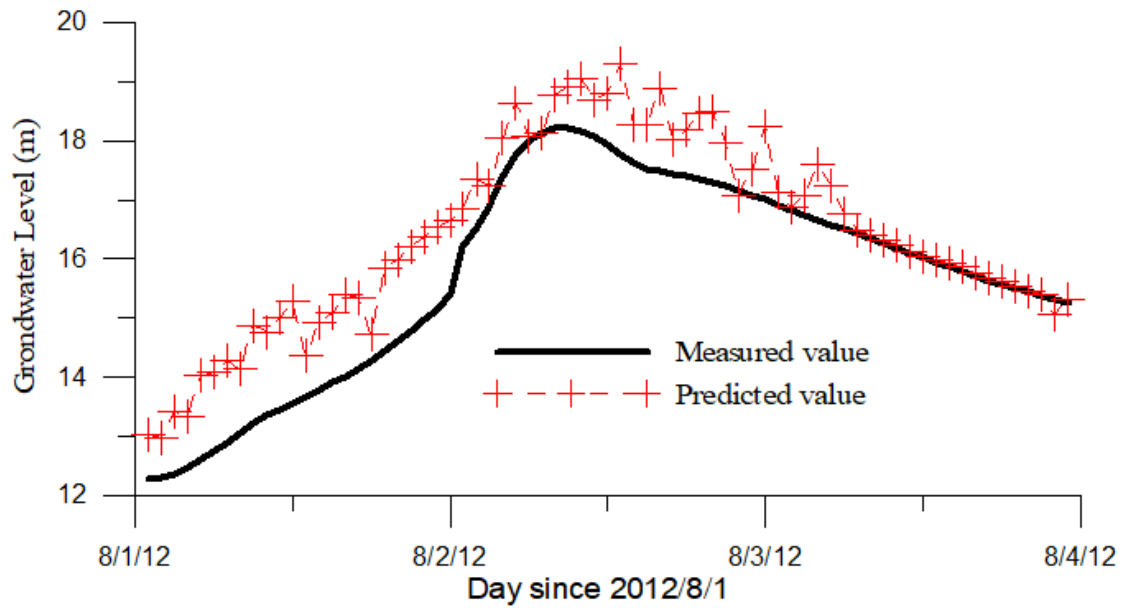


(a) 一小時預測結果



(b) 二小時預測結果





(c) 三小時預測結果

圖 4-8 蘇拉颱風地下水位預測結果

整理預測之 RMSE 如表 4-2 所示，結果顯示，預測一小時及兩小時之後的流量誤差小，預測三小時後誤差大，同時由蘇拉颱風顯示，實測資料不正確，會放大預測誤差。

表 4-2 整理預測之 RMSE

訓練颱風	模擬颱風	RMSE (m)		
		1小時	2小時	3小時
莫拉克	610	0.118	0.121	0.509
610	蘇拉	0.225	0.379	0.875

## 第五章 結論與建議

經本研究之試驗結果與分析探討後，可以得到下列各項結論：

### 5.1 結論

本研究透過類神經網路模式，建立以24小時降雨及即時地下水位，預測一小時、兩小時後之地下水，以梨山松茂地區 S1 觀測站為例，進行歷史資料收集及現場土壤採樣，於實驗室進行臨界地下水位及滲流長度理論參數分析，並應用類神經網路分析，結果如下：

以莫拉克颱風預測610豪雨部分，模擬結果預測準確，一小時及兩小時 RMSE 分別為0.118m 及0.121m。三小時之 RMSE=0.509m，預測則差異大，顯示降雨到達地下水位時間可能少於三小時。

以610豪雨預測蘇拉颱風部分，模擬結果在尖峰預測及退水段部分預測準確，但由於地下水位前期停電，使得前期資料預測不準確，一小時及兩小時 RMSE 分別為0.225m 及0.379m。三小時之 RMSE=0.875m，預測則差異大，顯示降雨到達地下水位時間少於三小時。

### 5.2 建議

未來若要較準確預測三小時後地下水位，需同時先得知預測降雨量，用預測雨量輸入分析，應可提供較為準確預測。

## 參考文獻

1. Corominas J, Moya J, Ledesma A, Lloret A, Gili JA (2005) Prediction of ground displacements and velocities from groundwater level changes at the Vallcebre landslide (eastern Pyrenees, Spain). *Landslides* 2(2):83-96
2. Geotechdata.inf (2013),  
<http://www.geotechdata.info/parameter/permeability.html>
3. Hong, Y. M., Yun-Chih, H., Lin, H. C., Sung, W. P., & Kan, Y. C. (2013). The Design and Experiment of Backfill Filter for Groundwater Monitoring Well. *DISASTER ADVANCES*, 6, 381-391.
4. Hong, Y. M. (2017). Feasibility of using artificial neural networks to forecast groundwater levels in real time. *Landslides*, 14(5), 1815-1826.
5. Okeke, A. C. U., & Wang, F. (2016). Critical hydraulic gradients for seepage-induced failure of landslide dams. *Geoenvironmental Disasters*, 3(1), 9.
6. WASHINGTON FOREST PROTECTION ASSOCIATION,  
<http://www.wfpa.org/news-resources/blog/deep-seated-landslides-shallow-landslides-washington/>
7. 農委會水土保持局(2016)，105年度大梨山地區地滑地監測管理及系統維護資料分析。