

# 应用倒传递类神经网络模拟预测 山棕寮地滑地位移之研究\*

黄文仁<sup>1</sup>, 许中立<sup>2</sup>

(1. 屏东科技大学 坡地防灾及水资源工程研究所, 台湾 屏东 91201; 2. 屏东科技大学 水土保持系, 台湾 屏东 91201)

**摘要:** 地滑为陡坡地最具破坏之灾害形态之一, 藉由实施地滑地监测与评估, 可以协助政府拟订适当的管理对策。研究以台东县池上乡山棕寮地滑地为例, 利用倒传递类神经网络(BPNN)具有建构高复杂且非线性关系方式预测坡面位移变化。研究所发展之倒传递类神经网络分析系应用 MATLAB 程序之 Levenberg-Marquardt 算法求解。网络输入系以直接关系位移之 7 个物理因子为变数, 建构最佳之 4 层网络。根据监测资料共取 12 次台风暴雨事件, 作为网络训练及模拟测试, 并分别以 6 批次、8 批次、10 批次等 3 种情况网络训练对应模拟测试。研究结果显示所需监测台风暴雨事件至少 8 批次, 即可达到 13.1% 预测位移误差。其误差精度可作为中危害度以上地滑地执行后续监测管理值与利用管理之参考。

**关键词:** 地滑; 倒传递类神经网络; Levenberg-Marquardt 算法; 监测管理值

中图分类号: P642.22

文献标识码: A

文章编号: 1005-3409(2009)06-0271-05

## Displacement Predicted for the Backpropagation Neural Network Applying in Shonzongliao Landslide Area

HUANG Wen-jen<sup>1</sup>, HSU Chang-li<sup>2</sup>

(1. Graduate Institute of Disaster Prevention on Hillslopes and Water Resources Engineering, National Pingtung University of Science and Technology, Pingtung, Taiwan 91201, China; 2. Department of Soil and Water Conservation, Pingtung University of Science and Technology, Pingtung, Taiwan 91201, China)

**Abstract:** Landslides has become one disaster type of the most serious destroy on the steep lands. The way to monitoring and assessment for landslide area can help government agencies to select suitable management and plan mitigation in unstable landslide areas. This research presents a case study of landslide monitoring and assessment at Shonzongliao Landslide area, Township, Taitung County, attempt to predict slope movements using backpropagation neural network (BPNN), as well as use powerful tools to model and investigate various complex and non-linear phenomena. The BPNN can performed calculation to use MATLAB program with the Levenberg-Marquardt algorithm. The data from the case study are used to train and test the developed model, to enable prediction of the magnitude ground movements with the seven input helpful of variables that have regard to direct physical significance. According to monitoring date picked 12 set event of typhoon or rainstorm. 3 situation of train versus simulation and test is introduced in the network architecture apart from 6, 8, 10 set-batch. The developed BPNN optimal model by 8 set-batch demonstrates that have good potential accurately for predicting error 13.1% to the slope movement. This promising result can offer the reference of building of monitoring and utilizing management value at the landslide areas.

**Key words:** landslide; backpropagation neural network; Levenberg-Marquardt algorithm; monitoring management value.

地滑地利用现场观测调查之方法, 而能够完全确认影响因子, 以作出精准预测是非常困难。然而大部分之边坡滑动位移趋势, 可以利用适当方法作

出预测, 为增进预测可靠性, 建构滑动体之基本监测数据是必要的。

近年来应用类神经网络 Artificial Neural Net-

\* 收稿日期: 2009-08-16

基金项目: 山棕寮观测 1-4 期

作者简介: 黄文仁(1963-), 博士候选人, 研究方向: 崩塌地治理。E-mail: wjhaung@ms64.hinet.net

通信作者: 许中立(1963-), 副教授, 研究方向: 坡地工程技术。E-mail: clhsu@mail.npust.edu.tw

work (ANN) 探讨降雨量与地下水位变动关系已有文献探讨, 尤其是利用 ANN 仿神经元的自我训练回想及模拟性能, 可以自动适应非线性系统环境, 辅助现地人工或自动观测之缺陷。

影响地滑地滑动位移之因子众多, 其预测位移之方法目前尚无法根据基本物理定律建立基本数学模式。意即对于预测位移研究建模程序之内部机构过于复杂, 或者其中存在一些未知或不确定参数而失败或实用价值甚低。此时, 吾人必须另以经验模式(Empirical Model) 建立数学模式, 将研究程序机构视为黑盒子(Black Box), 而仅凭借程序之输入与输出数据, 透过回归分析来决定程序之模式。即对所取得数据作曲线拟合(Curve Fitting)。类神经网络理论即是黑盒子理论, 它就是经验建模之工具, 的确是以曲线拟合方式工作。

研究以台东县池上乡山棕寮地滑地为例, 利用倒传递类神经网络(Backpropagation neural network, BPNN) 具有建构高复杂且非线性关系模式预测边坡块体位移变化。所发展之倒传递类神经网络分析系应用 MATLAB<sup>[3]</sup> 程序之 Levenberg-Marquardt<sup>[4-5]</sup> 算法求解。网路输入系以直接关系位移物理因子为变数, 建构 4 层网路, 其中一层输入层采用前期降雨量、入渗系数、降雨强度、地形坡度、地下水位、土壤凝聚力、土壤内摩擦角等 7 个因子为输入变数, 另有二层隐藏层及一层输出层。尝试发展建构倒传递类神经网络预测地滑地坡面位移。

## 1 研究材料与方法

### 1.1 研究基础

类神经网络(ANN) 尝试模拟人类大脑, 它是一种黑盒分析, 由于 ANN 可以处理非线性多变量问题。因此可以成功应用在大地工程问题<sup>[6]</sup>。应用模糊与类神经网络模式, 可以鉴别推估边坡崩塌潜势<sup>[7]</sup>。应用钻探贯入试验(CPT), 评估土壤液化潜能, 并证明其评估精确度较优于仅有利用 Olsen 与 Robertson 二种方法<sup>[8]</sup>。BPNN 是目前对于关连训练使用最广泛之算法, 它已成为类神经网络(ANN) 快速受到工程界重视原因。BPNN 已经成功地应用在地工的绘图与预测<sup>[9]</sup>。研究结论指出 ANN 能够在资料当中推测适当数学函数作为统计分析, 它与一般统计分析最大不同是, 它不用依照输入与输出资料去拟合猜测函数。

### 1.2 试验地概况

试验地位于台东县池上乡富兴村山棕寮地滑地, 地理位置北纬 121°12'35" 东经 23°07'42"。全区面积 60 hm<sup>2</sup>, 平均海拔高度在 490 m, 全区平均坡度

12.4°, 平均坡向西北。其地形及其观测布置情形如图 1。

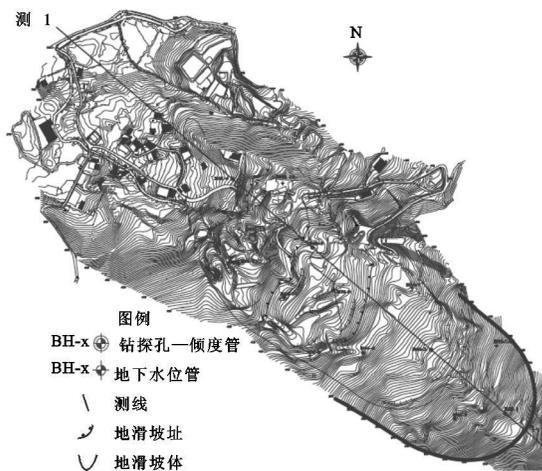


图 1 试验地地形图及其现地观测布置图

地质生成主要是属新生代第三纪火成安山岩层, 为短时间了解地层水文地质, 运用地电阻探测迅速得到地下含水层分布, 同时比对全区钻探 14 孔总深度 450 m 所得地层剖面, 绘制地电阻影像剖面图, 如图 2。根据资料显示全区覆土层在 0~2 m 间, 其下为未固结安岩块崩积层在 2~27 m 间, 其下为利吉混同层。

试验地全区观测布置沿滑动测线(Moving Peg Line) 共计人工水位计 14 孔, 自动记录雨量计 1 座, 地中倾度管 6 孔。观测期间起自 1992 年 2 月至 1994 年 12 月, 期间共历经苏迪勒、莫拉克、科罗旺、杜鹃、康森、敏督利、艾莉、海马、米雷、珊瑚、丹瑞等 12 次台风暴雨事件, 测得可观资料。

### 1.3 研究方法

研究系采倒传递类神经网络建构经验模式, 进而预测地滑地位移。所建构之网路除自变数输入层一层, 因变数输出层一层, 另加隐藏层二层之网路模式, 它是属于前馈式多层网路(Multiple-layer of Feed Forward Network)。如图 3, 一个网路能够具有许多层, 输入变数向量层为  $p$ , 二个隐藏层各有权重值矩阵  $w_1, w_2$ , 偏权值矩阵  $b_1, b_2$ , 及一个输出直向量  $a$ 。

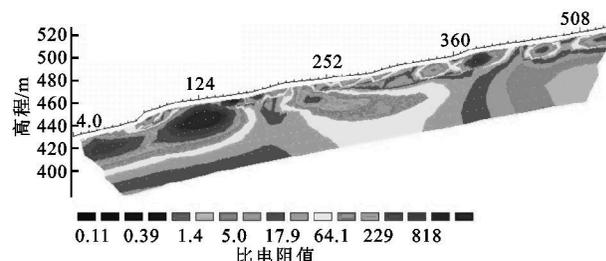


图 2 地电阻影像剖面图

有关网路演算迭代递回之门槛值及其权重值如流程图所控制, 隐藏层之权重更新值如式(1)。

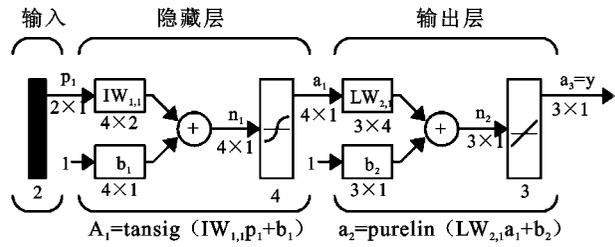


图 3 多层神经网络架构图

$$W_{j,n} = W_{j,o} + \Delta W_j \quad (1)$$

式中:  $W_{j,o}$  ——旧权值;  $W_{j,n}$  ——新权值;  $\Delta W_j$  ——网路学习效率。

$\Delta W_j = -\mu \partial E / \partial W_j$  而网路之输出值与目标值之误差控制函数式为:  $E = 0.5(t - o)^2$ 。式中:  $t$  ——网络目标值;  $o$  ——网络输出值。

以上倒传递类神经网络演算采用 MATLAB 数值分析程序之 Levenberg-Marquardt 算法求解。其适应性学习函数选取具有动量梯度下降法 (LE-ARNGDM), 性能函数采取均方差法 (MSE)。

输入层自变数因子根据前人文献探讨, 选择与边坡滑动位移较有直接物理意义之因子, 分别为前期降雨量、降雨强度、入渗系数、地下水位、坡度、土

表 1 2003 年 8 月至 2005 年 9 月测线 1 网络训练与仿真数据

训练数据				仿真数据			
前期降雨/ mm	降雨强度/ (mm · h <sup>-1</sup> )	地下水位/ m	观测位移/ cm	前期降雨/ mm	降雨强度/ (mm · h <sup>-1</sup> )	地下水位/ m	观测位移/ cm
92.0	12.8	- 3.53	1.06	173.5	20.5	- 4.35	1.48
389.5	53.2	- 4.02	3.05	504.0	14.0	- 4.88	1.51
173.5	20.5	- 4.35	1.48	159.5	31.4	- 4.66	1.59
504.0	14.0	- 4.88	1.51	74.5	6.8	- 5.83	0.85
159.5	31.4	- 4.66	1.59	474.5	35.7	- 6.73	3.48
74.5	6.8	- 5.83	0.85	79.5	11.4	- 5.79	0.64
474.5	35.7	- 6.73	3.48	172.5	20.7	- 5.44	3.42
79.5	11.4	- 5.79	0.64	91.0	19.7	- 5.75	1.23
172.5	20.7	- 5.44	3.42	418.5	36.0	- 6.50	3.86
91.0	19.7	- 5.75	1.23	317.5	28.7	- 6.10	3.63

注: 入渗系数为  $1.19 \times 10^{-6}$  m/s, 凝聚力为  $0.75 \text{ kg/cm}^2$ , 内摩擦角为  $17.5^\circ$  平均坡度为  $12.4^\circ$ 。

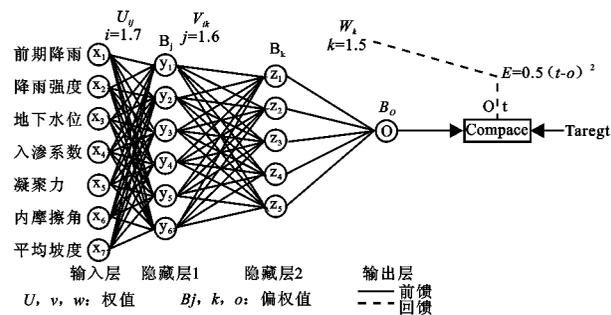


图 4 最佳神经网络结构图

## 2 结果与讨论

本研究结果建构最佳网路为 4 层网路, 其中输

壤凝聚力、内摩擦角等 7 个因子作为自变数输入。鉴于地滑地之监测时间费时, 各项观测工程耗费昂贵, 可用资料取得不易, 本研究试验地观测虽历经 4 a, 亦仅取得 12 笔次可用资料。因此, 研究重点在考虑如何应用有限发生降雨事件预测最可能发生地滑位移。为此, 本研究将 12 次台风暴雨监测所得数据, 分为 6, 8, 10 批次网路训练对应模拟测试 3 种模式研究并讨论其结果。其中节录 10 批次网路训练对应模拟测试资料分别如表 1- 2。

研究指出坡地在土壤渗透系数  $K_{sat}$  较小时, 降雨大多成为径流,  $K_{sat}$  较大时前期降雨对于坡地土壤入渗之影响不大。然而适度之土壤渗透系数  $K_{sat}$ , 则对于坡地在土壤渗透系数之影响是有意义的。本研究现地入渗试验所得覆土层平均土壤渗透系数  $k = 1.19 \times 10^{-4} \text{ cm/s}$ , 而土壤饱和单位重为  $19 \text{ kN/m}^2$ 。由于地层滑动面之不扰动黏土不易取得。因此, 要真正取得滑动面之  $C, \phi$  值有其困难。一般系利用钻探岩心取样所作之 SPT 所得  $N$  值, 再利用经验公式换算成  $C$  值。

入层自变数 7 个, 隐藏层第 iv 层采用 6 个神经元, 隐藏层第 ③ 层采用 5 个神经元, 其最佳神经网络结构如图 4。网路训练过程中之 6 批次、8 批次、10 批次网路训练最后收敛参数分别是迭代循环均为 12 000 次, 最小性能梯度均为  $1E-10$ , 动量初始值 0.001 2, 0.001, 0.001, 训练后收敛性能梯度  $5.17787E-17$ ,  $2.44419E-16$ ,  $6.95039E-16$ 。其 6 批次网路训练结果如图 5。8 批次结果如图 6。10 批次结果如图 7。网路训练后响应分析系以网路输出向量与目标向量间进行线性回归分析, 分析结果相关系数 6 批次、8 批次、10 批次均为  $R = 1.0$ , 显示网路训练线性适配良好, 其回归分析散布如图 8- 10。

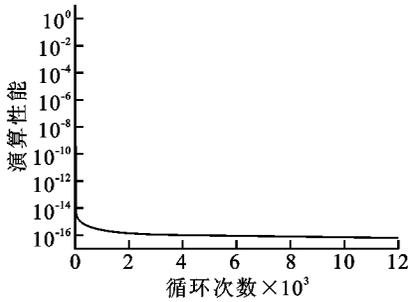


图 5 6 批次网路演算训练成果图

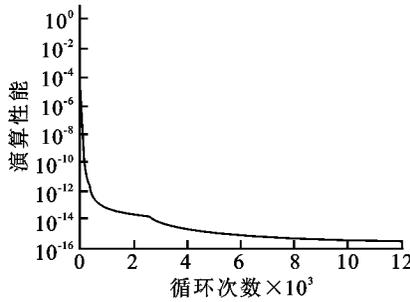


图 6 8 批次网路演算训练成果图

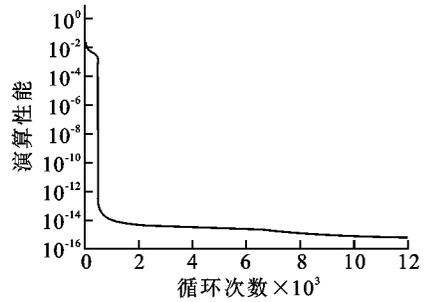


图 7 10 批次网路演算训练成果图

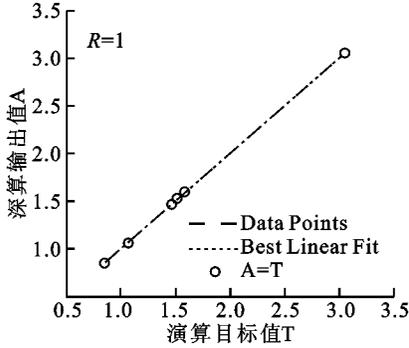


图 8 6 批次网路训练结果散布图

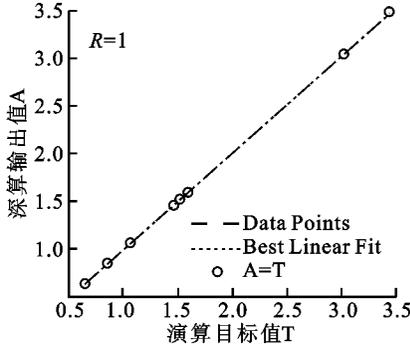


图 9 8 批次网路训练结果散布图

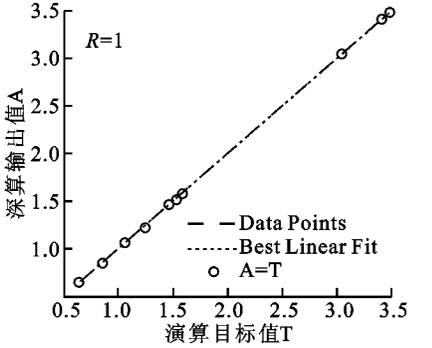


图 10 10 批次网路训练结果散布图

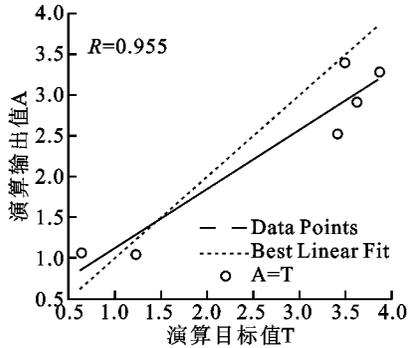


图 11 6 批次网路模拟结果散布图

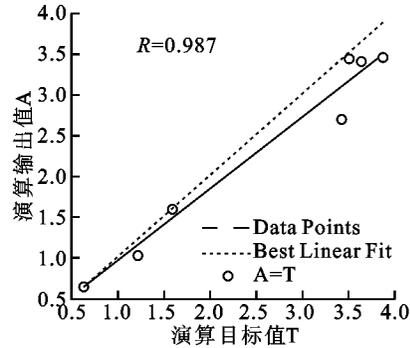


图 12 8 批次网路模拟结果散布图

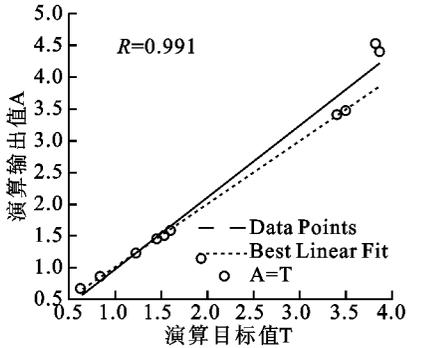


图 13 10 批次网路模拟结果散布图

表 2 8 批次网路预测位移对应实际监测误差分析

事件\项目	预测位移/ cm	实际位移/ cm	误差/ %
豪雨	1.59	1.59	-
康森	0.85	0.85	-
敏督利	3.48	3.48	-
艾利	0.64	0.64	-
海马	2.73	3.42	- 20.2
米雷	1.03	1.23	- 16.3
珊瑚	3.48	3.86	- 9.8
丹瑞	3.40	3.63	- 6.3
总合平均误差			13.1
总合相关系数			R= 0.987

网路训练后模拟验证另一组测线数据进行坡面位移预测, 验证结果将网路输出向量对目标向量进行线性回归, 其结果得到线性相关系数 6 批次  $R=0.955$ , 8 批次  $R=0.987$ , 10 批次  $R=0.991$ 。其网路模拟结果分别如图 11- 13。

网路预测位移对应实际监测误差分析结果, 6 批次预测误差 24%、8 批次预测误差 13.1, 10 批次预测误差 12.7。显示建构之倒传递类神经网络分析结果, 对于作为中危害度地滑地坡面位移监测, 使用监测台风豪雨事件至少 8 次, 即有良好之预测精度。节录 8 批次网路预测位移对应实际监测误差分析如表 2。

研究得到最佳网路结构之二个隐藏层权重矩阵  $w_1, w_2$ , 偏权值矩阵  $b_1, b_2$ , 及输出层偏权值矩阵  $b_3$ , 节录 MATLAB 程序如表 3- 4。

### 3 结论与建议

#### 3.1 结论

(1) 应用 MATLAB 程序进行倒传递类神经网络训练结果显示, 网路训练参数采用迭代循环 12 000 次, 最小性能梯度  $0.1 \times 10^{-10}$ , 动量初始值 0.001~ 0.001 2, 即可达到网路训练收敛, 且其响应

分析之网路输出向量与目标向量线性回归分析相关系数可达  $R=1.0$ , 获得最佳线性适配。

表 3 最佳网路结构第 1 隐藏层权重值、偏权值

隐藏层( iv )	输入项 权重( $u_{ij}$ )							偏权值
	( i= 1 )	( i= 2 )	( i= 3 )	( i= 4 )	( i= 5 )	( i= 6 )	( i= 7 )	
神经元( $j= 1$ ) -	0.30633	0.14142	0.03959	- 1.17110	0.02495	0.58227	0.41258	- 9.1479
神经元( $j= 2$ ) -	0.27837	0.61752	0.03219	- 0.61355	0.02029	0.47348	0.33549	- 0.4262
神经元( $j= 3$ )	0.13047	- 0.57507	- 0.01337	0.85032	- 0.00842	- 0.19661	- 0.13931	7.1264
神经元( $j= 4$ )	0.00069	- 0.07371	0.00662	0.16020	0.00417	0.09738	0.06900	- 0.2651
神经元( $j= 5$ )	0.12785	- 0.51330	- 0.01542	0.67435	- 0.09718	- 0.22676	- 0.31606	5.0622
神经元( $j= 6$ )	0.08231	- 0.63096	- 0.02980	1.44250	- 0.01878	- 0.43826	- 0.31054	11.0729

表 4 最佳网路结构第 2 隐藏层权重值、偏权值

隐藏层( ㊸ )	权重( $u_{jk}$ )						偏权值
	隐藏层( iv ) ( 输入项 )						
	( j= 1 )	( j= 2 )	( j= 3 )	( j= 4 )	( j= 5 )	( j= 6 )	
神经元( $k= 1$ )	- 0.15028	0.51675	1.4284	- 1.3332	0.49531	0.32936	0.53768
神经元( $k= 2$ )	0.43623	0.47781	1.5790	- 1.3332	0.42318	0.32936	1.00680
神经元( $k= 3$ )	1.20320	0.12636	2.9383	- 1.3332	0.22783	0.32936	0.71406
神经元( $k= 4$ )	0.00630	0.53753	1.3481	- 1.3332	0.53379	0.32936	0.75691
神经元( $k= 5$ )	- 0.17921	0.49432	1.5152	- 1.3332	0.32936	0.32936	0.44110

(2) 本研究试验地应用倒传递类神经网络预测地滑位移, 其误差精度可作为中危害度以上地滑地执行后续监测管理值之参考者, 所需监测台风豪雨事件至少 8 次, 即可达到 13.1% 预测误差。

### 3.2 建议

(1) 地滑地位移与地滑因子之关系模糊不明, 其中直接物理意义之因子并非只有本研究之 7 项因子, 可以再收集文献资料或现地监测参数, 先应用统计鉴别分析方法 ( Discriminate Analysis Method ), 筛选更具权重之影响因子, 作为倒传递类神经网络之输入自变数。

(2) 研究结果建构最佳网路为 4 层网路, 其中输入层自变数 7 个, 隐藏层第 iv 层采用 6 个神经元, 隐藏层第 ㊸ 层采用 5 个神经元。有关网路隐藏层各层之神经元到底需要多少个? 端视网路拟合非线性函数之复杂程度, 针对各种预测研究课题, 其网路结构设计参数最佳化确属另一研究题目。

#### 参考文献:

[1] 林广荣. 应用倒传递类神经网络模拟山棕寮地滑地滑移特性[ D ]. 台湾 屏东: 屏东科技大学, 2008: 37-50.

[2] 罗华强. 类神经网络- MATLAB 的应用[ M ]. 台湾: 高立图书有限公司. 2005, 5- 1- 108. MATLAB, Version 6. 5. 0, Math Works Inc. , Help Files; 2002.

[3] Levenberg K A. Method for the solution of certain problem in least squares [ J ]. Quart Appl. Math. ,

1994, 2: 166-168.

[4] Marquardt D. An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters[ J ]. SSAM J Appl Math , 1963, 11: 431-41.

[5] Ni S H, Lu P C, Juang C H. A fuzzy eural network approach to evaluation of slope failure potential[ J ]. Journal of Microcomputers in Civil Engineering, 1995, 11: 59-66.

[6] Juang C H, Chen C J. CPT- based liquefaction evaluation using Artificial Neural Networks[ J ]. Journal of Computer-aided Civil and Infrastructure Engineering, 1999, 14: 221-229.

[7] Juang C H, Chen C J, Tang W H, et al. CPT based liquefaction analysis: Part I Determined. limit statefunction[ J ]. Geotechnique, 2000, 50( 5) : 583-592.

[8] Agrawal G, Frost J D, Chameau J L A. Data analysis and modeling using artificial neural network. XIII International Conference of Soil Mechanics and Foundation Engineering [ M ]. New Delhi: Oxford and IBH Publishing, 1994: 1441-1444.

[9] Tsaparas I, Rahardjo H, Toll D G, et al. Control ling parameters for rainfall-induced landslides[ J ]. Computers and Geotechnics, 2002, 29: 1-27.

[10] Neaupane K M, Achet S H. Use back propagation neural network for landslide monitoring: a case study in the higher Himalaya[ J ]. Journal of Engineering Geology, 2004, 74: 213-216.