

改进 BP - NN 在三峡库区滑坡稳定性分析中的应用*

叶四桥^{1,2}, 唐红梅¹, 石晋旭¹

(1. 重庆交通大学 岩土工程研究所, 重庆 400074; 2. 西南交通大学 土木工程学院, 成都 610031)

摘要:运用改进的 BP - NN, 构建了三峡库区滑坡稳定性分析的神经网络方法, 并选择 30 个三峡库区典型滑坡作为样本及算例, BP - NN 方法同传递系数法分析结果的对比表明, 本方法具有较好的可靠性。此外, 本方法输入参数易得, 对勘察质量和滑带土等参数依赖小, 且简便易行, 为三峡库区滑坡稳定性分析提供了新的途径, 尤其适宜于三峡库区滑坡详勘前的稳定性预判。

关键词:三峡库区; 滑坡; 稳定性分析; 改进 BP - NN

中图分类号: P642 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006 - 7329(2006)06 - 0038 - 04

Application of Revised BP - NN Method to Landslide Stability Analysis in the Three Gorges Area

YE Si - qiao^{1,2}, TANG Hong - mei¹, SHI Jin - xu¹

(1. Institute of Geotechnical Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074, P. R. China; 2. School of Civil Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, P. R. China)

Abstract: Using the revised BP - NN, this paper presented the neural network method for landslide stability analysis in the Three Gorges area. By choosing 30 typical landslides in this area as examples, the stability state estimated by the revised BP - NN method is highly consistent to that by conventional transfer coefficient method. And the method presented in this paper has following advantages: the input parameters are easily obtained and this method does not deeply rely on investigation quality and shear strength parameters of slips and is a quite simple one. The BP - NN method is a new measure to stability analysis of landslides in the Three Gorges area, which is especially suitable to the stability prediction of landslides before investigation.

Keywords: Three Gorges area; landslide; stability analysis; revised BP - NN method

三峡库区滑坡稳定性评价多用传递系数法, 无论是稳定性分析, 还是推力计算, 受滑带土参数影响显著, 而且对勘察质量要求高。工程实践表明, 滑坡形成因素相当复杂^[1], 其稳定性具有模糊、不确定等非线性特征, 故部分学者提出了滑坡稳定性判别的非线性方法^[2]。非线性方法的优点在于能够根据易得到的部分定量、定性指标, 判别滑坡等非线性系统的稳定状况, 而对勘察和参数的依赖大大减小, 尤其是在详细勘察前或勘察条件不具备时的滑坡稳定性预判。BP - NN(BP 神经网络)方法是在数学上应用较成熟的一种非线性方法^[3,4]。已被用于解决边坡等工程问题^[5~11]。针对三峡库区滑坡发育影响因素特点, 进行影响因素分级, 并选用改进的 BP 神经网络模型, 对滑

坡稳定性问题进行智能判别。

1 BP 神经网络基本原理及改进

采用 3 层网络结构, 输入节点数目为输入变量个数, 输出层等于输出变量个数。BP 神经网络可以看成是一个从输入到输出的高度非线性映射, 其网络结构见图 1, 它不仅具有输入层单元、输出层单元, 而且具有隐含层单元。该网络模型可将最终输出与期望输出作比较, 据其误差调整网络神经元之间的连接权重, 直至输出达到要求的精度为止。最终达到仅通过样本“训练学习”, 自动总结规律, 完成模式识别、分类、参数预测等任务, 而学到的规律分布于网络的连接权重之中。网络训练结束后, 利用训练学习阶段得到的权

* 收稿日期: 2006 - 07 - 20

基金项目: 国家科技攻关重大项目(2004BA901A02); 重庆市重点自然科学基金项目(2005BA7008)

作者简介: 叶四桥(1978 -), 男, 湖北孝感人, 讲师, 博士生, 主要从事岩土及地下工程研究。

值,由网络对未知模式进行内插,得到所需的预测值。一般BP算法的主要缺点为收敛速度慢、局部极值、难以确定隐层和隐节点的个数。因此出现了许多改进算法,本文采用动态调整学习速度和动量项改进的BP-NN算法,详见文献[3,4]。

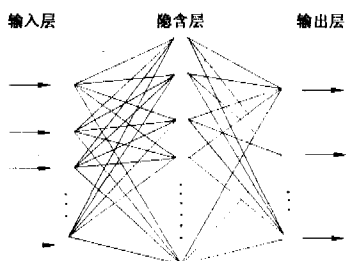


图1 三层BP神经网络示意图

2 BP神经网络应用

2.1 滑坡稳定性影响因素及分级

三峡库区滑坡发育有其特有的自然地质环境,根据库区滑坡形成条件综合分析,选取了11类滑坡稳定性影响因素:(1)表面平均坡度;(2)前缘临空坡度;(3)滑面平均倾角;(4)近期活动迹象;(5)月最大降雨

量;(6)三日最大降雨量;(7)日最大降雨量;(8)地下水水位;(9)前缘开挖;(10)后缘加载;(11)库水位变动影响程度。库区地震烈度均为VI度,无区分度,且历史上和可预见的将来地震对滑坡稳定性不具有控制性,故不考虑地震影响。这些因素有些定性、有些定量,为了表示的统一性,需要对影响因素进行分级,并采用“n”中取1的二进制方法,“1”态和“0”态分别表示某一属性的“有”与“无”,通过对各种影响因素属性的确定来定义滑坡的工程地质情况,以便于样本输入。分级既需要考虑库区滑坡影响因素的实际状况,又要让各因素级均有一定的样本量,以保证各种情况均能被考虑到,从而确保神经网络的有效性。一般而言,在其它条件相同的情况下,滑坡区地形越陡、前缘临空条件越好、滑面越陡,则滑坡稳定性越差,各类降雨量值越大,对滑坡稳定性影响也越大,地下水水位越高、库水位变动影响越大、前缘开挖和后缘加载越厉害,则滑坡稳定性越差;依据大量资料统计、经验及库区滑坡实际状况,并为保证各级均有一定的样本数量,综合考虑将影响因素按表1进行分级,其中等级II各因素量值范围多为库区各地常见值。

表1 滑坡稳定性影响因素分类分级

等级	表面平均坡度/°	前缘临空坡度/°	滑面平均倾角/°	近期活动迹象	月最大降雨量/mm	三日最大降雨量/mm	日最大降雨量/mm	地下水水位	前缘开挖	后缘加载	库水变动影响
I	≥30	≥30	≥15	明显变形	≥800	≥400	≥300	滑体上部	强烈	强烈	强烈
II	10~30	15~30	10~15	局部变形	500~800	200~400	200~300	滑体中部	中等	中等	中等
III	≤10	≤15	≤10	未见变形	≤500	≤200	≤200	滑体下部	弱	弱	弱

表1中前缘开挖“强烈”是指前缘大部分开挖,“弱”是指局部或无开挖,“中等”介于二者之间;后缘加载“强烈”是指后缘全部或大部为填筑、建设用地区域,“中等”是指后缘局部为加载区域,“弱”是指无加载可能;库水位变动影响“强烈”是指滑体40%以上位于库水位变动带及以下,“中等”是指20%~40%滑体位于库水位变动带及以下,“弱”是指受库水位影响区域小于20%或不受库水位变动影响。

2.2 滑坡稳定状态划分

按工程习惯,滑坡稳定状态可根据不同的需要划分成{稳定,不稳定}, {稳定,基本稳定,不稳定}或{极稳定,稳定,不稳定,极不稳定}等多种型式。选用{1,0,0}, {0,1,0}, {0,0,1}代表三种稳定性{稳定,基本稳定,稳定性差}状态空间。

2.3 BP神经网络模型的建立

2.3.1 输入、输出层神经元数目 网络的输入、输出层神经元数完全根据使用者的要求来设计。如前述共确定了11个影响因素,每个影响因素又分成I、II、III三个级别,于是输入层共 $11 \times 3 = 33$ 个神经元。由于稳定状态分成三种,输出层定为三个神经元。

2.3.2 隐层数及隐层神经元数 对BP-NN方法而言,隐层神经元数的确定是成败的关键。若数量太少,则网络所能获得的用以解决问题的信息太少,训练的网络不强壮,不能识别以前没有见过的样本,容错性差;但隐层的神经元数太多,不仅使学习时间过长,更重要的可能训练过度,网络把训练集里的一些无关紧要的东西也学得惟妙惟肖,此时如果输入的是训练时用过的样本,结果将十分理想,然而,当输入非训练样本时,结果则不理想^[3,4]。

理论分析已经证明,隐层数最多两层即可,只有在学习不连续函数时,才需要两个隐层,具有单隐层的神经网络能够映射一切连续函数。一个具有m个结点输入层,2m+1个结点的隐层和n个输出结点的输出层的3层BP网络,可精确地表达任一连续函数。鉴于此,本文构建的神经网络评价模型为输入层、单隐层、输出层,其输入层共33个神经元,隐层共67个神经元,输出层共3个神经元。

2.3.3 初始值 初始值对于学习是否达到局部最小、是否能够收敛以及训练时间的长短关系很大。如果初始值太大,会使传递函数导数较小,从而使得权值的调

节过程几乎停顿下来。基于此,本文取(0, 1)之间的随机数进行初始值设定。

2.3.4 学习过程结束标准 一般情况下以学习误差达到要求时为学习过程结束的标准。但是允许学习误差到底应该多大往往靠经验确定。如果允许学习误差太大,不能取得预期的学习效果。如果太小,则可能使学习过程太长,甚至不能收敛于该误差值,而且还会使得网络学习存在“过渡训练”问题。参照已有成

果^[5-9],选取0.001作为允许学习误差,即学习过程结束的标准。

2.4 实例分析

以三峡库区30个土质滑坡为分析实例,各样本影响因素分级情况及神经网络输入值分别见表2和表3,选用其中1~25号样本进行训练,用26~30号样本来检验所构建的神经网络的可靠性。

表2 BP神经网络学习样本滑坡影响因素原始值

滑坡名称	表面平均坡度/°	前缘临空情况/°	滑面平均倾角/°	近期活动迹象	月最大降雨量/mm	三日最大降雨量/mm	日最大降雨量/mm	地下水位	前缘开挖	后缘加载	库水位变动影响
1. 巫山残联	27	10.5	19	局部变形	445.9	190.7	141.4	滑体中部	弱	弱	弱
2. 万州草街子	10	12.2	10	明显变形	711.8	244.2	243.3	滑体上部	弱	强烈	强烈
3. 万州徐家院子	15	17.0	23	明显变形	711.8	244.2	243.3	滑体上部	弱	强烈	弱
4. 巫山冯家坝	24	12.5	32	局部变形	536.0	223.5	199.0	滑体中部	弱	弱	强烈
5. 万州驸马桥	8	10.0	17	局部变形	711.8	202.7	175.0	滑体中部	弱	强烈	中
6. 万州清泉路	12.3	13.5	10.8	局部变形	694.4	351.9	202.7	滑体上部	弱	中	中
7. 万州关塘口	25	18.0	21	明显变形	445.9	190.7	141.4	滑体中部	弱	弱	强烈
8. 巫山果园场	28.5	32.0	20	明显变形	573.1	187.9	141.4	滑体上部	中	中	强烈
9. 奉节鹤峰乡场	27.5	20.5	15	局部变形	555.0	341.6	240.9	滑体中部	中	弱	强烈
10. 奉节花砾树	18	11.0	10	局部变形	907.4	446.7	203.2	滑体下部	弱	中	强烈
11. 开县镇安镇	8	21.0	6	明显变形	907.4	446.7	304.7	滑体中部	中	弱	强烈
12. 开县康家嘴	8.2	31.5	21	明显变形	907.4	446.7	203.2	滑体中部	弱	中	弱
13. 开县龙王坪	37	22.7	18	未见变形	882.9	484.6	371.3	滑体中部	强烈	中	强烈
14. 巫山龙门桥	24	30	16	未见变形	907.4	446.7	203.2	滑体上部	中	中	中
15. 开县渠口镇	13	22	26	明显变形	907.4	446.7	203.2	滑体中部	中	中	弱
16. 开县柏树湾	12	6	15	局部变形	907.4	446.7	203.2	滑体下部	中	中	弱
17. 开县古林冲	34	20	12	局部变形	445.9	190.7	141.4	滑体中部	弱	中	弱
18. 巫山上西坪	22	25	10	明显变形	445.9	190.7	141.4	滑体中部	弱	中	弱
19. 巫山二坪子	20	23	15	明显变形	618.9	492.5	371.3	滑体中部	强烈	强烈	强烈
20. 巫山塔坪	37.5	18	20	局部变形	445.9	190.7	141.4	滑体上部	强烈	弱	强烈
21. 巫山污水处理厂	40	22	21	局部变形	445.9	190.7	141.4	滑体中部	强烈	弱	强烈
22. 巫山民井	25	10	26	明显变形	618.9	492.5	371.3	滑体中部	弱	中	弱
23. 巫山巫中	26	19	15	明显变形	660.2	313.9	237.1	滑体上部	弱	弱	强烈
24. 石柱西沱	13	10	20	明显变形	618.9	177.3	157.7	滑体中部	中	弱	强烈
25. 巫山玉皇阁	15	12	12	明显变形	610.9	355.3	230.8	滑体中部	中	中	弱
26. 忠县翠屏山	20	25	15	明显变形	921.8	388.6	243.3	滑体中部	中	弱	强烈
27. 万州红溪沟	25	18.0	21	明显变形	445.9	190.7	141.4	滑体中部	中	强烈	强烈
28. 云阳放陵	37	18.4	16	未见变形	633.3	240.7	191.5	滑体下部	弱	弱	强烈
29. 奉节马道子	24	11.5	10	局部变形	615.7	383.1	244.0	滑体中部	弱	强烈	中
30. 丰都名山	35	14.5	21	局部变形	556.8	207.5	184.0	滑体中部	中	强烈	强烈

表3 BP-NN学习样本输入值

滑坡名称	表面平均坡度/°	前缘临空角度/°	滑面平均倾角/°	近期活动迹象	月最大降雨量/mm	三日最大降雨量/mm	日最大降雨量/mm	地下水位	前缘开挖	后缘加载	库水位变动影响
1. 巫山残联	II	III	I	II	II	III	III	II	III	III	III
2. 万州草街子	III	III	III	I	II	II	II	I	III	I	I
3. 万州徐家院子	II	II	I	I	II	II	II	I	III	I	III
4. 巫山冯家坝	II	III	I	II	II	II	III	II	III	III	I
5. 万州驸马桥	III	III	I	II	II	II	III	II	III	I	II
6. 万州清泉路	II	III	II	II	II	II	II	I	III	II	II
7. 万州关塘口	I	II	I	II	II	II	II	II	III	II	III
8. 巫山果园场	II	II	I	I	II	III	III	I	III	III	I
9. 奉节鹤峰乡场	II	I	I	I	II	III	III	II	II	II	I
10. 奉节花砾树	II	II	I	II	II	II	II	III	II	III	I
11. 开县镇安镇	II	III	III	II	I	III	II	II	III	II	I
12. 开县康家嘴	III	II	III	I	I	III	I	II	II	III	I
13. 开县龙王坪	III	I	I	I	I	III	II	II	III	II	III

续表 3

14. 巫山龙门桥	I	II	I	III	I	III	I	I	I	II	I
15. 开县梁口镇	II	I	I	III	I	III	II	II	II	II	II
16. 开县柏树湾	II	II	I	I	I	III	II	III	II	II	III
17. 开县古林冲	II	III	I	II	I	III	II	II	II	II	III
18. 巫山上西坪	I	II	II	II	III	III	III	II	III	II	III
19. 巫山二坪子	II	II	III	I	III	III	III	II	III	II	III
20. 巫山塔坪	II	II	I	I	II	III	I	I	I	I	I
21. 巫山污水处理厂	I	II	I	II	III	III	III	II	I	III	I
22. 巫山民井	I	II	I	II	III	III	III	II	I	III	I
23. 巫山巫中	II	III	I	I	II	III	I	I	III	II	III
24. 石柱西沱	II	II	I	I	II	II	II	II	III	III	I
25. 巫山玉皇阁	II	III	I	I	II	III	III	II	II	III	I
26. 忠县翠屏山	II	III	II	I	II	II	II	II	II	II	III
27. 万州红溪沟	II	II	I	I	I	II	II	II	II	I	I
28. 云阳故陵	I	II	I	III	II	II	III	III	III	III	I
29. 奉节马道子	II	III	III	II	II	II	II	II	III	I	II
30. 丰都名山	I	III	I	II	II	II	II	II	II	I	I

以二进制“1”表示此各样本的稳定状态。各样本的稳定性状态均取自各滑坡地勘报告,为传递系数法计算的各剖面勘察最不利工况(考虑暴雨、库水位变

动等)稳定性系数的平均值(见表 4)。稳定性状态评价标准如下:稳定性差 $K \leq 1.05$,基本稳定 $1.05 < K \leq 1.15$,稳定 $K > 1.15$ 。

表 4 传递系数法稳定性和网络学习稳定状态

稳定性	样 本														
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
稳定性系数	1.035	0.979	1.032	1.048	1.027	0.910	1.037	0.965	1.060	0.998	1.039	1.040	0.919	1.058	1.690
稳定	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
基本稳定	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0
稳定性较差	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1	0	0

稳定性	样 本														
	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30
稳定性系数	1.134	1.663	1.110	0.997	1.065	1.076	1.003	0.902	1.005	0.974	1.038	1.052	1.412	0.879	0.985
稳定	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
基本稳定	1	0	1	0	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0
稳定性差	0	0	0	1	0	0	1	1	1	1	1	0	0	1	1

用表 3.4 中 1~25 号样本训练网络,经过学习,迭代收敛后,用表 3 中 26~30 样本对收敛后的网络结构及参数进行检验,神经网络预测结果同传递系数法评价结果对比见表 5。从表 5 可以看出,两种方法的分析结果是一致的,说明此网络模型是可靠的,可用此模型对三峡库区其它类似的滑坡进行稳定性状态预测,只需提供较少和易得到的滑坡稳定性影响因素,得到网络输入参数,并根据输出层的结果确定其稳定状态,所需时间短,且简单易行。

表 5 BP-NN 稳定性评价结果与传递系数法对比

滑坡样本	神经网络方法	传递系数法
26	(0.02,0.06,0.95)稳定性差	稳定性差
27	(0.07,0.98,0.02)基本稳定	基本稳定
28	(0.97,0.03,0.04)稳定	稳定
29	(0.10,0.03,0.98)稳定性差	稳定性差
30	(0.05,0.06,0.92)稳定性差	稳定性差

3 结论

通过对三峡库区滑坡稳定性影响因素进行分类和

分级,运用 BP-NN 方法,构建了基于改进的 BP-NN 算法的三峡库区滑坡稳定性分析模型,通过 25 个三峡库区典型滑坡样本的训练学习,以及 5 个样本检验证明了本方法的可靠性。本方法输入参数少、参数易得,对勘察质量和滑带土等参数依赖大大减弱,且简便易行,可为三峡库区滑坡稳定性分析提供新途径和有价值的参考,尤其适宜于在详细勘察前或勘察条件不具备时的滑坡稳定性预判。

参考文献:

[1] 陈洪凯,唐红梅. 三峡库岸城区滑坡治理与沿江公路建设一体化模式[J]. 山地学报,2003,21(6):739-744.
 [2] 孔纪名. 滑坡稳定判别的非计算方法[J]. 山地学报,2001,19(5):446-450.
 [3] Sarle. W. S. Neural Networks and Statistical Models[J]. Proceedings of the 19th Annual SAS User Group International Conference,1994,1 538-1 550.

(下转第 83 页)

观、特种微生物种族等方面为脱氮除磷过程提供一个理想的环境条件。氧化沟脱氮除磷性能改善可以从如下方面考虑:(1)安排合适的曝气器、进水口、出水口、回流口位置,将氧化沟反应区段构建成倒置 A²/O 脱氮除磷工艺;(2)将氧化沟设计成立面水流循环的形式,尽可能在沟渠内构建一个较严格的厌氧区段;(3)确定适当的供氧量,避免供氧量不足造成氨氮硝化不充分;避免供氧过度导致碳源被大量消耗影响反硝化、溶解氧浓度偏高影响厌氧释磷;(4)确定适宜的氧化沟水力工作条件、供氧方式,以利于菌胶团的形成和生长,使其微环境脱氮除磷作用充分发挥。

参考文献:

- [1] 邓荣森,许俊仪. 城市污水处理与一体化氧化沟技术[J]. 给水排水,2000,26(11):28-31.
- [2] 李伟民,邓荣森. 一体化氧化沟在城市污水处理中的工程应用[J]. 重庆建筑大学学报,2002,23(2):104-108.
- [3] 袁宏林,王晓昌. DE型氧化沟脱氮除磷过程[J]. 西安建筑科技大学学报,2002,34(1):35-37.
- [4] Daigger G T 门晓欣. Orbal 氧化沟同时硝化反硝化及生物除磷机理研究[J]. 中国给水排水,1999,15(3):1-7.
- [5] Van Munch E P, Land P, Keller J. Simultaneous nitrification and denitrification in bench-scale sequencing batch reactors[J]. Water Science and Technology, 1996, 20(2):277-284.
- [6] Cinar O, Daigger G T, Graef S P. Evaluation of LAWQ activated sludge model No. 2 using steady-state data from four full-scale wastewater treatment plants[J]. Water Environment Research, 1998, 70:1 216-1 224.
- [7] Albertson O E, Coughenour J. Aerated anoxic oxidation-denitrification process[J]. Journal of Environmental Engineering, 1995, 121:720-726.
- [8] Albertson O E, Stensel H D. Aerated anoxic biological NdeN process[J]. Water Science and Technology, 1994, 29(7):167-176.
- [9] 张鹏,周琪. 低氧条件下同时硝化和反硝化机理初探[J]. 环境污染与防治,2004,26(1):11-13.
- [10] Van Loosdrecht M C M, Jetten M S M. Microbiological conversions in nitrogen removal[J]. In IAWQ 19th Biennial International Conference Preprint Book 1, 1998, 1-8.
- [11] 郑平,胡宝兰. 厌氧氨氧化菌混培物生长及代谢动力学研究[J]. 生物工程学报,2001,17(2):193-198.
- [12] Linping K, Willy Verstracte. Ammonium removal by the oxygen-limited autotrophic nitrification-denitrification system appl[J]. Environ Microbiol, 1998, 64(11):4 500-4 506.
- [13] 罗宁,罗固源. 从细菌的生化特性看生物脱氮与生物除磷的关系[J]. 重庆环境科学,2003,25(5):33-35.
- [14] 张自杰等. 排水工程(下册)[M]. 北京:中国建筑工业出版社,2000.
- [15] Shibin Xia, Junxin Liu. An innovative integrated oxidation ditch with vertical circle for domestic wastewater treatment[J]. Process Biochemistry, 2004, 39:1 111-1 117.
- [4] 苏高利,邓芳萍. 论基于 MATLAB 语言的 BP 神经网络的改进算法[J]. 科技通报,2003,9(2):130-135.
- [5] 许明,张永兴,阴可. 锚杆极限承载力的人工神经网络预测[J]. 岩石力学与工程学报,2002,21(5):755-758.
- [6] 陈秋南,张永兴,陈建功. 基于 BP 网络动态预测预报轻轨隧道围岩位移[J]. 公路交通科技,2004,21(2):65-69.
- [7] 夏元友,李梅. 斜坡稳定极其发展趋势评估方法研究[J]. 岩石力学与工程学报,2000,21(7):1 087-1 091.
- [8] Feng X T, Wang Y J, Yao J G. Neural network modeling on real-prediction of roof pressure in coal mines[J]. International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 1997. 33(6):647-653.
- [9] 尹顺德,冯夏庭,张友良,等. 滑坡加固方案优化的并行进化神经网络方法研究[J]. 岩石力学与工程学报,2004,23(16):2 698-2 702.
- [10] 吕培印. 人工神经网络方法在海州矿边坡不稳定区圈定中的应用[J]. 岩石力学与工程学报,2002,21(10):1 490-1 493.
- [11] 陈秋南,张永兴,陈建功. 偏压双连拱公路隧道围岩稳定性动态预测分析[J]. 重庆建筑大学学报,2005,27(1):62-66.

(上接第 41 页)