

用改进后的 BP 神经网络评价黄土质边坡稳定性

李喜安, 彭建兵

(长安大学地测学院, 西安 710054)

摘要: 首先介绍了改进 BP 神经网络性能的几种方法;在此基础上,考虑影响黄土质边坡稳定性分析的各种自然因素,包括坡高、坡比、强度指数、土体内摩擦角、土体容重、空隙水压力系数以及地震烈度等,以典型黄土地区边坡工程的数据为例,对黄土质边坡的稳定性进行了评价。经过将评价的结果与传统方法的计算结果进行逐一对比,对比结果证明了该方法能够满足一般黄土质边坡稳定性评价的精度要求;另一方面,由于方法的改进大大减少了网络的计算时间,使得黄土质边坡稳定性的评价更为便捷迅速,从而证明该方法具有一定的推广应用价值。

关键词: BP 神经网络;黄土;边坡稳定;评价

中图分类号: TP183 **文献标识码:** A

1 引言

天然土坡及人工修建的堤坝、公路和铁路的路堤与路堑等由于某种自然因素或人为因素的作用而破坏了边坡土体的力学平衡,就会发生落石、崩塌或滑坡现象,造成严重的事故。边坡的稳定性分析包括诸如分析边坡的应力应变状态特征,查明潜在可能的滑塌面以及该面上的有关参数及其变化规律,弄清影响边坡稳定性的有关因素及其在边坡稳定性分析中的作用,以估计边坡是否安全、坡度的设计是否符合技术和经济的要求^[1]。目前在工程中较多的是通过计算边坡的稳定性安全系数来衡量该边坡的稳定性。

影响黄土质边坡稳定性的因素很多,衡量这些因素的参数在很多情况下是完备的,而许多工程实践中需要我们在这种情况下对其边坡的稳定性进行快速准确的判断。目前在工程中用于边坡稳定性分析的方法主要有瑞典法、毕肖普法、简化毕肖普法、图解法、极限平衡法、有限元法等,这些传统的方法考虑了影响边坡稳定的主要因素,如岩性、地形、地下水条件、坡体含水量、地震强度等,但是这些方法

计算过程复杂,计算量大。由于神经网络具有很强的非线性处理功能,且具有较强的学习、存储、计算能力和容错特性,能够在完全不知道变量和自变量之间确切的函数关系式的情况下较好地实现斜坡体各参数之间的复杂的非线性映射,因而利用神经网络的这一特点,可迅速实现对黄土质边坡稳定性的评价。

目前人工神经网络应用中 80%~90%都是应用 BP 网络(Backpropagation)^[1,2],该网络一般由一个输出层、一个输入层以及若干个隐层组成,理论上已证明,三层的 BP 网络能够满足绝大多数函数的映射或拟合问题,但由于其对于较复杂的映射需要的训练次数经常上万次或者更多而使人望而却步,因而在实际利用神经网络时,设法加快神经网络的训练就显得十分必要。

文中利用人工神经网络的非线性映射能力,考虑影响黄土质边坡稳定性分析的各种自然因素,建立并改进了 3 层 BP 网络。在此基础上经计算得到黄土质边坡稳定性的安全系数。算例显示了该方法可以十分方便地用于黄土质边坡稳定性分析的安全系数的计算。

2 训练样本的组织

训练样本的组织是神经网络技术进行评价黄土质边坡稳定性的基础工作,是神经网络预测边坡稳定性系数的关键。为了提高和保证预测精度,组织学习的样本要有充分的代表性。因此,在进入网络训练之前,首先要从黄土地区边坡稳定性分析实例中选择代表性好的边坡参数作为样本并进行标准化处理。影响学习样本代表性的因素主要是取样的随机性,其次还有传统分析方法的计算误差,以及所获参数的精确度等。为此,采用以下原则筛选学习样本:

- (1) 从典型的工程实例及文献中选择代表性好的边坡参数作为训练样本。
- (2) 适当减少相同特性的样本数,以避免特征相同的样本数比例过大,造成所谓的“过学习”问题,不利于网络模型推广应用。
- (3) 尽可能多地补充特性明显边坡参数,以尽量充实网络训练样本集。

3 BP 网络性能的改进

3.1 训练集的归一化

BP 网络的输入节点物理量各不相同,数值相差甚远,所以我们必须将各输入量归一化,以防止小数值信息被大数值信息所淹没^[3]。一般提法是将各输入量归一至 $[0,1]$,但这并不是一种合适的方法,考虑到 Sigmoid 函数在值域 $[0.0,0.1]$ 和 $[0.9,1.0]$ 区域内曲线变化极为平坦,故合适的归一化应是将各输入量归至 $[0.10,0.90]$ 区域内,笔者建议采用公式:
$$\frac{X - \text{最小值}}{\text{最大值} - \text{最小值}} \times 0.8 + 0.1$$
该公式可以满足上述归一化要求。

3.2 自适应学习速率

对于一个特定的问题,要选择适当的学习速率不是一件容易的事,通常凭经验或用试错法获得,但即使这样,对训练开始初期功效较好的学习速率,不见得对后来的训练合适,为了解决这一问题,在训练过程中自动调整学习速率,可利用下列公式:

$$R(k+1) = \begin{cases} (1.01 \sim 1.06)R(k) & ERR(k) < ERR(k-1) \\ (0.5 \sim 0.9)R(k) & ERR(k) > 1.04ERR(k-1) \\ R(k) & \text{其他} \end{cases}$$

式中, R 为学习速率; ERR 为误差。即调整速率的准则为:如果前一时刻的学习速率真正降低了误差,则

增加学习速率;若前一时刻的学习速率使得误差升高得较多(如 1.04 倍),则降低学习速率,误差在其他情况下学习速率不变^[4]。

3.3 网络初值的选择

网络初值的选择对网络收敛的影响很大,因而对训练时间的长短影响也就很大,许多文献已经注意到这个问题^[1,4,5]。如果初始值太大,使得加权后的输入和落在了 Sigmoid 激活函数的饱和区,反向传播时导致输入和的导数趋于零,从而使得权值修正值 $\Delta W=0$,网络的修正过程几乎停顿下来,一般初始权值是 $(-1,1)$ 之间的随机数,笔者推荐权值选择的量级在 \sqrt{S} ^[5],其中 S 为隐层神经元数, r 为输入数,这样选择的初始值使收敛大大加快,输出层的权值矩阵仍然用 $(-1,1)$ 之间的随机数。

3.4 隐层节点数的确定

虽然一些定理研究了 BP 网络拓扑结构的映射能力和容量能力,且并不存在一个普遍的最佳隐含层节点数。节点过少,BP 网络将不具有相应的映射能力和容量能力;节点过多,将导致网络结构的过于庞大;一般地,对于有 m 个输入节点的 BP 网络, $(2m+1)$ 个隐含节点将在网络容量和训练时间之间取得良好的折衷^[3]。

4 应用实例

根据影响黄土质边坡稳定性的各种自然因素,构造输入层,具体设计中以坡高 H ,坡比 S ,强度指数 C ,土体内摩擦角 φ ,土体容重 γ ,空隙水压力系数 γ_u 以及地震烈度 q 为输入结点,以边坡稳定性分析的安全系数为单一输出结点,隐层设为 15 个结点,采用 7-15-1 三层 BP 网络结构进行训练,网络收敛后固定 W 与阈值矩阵 B ,网络训练参数列入表 1。

训练过程中,先将各输入量、指导教师值进行归一化处理。在应用训练好的网络进行计算时,输入量同样做归一化处理,网络输出值则经过还原后得到实际所要求解的边坡稳定性分析中的安全系数。下面以黄土地区的边坡稳定性分析为例,进行网络的训练与检验。根据文献^[2]和文献^[4]提供的数据,以其中 11 组作为样本进行网络学习,其他 4 组作为测试。其中网络输入值与样本教师值已按上述方法做归一化处理。教师值与参考数值采用传统分析方法求得。

表 1 黄土质边坡稳定性分析神经网络训练参数表

Table 1 Training parameters of Neural Network in loess slope stability analysis

网络结构	样本总数	训练次数	初始学习速率	递增因子	递减因子	误差速率	目标误差
7-15-1	11	1 465	0.7	1.05	0.7	1.04	0.001

网络只学习了 1 465 次以后,学习误差就达到了 $9.993\ 255\times10^{-4}$,训练结果见表 2。

表 2 BP 网络学习样本

Table 2 Learning samples for BP Neural Network

样本 编号	网络输入值							样本 教师值	网络 输出值
	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7		
1	0.104 8	0.190 4	0.406 4	0.180	0.225 6	0.10	0.10	0.245 6	0.246 0
2	0.221 6	0.244 0	0.483 2	0.260	0.256 8	0.10	0.10	0.220 0	0.220 1
3	0.340 0	0.236 0	0.580 0	0.300	0.240 0	0.30	0.82	0.176 8	0.179 6
4	0.300 0	0.164 0	0.820 0	0.332	0.244 0	0.50	0.66	0.197 6	0.208 3
5	0.300 0	0.164 0	0.820 0	0.332	0.244 0	0.50	0.82	0.168 8	0.167 2
6	0.300 0	0.164 0	0.820 0	0.332	0.244 0	0.30	0.82	0.197 6	0.198 9
7	0.268 0	0.164 0	0.892 0	0.260	0.252 0	0.10	0.10	0.196 0	0.199 4
8	0.520 0	0.214 4	0.892 0	0.260	0.252 0	0.10	0.10	0.192 0	0.189 3
9	0.280 0	0.164 0	0.700 0	0.316	0.246 4	0.10	0.10	0.196 0	0.194 2
10	0.280 0	0.164 0	0.700 0	0.316	0.246 4	0.10	0.74	0.196 0	0.189 5
11	0.300 0	0.156 0	0.844 0	0.308	0.249 6	0.10	0.10	0.196 0	0.194 7

利用训练好的 BP 网络,预测 4 组黄土地区边坡的稳定性分析的安全系数,计算结果见表 3,其中参考数值为传统分析方法得到的安全系数。

表 3 BP 网络计算值与参考值比较

Table 3 Comparison between values from references and BP Neural Network

样本 编号	网络输入值							网络 输出值	网络 预测值	参考 数值	误差 (%)
	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	X_6	X_7				
1	0.158 4	0.340 0	0.215 2	0.340	0.256 8	0.50	0.10	0.226 2	1.578	1.49	5.58
2	0.300 0	0.156 0	0.771 2	0.316	0.254 4	0.10	0.10	0.197 0	1.213	1.21	0.25
3	0.300 0	0.156 0	0.844 0	0.308	0.249 6	0.10	0.74	0.193 8	1.172	1.11	5.29
4	0.178 0	0.420 0	0.176 8	0.340	0.256 8	0.50	0.18	0.229 8	1.623	1.57	3.27

5 结论

综上所述,本文采用改进后的 BP 网络进行黄土质边坡稳定性的分析,加快了网络收敛速度,优化了 BP 网络的训练性能;通过对实例黄土质边坡的稳定性用人工神经网络进行评价,并将评价的结果与传统的计算方法结果进行对比,最大误差小于 5.58%,证明该方法能满足一般精度,方法可行,能够满足一般工程实践中对黄土质边坡的稳定性进行快速准确判断的要求,从而避免了边坡稳定性传统分析方法繁琐的计算,具有一定的实用性。另外,随着将工程建设中的大量典型的黄土边坡工程稳定性的研究成果纳入训练的样本集,使得样本集更为充实与丰富,将会进一步提高该方法的精度与适应性。

参考文献

[1] 焦李成. 神经网络计算[M]. 西安:西安电子科技大学出版社, 1995.

[2] Hassoun M. Foundations of Artificial Neural Networks[D]. MIT Press, Cambridge, 1995.

[3] 金丕彦,芮勇. BP 算法各种改进算法的研究及应用[J]. 南京航空航天大学学报, 1994, 26(11): 201—205.

[4] 李功伯,谢建清. 滑坡稳定性分析与工程治理[M]. 西安:地震出版社, 1997.

[5] Drucker H, Cun Y C. Improving generalization using double backpropagation[M]. IEEE Trans. on Neural Network; 991-997.

[6] 张吉萍,陆虬. BP 网络在边坡稳定性分析中的应用[J]. 西南交通大学学报, 36(6): 8—11.

ESTIMATION OF LOESS SLOPE STABILITY WITH
IMPROVED BP NEURAL NETWORK

LI-Xi'an,PENG Jian-bing

(Geology Engineering and Geodesics Department, Chang'an University,Xi'an 710054,China)

Abstract: Several methods used in improving BP neural network are introduced in this paper. Based on the data collected gathered from projects in typical loess areas, the stability of typical loess slopes is assessed with consideration of various natural factors, such as slope height, grade, intensify index, friction angle, bulk density, pore water pressure and earthquake intensity. Comparing the assessment results with those gained by traditional calculation suggests that that this method of assessment is accurate and convenient, and worth being popularized.

Key words: BP neural network; loess slope; stability; estimation

作者简介：李喜安(1968—),男,工程师,长安大学地质工程与测绘工程学院博士研究生。

(上接第 50 页)

STUDY OF FRACTURE STRUCTURE FRAMEWORK AND
ENGINEERING ANTI—FRACTURING
IN DALIUSHU DAMSITE DISTRICT, HEISHANXIA GORGE

MA Run-yong,PENG Jian-bing,MEN Yu-ming,LI Xun-chang

(Chang'an University,Xi'an 710054,China)

Abstract: Qinghai—Tibet plateau is one of the areas of the most concentrated and strong seismic activity in the global continent, and Qilian active mountain chain on the northeast margin of Qinghai—Tibet block is one of the most strong active tectonic zone in Qinghai—Tibet block. Daliushu damsite district is situated in the secondary fault zone of the MBT(main boundary thrust) of North—Qilian Mountain front named as Xiangshan—Tianjinshan thrust nappe zone in Gulang—Zhongwei—Tongxin arc thrust—strike—slip active zone. In the thrust nappe zone, the size of the trunk fault F_{201} and its active intensity both mainly affect the stability of the dam being built. this paper also expounds fault F_{201} controlling on its secondary faults and $F_{7(8)}$, another major fault, by analyzing basic framework of the fracture in the district and activity of the secondary fault F_{39} and F_{40} is quantitatively simulated by finite element method.

Key words: Daliushu—damsite; active fault zone; engineering anti—fracturing; numerical simulation

作者简介：马润勇(1961—),男,高级工程师,博士生,地质工程专业。