

基于BP神经网络算法下的边坡安全预测

熊建宁

(重庆市水利电力建筑勘测设计研究院,重庆 401120)

摘要:边坡的实时变形一直是岩土工程中关心的问题,由于不同工程的条件不同,影响边坡位移的因素较多,进而使其变化趋势复杂.为了得到边坡位移与稳定性的关系,采用BP神经网络算法与强度折减法综合对土质边坡安全系数进行预测.结果显示:通过强度折减法计算出边坡位移,并获取较完善的BP神经网络样本数据,当迭代次数达到足够时,完全可以忽略预测结果与实际结果的误差;通过实际工程中的边坡监测数据,然后由建立的BP神经网络能够较为准确的输出边坡的强度折减系数,进而得到相应的安全系数.

关键词:BP神经网络;强度折减系数;安全系数

中图分类号:TU459

文献标识码:A

文章编号:1004-4701(2018)03-0176-04

0 引言

边坡中的土体材料参数(主要为粘聚力和内摩擦角)会受到水或者冻融循环作用的影响进而有一定的衰减^[1],然后会逐渐形成一定的滑动面,最后发展成为滑坡,所以对土坡的稳定性能有较为可靠的预测就极为重要。同时土体边坡稳定性主要取决于滑动面上的抗剪强度以及土坡的剪应力,但是对于其具体的实时分析却是十分困难,一方面是土坡剪应力的具体数值受影响的因素比较多,如:外荷载、边坡形状等;另一方面是对于Mohr-Coulomb理论的土坡抗剪强度主要取决于室内试验得到的材料参数的粘聚力以及内摩擦角,现场进行实时抗剪强度参数的确定更加困难或者是基本不可能。实际工程中,梅溪河流域渡口坝水电站厂房后边坡变形蠕滑部分因场地发生长时间强降雨使土体达到充分饱和,土体物理力学性质大幅降低导致边坡局部失稳形成滑坡,对其变形体的稳定性计算只能根据不同工况条件下,对变形体进行稳定性计算。综上可知,边坡稳定性的实时评判难度很大。

鉴于此,众多学者开始通过边坡的强度折减系数作为一定的边坡稳定性判别依据,进而确定边坡的稳定性^[2-5]。目前,大部分成果主要是针对确定边坡稳定性判别依据方面,较少有针对实测资料与边坡的稳定性相

互联系进行研究,更加没有确定较为准确的边坡位移及边坡的安全系数之间的关系^[6-8]。

神经网络在预测分析方法中应用较为常见,其特点为通过各个因素的权重调节,同时能够自发的组织、适应及学习,进而达到能够较为真实的预测出结果,还能够拥有较高的抗干扰能力以及容错能力,而且误差较小。但是针对于岩土方面的预测及应用较为缺乏,因此本文结合有限元强度折减法以及BP神经网络算法共同完成土质边坡的强度折减系数进行实时预测,进而确定出边坡的稳定性状况,最后对实际工程中的监测及防护提供一定的参考。

1 基于位移信息的强度折减法

1.1 BP神经网络算法

误差反向传播(Error Back Propagation, BP)神经网络,在神经网络计算中应用较为普遍,是最基本的算法之一。BP神经网络算法的主要思路为:在学习过程中,其信号的传播方向为两个方向,一个方向是正向传播,另一个方向为误差的反向传播,进而将数据的预测值更加可靠。同时在正向传播过程中,通过样本的输入,其信号将从输入层进入整个网络,然后通过隐含层自动处理过后,再由输出层输出,之后由其自身判别,当实际输出值与自身期望输出值相差较大或者根本不相符合,那

么将会由正向传播变成误差的反向传播阶段。传播过程变为将之前输出的误差由某种传播形式通过隐含层进而反向传播到输入层,同时将误差利用某种权重的分配给所有单元,然后收集所有单元的误差信号,进而将此信号作为各个单元的修正权重依据,这个过程进行不断的迭代与调整,即神经网络的学习训练过程。该过程最终的停止命令由设定的学习次数或者是整个网络输出误差决定。

1.2 强度折减法

强度折减法由 Zienkiewicz 提出,并一直得到广大学者的拥护。其主要的思想为通过数值计算中将边坡岩土体的材料参数粘聚力(c)以及内摩擦角的正切值($\tan\varphi$)进行一定的折减,最后再对该边坡进行计算,直到边坡计算的最后态为临界破坏时,确定此时的强度折减系数 K_i 的数值,最后将该数值作为边坡的稳定安全系数^[9]。

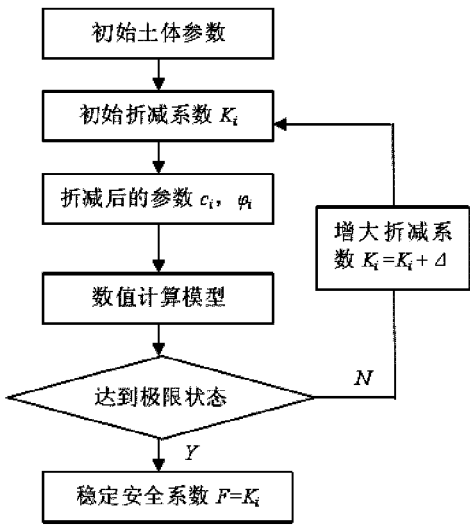


图 1 强度折减计算流程图

图 1 中, K_i 为强度折减系数; c_i 、 φ_i 分别为进行强度折减后的粘聚力和内摩擦角; Δ 是折减系数的增量。

通过较多学者的证实,神经网络算法的非线性映射能力十分强,如果能够建立较为完善的神经网络,完全可以将所有的非线性关系模拟出来^[10]。并且能在事先不设置数据之间的函数关系类型,通过神经网络算法来进行模拟与实际数据较为匹配的非线性映射函数关系。而对于实际的人工神经网络应用中,绝大部分采用的模型都是 BP 神经网络模型,较小部分采用的模型为其它模型。所以针对边坡安全系数的预测采用 BP 神经网络与强度折减法进行综合,建立出边坡位移以及强度折

减系数之间的神经网络模型,最后确定一个边坡位移与安全系数之间的关系(流程图详见图 2)。

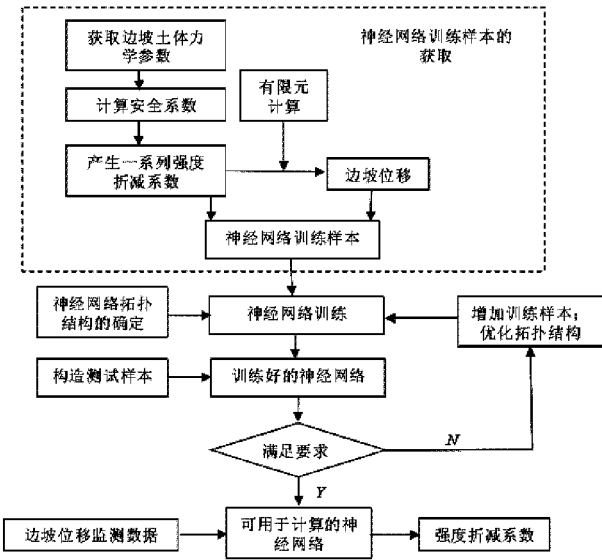


图 2 神经网络计算流程图

2 BP 神经网络

2.1 模型建立

建立边坡简化有限元模型,模型采用均质边坡,其中土体参数为重度($\gamma = 16.5 \text{ kN/m}^3$),粘聚力($c = 55.32 \text{ kPa}$),内摩擦角($\varphi = 9.98^\circ$),弹性模量($E = 33.77 \text{ MPa}$)和泊松比($\mu = 0.33$),其中边界条件是约束模型底部在竖直向和水平向的位移,约束模型左、右两边界水平向位移,上部为自由边界。通过强度折减法对此边坡进行计算,结果显示边坡的安全系数为 2.01。

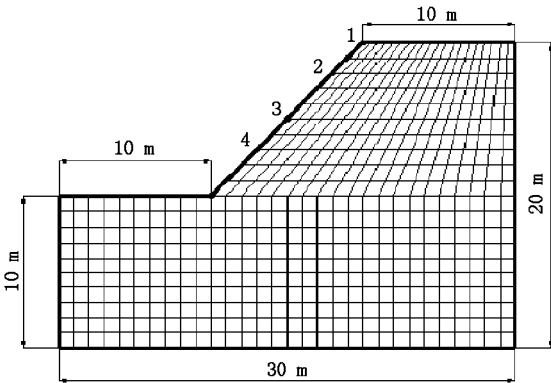


图 3 简化模型

图 3 中,模型位移监测点分别为 1[#]、2[#]、3[#]、4[#]测点,

并通过强度折减法对该边坡进行折减,其中折减系数分别为 1.00、1.20、1.40、1.60、1.80 及 2.00,总共 6 个折减系数。通过计算,得出模型中 1[#]~4[#]监测点在不同折减系数下的水平位移值,如表 1。

表 1 不同强度折减系数下各点水平位移

强度折减系数	各点水平位移/mm			
	1 [#]	2 [#]	3 [#]	4 [#]
1.00	-1.51	0.06	2.49	3.88
1.20	-1.46	0.11	2.57	3.89
1.40	-1.29	0.36	2.89	4.05
1.60	-0.94	0.90	3.93	5.16
1.80	-0.14	1.94	6.04	7.57
2.00	12.08	16.47	25.02	30.54

2.2 神经网络训练样本建立

根据计算结果数据,为了消除过大的离散性,对样本应该采取一定的处理—标准化处理,让样本数据的取值范围缩小为 $[-1, 1]$,具体的标准化公式(其中强度折减系数同样服从该标准化公式)如下:

$$X'_i = \frac{2(X_i - X_{\min})}{X_{\max} - X_{\min}} - 1$$

式中, X'_i 表示样本数据中第*i*个数据标准化后的数据, X_i 表示样本数据中第*i*个数据标准化前的数据; $X_{\max}$ 和 $X_{\min}$ 分别表示样本总数据中的最大数值和最小数值。

表 2 标准化处理后的样本数据

样本数据 (输出)	样本数据(输入)			
	1 [#]	2 [#]	3 [#]	4 [#]
-1.00	-1.00	-0.90	-0.75	-0.66
-0.60	-1.00	-0.90	-0.75	-0.66
-0.20	-0.99	-0.88	-0.73	-0.65
0.20	-0.96	-0.85	-0.66	-0.58
0.60	-0.91	-0.78	-0.53	-0.43
1.00	-0.15	0.12	0.66	1.00

根据相关文献结果及本次模型样本数据综合可选取的神经网络拓扑结构为 4-5-1,其中 4 表示输入节点个数;5 表示隐含节点个数;1 表示输出节点个数。整个神经网络拓扑结构中将采用双曲正切函数作为隐含层传输函数,线性函数为输出层传输函数,整体的算法是 Levenberg-Marquardt 算法,具体的计算流程如图 2 所示。其中迭代次数在 800 次左右时,神经网络的拟合

误差已经达到可以忽略的程度。

3 实 例

选取重庆地区某边坡监测数据并结合神经网络进行分析。该监测工程边坡为较均质土坡,监测数据与有限元模型中监测点基本保持一致,整个监测过程包括:边坡的稳定—变形—破坏,能够收集边坡从稳定到破坏的整个过程的数据,通过监测数据,可以得到边坡破坏时的临界位移,进而通过神经网络的拟合输出,检测边坡的稳定性系数是否处于临界状态。

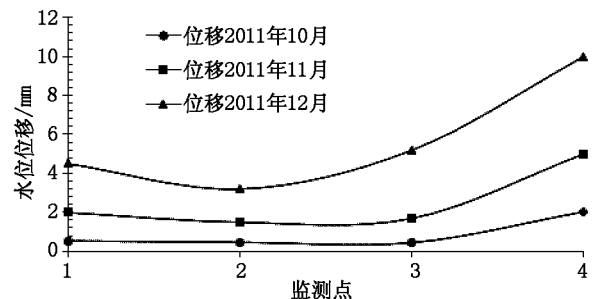


图 4 监测点位移图

通过监测数据统计值,并对其进行相应的标准化处理,最后分别将 1[#]、2[#]、3[#]和 4[#]监测点在 2011 年 10 月、11 月及 12 月(破坏临界位移)相对应的数值代入到已经建立好的神经网络中,最后由神经网络输出折减系数 1.23、1.85 和 2.36,再通过强度折减法公式计算出边坡此时的安全系数分别为 2.08、1.50 和 1.02。当边坡在 2011 年 12 月时处于临界状态,即可以视为稳定性系数为 1,根据神经网络输出结果显示,两者误差仅为 2%;并且边坡在监测期间,稳定性呈现出逐渐减小的趋势。可见本文的神经网络如果有完整的神经网络,并将边坡位移实时监测数据作为输入端,基本能够预测出实际边坡土体的折减系数,进而对边坡稳定性状况进行实时预测。

4 结 论

(1)通过强度折减法对有限元模型的建立,进而获取较完善的 BP 神经网络样本数据,当迭代次数达到足够时,完全可以忽略预测结果与实际结果的误差;

(2)通过实际边坡工程位移监测结果为输入端,由 BP 神经网络预测结果显示:能够较为准确预测出(指定

地形、地质条件)边坡在相应位移下的安全系数。

参考文献:

- [1] 程永春,葛琪,何锋. 季冻区土质边坡滑动界面临界深度的试验研究[J]. 岩土力学,2010,31(4):1042~1046.
- [2] 宋二祥. 土工结构安全系数的有限元计算[J]. 岩土工程学报,1997,19(2):1~7.
- [3] 迟世春,关立军. 基于强度折减的拉格朗日差分方法分析土坡稳定性[J]. 岩土工程学报,2004,26(1):42~46.
- [4] 刘金龙,栾茂田,赵少飞,等. 关于强度折减有限元方法中边坡失稳判据的讨论[J]. 岩土力学,2005,26(8):1345~1348.
- [5] 林杭,曹平,宫凤强. 位移突变判据中监测点的位置和位移方式分析[J]. 岩土工程学报,2007,29(9):1433~1438.
- [6] W. B. Wei, Y. M. Cheng L. Li. Three - dimensional slope failure analysis by the strength reduction and limit equilibrium methods[J]. Computers and Geotechnics,2009,36:70~80.
- [7] Mao - song Huang, Cang - Qin Jia, Strength reduction FEM in stability analysis of soil slopes subjected to transient unsaturated seepage[J]. Computers and Geotechnics,2009,36:93~101.
- [8] Wen - xi Fu, Yi Liao. Non - linear shear strength reduction technique in slope stability calculation[J]. Computers and Geotechnics,2010,37:288~298.
- [9] Qianjun Xu, Honglei Yin, Xianfeng Cao, Zhongkui Li. A temperature - driven strength reduction method for slope stability analysis[J]. Mechanics Research Communications,2009,36:224~231.
- [10] FredricM. Ham, Ivica Kostanic. Principles of Neurocomputing for Science & Engineering[M]. 北京:机械工业出版社,2003.

编辑:张绍付

Safety prediction of slope based on BP Neural Network Algorithm

XIONG Jianning

(Chongqing Surveying and Design Research Institute of Water Resources,
Electric Power and Architecture, Chongqing, 401120, China)

Abstract: Soil slopes under different stability, the displacement will be different, while the impact of slope displacement factors are more, and then make its changing trend is complex. In order to obtain the relationship between slope displacement and stability, BP neural network algorithm and strength reduction method are used to predict the safety factor of soil slope. The results show that the slope displacement is calculated by the strength reduction method and the BP neural network sample data is obtained. When the number of iterations is enough, the error between the prediction result and the actual result can be neglected. Through the slope monitoring in the actual project Data, and then by the establishment of the BP neural network can be more accurate output slope strength reduction factor, and then get the corresponding safety factor.

Key words: BP neural network; Strength reduction factor; Safety factor

翻译:熊建宁