

基于人工神经网络的边坡抗震抗滑 稳定性评判方法

刘勇健

(广东工业大学, 广东 广州 510500)

摘要: 从人工神经网络的基本原理出发, 建立了边坡抗震抗滑稳定性评判的人工神经网络模型. 选择四川和云南地区的 70 个边坡实例作为学习样本, 对 BP 算法进行了学习和检验. 实例计算表明, BP 网络性能良好, 所建立的模型预测精度高, 具有一定的工程实用价值. 神经网络法是一种有效可行的新方法.

关键词: 人工神经网络; BP 模型网络; 评判方法; 边坡稳定性

中图分类号: P315.9 文献标识码: A 文章编号: 1000-0844(2001)01-0041-05

0 引言

边坡抗震抗滑稳定性评价是工程建设的重要内容, 评价结果的正确与否直接关系到工程建设的成败. 目前用于边坡抗震稳定性分析的方法有 2 类, 即拟静力法和地震反应分析法. 对于在地震作用下土的抗剪强度降低较大的边坡, 用拟静力法评价的结果的可靠性较差; 地震反应分析法在理论上较严谨, 但方法比较复杂, 且对技术人员的素质要求较高, 推广起来有一定的难度. 本文提出一种边坡抗震抗滑稳定性评判新方法——神经网络法. 人工神经网络(简称 ANN)是人工智能领域较为活跃的一个重要分支. 它试图模拟人脑的一些基本特性, 如自组织、自适应、容错性等, 尤其在处理信息十分复杂、背景知识不清楚、推理规则不明确等非线性问题上, 具有其独特的优越性.

1 BP 模型网络学习算法

本文采用误差逆传播(简称 BP)神经网络模型^[1], 其结构一般由 3 部分组成, 即输入层(由 N 个神经元组成)、隐含层(由 p 个神经元组成)和输出层(由 q 个神经元组成). 本文将代价函数 E 定义为输出层单元的平方误差, 设有 L 个学习样本, 则神经元组成如图 1 所示.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^q (C_j^i - O_j^i)^2 \quad (1)$$

式中: C_j^i 和 O_j^i 分别表示样本 i 的期望输出与实际输出.

BP 网络的学习过程由向前计算过程和误差逆传播过程组成. 学习步骤如下:

(1) 网络初始化: 输入学习率 α 和 β , 给定学习误差 ϵ , 给权重矩阵 U 、 V 赋初值.

(2) 给定样本的输入值与期望输出值. 对每个模式的 $(A_m, C_m)(m = 1, 2, \dots, L)$ 进行以下操作:

计算网络节点的值

隐含层:

$$b_i = f\left(\sum_{h=1}^N u_{hi}a_h\right)$$

输出层:

$$C_j = f\left(\sum_{i=1}^P v_{ji}b_i\right)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, p; j = 1, 2, \dots, q; f$ 为 S 型函数, $f(x) = (1 + e^{-x})^{-1}$.

计算输出层和隐含层的误差:

输出层:

$$\frac{\partial E^l}{\partial v_{kj}} = ab_i \frac{\partial E^l}{\partial C_j} f'(\text{net}C_j) \tag{4}$$

隐含层:

$$\frac{\partial E^l}{\partial u_{ik}} = \beta a_h f'(\text{net}b_i) \sum_{j=1}^q d_j v_{ji} \tag{5}$$

调整各边权值:

输出层:

$$v_{kj} = v_{kj} - \frac{\partial E^l}{\partial v_{kj}} \tag{6}$$

隐含层:

$$u_{ik} = u_{ik} - \frac{\partial E^l}{\partial u_{ik}} \tag{7}$$

式中: $i = 1, 2, \dots, n; k = 1, 2, \dots, p; j = 1, 2, \dots, q$.

(3) 本文通过自适应调整学习率 α 和 β , 以改进 BP 算法, 加快收敛速度. 重复迭代计算直到代价函数 E 小于 ϵ 为止, 网络学习结束.

2 边坡抗震抗滑稳定性评判的 ANN 模型

2.1 影响边坡稳定性因素

边坡稳定性受众多因素的制约, 归纳起来主要有以下几方面:

(1) 斜坡及其外形: 斜坡的存在或斜坡前缘临空是滑坡产生的先决条件, 而斜坡的外形直接影响滑坡的形成.

(2) 边坡岩土体的性质: 岩土体结构以及组成边坡岩土的工程特性是影响边坡稳定性的内在因素, 边坡的失稳总是与结构面及结构体有关, 滑坡的形成和发展受到岩体结构的控制.

(3) 地震作用: 地震首先破坏边坡岩土体的结构, 使可液化地层液化, 岩土体的抗剪强度降低. 同时地震加大了边坡岩土体的下滑力, 促使边坡失稳.

(4) 水的作用: 水是引起边坡失稳的一种积极因素. 各种水渗入边坡, 一方面增加了岩土的密度, 加大下滑力. 另一方面软化岩土, 使得其抗剪强度降低.

(5) 人为因素: 如坡脚开挖、坡顶加载、人为破坏边坡表层植被等都对边坡的稳定构成影响.

2.2 确定网络结构

综上所述, 边坡抗震抗滑稳定性分析是不确定性问题^[3], 不仅具有随机性, 而且具有模糊

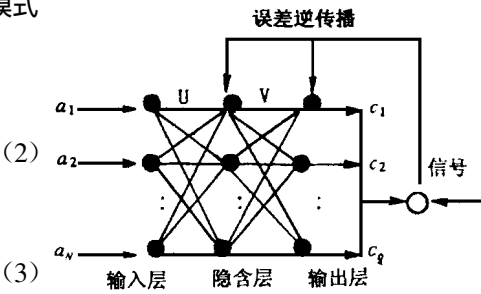


图 1 BP 网络的拓扑结构图
Fig. 1 Topology structure of the back-propagation network.

性,是众多因素综合作用的结果.从各种影响因素中选取震级(M)、震中距(L)、坡高(H)、坡角(θ)、岩石重度(γ)、内聚力(C)、内摩擦角(φ)、岩体结构类型(T)、结构面(S)、水文地质条件(W)共 10 个具有代表性的指标作为 ANN 网络的输入.选用边坡抗震抗滑稳定性作为网络的输出.判别结果采用二进制表示(即输出层为 2 个神经元),见表 1.隐含层节点数取 21 个.由于输入节点较多,要想使网络较准确掌握输入因素到输出因素的非线性关系,则必须有足够多的学习样本.

为了不使输入节点的绝对值影响网络的学习性能,对区间变量进行归一化处理.而对于定性变量,参照专家经验知识^[3,4],首先将其实际意义转换成整数区间上的分布数字,见表 2,在此基础上再进行归一化处理.

2.3 网络的训练和检验

边坡失稳形式主要有崩塌、滑坡、滚石等.中国岩土边坡地震失稳主要发生在多震的西部地区^[5],其中以四川和云南二省最突出.

表 1 评判结果的二进制表示

稳定性等级	二进制表示	代号
稳定	(0, 0)	I
较稳定	(0, 1)	II
不稳定	(1, 0)	III
极不稳定	(1, 1)	IV

表 2 定性变量赋值表

变量	取值	变量	取值	变量	取值
整体块状结构	1	无	2	干燥	1
层状结构	3	含低缓结构面	4	潮湿	2
碎裂结构	5	含反倾结构面	6		
散体结构	7	含高陡结构面	8		

本文根据文献[4]和现场采集到的资料,整理出 70 个边坡实例作为神经网络的学习样本,采用 BP 算法进行学习和检验.

如图 2 所示,在样本训练过程中,代价函数的梯度下降由快到慢,通过对比可对学习率 α 和 β 作适当调整,以便加快收敛速度.当网络迭代运算至 1 800 次时,代价函数 E 小于 ϵ ,跳出循环,训练结束.

70 个学习样本的实际输出与期望输出(边坡稳定性)完全吻合的情况表明,模型的拟合精度较高,见表 3(只列出部分学习样本).一般来说,模型的拟合精度高,并不能代表其预测精度同样也高.对预测结果的可靠性用非学习样本进行检验.选 10 个边坡的资料输入网络,网络计算输出结果与用极限平衡法的判别结果对比如表 4 所示.由表 4 可见,2 种方法的判别结果基本一致.实际计算与检验结果表明,BP 模型网络算法不仅拟合效果好,预测性能也好,泛化能力较强.

通过学习样本的训练,BP 网络实现了从输入的 N 维欧氏空间到输出的 q 维欧氏空间的映射,因此可用于非线性分类、预测等问题.并且作为一个函数计算器,能以任意精度逼近任何非线性函数^[1,9].

2.4 边坡抗震抗滑稳定性评判

用训练完毕已掌握了“知识信息”(即已建立起输入到输出非线性关系)的网络进行预测时,只需将待测边坡的影响参数输入网络,即可得到评判结果,见表 4.

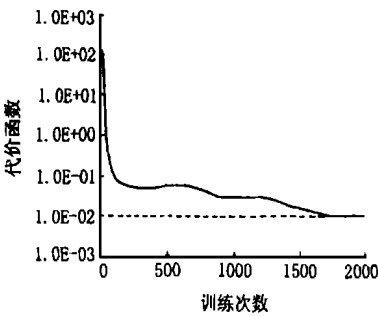


图 2 代价函数与训练次数的关系曲线
Fig. 2 Curve of relation between paying function and training numbers.

表 3 部分学习样本的输入与输出

样本号	震级 (M_S)	震中距 L/m	坡高 H/m	坡角 $\theta/(^{\circ})$	岩石重 度 $\gamma/$ [$\text{kN} \cdot \text{m}^{-3}$]	内聚 力 C/kPa	内摩擦 角 $\varphi/(^{\circ})$	结构 类型 T	结构 面 S	水文 地质 条件 W	期望 输出 代号	实际 输出 代号
1	5.8	102	80	45	22.3	10.0	40.0	5	4	2	III	III
2	4.2	310	23	30	22.0	0.0	41.0	3	2	1	I	I
3	5.3	63	320	42	25.5	34.1	37.6	3	6	2	IV	IV
4	6.5	300	22	33	27.3	31.5	29.4	1	2	1	II	II
5	4.4	80	50	40	23.8	46.3	35.2	5	4	2	II	II
6	5.4	120	298	41	27.2	10.1	39.5	3	6	2	II	II
7	5.7	380	34	50	25.1	16.8	38.9	3	2	1	I	I
8	7.6	150	87	55	26.0	46.3	35.6	5	6	2	IV	IV
9	6.2	110	58	45	20.0	20.0	36.0	1	8	2	III	III
10	4.1	150	33	42	25.0	46.8	35.7	3	2	2	II	II
11	7.3	230	432	45	26.7	40.7	35.1	3	6	2	III	III
12	7.8	300	271	55	22.4	30.2	32.5	7	6	2	IV	IV
13	6.2	400	290	30	25.7	63.0	45.3	3	4	1	II	II
14	3.7	60	30	30	26.9	85.1	39.8	5	2	1	I	I
15	5.5	400	130	35	23.6	76.6	43.2	3	4	2	II	II

表 4 边坡的抗震抗滑稳定性评判

样本号	震级 (M_S)	震中距 L/m	坡高 H/m	坡角 $\theta/(^{\circ})$	岩石重 度 $\gamma/$ [$\text{kN} \cdot \text{m}^{-3}$]	内聚 力 C/kPa	内摩擦 角 $\varphi/(^{\circ})$	结构 类型 T	结构 面 S	水文 地质 条件 W	网络 判别 结果	极限平 衡法评 判结果
1	5.5	76	220	41	23.5	28.4	31.6	7	4	2	III	III
2	6.8	360	38	30	26.3	30.5	29.4	1	2	1	II	II
3	4.6	88	47	38	22.8	49.2	33.5	5	4	2	II	II
4	5.9	120	208	43	27.6	99.1	39.3	3	4	2	I	I
5	6.7	180	135	56	25.2	26.3	39.1	5	6	1	III	III
6	7.8	250	98	45	27.0	43.3	37.5	5	6	2	IV	IV
7	4.1	100	43	40	22.5	35.0	35.0	5	2	1	II	II
8	4.9	340	29	42	26.3	50.6	40.2	3	4	1	I	I
9	6.2	160	77	45	25.7	30.0	21.0	5	8	2	III	III
10	5.8	210	136	55	26.3	10.5	33.7	7	8	2	III	III

3 结语

本文将 ANN 方法引入边坡的抗震抗滑稳定性评判问题之中, 利用实测资料, 对高度复杂和高度非线性的土工结构进行直接建模. 实例检验表明, BP 网络性能良好, 能很好地掌握地质体各种信息间复杂的非线性关系, 并且随着学习样本的不断补充, 网络的预测精度和泛化能力将进一步提高. 这一方法可用于边坡地震失稳的灾害预报和山区地震区划, 对于山区开发、土地的合理规划和利用及边坡整治等工作也具有一定的意义.

[参考文献]

- [1] 靳蕃, 范俊波, 谭永东. 神经网络与神经计算机原理及应用[M] . 成都: 西南交通大学出版社, 1991.
- [2] 陈新民, 罗国煜. 基于经验的边坡稳定性灰色系统分析与评价[J] . 岩土工程学报, 1999, 21(5): 638—641.
- [3] 辛鸿博, 王余庆. 岩土边坡地震崩滑及其初判准则[J] . 岩土工程学报, 1999, 21(5): 591—594.
- [4] 刘勇健. 人工神经网络原理在砂土液化评判中的应用[J] . 勘察科学技术, 1999, (1): 1—4.
- [5] 国家地震局. 中国地震年鉴(1949~1992)[M] . 北京: 地震出版社, 1994.
- [6] Caillon J, Angoniot B, Markade E. Constrained back-propagation-neural network supplement[J] . INNS (Abstracts), 1988, 3(1): 539—544.

**A METHOD FOR EVALUATION OF SLOPE STABILITY ON
THE BASIS OF NEURAL NETWORK**

LIU Yong-jian

(*Guangdong Industrial University, Guangzhou 510500, China*)

Abstract: Model of artificial neural network (ANN) for evaluation of slope stability is established based on the basic principle of artificial neural network. The BP model adopted in this paper is studied and tested by choosing real examples of 70 slopes in Sichuan and Yunnan areas as studying samples. It is proved that the error back-propagation (BP) algorithm is advanced and the prediction model is accurate and useful in practice, for it is a new effective method.

Key words: Artificial neural network; Error back-propagation; Evaluation method; Slope stability