文章编号：1000－7598－(2008) 08－2236－05

基于 SOFM 神经网络的边坡稳定性评价

薛新华[1]，张我华[1]，刘红军[2]

（1. 浙江大学 软弱土与环境土工教育部重点实验室，杭州 310027；2. 中国海洋大学 环境科学与工程学院，青岛 266003）

摘 要：针对边坡工程稳定性分析中参数的不确定性，在分析自组织特征映射神经网络（SOFM）基本学习算法的基础上，从提高算法收敛速度和性能出发，将自组织特征映射神经网络基本学习算法加以改进，据此建立了评价边坡稳定状态的 SOFM 神经网络模型。然后用收集到的边坡稳定工程实例作为样本，对该模型进行训练和检验，并与 BP 神经网络判别结果对比。结果表明，SOFM 神经网络性能良好、预测精度高，是边坡稳定性评价的一种有效方法。

关 键 词：自组织特征映射；神经网络；边坡稳定；评价

中图分类号：TU 413.6 **文献标识码**：A

Evaluation of slope stability based on SOFM neural network

XUE Xin-hua[1], ZHANG Wo-hua[1], LIU Hong-jun[2]

(1. Key Laboratory of Soft Soils and Geoenvironmental Engineering, Ministry of Education, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China;
2. Department of Geoenvironmental Engineering, Ocean University of China, Qingdao 266003, China)

Abstract: Considering uncertainty of parameter in slope stability analysis, an improved algorithm for self-organizing feature map(SOFM) neural network is presented to increase the convergence speed and capability, and a SOFM neural network model for evaluating the status of the slope stability is established based on the improved algorithm. Then, the SOFM neural network model is trained and checked with the collected slope analyzing examples, and compared with results obtained by the BP neural network. The results show that the SOFM neural network presents excellent network performance, high prediction accuracy; and it is an effective way to evaluate the stability of slopes.

Key words: self-organization feature map; neural network; slope stability; evaluation

1 引 言

边坡稳定性评价是一项较为复杂的综合性工作[1]，目前边坡稳定性分析广泛使用的方法可分为极限平衡方法和数值分析方法两大类。这些方法理论完善，推导严谨，在实践中有一定的实用性及可靠性[2]。由于边坡系统是一个开放的复杂系统，其稳定性受地质因素和工程因素等的综合影响，这些因素有的是确定性的，但大部分具有随机性、模糊性、可变性等不确定性特点，它们对不同类型边坡岩体稳定性的影响权重是变化的，这些因子之间具有复杂的非线性关系，因此要求边坡岩体稳定性分析方法应当能同时处理确定性和不确定性信息的动态非线性的能力，在大量已有的边坡工程实例基础上，客观地识别出边坡的稳定状态[3]。

神经网络方法从模拟人脑的形象思维入手，具有非线性、并行性、鲁棒性和强泛化性等特点，对于处理具有强噪声、模糊性、非线性的地质体信息，具有广阔的应用前景[4]。目前应用比较广泛的主要是 BP 神经网络，但大部分模型只进行了边坡稳定与否的识别，没有进行边坡稳定等级的划分。为了改善和提高边坡稳定评价的智能性，本文在自组织特征映射神经网络基本算法的基础上，从提高算法的收敛速度和性能出发，将算法加以改进，据此建立边坡稳定等级评价的 SOFM 神经网络模型，以期在边坡稳定评价的问题上开拓一条新思路。

收稿日期：2006-12-08
作者简介：薛新华，男，1977 年生，博士研究生，从事岩土工程的应用研究。E-mail: ouqdxxh@163.com

© 1994-2008 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

2　SOFM 神经网络及基本算法

芬兰学者 T. Kohonen 提出了一种聚类功能很强的自组织特征映射（self-organizing feature map）人工神经网络，简称 SOFM 神经网络[5, 6]。它模拟大脑神经系统自组织特征映射功能，是一种竞争式的学习网络，在训练中能无监督地进行自组织学习，其结构如图 1 所示。

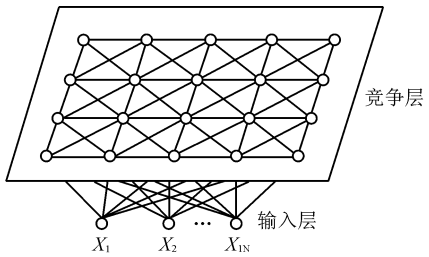


图 1　SOFM 神经网络结构示意图

Fig.1　The structure of SOFM neural network

按照 Kohonen 提出的算法，SOFM 神经网络的学习过程为

步骤 1：给初始向量 $\boldsymbol{W}_i(i=1, 2, \cdots, p)$ 赋予小的随机数，同时确定输出节点的初始相邻阈值，其中 $\boldsymbol{W}_i$ 为第 i 个输出层与输入层的连接权向量。

步骤 2：对每个输入向量 $\boldsymbol{X}=(x_1, x_2, \cdots, x_m)$ 进行操作，即①求 $W_i(i=1, 2, \cdots, p)$ 中与 X 有最小距离的 W_c

$$\|X-W_c\|=\min_{i=1}^{p}\{\|X-\boldsymbol{W}_i\|\} \qquad (1)$$

式中：单元 c 为制胜单元，则以半径 N_c 确定的领域就形成一个 Bubble 型反馈区，如图 2 所示。

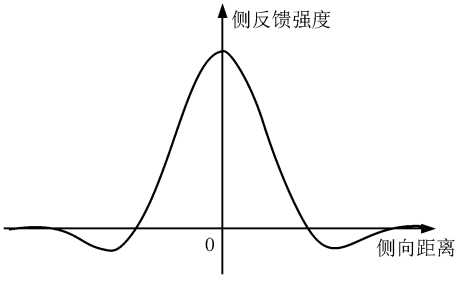


图 2　Bubble 型反馈图

Fig.2　The feedback map of Bubble

②调整权值

$$\left.\begin{aligned}&\boldsymbol{W}_i(t+1)=\boldsymbol{W}_i(t)+\alpha(X-\boldsymbol{W}_i(t)),\ i\in N_c\\&\boldsymbol{W}_i(t+1)=\boldsymbol{W}_i(t),\ i\notin N_c\end{aligned}\right\} \qquad (2)$$

式中：α 为学习率，且 $0<\alpha<1$，它与邻域半径 N_c 都随时间 t 的增加而减小，直至 N_c 中仅含有制胜单元 c。

步骤 3：重复执行步骤 2，直到满足限制条件。

以上是 Kohonen 算法的一般实现过程，它在处理实际问题中还存在一些缺陷，如网络在学习时收敛速度较慢、不同的初始条件和样本输入顺序对网络的学习过程和结果影响比较敏感等。

3　SOFM 算法的改进

SOFM 学习算法的效率往往取决于学习率、邻域半径大小的选择以及连接权值的初始值等，选择不当则不能达到快速学习的目的，甚至导致学习的失败。本文从改进学习率、邻域半径大小等方面来提高 SOFM 神经网络算法的性能。

改进点 1：考虑到 SOFM 基本算法在学习样本较少时，竞争层聚类中心对应的输入样本次序直接决定了连接权值训练的快慢，导致学习效率依赖于样本的输入次序，因此修正为随机选择样本输入次序。

改进点 2：对邻域函数进行正确估计的目标是使 SOFM 实现拓扑特性的映射，即 SOFM 阵列中各个神经元的几何距离越小，则相应的权向量的欧氏距离也越小，反之亦然。合理选择邻域函数对网络权值训练有直接影响，一般而言高斯拓扑邻域比矩形或圆形拓扑邻域更合适，选择高斯拓扑邻域作为邻域函数使 SOFM 算法的收敛速度比矩形或圆形邻域更快，本文采用高斯函数作为邻域函数，形式如下：

$$N_{ic}(t)=\exp\left(-\frac{|r_i-r_c|^2}{2\sigma^2(t)}\right) \qquad (3)$$

式中：$|r_i-r_c|$ 为竞争层神经元 i 和 c 的距离，在二维网格中有

$$|r_i-r_c|=\sqrt{(i_x-c_x)^2+(i_y-c_y)^2} \qquad (4)$$

式中：i_x、i_y 为神经元 i 在二维网格上的坐标；c_x、c_y 为神经元 c 在二维网格上的坐标；$\sigma(t)$ 为邻域半径，采用指数衰减函数：

$$\sigma(t)=\sigma_0\exp(-t/T_1) \qquad (5)$$

式中：σ_0 为邻域半径的初始值；T_1 为总的学习次数。

改进点 3：SOFM 网络连接权值的初始值对网络学习的正确性有很大影响，某些初始状态可能会

© 1994-2008 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

导致网络的效率急速下降，但目前尚无确定连接权值的理论方法，应当根据实际应用，并结合专家知识选择初始连接权值。

改进点 4：对 SOFM 网络而言，网络的学习分为粗调整和细调整两个阶段：粗调整阶段是大致确定输入模式在竞争层的映射位置，学习率应递减较快，可采用幂函数形式，邻域从较大值递减为较小值；在精细调整阶段，网络学习集中对较小范围内的神经元的连接权值进行调整，其学习率递减缓慢，可采用线性函数形式。网络的竞争层神经元的个数根据 Melssen's1994 年建议的 $2M_n < M_e \times P$ 确定（M_n 为竞争层神经元数目；M_e 为期望的隐含于输入数据中的分类数；P 为样本的个数）。

4 边坡稳定性的评价

4.1 岩质边坡的破坏类型

大自然中的岩质边坡，与其稳定性有关的因素有地形、岩体及影响因素三大类，其中地形是稳定性的外部表现，岩体是稳定性的核心，它是岩体和地质构造及外力地质作用的综合反映，而影响因素则是通过地形和岩体来影响边坡稳定的外部作用[7]，其破坏类型主要有 4 种，即平面破坏、楔形破坏、圆弧破坏及倾倒破坏[8]，见表 1。

表 1 岩质边坡破坏类型

Table 1 Failure types of rock slope

破坏类型	示意图	特征	
平面		一个滑动平面和一个滑动块体	主要结构面的走向、倾向与坡面基本一致，结构面的倾角小于坡角且大于其内摩擦角。
		一个滑动平面和一条张裂缝	
		若干滑动平面和横节理	
		一个主要滑动平面和主动、被动两个滑动块体	
楔型		两组结构面的交线倾向坡面，交线的倾角小于坡角且大于其内摩擦角。	
圆弧		节理很发育的破碎岩体发生旋转破坏。	
倾倒		岩体被陡峭结构面分割成一系列岩柱，当为软岩时，岩柱产生向坡面弯角；当为硬岩时，岩柱可再被正交节理切割岩块，向坡面倾倒。	

4.2 评价指标和分类方案的选取

根据已有研究资料[4]，选取三大类因素作为影响边坡稳定性的主控变量，即（1）地形因素：坡高、坡角、坡型。（2）岩体因素：岩层视倾角、回弹值、结构特征、软层或结构面发育特征、风化程度、地下水情况。（3）外在影响因素：植被覆盖率、坡角开挖值。

为更好地优化网络的学习性能，对定量值进行归一化，即采用实测值除以最大值的办法进行。以上的这些变量很好地考虑了影响边坡稳定的各种因素，如岩石强度可由回弹值间接反映，而视倾角和结构面发育情况及结构特征则综合反映了岩体的结构控制效应等，变量定义值见表 2。

表 2 变量定义值

Table 2 Definition of variables

变量名称		定义值	变量名称		定义值
坡型	凹面坡	00	结构面特征	无	00
	平面坡	01		有，反倾	01
	台阶坡	10		有，高角度	10
	凸面坡	11		有，倾向线路	11
结构特征	整体结构	000	风化程度	未风化	00
	块状结构	001		风化轻微	01
	层状结构	010		风化较重	10
	薄层结构	011		风化严重	11
	镶嵌结构	100	地下水	干燥	00
	层碎结构	101		潮湿	01
	碎裂结构	110		湿润	10
				渗水	11

在确定评价方案时，将边坡稳定度分为三大类：I 类为稳定、II 类为较稳定和 III 类为不稳定。

4.3 模型的建立和评价

将上述评价指标作为 SOFM 神经网络的输入因子，以分类方案为基准，将边坡稳定分为 3 级，即网络竞争层的神经元定义为 3×1，网络初始学习率为 0.9，最大迭代次数为 400，初始权重值赋予相同的值为 0.5，这样可以减少输入模式在最初阶段对连接权值的挑选余地，尽快校正连接权值与输入模式之间的偏差。根据文献[4]中提供的部分边坡稳定的数据，选择 23 组数据作为训练样本，6 组数据作为检验样本，见表 3 和表 4，应用 MATLAB6.5 中的神经网络工具箱提供的函数进行编程计算，经过 300 次迭代，误差达到规定值。

表 3 为训样情况。由表可知，在 23 个聚类样本中只有样本 5 和 12 与实测值不相符，模型准确率达到 91 %，判别结果令人满意，从而验证了 SOFM 神经网络应用于边坡稳定评价的可行性，同时得出了输出神经元与边坡等级的一一对应关系，从而建立了 SOFM 神经网络的边坡稳定评价模型。

在输入新样本对其判别时，网络通过“回想”确定输出层的获胜单元，该单元的状态即为待判别样本的稳定等级。为了验证 SOFM 网络边坡稳定评价模型的智能化和泛化能力，用文献[4]中其余 6 个样本进行检验，作为对比，同时列出了改进 BP

© 1994-2008 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

神经网络的预测结果，见表 4。由表 4 可以看出，用 SOFM 网络预测边坡稳定性与实测值完全一致，对判率达到 100 %，而用改进的 BP 网络预测，判对率仅为 67 %，进一步说明 SOFM 网络的性能良好，泛化能力强。随着学习样本的增多，其预测精度和泛化能力会进一步提高。

表 3　训练样本

Table 3　Studied samples used for training

编号	坡高 /m	坡角 /（°）	视倾角 /（°）	回弹值	植被率 /（%）	坡角开挖 /（°）	定义值					稳定度	
							风化	地下水	坡型	结构类型	结构面情况	实测值	网络值
1	20	52	25	31	90	22	10	10	01	100	10	III	III
2	36	50	20	22	30	12	11	10	11	101	10	III	III
3	45	50	30	32	40	15	10	01	01	101	11	III	III
4	29	58	32	16	20	18	10	00	11	001	10	II	II
5	10	88	60	65	40	34	00	01	10	101	01	II	I
6	10	70	43	28	0	35	01	00	000	010	01	I	I
7	6	40	47	55	30	40	00	00	001	011	00	I	I
8	12	50	22	22	40	25	10	10	10	111	01	III	III
9	50	51	10	14	20	16	10	00	00	110	01	III	III
10	11	50	23	10	0	20	10	00	11	110	00	II	II
11	42	46	0	28	70	8	10	00	11	110	00	II	II
12	20	50	45	20	0	20	00	00	11	110	00	I	II
13	6	30	45	28	0	20	00	00	11	001	00	I	I
14	24	51	15	10	10	11	11	10	11	110	01	III	III
15	12	45	10	10	50	15	11	10	11	111	01	III	III
16	24	55	26	10	0	25	10	01	11	111	01	II	II
17	15	45	30	25	0	15	10	10	10	110	00	II	II
18	15	50	45	25	30	20	01	00	00	111	00	I	I
19	15	50	45	16	50	20	01	00	00	111	00	I	I
20	36	60	45	14	20	30	01	00	00	010	00	I	I
21	40	42	40	20	10	10	01	00	01	001	00	II	II
22	25	52	21	28	0	20	01	10	10	011	11	III	III
23	20	50	22	25	30	20	10	11	11	111	10	III	III

注：各变量定义值的含义见表 2。

表 4　预测样本

Table 4　Studied samples used for predicting

编号	坡高 /m	坡角 /（°）	视倾角 /（°）	回弹值	植被率 /（%）	坡角开挖 /（°）	定义值					稳定度		
							风化	地下水	坡型	结构类型	结构面情况	实测值	网络值	改进 BP
24	19	50	38	19	50	20	01	00	01	011	00	I	I	I
25	35	54	28	18	10	14	10	00	00	011	00	II	II	II
26	23	85	0	20	90	40	10	00	11	111	01	III	III	I
27	15	50	45	16	5	20	10	00	10	010	00	I	I	I
28	11	60	45	8	0	28	10	01	10	100	01	II	II	III
29	40	45	18	12	30	15	10	00	10	010	10	III	III	III

注：各变量定义值的含义见表 2。

5　结　语

利用改进的SOFM神经网络进行边坡稳定性评价，具有较高的分类能力，可以更精确地描述边坡稳定的结果，克服了 BP 网络在应用时会出现训练精度高，测试效果差的缺点，使 SOFM 神经网络具有更强的泛化能力和鲁棒性，因此将 SOFM 神经网络用于边坡稳定性评价中是可行的，为边坡稳定性评价的研究提供了一条新思路。

参 考 文 献

[1]　李金华，李利. 边坡稳定性的模糊综合评判[J]. 西部探矿工程，2005，(6)：213－214.

LI Jin-hua, LI Li. Fuzzy comprehensive evaluation for the

© 1994-2008 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

stability of slope[J]. **West China Exploration Engineering**, 2005, (6): 213－214.

[2] 栾茂田，黎勇，杨庆. 非连续变形计算力学模型在岩体边坡稳定性分析中的应用[J]. 岩石力学与工程学报，2000，19（3）：289－294.
LUAN Mao-tian, LI Yong, YANG Qing. Discontinuous deformation computational mechanics model and its application to stability analysis of rock slope[J]. **Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering**, 2000, 19(3): 289－294.

[3] 陈昌彦，王思敬，沈小克. 边坡岩体稳定性的人工神经网络预测模型[J]. 岩土工程学报，2001，23（2）：157－161.
CHEN Chang-yan, WANG Si-jing, SHEN Xiao-ke. Predicting models to estimate stability of rock slope based on artificial neural network[J]. **Chinese Journal of Geotechnical Engineering**, 2001, 23(2): 157－161.

[4] 卢才金，胡厚田，徐建平，等. 改进的 BP 网络在岩质边坡稳定性评价中的应用[J]. 岩石力学与工程学报，1999，18（3）：303－307.
LU Cai-jin, HU Hou-tian, XU Jian-ping, et al. Application of improved back-propagation network to the evaluation of railway rock slope[J]. **Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering**, 1999, 18(3): 303－307.

[5] KOHONEN T. Self-organized formation of topologically correct feature maps[J]. **Biological Cybernetics**, 1982, 43: 39－69.

[6] KOHONEN T. Self-organizing Maps(2nd edition)[M]. Berlin: Springer-Verlag, 1977.

[7] 吕小平，胡厚田. 铁路边坡稳定性预测系统的研究[J]. 铁道学报，1993，15（1）：94－102.
LÜ Xiao-ping, HU Hou-tian. A stability analysis for railway slopes[J]. **Journal of the China Railway Society**, 1993, 15(1): 94－102.

[8] 《岩土工程手册》编委会. 岩土工程手册[M]. 北京：中国建筑工业出版社，1994.

上接第 2225 页

的二次开发是可行的，ADINA 具有很强的非线性求解能力。本文给出的基于 ADINA 有限元软件的本构二次开发思路和方法，可为在 ADINA 中开发其他材料本构模型及其他用户子程序提供借鉴和参考。ADINA 有限元软件的二次开发，有助于将这一先进的非线性分析软件进行改进和功能扩充，从而满足不同的用户需求，推动该软件在科学研究和实际工程中的广泛应用。

参 考 文 献

[1] BATHE K J. ADINA/ADINAT 使用手册[M]. 赵兴华译. 北京：机械工业出版社，1986.

[2] 汪仁和，李栋伟，王秀喜. 改进的西原模型及其在 ADINA 程序中的实现[J]. 岩土力学，2006，27（11）：1 954－1 958.
WANG Ren-he, LI Dong-wei, WANG Xiu-xi. Improved Nishihara model and realization in ADINA FEM[J]. **Rock and Soil Mechanics**, 2006, 27(11): 1 954－1 958.

[3] DUNCAN J M, CHANG C Y. Nonlinear analysis of stress and strain in soils[J]. **Journal of Soil Mechanics and Foundation Division**, 1970, 96(SM5): 1 629－1 653.

[4] 钱家欢，殷宗泽. 土工原理与计算[M]. 北京：中国水利电力出版社，1993.

[5] 陈火红，尹伟奇，薛小香. MSC.Marc 二次开发指南[M]. 北京：科学出版社，2004.

[6] 朱百里，沈珠江. 计算土力学[M]. 上海：上海科学技术出版社，1990.

[7] 冯卫星，常邵东，胡万毅. 北京细砂土邓肯-张模型参数试验研究[J]. 岩石力学与工程学报，1999，18（3）：327－330.
FENG Wei-xing, CHANG Shao-dong, HU Wan-yi. Experimental study on parameters of Duncan-Chang model for Beijing fine sandy soil[J]. **Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering**, 1999, 18(3): 327－330.

© 1994-2008 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net