

基于 IEA-PNN 的边坡岩体稳定性预测研究

熊建秋¹, 李祚泳²

(1. 四川大学 水电学院, 四川 成都 610065; 2. 成都信息工程学院, 四川 成都 610041)

摘要: 概率神经网络是一种训练速度快、结构简洁明了、应用广泛的人工神经网络, 该方法采用贝叶斯分类决策理论建立系统的数学模型, 以高斯函数作为激励函数, 具有非线性处理和抗干扰能力强等特点。阐述了概率神经网络的基本结构及其训练算法, 提出了基于概率神经网络的边坡岩体稳定性预测方法, 并采用一种新的有效随机全局优化技术——免疫进化算法对高斯型函数的标准偏差进行了参数优化。介绍了免疫进化算法的设计思想和特点, 并成功地实现了此模型在边坡岩体稳定性预测中的应用, 实例预测结果与边坡稳定性实际状态完全一致。理论分析和实例结果验证了基于免疫进化算法的边坡岩体稳定性预测方法切实可行, 且具有需要学习样本少、预测精度高、非线性动态数据处理能力强等优点, 为边坡稳定性预测提供了一条新的途径。

关键词: 岩土力学; 边坡岩体稳定性; 预测; 概率神经网络; 免疫进化算法

中图分类号: TU 45

文献标识码: A

文章编号: 1000 - 6915(2005)增 1 - 4924 - 05

RESEARCH ON FORECASTING OF ROCK SLOPE STABILITY BASED ON IEA-PNN

XIONG Jian-qiu¹, LI Zuo-yong²

(1. College of Hydraulic Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China;

2. Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610041, China)

Abstract: Probabilistic neural network (PNN) model is a kind of artificial neural network, which is simple in structure, easy for training and widely being used. The method uses Bayes classifying and decision-making theory to constitute the mathematic model of system; with Gauss function as activating one, it possesses the characteristics of strong nonlinear processing and anti-interfering ability. The theory and algorithm of PNN are expatiated, and then the application of PNN to rock slope stability forecasting is proposed. Immune evolutionary algorithm (IEA) that is an efficient random global optimization technique is used to optimize the parameter of Gauss function. The design idea and characteristics of IEA-PNN are introduced, and it is successful to apply this model to the rock slope stability forecasting. The results of case study show that the analysis results are completely consistent with the actual situation. It is shown that the IEA-PNN method is feasible in practice, it needs less learning sample, having more prediction-precision, stronger performance of dealing with non-linear dynamic data and better performance of non-linear system modeling than other artificial neural network methods and at the same time it provides a new approach for slope stability forecasting.

Key words: rock and soil mechanics; rock slope stability; forecast; probabilistic neural network(PNN); immune evolutionary algorithm

收稿日期: 2005 - 04 - 30; **修回日期:** 2005 - 06 - 20

基金项目: 国家重点基础研究发展规划(973)项目(2002CB412301); 国家自然科学基金资助项目(40271024)

作者简介: 熊建秋(1977 -), 男, 1999年毕业于南昌大学建筑与环境工程学院环境工程专业, 现为博士研究生, 主要从事智能算法及其在工程中的应用等方面的研究工作。E-mail: xjq303@163.com。

1 引言

人类活动对地质环境的影响，常诱发各种地质灾害，其中边坡失稳是最主要的一种灾害类型，边坡问题已成为全球性三大地质灾害源(边坡、地震和火山)之一。边坡失稳不仅产生重大经济损失，且多涉及生命财产，故边坡稳定性预测评价是边坡工程的重要核心内容之一，具有重要的社会和经济意义^[1]。边坡是由漫长的地质作用造成的，地质环境的复杂性和影响边坡稳定性因素(如斜坡的外形、岩性、构造、水、地震和人为因素等)的不确定性，使边坡稳定性问题表现为多因素、多层次和多阶段的复杂动态非线性系统，故边坡稳定性预测评价是一项复杂的工作。影响与控制边坡稳定因素的数据大多具有高维和非线性特征，用传统的统计学方法、力学算法、可靠性分析方法等不能深刻揭示边坡灾害演化的非线性行为。

近年来，随着一些数学方法的发展，许多学者提出了一些新的边坡稳定性预测评价方法，如模糊综合评判方法、灰色理论方法、BP 神经网络法、层次分析法及聚类分析法等，这些方法在实践中具有一定的实用性及可靠性，但其预测精度并非想象的那样精确，对于比较复杂的问题也无能为力。另一方面，上述方法往往还存在评价过程中诸如权重确定没有统一的理论和计算公式、BP 神经网络结构试算确定、计算过程相对复杂等不足^[2, 3]。为了更好地解决以上问题，同时丰富边坡岩体稳定性分析方法，本文将一种新的人工神经网络模型——概率神经网络(probabilistic neural network, PNN)引入边坡岩体稳定性预测分析领域。

概率神经网络是以概率统计思想和贝叶斯分类规则构成的分类神经网络，是一种结构简单、能从有噪声污染的测试数据中进行模式分类的技术，目前已在水质评价、遥感图像分类、河床床面形态预测和传感器故障诊断等领域获得应用^[4~7]。由于不同的概率神经网络参数(主要指高斯型函数的标准偏差 σ)对模型的推广预测能力有直接的影响，因此，概率神经网络参数的选择是至关重要的。本文采用受生物体免疫机制及进化规划的启发而提出的新型免疫进化算法(immune evolutionary algorithm, IEA)来搜索最佳的 PNN 模型参数，研究表明，本文提出的基于 IEA-PNN 的边坡岩体稳定性预测方法可以在有限样本下取得较好的预测效果。

2 概率神经网络理论简介

概率神经网络是 1990 年由 Specht 首次提出的，它是基于贝叶斯最小风险准则发展而来的一种并行算法。PNN 就是将贝叶斯估计放置于一个前馈神经网络中，根据概率密度函数的无参估计来进行贝叶斯决策而得到分类结果。当训练样本数据足够多时，PNN 收敛于一个贝叶斯分类器，用来解决分类问题，而且推广性良好。与 BP 神经网络相比较，PNN 的主要优点为：(1) 训练速度快，由于概率神经网络一次完成，无学习过程，因而大约比 BP 网络快 5 个数量级；(2) 只要有足够的训练数据，不管训练矢量与类别之间具有多么复杂的关系，概率神经网络能够保证获得贝叶斯准则下的最优解，而 BP 神经网络却可能在一个局部最优解处中断，无法保证得到一个全局最优解；(3) 允许增加或减少训练数据而不需要重新进行长时间的训练。

概率神经网络是统计方法与前馈神经网络相结合的一种神经网络模型，Specht 根据贝叶斯分类规则与 Parzen 所提出的概率密度函数，提出了 PNN 的层次模型，其由输入单元、模式单元、求和单元、输出单元共 4 层组成，其基本结构如图 1 所示^[7]。

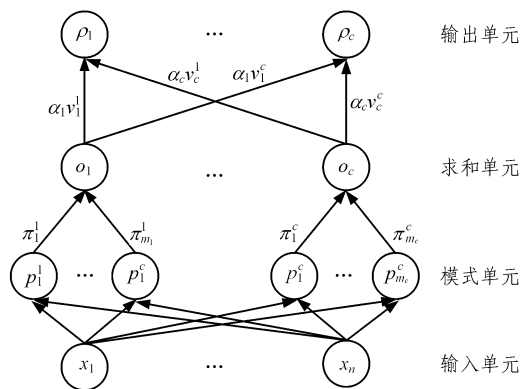


图 1 概率神经网络结构示意图

Fig.1 A typical probabilistic neural network

输入层将特征向量传递给网络。模式层计算输入特征向量与训练集中各个模式的匹配关系，以其距离送入高斯型激活函数得到模式层的输出，模式层神经元个数与输入样本矢量的个数相同。求和层只是简单的将对应于训练样本中同一类模式层传来的输入(属于某类的概率)进行累加，从而得到输入样本属于该类的最大可能性。每一类只有一个求和层单元，求和层单元与只属于自己类的模式层单元

相连接，而与模式层中的其他单元没有连接。因此，求和层单元简单地将属于自己类的模式层单元的输出相加，而与属于其他类别的模式层单元的输出无关。求和层单元的输出与各类基于内核的概率密度的估计成比例，通过输出层的归一化处理，就能得到各类的概率估计。输出层神经元是一种竞争神经元，每个神经元分别对应于一个数据类型，输出层神经元个数等于训练样本数据的种类个数，它接收从求和层输出的各类概率密度函数，概率密度函数最大的那个神经元输出为 1，即所对应的那一类即为待识别的样本模式类别，其他神经元的输出全为 0。

作为模式分类，贝叶斯分类规则是具有最小“期望风险”的优化决策规则，它可以处理大量样本的分类问题。一般情况下，应用于贝叶斯分类规则中的概率密度函数是未知的，但是大量的模式样本是已知的，可以用它们来训练网络。Parzen 提出在 PNN 中，可以由模式样本来估计条件概率。这种条件概率估计方法再现为计算各高斯型节点函数的和，每个节点中心为训练模式样本点，平滑因子就是高斯型函数的标准偏差 σ 。

每个模式单元先求输入的向量 x 与权向量 ω 的距离，用高斯核函数实现非线性映射：

$$p_j^k(x) = \exp(-\|x - \omega\|^2 / (2\sigma^2)) \quad (1)$$

式中： $k=1, 2, \dots, c$ ， c 为类别数； $j=1, 2, \dots, m_k$ ， m_k 为属于第 k 类的样本数。

选择不同的高斯型函数的标准偏差 σ 可以得到各种不同的分类器，例如： $\sigma = \infty$ 时接近线性分类器， $\sigma = 0$ 时趋近近邻分类器。本文采用免疫进化算法来搜索最佳的参数 σ 。

求和单元根据多元正态核函数的混合，估计出类条件概率密度：

$$o_k = \sum_{j=1}^{m_k} \pi_j^k p_j^k \quad (2)$$

式中： π_j^k 为混合百分比，且 $\sum_{j=1}^{m_k} \pi_j^k = 1$ 。

输出单元代表了属于某类的最大概率，从而实现贝叶斯基于最小风险估计的特点：

$$\rho_k = \sum_{i=1}^c v^k \alpha_i o_i \quad (3)$$

式中： α_i 为每类的先验概率， v^k 为错分时的损失。

3 免疫进化算法简介

免疫进化算法效仿生物免疫系统，把外来侵犯

的抗原和免疫产生的抗体分别与实际求解问题的目标函数以及问题的解相对应，生成的抗体能有效地排除抗原，也就相当于求得了问题的最优解；对与抗原亲和力高的抗体进行记忆能促进快速求解^[8]。生物免疫系统表现出的自然防卫机制是十分明显和有效的，对照生物免疫系统的自然防卫机制，免疫进化算法具有以下特点：(1) 抗体的多样性：通过细胞分裂和分化作用，免疫系统可产生多样性的抗体来抵御各种抗原，与此相似，要求算法在对解空间进行搜索时应建立在具备多样性的初始解集基础上；(2) 自我调节能力：免疫系统具有维持免疫平衡的机制，通过对抗体的抑制和促进作用，能自我调节产生适当数量的必要的个体，与此相似，要求免疫算法在进化过程中一旦发现最优个体，在兼顾群体多样性的同时，类似个体亦将大量繁殖，算法在求解过程中还会及时淘汰解集中与问题不符合的解。

借鉴生物免疫机制，简单免疫进化算法中子代个体的生殖方式^[9]为

$$\begin{cases} x^{t+1} = x_{best}^t + \delta^t N(0, 1) \\ \delta^t = \delta^0 e^{-\frac{A \times t}{T}} \end{cases} \quad (4)$$

式中： x^{t+1} 为子代个体的可行解， x_{best}^t 为父代最优个体， δ^t 为父代群体的标准差， δ^0 为对应于初始群体的标准差， A 为标准差动态调整系数， T 为总的进化代数， $N(0, 1)$ 为服从标准正态分布的随机数， t 为进化的代数。 A 和 δ^0 的具体取值根据被研究的问题来确定，通常 $A \in [1, 10]$ ， $\delta^0 \in [1, 3]$ 。

IEA 子代群体的分布是随迭代而不断进行有规律调整的过程，这是受生物免疫系统自我调节功能启发的结果。通过对标准差的动态调整，在进化的早期和中期，生成的群体在加大对最优个体附近解空间的投点密度的同时，也兼顾了对最优个体附近解空间以外区域的搜索，这样的群体既能保持较好的多样性，又可有效避免不成熟收敛这种现象；在进化后期，随着局部搜索能力的不断加强从而算法能以更高得精度逼近全局最优解。所以标准差的动态调整是 IEA 的重要技术环节，可在群体多样性和选择力度之间起到调节的作用，相比现有的其他进化算法而言，IEA 中的群体只是起搜索引擎的作用，最优个体的进化是基于在一定概率规则引导下的一种统计结果。

综上所述，IEA 算法的核心在于充分利用最优个体的信息，以最优个体的进化来代替群体的进化，通过标准差的调整把局部搜索和全局搜索在进化过

程中有机结合起来。该算法的实现手段着重体现在最优个体的保留、生殖以及标准差的动态调整上,和现有其他算法相比,它具有搜索效率高和不易陷入局部最优解的特点。

4 边坡岩体稳定性预测实例

边坡工程是一类典型的岩土工程,边坡稳定性分析与评价结果的正确与否直接关系到边坡工程的成败。边坡稳定性受很多因素的影响,很难在边坡稳定性和这些因素之间建立一种确定的数学模型。一方面,这种关系是一种非常复杂的非线性关系;另一方面,边坡的稳定性还与具体的工程有很大的关系^[10]。因此,充分利用以前的工程实例,通过对大量工程实例的分析,寻找边坡稳定性与各种因素之间的关系是非常重要的,也可以为解决边坡稳定性分析开辟一条新的途径。自然边坡是由漫长的地质作用造成的,是一个受多因素影响、随时空变异的复杂动态系统。针对边坡工程具有可变性、不确定性、没有原型和数据有限及地质环境复杂等特性,不确定性的研究方法能够充分地考虑边坡的各种影响因素^[11]。

边坡的稳定性受多种因素的影响,根据工程经验,影响边坡稳定的因素有岩石容重,岩石的粘聚力,内摩擦角,边坡角,边坡高度,孔隙压力比,岩体结构类型、节理,节理面与边坡角的关系,地下水等。本文考虑的影响因素主要是岩石容重、粘聚力、内摩擦角、边坡角、边坡高度以及孔隙水压力等 6 个指标,以此来说明概率神经网络方法在边坡岩体稳定性预测中的可行性和有效性^[2]。

依据前述概率神经网络计算步骤,将岩石容重、粘聚力、内摩擦角、边坡角、边坡高度以及孔隙水压力作为输入向量,将边坡稳定性实际状况作为目标向量(见表 1),建立基于概率神经网络的边坡岩体稳定性预测模型。其中,前 15 个样本用于训练 PNN 模型,后 3 个样本留作检验训练好的 PNN 模型。

由于采用的输入向量是 6 个,则 PNN 模型输入层神经元个数为 6;模式层神经元个数与训练样本的个数相同,即为 15 个;求和层与输出层的神经元个数都等于训练样本数据的种类个数,代表边坡稳定性状况类型的集合,即为 2 个。因此,PNN 模型的结构为 6-15-15-2。

IEA-PNN 模型的具体实现方法是:首先,随机

地产生一定规模的 PNN 初始参数 σ ,用给定的样本训练每一参数对应的 PNN 模型,用获得的 PNN 模型对给定的检验样本进行预测,以全体样本的预测错误率作为适应值;然后,通过免疫进化操作直至找到满意的参数 σ ,用与获得的参数对应的 PNN 模型对学习样本进行学习,获得表达边坡稳定性影响因素与边坡稳定性实际状况的 PNN 模型,这个模型可以很好地反映边坡稳定性影响因素与边坡稳定性实际状况之间的非线性映射关系,用这种关系可以很好地进行边坡岩体稳定性的预测。

IEA 的初始值 A 取为 1, δ^0 取为 3, T 取为 100。经过寻优运算,确定参数 σ 的最优值为 0.516。

表 1 还列出了边坡稳定状况的 PNN 预测值,可以看出:对于训练样本和检验样本,边坡稳定状况的预测准确率都达到了 100%,表明基于 IEA-PNN 的边坡岩体稳定性预测方法无论在模型拟合效果还是模型推广能力方面都具有良好的性能,可应用于实际的边坡稳定性预测评价工作中。

表 1 边坡稳定性的影响因素及预测结果

Table 1 Indexes and results of slope stability forecasting

样本 编号	边坡稳定性影响因素						边坡 稳定性 状况	PNN 预 测 值
	岩石 容重 ($\text{kN} \cdot \text{m}^{-3}$)	粘聚 力 /kPa	内摩 擦角 ($^{\circ}$)	边坡 角 ($^{\circ}$)	边坡 高度 /m	孔隙 水压力 /kPa		
1	20.41	20.90	13.00	22.00	10.67	0.35	稳定	1
2	19.63	11.97	20.00	22.00	12.19	0.40	破坏	2
3	20.82	8.62	32.00	28.00	12.80	0.49	破坏	2
4	20.41	33.52	11.00	16.00	45.72	0.20	破坏	2
5	18.84	15.32	30.00	25.00	10.67	0.38	稳定	1
6	21.43	0.00	20.00	20.00	61.00	0.50	破坏	2
7	19.06	11.71	28.00	35.00	21.00	0.11	破坏	2
8	21.51	6.94	30.00	31.00	76.81	0.38	破坏	2
9	22.40	100	45.00	45.00	15.00	0.25	稳定	1
10	24.00	0.00	40.00	33.00	8.00	0.30	稳定	1
11	18.00	5.00	30.00	20.00	8.00	0.30	稳定	1
12	20.00	20.00	36.00	45.00	50.00	0.25	破坏	2
13	23.00	0.00	20.00	20.00	100.00	0.30	破坏	2
14	20.00	0.00	25.00	20.00	8.00	0.30	稳定	1
15	14.00	11.97	26.00	30.00	88.00	0.45	破坏	2
16*	22.00	0.00	40.00	33.00	8.00	0.35	稳定	1
17*	22.40	10.00	35.00	45.00	10.00	0.40	破坏	2
18*	18.84	14.36	25.00	20.00	30.50	0.45	破坏	2

注: *表示检验样本

5 结 语

本文首次将基于免疫进化算法的概率神经网络技术引入边坡岩体稳定性预测,并对其效果进行了测试,训练样本与检验样本的分类预测准确率均能

达到 100%，表明 IEA-PNN 模型解决边坡岩体稳定性预测问题不但可行，而且还具有良好的外延性和推广性等特点。本文提出的基于免疫进化算法的概率神经网络边坡岩体稳定性预测方法为边坡稳定性预测评价技术提供了一条新的思路和途径，具有一定的理论意义和使用价值。

参考文献(References):

- [1] 汪明武, 金菊良. 投影寻踪方法在边坡稳定性评价中的应用[J]. 岩土工程学报, 2002, 24(5): 619 - 621.(Wang Mingwu, Jin Juliang. Application of projection pursuit method to assessment of slope stability[J]. Chinese Journal of Geotechnical Engineering, 2002, 24(5): 619 - 621.(in Chinese))
- [2] 倪长健, 王顺久, 丁 晶. 边坡稳定性评价的投影寻踪聚类模型[J]. 岩石力学与工程学报, 2004, 23(16): 2 687 - 2 689.(Ni Changjian, Wang Shunjiu, Ding Jing. Projection pursuit cluster model for slope stability evaluation[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2004, 23(16): 2 687 - 2 689.(in Chinese))
- [3] 刘沐宇, 朱瑞庚. 基于模糊相似优先的边坡稳定性评价范例推理方法[J]. 岩石力学与工程学报, 2002, 21(8): 1 188 - 1 193.(Liu Muyu, Zhu Ruigeng. A case-based reasoning approach to slope stability evaluation based on fuzzy analogy preferred ratio[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2002, 21(8): 1 188 - 1 193.(in Chinese))
- [4] 陈永灿, 陈 燕, 郑敬云, 等. 概率神经网络水质评价模型及其对三峡近坝水域的水质评价分析[J]. 水力发电学报, 2004, 23(3): 7 - 12.(Chen Yongcan, Chen Yan, Zheng Jingyun, et al. Probabilistic neural network model and its application in evaluation of the water quality near the dam area of Three Gorges Reservoir[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2004, 23(3): 7 - 12.(in Chinese))
- [5] 李朝锋, 杨茂龙, 许 磊, 等. 概率神经网络与 BP 网络模型在遥感图像分类中的对比研究[J]. 国土资源遥感, 2004, (4): 11 - 13.(Li Chaofeng, Yang Maolong, Xu Lei, et al. A comparative study of probabilistic neural network and BP networks for remote sensing image classification[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2004, (4): 11 - 13.(in Chinese))
- [6] 张 慧, 张政权, 吴志广, 等. 基于概率神经网络的河床床面形态预测模型[J]. 长江科学院院报, 2004, 21(6): 19 - 22.(Zhang Hui, Zhang Zhengquan, Wu Zhiguang, et al. Predicting model of river bed form based on probabilistic neural network[J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2004, 21(6): 19 - 22.(in Chinese))
- [7] 李冬辉, 刘 浩. 基于概率神经网络的故障诊断方法及应用[J]. 系统工程与电子技术, 2004, 26(7): 997 - 999.(Li Donghui, Liu Hao. Method and application of fault diagnosis based on probabilistic neural network[J]. Systems Engineering and Electronics, 2004, 26(7): 997 - 999.(in Chinese))
- [8] 倪长健, 丁 晶, 李祚泳. 基于优秀抗体的免疫算法及其收敛性问题的研究[J]. 系统工程, 2002, 20(3): 72 - 76.(Ni Changjian, Ding Jing, Li Zuoyong. Study on immune algorithm based on superior antibodies and its convergence property[J]. Systems Engineering, 2002, 20(3): 72 - 76.(in Chinese))
- [9] 倪长健, 丁 晶, 李祚泳. 免疫进化算法及其在暴雨强度公式参数优化中的应用[J]. 长江科学院院报, 2002, 19(6): 59 - 61.(Ni Changjian, Ding Jing, Li Zuoyong. Immune evolutionary algorithm and its application to parameters optimization in storm intensity formula[J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2002, 19(6): 59 - 61.(in Chinese))
- [10] 赵洪波, 冯夏庭. 支持向量机函数拟合在边坡稳定性估计中的应用[J]. 岩石力学与工程学报, 2003, 22(2): 241 - 245.(Zhao Hongbo, Feng Xiating. Application of support vector machines function fitting in slope stability evaluation[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2003, 22(2): 241 - 245.(in Chinese))
- [11] 罗战友, 杨晓军, 龚晓南. 基于支持向量机的边坡稳定性预测模型[J]. 岩石力学与工程学报, 2005, 24(1): 144 - 148.(Luo Zhanyou, Yang Xiaojun, Gong Xiaonan. Support vector machine model in slope stability evaluation[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering, 2005, 24(1): 144 - 148.(in Chinese))