

·微机网络与通信·

基于改进径向基函数神经网络的边坡稳定性研究

徐根祺¹, 刘德阳², 曹 宁³, 贾亚娟¹, 南江萍¹, 张正勃¹

(1. 西安交通工程学院电气工程学院, 西安 710300;

2. 广东省特种设备检测研究院珠海检测院, 珠海 519002;

3. 陕西森茂建筑安装工程有限公司, 西安 710016)

摘 要: 边坡稳定性研究对于水利工程的勘探、设计、建设和管理工作至关重要, 针对现有研究方法存在的适用性不强和误差较大等问题, 基于粒子群优化算法对径向基函数神经网络进行改进, 提出了一种水利工程边坡稳定性预测模型。该模型以孔隙水压比、土体容重、内摩擦角、粘聚力、坡高和坡角等参数为输入变量, 以边坡稳定系数为输出变量。以实际工程为例对模型性能进行分析, 结果表明, 相比单一的 RBF 模型, 优化后的模型在水利工程边坡稳定性分析中的预测精度更高、误差更小, 获得了更好的分析效果, 为水利工程边坡稳定性研究提供了一种有效的新的途径。

关键词: 径向基; 神经网络; 边坡稳定性

DOI: 10.3969/j.issn.1002-2279.2020.05.006

中图分类号: TP183

文献标识码: A

文章编号: 1002-2279(2020)05-0021-05

Research on Slope Stability Based on Improved Radial Basis Function Neural Network

XU Genqi¹, LIU Deyang², CAO Ning³, JIA Yajuan¹, NAN Jiangping¹, ZHANG Zhengbo¹

(1. Electric Engineering Department, Xi'an Traffic Engineering Institute, Xi'an 710300, China;

2. Zhuhai Branch, Guangdong Institute of Special Equipment Inspection and Research, Zhuhai 519002, China;

3. Shaanxi Senmao Construction and Installation Engineering Co., Ltd, Xi'an 710016, China)

Abstract: The research on slope stability is very important for the exploration, design, construction and management of water conservancy projects. Aiming at the problems of weak applicability and large errors existing in existing research methods, a prediction model of slope stability of water conservancy projects is proposed by improving the radial basis function neural network based on PSO algorithm. The model takes pore water pressure ratio, soil bulk density, internal friction angle, cohesion, slope height and slope angle as input variables, and slope stability coefficient as output variable. Taking an actual project as an example, the performance of the model is analyzed. The results show that compared with the single RBF model, the optimized model has higher prediction accuracy and smaller error in slope stability analysis of water conservancy projects, and obtains better analysis effect, which provides an effective new way for slope stability research.

Key words: Radial basis; Neural networks; Slope stability

1 引 言

近年来,随着社会经济的快速发展,对于水电能源的开发需求也不断加大,这使得我国西南地区各河流的水电开发日渐饱和,东部逐渐成为水电能源发展的核心,越来越多的水利工程集中于此^[1]。水利工程建设过程中往往不可避免地需要对山体进行开挖,边坡稳定性直接决定了水利工程设计的可

行性和建设施工的可操作性^[2]。边坡失稳灾害已成为现阶段水利工程所面临的主要困难。水利工程的边坡稳定性分析对于工程的勘探、设计、建设和管理工作至关重要,学者们对坡体稳定性进行了大量的研究。Morgenstern 等^[3]提出改进 M-P 方法,通过静力平衡微分方程求解安全系数,解决了数值分析的收敛问题;周进等^[4]采用 SOSM 对含软弱结构面的边坡进行了坡体稳定性分析;刘开云^[5]提出了边坡变形时序

作者简介:徐根祺(1984—),男,陕西省西安市人,硕士,工程师,主研方向:人工智能算法。
收稿日期:2020-04-08

分析的进化-自适应神经模糊推理模型用于边坡稳定性分析。但是以上方法所涉及的理论均需要经过复杂的建模、调参和计算过程,虽然能够获得较好的分析结果,但效率较低。随着人工智能和现代计算机技术的高速发展,学者们又提出了许多新方法,付建军^[6]采用灰色关联度方法对边坡稳定进行了研究;丁丽宏^[7]通过将改进灰度关联分析法和层次分析法相结合用于分析边坡稳定性;苏国韶等^[8]基于高斯过程机器学习算法定性分析了坡体稳定性。然而这些方法仍然需要复杂的调参过程,准确度也并不理想。

为寻求改进,将基于粒子群算法优化的径向基函数神经网络 PSO-RBF 模型应用于水利工程边坡稳定性研究,通过对边坡稳定性影响因素的分析,计算出边坡稳定性系数。通过实验分析进行验证,证明将该模型用于水利边坡稳定性分析的可行性。

2 工程概况

以西藏某水电站为例进行研究。该工程位于峡谷内,库区河段长度 20km,两岸高山林立,河谷成 V 字形,沿岸坡体坡度 45°~75°,河流自西北向东南方向流淌,河谷宽为 60~280m,平水期河面宽为 35~80m,水位为 3220~3060m。谷内季节性冲沟发育且支流众多,呈树枝状分布。

研究区有倒转向斜褶皱,向西北方延伸,长约 22km,向斜的核部地层为布于斑章烘曲至坝前河段两岸的二叠系下统纳错群下部组,岩性主要为绢云板岩、夹硅质板岩和夹大理岩。工程河段位于倒转向斜褶皱的东北方向,岩层倾角 35°以上,岩层走向与河流流向多处斜交。

3 相关理论

3.1 RBF 神经网络

径向基函数(Radial Basis Function, RBF)神经网络^[9]属于前馈神经网络,在数据挖掘、模式分类和函数逼近等领域应用广泛。该网络结构由输入层、隐层和输出层组成^[10]。输入层神经元个数取决于输入向量的维数,隐层神经元节点数由实际情况决定,节点数目对网络结构的复杂性有很大影响。输入变量经输入层后到达隐层,由隐层节点进行非线性处理后连接至输出层,在输出层内对信息再进行线性叠加,输出层的神经元数量由输出向量的维数决定。综上所述,RBF 神经网络实际上就是对输入

变量做线性-非线性-线性运算的一种模型,图 1 描述了 RBF 神经网络的结构。

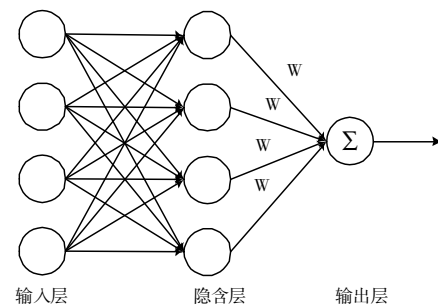


图 1 RBF 神经网络结构图

假设 RBF 的隐层节点数为 k , 输入表示为 $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$, 则输出表示为:

$$y = \mathbf{x}^T \mathbf{w} = \sum_{i=1}^k \varphi_i(\mathbf{x}) \omega_i \quad (1)$$

其中 $\mathbf{w}_i = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n]^T$, 表示隐层和输出层的权重; $\varphi_i(\mathbf{x})$ 表示输入层和隐层之间的关系, 通过 Gauss 函数来反映, 则为:

$$\varphi_i(\mathbf{x}) = e^{-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{c}_i\|^2}{2\sigma_i^2}} \quad (2)$$

此处 $\mathbf{c}_i = [c_1, c_2, \dots, c_n]^T$, 表示各隐层节点 i 的中心; σ_i 表示隐层节点径向基函数的宽度; $\|\cdot\|$ 表示 Euclid 范数。

RBF 神经网络的输出连接权值 \mathbf{w}_i 、隐层节点中心 \mathbf{c}_i 和径向基函数宽度 σ_i 的选取对网络性能影响显著, 实际上, 提前确定合适的 \mathbf{w}_i 、 \mathbf{c}_i 和 σ_i 是不现实的, 须采用全局搜索能力较强的粒子群优化算法 PSO 对 RBF 的参数进行优化。

3.2 粒子群优化算法

粒子群优化算法的实质是将问题的每个解作为空间中的一个粒子, 根据所要求解的实际问题, 为每个粒子指定一个适应度 f 与速度 V , 粒子根据最优粒子位置和自身位置的偏差不断改变当前速度和位置, 从而寻求问题的最优解^[11]。若 n 维空间中运动粒子数量为 m , 设粒子 i 的位置为 $\mathbf{X}_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{in})$, 速度为 $\mathbf{V}_i = (V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{in})$, 则有:

$$\mathbf{X}_{i-d+1} = \mathbf{X}_{id} + \mathbf{r} \cdot \mathbf{v}_{id} \quad (3)$$

$$\mathbf{V}_{i-d+1} = \mathbf{v}_{id} + c_1 r_1 \mathbf{P}_{id} + c_2 r_2 \mathbf{P}_{gd} - \mathbf{X}_{id} \quad (4)$$

此处, \mathbf{X}_{id} 表示粒子 i 更新 d 次的位置, \mathbf{v}_{id} 表示粒子 i 更新 d 次的速度; \mathbf{c}_i ($i=1, 2$) 为学习参数; \mathbf{w} 表示惯性权重; \mathbf{P}_{id} 和 \mathbf{P}_{gd} 分别代表粒子本身和粒子群的当

前最佳位置。

求取粒子群的平均适应度 f_a 和最低适应度 f_{\min} , 当粒子的适应度 f 高于平均适应度时, 其惯性权重为 ω_{\max} , 所有 f 值高于平均适应度的粒子采用下式方法更新权值:

$$\omega = \omega_{\min} + \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}} (f - f_{\min}) \quad (5)$$

对于适应度 f 小于平均适应度的粒子, 通过下式计算权值:

$$\omega = \omega_{\max} \frac{f_{\max} - f}{1 + e^{a-bf}} \quad (6)$$

位置更新方式见文献[12]。优化的整体流程如图 2 所示。

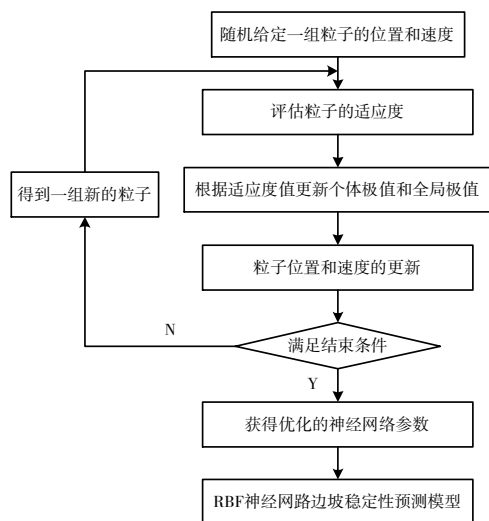


图 2 基于改进 PSO 的 RBF 神经网络参数优化流程

4 实验分析

4.1 数据来源

导致水利工程边坡失稳的影响因素是一个不断变化的开放体系, 种类繁多。常见的因素主要有边坡的几何形态、岩土力学指标和水的作用等。从几何形态方面分析, 选取坡高和坡角来表征; 从岩土力学方面考虑, 以内摩擦角、土体容重和黏聚力等指标来表征; 从水的作用方面来看, 用孔隙水的压力比来表征。通过搜集文献和实地勘测发现, 边坡稳定性与内摩擦角、土体重量和黏聚力正相关。为了便于对 PSO-RBF 模型进行训练, 选取易于获取的内摩擦角、坡度、土体重量、坡高、黏聚力、孔隙水压力比和坡体稳定性共 7 项指标作为训练样本, 其中前六项为输入, 最后一项为输出。表 1 中列出

了各指标的符号表示。训练样本构建如图 3 所示。

表 1 影响因素的符号表示

影响因子	孔隙水压比	土体容重	内摩擦角	粘聚力	坡高	坡角
符号表示	λ	γ	θ	c	h	α

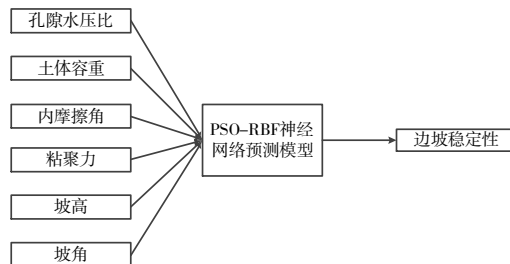


图 3 训练样本构建

从上述介绍的水利工程选取 100 个样本数据, 将其中 80 组作为训练样本用于模型训练, 剩余 20 组作为验证样本用于模型性能验证。表 2 中列出了部分样本数据。

表 2 训练样本集部分数据

序号	影响因子						稳定性系数
	λ	γ	θ	c	h	α	
1	0.39	20.52	26.25	14.05	9.93	35.38	1.79
2	0.41	18.45	18.59	0	7.54	47.86	0.88
3	0.45	19.33	19.36	0	68.49	40.29	1.06
4	0.16	18.17	30.56	10.67	21.74	37.54	1.20
5	0.49	22.54	39.53	9.44	10.59	39.33	0.89
6	0.43	24.69	39.27	11.28	9.97	44.02	0.85
7	0.43	19.28	38.88	19.85	48.81	43.50	0.78
...
100	0.24	18.02	37.22	0	42.35	44.57	0.91

4.2 实验对比

将样本数据输入模型进行训练, 训练完成后, 通过 20 组数据对模型进行验证, 并对比了 RBF 模型和 PSO-RBF 模型的预测效果, 结果如图 4 所示。

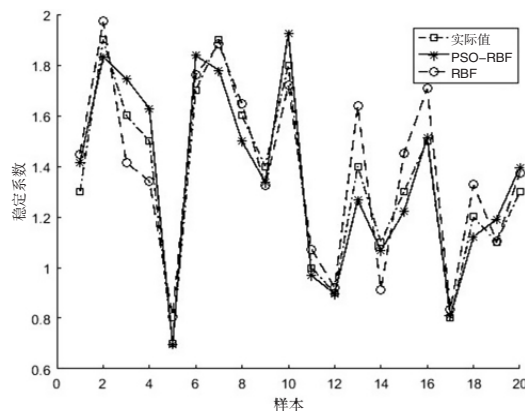


图 4 模型预测结果对比

从图 4 可以看出, PSO-RBF 的效果曲线较 RBF 的效果曲线更接近于实际曲线, 这表明 PSO-RBF 对验证样本数据的拟合效果比 RBF 更好, 有着更高的预测准确率。

同时, 以绝对百分比误差 APE 和均方误差 MSE 为指标对 RBF 模型和 PSO-RBF 模型进行评价, 结果见表 3。

表 3 RBF 和 PSO-RBF 误差比较

模型	APE	MSE
RBF	0.11	0.18
PSO-RBF	0.03	0.04

从表 3 可以看出, 四种模型当中, PSO-RBF 的误差更小, 对于验证集数据的拟合效果更好。

为进一步验证 PSO-RBF 模型的性能, 选取 A1、A2、A3、A4 共四个不同区域的样本对工程的边坡稳定性进行分析, 样本指标如表 4 所示。

表 4 预测样本指标

测试区域	影响因子						稳定性系数
	λ	γ	θ	c	h	α	
A1	0.26	26.82	41.25	0	8.13	45.38	1.79
A2	0.38	17.89	24.99	0	8.24	37.86	1.24
A3	0.31	18.67	29.16	4.92	8.61	40.29	2.06
A4	0.24	29.35	32.50	42.46	21.74	42.54	1.28

通过两种不同的模型对表 4 中的四处边坡数据进行拟合, 预测结果和误差见表 5。

表 5 两种模型的预测结果

测试区域	模型		MSE	
	RBF	PSO-RBF	RBF	PSO-RBF
A1	2.13	1.70	0.19	0.05
A2	1.51	1.21	0.22	0.02
A3	1.59	2.12	0.23	0.03
A4	1.60	1.29	0.25	0.01

表 5 中数据显示, RBF 的 MSE 较大, 预测值偏离实际值较远, 预测效果欠佳; PSO-RBF 的 MSE 更小, 预测结果更接近于实际值, 预测效果更好。

5 结 束 语

结合粒子群优化算法 PSO 和径向基函数神经网络 RBF 建立水利工程边坡稳定性分析模型, 通过拟合曲线、绝对百分比误差和均方误差对模型性能进行了实验分析, 结果表明 PSO-RBF 模型比单一的 RBF 模型具有更好的预测效果。同时, 从边坡的几何形态、岩土力学指标和水的作用三个方面出发,

选取了易于获取的孔隙水压比、土体容重、内摩擦角、粘聚力、坡高和坡角作为 PSO-RBF 水利工程边坡稳定性分析模型输入变量。研究具有较好的适用性, 为解决受复杂因素影响的水利工程边坡稳定性分析问题提供了一种新的途径。

参考文献:

- [1] 古玉, 彭定志, 赵珂珂, 等. “一带一路”沿线国家水电发展状况与潜力[J]. 水力发电学报, 2020, 39(3):11-21.
GU Yu, PENG Dingzhi, ZHAO Keke, et al. Study on exploitation status and potential of hydropower in countries along the Belt and Road[J]. Journal of Hydroelectric Engineering, 2020, 39(3):11-21.
- [2] 黄珮伦, 张嘎. 水位上升与荷载耦合作用下土坡稳定极限分析方法研究[J/OL]. 工程地质学报, 2020, 28(2):394-400[2020-08-28]. <http://www.gcdz.org/fileGCDZXB/journal/article/gcdzxb/2020/2/PDF/gcdzxb-28-2-394.pdf>. DOI:10.13544/j.cnki.jeg.2020-079.
HUANG Peilun, ZHANG Ga. Study on slope stability under coupling loading condition by limit analysis method[J/OL]. Journal of Engineering Geology, 2020, 28(2):394-400[2020-08-28]. <http://www.gcdz.org/fileGCDZXB/journal/article/gcdzxb/2020/2/PDF/gcdzxb-28-2-394.pdf>. DOI: 10.13544/j.cnki.jeg.2020-079.
- [3] NUGROHO A E, HASHIMOTO Akiyo, WONG Chinpiow, et al. Ceramicines M-P from Chisocheton ceramicus: Isolation and structure-activity relationship study[J]. Journal of Natural Medicines, 2018, 72:64-72.
- [4] ZHOU Jin, FANG Li, XIE Hua, et al. A pilot study using the Chinese herbal paste Liu-He-Dan to manage radioder-matitis associated with breast cancer radiotherapy[J]. Current Oncology, 2015, 22(6):453-456.
- [5] 刘开云, 魏博, 刘保国. 边坡变形时序分析的进化-自适应神经模糊推理模型[J]. 北京交通大学学报, 2012, 36(1):56-62.
LIU Kaiyun, WEI Bo, LIU Baoguo. Analysis model of slope deformation time series based on the genetic-adaptive neuron-fuzzy inference system[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2012, 36(1):56-62.
- [6] 付建军, 邱山鸣, 赵海斌, 等. 基于灰色关联度的边坡稳定影响因素分析[J]. 长江科学院院报, 2011, 28(1):53-57.
FU Jianju, QIU Shanming, ZHAO Haibin, et al. Study on impact factors of slope stability based on grey correlation analysis[J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute, 2011, 28(1):53-57.
- [7] 丁丽宏. 基于熵权与灰色关联法的引水方案评价研究[J]. 节水灌溉, 2012(10):56-58.
DING Lihong. Research on evaluation of water diversion project based on entropy weight and grey correlation method

- [J]. Water Saving Irrigation, 2012(10):56–58.
- [8] 苏国韶, 赵伟, 彭立锋, 等. 边坡失效概率估计的高斯过程动态响应面法[J]. 岩土力学, 2014, 35(12):3592–3601.
SU Guoshao, ZHAO Wei, PENG Lifeng, et al. Gaussian process-based dynamic response surface method for estimating slope failure probability[J]. Rock and Soil Mechanics, 2014, 35(12):3592–3601.
- [9] LI Jianyang, WU Hui, WANG Ming. URT train energy-saving scheme optimized on case intelligence using SRS and RBF[J]. IOP Conference Series Materials Science and Engineering, 2018, 452(4):042040–1–042040–7.
- [10] 孙琼琼, 郭静博. 基于蚁群神经网络的工业自动化 PID 参数优化[J]. 微处理机, 2014, 35(5):27–30.
SUN Qiongqiong, GUO Jingbo. Parameters optimization of industrial PID controller based on neural network and ant colony[J]. Microprocessors, 2014, 35(5):27–30.
- [11] TALBI E. A unified view of parallel multi-objective evolutionary algorithms[J]. Journal of Parallel and Distributed Computing, 2019, 133:349–358.
- [12] 黄洋, 鲁海燕, 许凯波, 等. 基于 S 型函数的自适应粒子群优化算法[J]. 计算机科学, 2019, 46(1):245–250.
HUANG Yang, LU Haiyan, XU Kaibo, et al. S-shaped function based adaptive particle swarm optimization algorithm[J]. Computer Science, 2019, 46(1):245–250.