

基于 RBF 神经网络的堤防管涌预测方法

陈亮¹, 赵正信¹, 陈建生¹, 崔华清²

(1. 河海大学岩土工程研究所, 江苏 南京 210098; 2. 南京九通建设工程有限公司, 江苏 南京 210015)

摘要:影响堤防管涌的各种因素是不确定和随机的,在堤防管涌的发生过程中各因素间表现出复杂的非线性行为。运用基于 RBF 神经网络的基本原理,建立了堤防管涌预测的 RBF 神经网络模型,从新的角度研究堤防管涌的预测问题,对该问题进行了探索性的研究。对该理论的建立以及预测方法进行了系统的讨论,为该领域的研究提供了完整的技术方法。对于 23 个典型堤防管涌实例的研究表明,RBF 网络较 BP 网络有较高的预测精度,较短的预测时间和较快的预测速度,能够较好地描述堤防管涌的非线性特征。

关键词:堤防;RBF 网络;管涌预测

中图分类号:TV871.2 **文献标识码:**A **文章编号:**1672-7428(2007)11-0005-04

Prediction of Piping Occurring in Embankment Based on RBF Neural Network/CHEN Liang¹, ZHAO Zheng-xin¹, CHEN Jian-sheng¹, CUI Hua-qing² (1. Geotechnical Research Institute of Hohai University, Nanjing Jiangsu 210098, China; 2. Nanjing Jiutong Construction Engineering Co. Ltd, Nanjing Jiangsu 210015, China)

Abstract: The factors that influence the piping occurring in embankment are uncertain and random, and in the process of piping they turn out to be nonlinear behavior. RBF neural network theory was used to establish a new model in order to predict the piping of embankment. This paper discussed the establishment of predicting model and process of application in detail. Comparing with BP neural network, the application in 23 cases of embankment piping shows that RBF network be more precise, more quickly and faster.

Key words: embankment; RBF neural network; piping prediction

1 概论

土体的管涌及内部的侵蚀(接触冲刷、流土等)是导致堤防破坏的主要原因。传统的对于管涌是否能够发生的评测是基于整个坝区,如滤层的性质(如果有)、堤坝建设的质量、堤坝基础的状况、堤坝运行时的表现。然而这在一定程度上需要工程师一定的判断力,在某些情况下是十分困难的。结果在大多数的情况下,科研人员仅仅根据一些比较容易确定的现象来预测管涌的发生,如:洪水、边坡破坏、地震。但是这些方法是以定性的描述和分析为主,应用的前提是必须有一定的工程实践经验,因而不可避免地存在着个人随意性和不确定性。由于堤防管涌地评价涉及到多种变量,且各变量之间存在着高度的非线性关系,从而导致难以建立反映它们之间关系的确定性方程,或即使建立了方程也难以求解。

同时,堤防作为一个复杂的系统,其本身的各种参量是不确定的和随机的,在堤防运行过程中,不断地与外界进行物质、能量、信息交换,表现出复杂的非线性行为。管涌的发生是堤防系统内部各要素通

过一系列非平衡不稳定产生的空间、时间、功能、结构的自组织过程,从而导致开放系统远离平衡状态。

人工神经网络以其强大的非线性映射能力在很多领域得到广泛的应用。本文根据堤防管涌的影响因素,提出一种预测堤防管涌的机理模型,即基于径向基(RBF)的人工神经网络模型。

2 径向基(RBF)网络

1985年, Powell提出了多变量插值的径向基函数(Radial Basis Function, RBF)方法。1988年, Broomhead和Lowe首先将RBF应用于神经网络设计,从而构成了RBF神经网络,它是一种局部逼近的神经网络。众所周知, BP网络用于函数逼近时,权值的调节采用的是负梯度下降算法,这种调节权值的方法有它的局限性,即存在着收敛速度慢和局部极小等缺点。而RBF网络无论在逼近能力、分类能力和学习速度等方面均优于BP网络, RBF网络比BP网络需要更多的神经元,但是它能够按时间片来训练网络。

收稿日期:2007-05-28

基金项目:国家自然科学基金(编号:50579017)

作者简介:陈亮(1976-),男(汉族),江苏新沂人,河海大学讲师,岩土工程专业,博士,从事饱和与非饱和和渗流研究工作,江苏省南京市西康路1号,chenliang@hhu.edu.cn。

2.1 径向基函数网络模型(见图1)

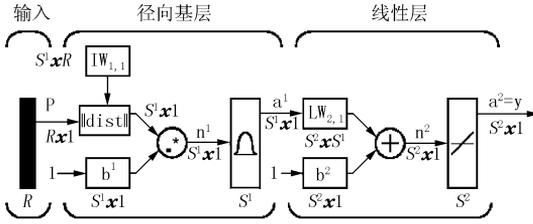


图1 径向基网络结构图

径向基网络主要包括隐含层和输出层,径向基网络的隐含层有 S^1 个神经元,输出层有 S^2 个神经元。输入层节点只是传递输入信号到隐含层,隐含层节点(也称RBF节点)由像高斯函数那样的辐射状作用函数构成,而输出层节点通常是简单的线性函数。隐含层节点中的作用函数(核函数)对输入信号将在局部产生响应,也就是说,当输入信号靠近该函数的中央范围时,隐含层节点将产生较大的输出。由此可以看出这种网络具有局部逼近能力,故径向基函数网络也称局部感知场网络。

2.2 网络输出

设网络输入 x 为 M 维向量,输入 y 为 L 维向量,输入输出样本对长度为 N 。RBF网络的输入层到隐含层实现 $x \rightarrow u_i(x)$ 的非线性映射,径向基网络隐含层节点的作用函数一般取下列几种形式,即:

$$u_i(x) = \exp[-(x^T x / \delta_i^2)] \quad (1)$$

$$u_i(x) = 1/(\delta_i^2 + x^T x)^\alpha, \alpha > 0 \quad (2)$$

$$u_i(x) = (\delta_i^2 + x^T x)^\beta, \alpha < \beta < 1 \quad (3)$$

上面这些函数都是径向对称的,虽然有各种各样的激活函数,但是最常用的是高斯激活函数,如RBF网络隐含层第 i 个节点的输出可由下式表示:

$$u_i(x) = \exp\left[-\frac{(x - c_i)^T (x - c_i)}{2\sigma_i^2}\right] \quad (i = 1, 2, \dots, q) \quad (4)$$

式中: u_i ——第 i 个隐节点的输出; σ_i ——第 i 个隐节点的标准化常数; q ——隐含层节点数; $x = (x_1, x_2, \dots, x_M)$; T ——输入样本; c_i ——第 i 个隐节点高斯函数的中心向量,此向量是一个与输入样本 x 的维数相同的列向量,即 $c_i = (c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{iM})^T$ 。

由(4)式可知,节点的输出范围在0和1之间,且输入样本愈靠近节点的中心,输出值愈大。当 $x = c_i$ 时, $u_i = 1$ 采用高斯函数,具备如下优点:

(1)表示形式简单,即使对于多变量输入也不增加太多的复杂性;

(2)径向对称;

(3)光滑性好,任意阶导数存在;

(4)由于该基函数表示简单且解析性好,因而便于进行理论分析。

考虑到提高网络精度和减少隐层节点数,也可以将网络激活函数改成多变量正态密度函数,即:

$$u_i = \exp\left[-(1/2)(x - c_i)K(x - c_i)^T\right] \quad (5)$$

式中 $K = E[(x - c_i)^T (x - c_i)]^{-1}$ 是输入协方差的逆。这时(5)式已不再是径向对称。

RBF网络的隐含层到输出层实现 $u_i(x) \rightarrow y_k$ 的先行映射,即:

$$y_k = \sum_{i=1}^q w_{ki} u_i - \theta_k \quad (k = 1, 2, \dots, L) \quad (6)$$

式中: u_i ——隐含层第 i 个节点的输出; y_k ——输出层第 k 个节点的输出; w_{ki} ——隐含层到输出层的加权系数; θ ——输出层的阈值; q ——隐含层节点数。

2.3 RBF网络的学习过程

RBF网络的学习过程分为2个阶段。第一个阶段是无教师学习,是根据所有的输入样本决定隐含层各节点的高斯核函数的中心向量 c_i 和标准化常数 σ_i ;第二阶段是有教师学习。在决定好隐含层的参数后,根据样本,利用最小二乘原则,求出隐含层和输出层的权值 w_{ki} 。有时在完成第二阶段的学习后,再根据样本信号,同时校正隐含层和输出层的参数,以进一步提高网络的精度。

2.4 RBF网络有关的几个问题

(1)从理论上讲,RBF网络和BP网络一样可近似任何的连续非线性函数。两者的主要不同点是在非线性映射上采用了不同的函数。BP网络中的隐节点使用的是Sigmoid函数,其函数值在输入空间中无限大的范围内为非零值,即作用函数为全局的;而RBF网络中的隐节点使用的是高斯函数,即它的作用函数是局部的。

(2)已证明RBF网络具有唯一最佳逼近的特性,且无局部最小。

(3)RBF网络用于非线性系统辨识与控制,虽具有唯一最佳逼近的特性以及无局部极小的优点,但隐层节点的中心难求解,这是该网络难以广泛应用的原因。

(4)与BP网络收敛速度慢的缺点相反,RBF网络学习速度很快,适于在线实时控制。

3 堤防管涌预测实例

利用RBF网络模型,可在已有关于堤防管涌稳定或破坏的基础之上,对堤防管涌的发生进行评价

预测。步骤如下:

- (1) 根据已有的工程实例,建立网络训练样本;
- (2) 用学习样本对网络进行训练,在达到指定的收敛精度时,即形成了网络自身的非线性映射关系;
- (3) 用训练好的网络对需要研究的堤防进行现状的评价及未来状态的预测。

RBF 网络的输入层神经元个数取决于堤防管涌影响因子的个数,由表 1 可知,取其个数为 8。输出层的神经元个数为 1。利用 newrbf 创建一个精确的神经网络,该函数在创建 RBF 网络时,自动选择隐含层的数目,使得误差为零。图 2 为不同径向基分布密度所对应的网络误差。

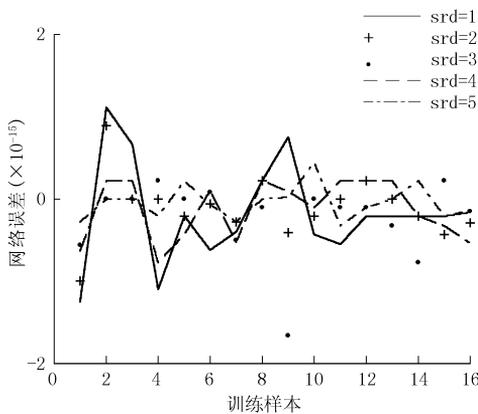


图 2 RBF 网络训练误差图

由图 2 可知,RBF 网络的误差值是非常小的,当其径向基密度 spread 取值为 5 时,网络的预测误差最小。为使网络训练更加有效,在训练前可对样本数据进行归一化处理,即将输入输出数据映射在

$[-1, 1]$ 范围内,数据的归一化函数采用如下预处理方法:

$$\hat{x}_i = [2(x_i - \min x_i) / (\max x_i - \min x_i)] - 1 \quad (7)$$

文献[3]整理了国内外各类堤防中已有的稳定堤防与管涌破坏的实例共 23 个。其中发生管涌破坏的堤防共 14 个。从这些实例中,可以提取一下影响堤防稳定性的因素,这些因素包括:堤坝高(H)、坝前水深(H_p)、下游边坡(m)、土体有效粘聚力(c)、土体有效内摩擦角(φ)、渗透系数(K)、土层中的最大有效粒径(d_b)以及下游滤层倾角(δ)8 个参数为网络输入点,管涌稳定或管涌破坏为输出点,若堤防为管涌破坏,输出节点值为 1,否则为 0。为了检验模型的可靠性及适用性,将表 1 中的数据作为训练样本,表 2 中的数据作为检验样本。预测方法:先用训练样本对网络进行训练,建立起输入单元与输出单元之间的非线性关系,然后对检验样本数据进行预测。从表中可以看出,RBF 神经网络可以很好地建立起堤防管涌的各种影响因素之间的非线性关系,且预测精度较高,因此,采用该方法对堤防管涌进行预测是行之有效的手段之一。

为了验证 RBF 网络相对于 BP 网络的优势,本例中利用 BP 网络对堤防管涌进行重新预测。选择 BP 网络为 $8 \times 10 \times 1$ 的结构,采用 Levenberg - Marquardt 规则的训练函数 trainlm 训练 BP 网络。经过 13 次训练后,对网络进行仿真,并计算网络的预测误差(见图 3)。综合对比后发现,对于预测精度来说,BP 网络明显不如 RBF 网络,而且 BP 网络的训练时间明显大于 RBF 网络,其训练速度比较慢。

表 1 堤防实例数据表

编号	H/m	H_p/m	m	c/Pa	$\varphi/(^\circ)$	$K/(cm \cdot s^{-2})$	d_b/cm	$\delta/(^\circ)$	实际结果	RBF 学习结果
1	87.5	80	0.256	14	27	$4e-6$	0.008	28	0	0
2	51.5	46	0.455	100	19.3	$2.9e-6$	0.007	45	1	1
3	39.5	33	0.374	32	27.2	$5.5e-8$	0.010	67	1	1
4	29	26	0.315	26	27.8	$2e-5$	0.010	65	1	1
5	42.5	39	0.361	84	32.2	$1.3e-8$	0.004	53.1	1	1
6	7	5.6	0.400	20	30	$3.8e-5$	0.017	26.6	0	0
7	6	4.8	0.5	51	38.5	$7e-3$	0.020	26.6	0	0
8	6.7	5.5	0.4	109	21.2	$5.1e-6$	0.004	67.5	1	1
9	13	10.5	0.364	44	38.4	0.01	0.02	26.6	0	0
10	133.1	126	0.476	41	32	$1.3e-6$	0.004	76	1	1
11	51	47	0.308	42	34.5	$2.2e-8$	0.012	66	1	1
12	56	49	0.364	30	29	$2e-7$	0.013	59	1	1
13	96	90	0.417	20	26	$3.5e-8$	0.012	65	1	1
14	28	25	0.286	153	24.8	$4.8e-8$	0.009	60	1	1
15	28	25	0.286	157	13.2	$3.6e-7$	0.009	60	1	1
16	39	35.5	0.466	76	13.8	$5.1e-6$	0.040	25	0	0

注:此表数据根据文献[3]整理。

表2 预测样本评价指标、实际结果和RBF网络预测结果表

编号	H/m	H_p/m	m	c/Pa	$\varphi/(\circ)$	$K/(cm \cdot s^{-2})$	d_b/cm	$\delta/(\circ)$	实际结果	RBF 预测结果
1	39	35.5	0.466	109	21.2	$5.1e-6$	0.040	29	0	0.0944
2	29	25	0.435	30	31.6	$2.0e-5$	0.010	23.5	0	-0.2071
3	31.0	29.0	0.249	15	26.7	$7.8e-5$	0.009	14.0	0	0.0703
4	31.0	29.0	0.249	20	26.7	$4.0e-4$	0.010	14.0	0	-0.0996
5	35.5	31.0	0.295	60	15.6	$1.0e-7$	0.008	43.0	1	0.9870
6	87.5	80.0	0.400	12	28.9	$3.5e-7$	0.008	75.0	1	0.7764
7	133.0	123.0	0.455	40	27.0	$3.0e-7$	0.009	79.0	1	1.0584

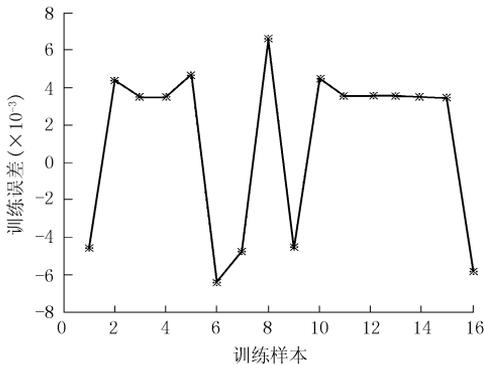


图3 BP网络训练的误差图

能力。本文运用基于RBF神经网络,建立的堤防管涌预测的神经网络模型,从新的方面研究堤防管涌的预测问题。文中对于堤防的管涌预测问题进行了初步探索性研究,对该理论的建立以及预测方法进行了系统的讨论,为该领域的研究提供了完整的技术方法。通过对管涌实例的研究结果表明,RBF网络比BP网络有较高的预测精度,较短的预测时间和较快的预测速度,能够较好的描述堤防管涌的非线性特征。

参考文献:

- [1] Mark Foster, et al. A method for assessing the relative likelihood of failure of embankment dams by piping [J]. Can. Geotech. J. 2000, 37(10):1025-1061.
- [2] 李国勇. 智能控制及其 MATLAB 实现[M]. 北京:电子工业出版社,2006.
- [3] 张我华,余功栓,蔡袁强. 堤与坝管涌发生的机理以及人工智能预测与评定[J]. 浙江大学学报,2004,38(7):902-908.
- [4] 飞思科技产品研发中心. 神经网络理论与 MATLAB7 实现[M]. 北京:电子工业出版社,2005.
- [5] 许东,吴铮. 基于 MATLAB6. x 的系统分析与设计——神经网络[M]. 西安:西安电子科技大学出版社,2003.

4 结论

堤防管涌的发生是由堤防内部因素通过一系列非平衡不稳定产生的结果,是一个多元非线性的复杂问题,而人工神经网络需要理论是现代神经学科研究成果基础上由大量基本信息处理单元,通过广泛的连接而构成复杂网络的动态信息处理系统,具有模拟人类部分形象思维能力,是理论化的人脑神经网络的抽象数学模型,具有高度的非线性映射功能,能够进行复杂的逻辑操作和惊人的信息处理



中国桩机钻网和多家媒体均建立了信息共享合作关系,涵盖国内最完整的设备制造商,各基础工程施工单位信息资料数据库体系,收录行业发展情况,政策,服务和行业动态信息等。

- 隧道掘进机械
- 石油钻井机械
- 桩工机械
- 非开挖设备
- 工程及钻凿机械
- 地质勘探机械



加入中国桩机钻网

多一条交易渠道,多一份收获!

地址:北京朝阳区南磨房路37号华腾北塘商务大厦2308室

电话:010-51908782/3

传真:010-51908780

E-mail: alanzjzjcn@163.com; nvday@163.com