

# 基于广义回归神经网络的无黏性土管涌判定研究

薛新华<sup>1,2</sup>, 杨兴国<sup>1,2</sup>

(1. 四川大学 水力学与山区河流开发保护国家重点实验室, 四川 成都 610065; 2. 四川大学 水利水电学院, 四川 成都 610065)

**摘要:**分析了现在广泛采用的判定管涌破坏手段的不足之处。在分析广义回归神经网络的基本原理和算法基础上,建立了无黏性土管涌判别的广义回归神经网络模型。以前人试验结果作为对比,采用特征粒径和孔隙率作为判别指标,对土样的渗透破坏形式进行判别。计算结果表明,该模型的管涌渗透流破坏形式判定结果与前人试验结果完全一致,该方法为无黏性土管涌渗透流破坏形式的判别提供了新的研究思路。

**关键词:**管涌; 广义回归神经网络; 无黏性土; 流土

**中图分类号:** TU441 **文献标志码:** A

堤基管涌是堤防工程中的重大灾害,它的发生常常导致堤防失稳、坍塌甚至溃坝事故,造成重大人员伤亡。D. Van Zyl 曾对管涌产生的过程进行了详细的描述<sup>[1]</sup>,即管涌首先开始于土中性质突变的局部,如细粒、容重较轻的颗粒和裂缝分布的地方,土体表面的颗粒先移动形成空隙,随后空隙渐渐扩大,并且向下移动,逐渐形成不规则的管状通道。它发生的部位可在渗流溢出处,也可在土体内部。随着砂粒的不断析出流失,孔洞直径逐渐增大,深度也逐渐向堤身或堤基土内部不断延伸增大。一旦与土体内部的已有孔洞连通,就迅速发展为管道内集中涌水析土的现象,其严重后果是堤下土体内渗水通道塌陷,造成堤防不均匀沉降和整体失稳。许多水工建筑物的破坏和失事都是由于管涌破坏造成的<sup>[2]</sup>。以 1998 年长江流域性大洪水为例,长江干流堤防出现险情 698 处,其中管涌险情 366 处,占 52.4%;洞庭湖区堤防出现较大险情 626 处,其中管涌险情 343 处,占 54.8%<sup>[3]</sup>。由此可见,对堤基管涌问题的研究具有重要的理论价值和工程实用意义。但由于管涌问题的复杂性和随机性,且影响因素很多,至今尚没有形成一套完整的理论。

由于神经网络在函数逼近和模式识别等方面的杰出表现,目前已被广泛应用于求解各类高度非线性复杂问题。其中,广义回归神经网络(generalized regression neural network,简称 GRNN)最早由 Specht 提

出<sup>[4]</sup>,它是建立在数理统计基础上的一种新型神经网络,能够根据样本逼近其中隐含的映射关系,即使样本数据稀少,网络的输出结果也能够收敛于最优回归表面,因此它在系统辨识、预测控制等方面得到了广泛的应用。本文主要利用广义回归神经网络对管涌和流土破坏形式进行判别,以求为管涌和流土破坏形式的判别问题提供一条新的思路。

## 1 管涌问题的研究现状

近年来,国内外许多学者根据不同的理论基础和试验数据提出了多种判定管涌的方法,这些研究方法归纳起来,主要有水头分析法、室内模型试验以及管涌数值模拟等<sup>[5]</sup>。下面对以上各种方法做一简要阐述。

### 1.1 水头分析法

水头分析法主要包括总水头分析法<sup>[6]</sup>、临界水力梯度分析法<sup>[7]</sup>、随机模型等<sup>[8]</sup>。诸多学者在利用水头分析法研究管涌方面,取得了很多有意义的结果。但正如文献<sup>[5]</sup>所指出的:水头分析法目前尚存在不足,即总水头方法中的临界总水头梯度是从大量对构造物的统计分析中确定的,每个构造物只是统计样本中的一个,不可能包含所有的可能破坏模式和不利的土层条件,而且不能从机理上分析管涌的成因;临界水头梯度的方法考虑了土的性质和水的性质,可以从机理上

反映管涌形成的原因,但是影响管涌发生和发展的因素是多样的,公式中的参数不能全面完整地包含所有的影响因素;而随机模型只是宏观地描述了管涌发生的某一种因素和过程,也不能全面解释管涌的发生机理。

## 1.2 室内模型试验

室内模型试验是研究管涌现象的有效方法之一。室内试验原理相对简单明了,现象直观,得出的结论具有一定的意义。诸多学者如李广信<sup>[9]</sup>、倪小东<sup>[10]</sup>等均通过室内模型试验对管涌进行了研究,得出了很多有价值的结论。室内模型试验基本能反映土体的不均匀性和水土相互作用的重要性,且能够直接观察到管涌发生过程中的现象,得到的抗渗坡降非常适合于局部砂颗粒。但因为受到尺寸效应、边界条件和土质条件等各方面的影响,因此室内试验的结果很难推广到大范围土体的抗渗分析中。

## 1.3 管涌数值模拟

殷建华<sup>[11]</sup>、张家发<sup>[12]</sup>等诸多专家学者均采用数值模拟方法对管涌现象开展过研究。除此之外,周健等还采用颗粒流对管涌机理进行研究<sup>[13]</sup>,得出了很多有价值的结论。也正如文献[5]所指出的,由于管涌数值模拟目前大多限于有限元渗流模拟范围内,渗透破坏发生后渗流场变化是很难预知的。故有限元的计算模拟对渗流破坏前期,即还没有达到临界水头阶段的模拟是可行的;但达到临界水头以后,随着颗粒的流失,渗流场发生了变化,用有限元方法继续模拟则存在较大困难。因此,目前有限元还无法全面解释管涌的发生机理。另外,还有其他一些学者对管涌问题展开过研究,篇幅所限,在此不一一赘述。

## 2 广义回归神经网络简介

### 2.1 拓扑结构

广义回归神经网络(GRNN)是径向基函数神经网络(RBF)的一种。它由3层构成,输入层节点只传递输入信号到隐层,隐层节点由诸如高斯函数等辐射状作用函数构成,而输出节点通常是简单的线性函数。隐层节点中的基函数对输入信号在局部产生响应,当输入信号靠近基函数的中央范围时,隐层节点将产生较大的输出。因此,GRNN具有局部逼近能力,其拓扑结构见图1。

由图1可知,输入层与隐层的连接权值为 $IW_{1,1}$ ,隐层节点的阈值设为 $b_1$ ,输入变量为 $p$ ,隐层激励函数为:

$$radbas(x) = \exp(-x^2/2) \quad (1)$$

隐层到输出层的连接权为 $IW_{2,1}$ ,输出层节点不设阈值,网络输出为 $y$ ,输出层激励函数为:

$$purelin(x) = x \quad (2)$$

隐层节点的输入定义为输入向量 $p$ 与连接权 $IW_{1,1}$ 的空间距离 $dist(p, IW_{1,1})$ 与阈值 $b_1$ 的点积。输出层节点的输入定义为隐层节点的输出与权值 $IW_{2,1}$ 的乘积,通过调节隐层节点的阈值 $b_1$ ,可以调节网络逼近函数的光滑度,小的阈值可以使网络逼近函数更加光滑。GRNN的这个特点决定了网络能够最大限度地避免人为主观假定对预测结果的影响。

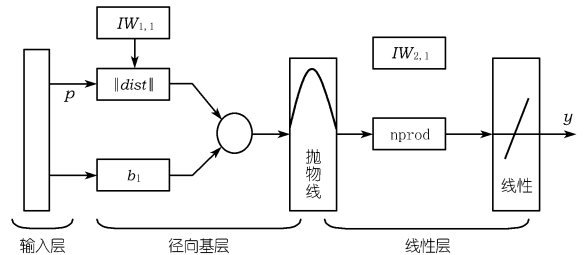


图1 GRNN 拓扑结构

### 2.2 建模步骤

(1) 在训练网络之前对原始数据进行预处理,本文采用的预处理方法是归一化方法,即将所有的输入、输出训练数据变换到 $[-1, 1]$ 之间。

(2) 根据训练样本确定网络的输入、输出数据的维数。

(3) 确定光滑因子 $\sigma_i$ 。由于光滑因子 $\sigma_i$ 对网络的性能影响比较大,光滑因子越小,网络对样本的逼近性能就越强;光滑因子越大,网络对样本数据的逼近过程就越光滑。因此,需要不断尝试才可能获得最佳值。

(4) 验证网络的正确性。这里需要说明的是,网络训练好后,测试数据也需要做归一化处理才能输入网络,然后对网络输出做反变换,即将输出变量还原到原数值。

## 3 无黏性土管涌的判别实例

影响无黏性土管涌的因素很多,考虑到指标的简易性和代表性,根据已有的研究资料,本文选取特征粒径 $d_{85}$ 、 $d_{15}$ 、 $d_5$ 、 $d_{60}$ 、 $d_{30}$ 、 $d_{10}$ 以及土样的孔隙率 $n$ 这7个指标对管涌进行判别。网络的输出分为管涌型和流土型两类,分别用I、II表示。文献[14-16]均通过室内试验的手段对管涌问题进行了研究,本文从其提供的试验结果中选取39组样本,建立无黏性土管涌类型判别的GRNN模型。其中前30组样本作为训练样本,后9组作为测试样本。经过对输出结果的检查发现,光滑因子越小,GRNN网络对样本的逼近性能就越强。

当光滑因子为 0.5 时,无论是逼近性能还是预测性能的误差都比较小。随着光滑因子的增加,误差也在不断增加。因此,本文选定光滑因子为 0.5 的 GRNN 网络模型进行训练,并与试验结果作对比,具体结果见表 1。

表 1 训练样本

样本	$d_{85}$	$d_{15}$	$d_5$	$d_{60}$	$d_{30}$	$d_{10}$	$n$	文献结果	GRNN 结果
1	57.0	45.0	0.18	39.0	4.5	0.28	0.22	I	I
2	24.0	0.5	0.19	7.0	1.3	0.30	0.27	II	II
3	120.0	1.0	0.26	70.0	20.0	0.58	0.22	I	I
4	18.0	0.33	0.25	9.1	0.5	0.29	0.26	II	II
5	25.0	1.80	0.33	13.0	6.0	1.0	0.29	I	I
6	6.2	0.60	0.15	3.6	2.3	0.15	0.34	I	I
7	6.2	0.90	0.20	3.6	2.3	0.40	0.37	I	I
8	6.2	0.98	0.45	3.6	2.3	0.51	0.38	II	II
9	6.2	1.60	0.60	3.7	2.5	0.82	0.37	II	II
10	1.0	0.20	0.06	0.5	0.33	0.11	0.42	II	II
11	21.0	0.22	0.06	0.95	0.50	0.20	0.35	II	II
12	1.0	0.26	0.07	0.6	0.39	0.19	0.45	II	II
13	45.0	0.40	0.09	11.1	1.3	0.15	0.21	II	II
14	22.0	0.32	0.07	2.9	0.6	0.27	0.24	II	II
15	7.0	0.37	0.20	3.5	0.6	0.29	0.44	II	II
16	5.9	0.29	0.15	2.1	0.5	0.20	0.28	II	II
17	4.4	0.15	0.11	2.7	1.1	0.13	0.28	I	I
18	5.1	0.22	0.12	2.6	1.13	0.14	0.28	I	I
19	7.0	0.21	0.12	4.1	2.6	0.16	0.28	I	I
20	6.68	0.21	0.11	4.0	2.1	0.16	0.28	I	I
21	5.0	0.20	0.11	2.2	1.05	0.13	0.34	I	I
22	5.5	0.25	0.12	3.3	2.0	2.20	0.31	I	I
23	5.6	0.19	0.12	3.7	2.3	0.15	0.35	I	I
24	4.3	0.26	0.16	3.5	2.1	0.18	0.29	I	I
25	5.0	0.30	0.11	3.2	2.1	0.18	0.33	I	I
26	5.0	0.23	0.15	3.1	2.1	0.17	0.34	I	I
27	7.0	0.25	0.17	4.1	2.3	0.19	0.29	I	I
28	6.0	0.20	0.15	3.4	2.0	0.17	0.30	I	I
29	5.0	0.21	0.15	3.0	1.7	0.18	0.30	I	I
30	7.5	0.23	0.16	2.0	0.4	0.19	0.28	II	II

注:特征粒径单位为 mm,下同。

由表 1 知,运用 GRNN 网络对 30 组样本训练的结果与文献中的试验结果完全一致。为进一步验证 GRNN 管涌判别模型的智能性和泛化能力,利用该模型对剩余的 9 组样本进行判别,结果见表 2。

表 2 剩余的测试样本

样本	$d_{85}$	$d_{15}$	$d_5$	$d_{60}$	$d_{30}$	$d_{10}$	$n$	文献结果	GRNN 结果
31	5.30	0.23	0.16	2.30	0.50	0.19	0.30	II	II
32	0.42	0.14	0.04	0.37	0.24	0.12	0.40	II	II
33	0.30	0.02	0.01	0.12	0.06	0.02	0.43	II	II
34	0.19	0.02	0.01	0.10	0.07	0.02	0.39	II	II
35	0.22	0.05	0.01	0.16	0.09	0.03	0.38	II	II
36	0.18	0.02	0.01	0.10	0.07	0.02	0.42	II	II
37	0.22	0.05	0.01	0.19	0.11	0.05	0.41	II	II
38	0.21	0.05	0.01	0.17	0.09	0.04	0.40	II	II
39	0.22	0.07	0.01	0.20	0.13	0.04	0.38	II	II

由表 2 可知,判别结果与文献中的试验结果完全一致。由此可见,利用广义回归神经网络 GRNN 对无黏性土管涌渗透破坏形式进行判别是可行的。

## 4 结 语

本文用广义回归神经网络 GRNN 对无黏性土的管涌渗透破坏形式进行了判别,并与前文献中的试验结果进行对比。结果表明,利用本文建立的 GRNN 模型判别结果与文献中的试验结果完全一致。由此可见,利用建立的广义回归神经网络 GRNN 模型进行无黏性土的管涌渗透破坏形式判别是有效的和可行的。

### 参考文献:

- [1] Van Zyl D, Harr M E. Seepage erosion analysis of structures [C] // Proceedings of the Tenth International Conference on Soil Mechanics and Foundation Engineering, Stockholm, Sweden, 1981, 1: 503 - 509.
- [2] 陈生水,钟启明,任强.土石坝管涌破坏溃口发展数值模型研究[J].岩土工程学报,2009,31(5):653 - 657.
- [3] 罗玉龙,彭华,张晋.一维三相渗流侵蚀耦合管涌程序的研制与验证[J].固体力学学报,2008,29(专辑):118 - 121.
- [4] Specht D F. A general regression neural network [J]. IEEE Transactions on Neural Network, 1991, 2(6): 568 - 576.
- [5] 张刚.管涌现象微观机理的模型试验与颗粒流数值模拟研究[D].上海:同济大学,2007.
- [6] Ojha C S P, Singh V P, Adrian D D. Determination of critical head in soil piping [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2003, 129(7): 511 - 518.
- [7] Koenders M A, Sellmeijer J B. Mathematical model for piping [J]. J. Geotech. Eng, 1992, 118(6): 943 - 948.
- [8] 曹敦履,曹罡,邹大元,等.水工建筑物渗流管涌的 Monte - Carlo 模拟[J].人民长江,1997,28(6):11 - 13.
- [9] 李广信,周晓杰.堤基管涌发生发展过程的试验模拟[J].水利水电科技进展,2005,25(6):12 - 15.
- [10] 倪小东,王媛,王飞.管涌的砂槽试验研究及颗粒流模拟[J].四川大学学报:工程科学版,2009,41(6):51 - 57.
- [11] 殷建华.土堤管涌区渗流的有限元模拟[J].岩石力学与工程学报,1998,17(6):679 - 686.
- [12] 张家发,朱国胜,曹敦履.堤基渗透变形扩展过程和悬挂式防渗墙控制作用的数值模拟研究[J].长江科学院院报,2004,21(6):47 - 50.
- [13] 周健,姚志雄,张刚.砂土渗流过程的微观数值模拟[J].岩土工程学报,2007,29(7):977 - 981.
- [14] Kovacs G. Seepage hydraulics [M]. New York: Elsevier Scientific Publishing Company, 1981.
- [15] Kenney T C, Lau D. Internal stability of granular filters [J]. Canadian Geotechnical Journal, 1985, 22(2): 215 - 225.
- [16] Aberg B. Washout of grains from filtered sand and gravel materials [J]. Journal of Geotechnical Engineering, 1993, 119(1): 36 - 53.

(编辑:郑毅)