

槐树关水库大坝渗流安全评价与预测

焦林可¹, 杨 赞², 范 雪¹, 刘崇昕¹, 李生彬¹

(1. 兰州交通大学 环境与市政工程学院, 兰州 730070;
2. 临夏回族自治州水利科学研究院, 甘肃 临夏 731199)

摘要:为评价槐树关水库大坝的渗流稳定性,收集大坝近年来面板周边缝与坝基监测点处渗压计数据,库水位、气温、降雨量、坝后渗流的监测数据及大坝工程建设与地质资料,先将监测点处渗压计值和坝前水位进行 Pearson 相关性分析,再根据大坝工程建设及地质资料绘制大坝断面模型并导入 Autobank7.7 软件计算坝后渗流量,最后将气温、库水位、降雨量等影响因子代入 PCA-BP 神经网络与随机森林、BP 神经网络模型对坝后渗流量进行预测。结果表明:除 P_3 、 P_6 、 P_9 外的监测点渗压计值、坝后量水堰监测渗流量值与库水位相关性较强,符合大坝渗流场的一般规律,初步判定大坝较稳定;实际监测的坝后渗流量是 Autobank 软件模型理论计算值的 8 倍,判定大坝有出现渗流破坏的可能,后续应采取相应措施除险加固加强监测以保证大坝的稳定性;PCA-BP 神经网络与随机森林、BP 神经网络 3 种模型最佳预测准确度分别为 83.20%、79.35%、69.41%,其中 PCA-BP 神经网络的预测效果最佳,通过模型预知渗流量防止渗流破坏对保证大坝的安全运行具有重要意义。

关键词:大坝渗流监测;安全评价;Autobank7.7 渗流校核;网络模型预测

中图分类号:TV641

文献标志码:A

Safety Evaluation and Prediction of Seepage Flow Rate of Huaishuguan Reservoir Dam

JIAO Linke¹, YANG Yun², FAN Xue¹, LIU Chongxin¹, LI Shengbin¹

(1. School of Environmental and Municipal Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China;
2. Linxia Hui Autonomous Prefecture Water Conservancy Research Institute, Linxia 731199, Gansu, China)

Abstract: To evaluate the seepage stability of the Huaishuguan Reservoir Dam, the seepage pressure gauge data at the panel peripheral joints and monitoring points at the dam foundation in recent years, as well as monitoring data on reservoir water level, temperature, rainfall, seepage behind the dam, and dam engineering construction and geological data were collected. Firstly, Pearson correlation analysis was conducted between the seepage pressure gauge values at the monitoring points and the water level in front of the dam, based on the construction of the dam project and geological data, a dam cross-section model is drawn and imported into Autobank 7.7 software to calculate the seepage flow after the dam. Finally, factors such as temperature, reservoir water level, and rainfall are substituted into PCA-BP neural network, random forest, and BP neural network models to predict the seepage flow after the dam. The results show that, except for P_3 , P_6 , and P_9 , the monitoring points of the seepage pressure gauge and the seepage flow rate of the measuring weir behind the dam have a strong correlation with the reservoir water level, which conforms to the general law of the seepage flow field of the dam. It is preliminarily judged that the dam is relatively stable; The actual monitored seepage flow rate behind the dam is 8 times the theoretical calculation value of the Autobank soft-

收稿日期: 2023-08-28

基金项目: 临夏州槐树关水库大坝安全运行及水土保持监测研究(2021-Z-2-9)

第一作者: 焦林可(1998—), 女, 河南商丘人, 硕士研究生, 主要研究方向为水污染控制化学。E-mail: 1137074437@qq.com

通讯作者: 李生彬(1970—), 男, 甘肃兰州人, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为水污染控制化学。E-mail: 350689680@qq.com

ware model. It is determined that there is a possibility of seepage damage to the dam, and corresponding measures should be taken to eliminate risks and streng then monitoring to ensure the stability of the dam. The best prediction accuracy of PCA-BP neural network, random forest, and BP neural network models are 83. 20%, 79. 35%, and 69. 41%, respectively. Among them, PCA-BP neural network has the best prediction effect. It is of significant importance to ensure the safe operation of the dam by predicting seepage flow through modeling to prevent seepage damage.

Key words: dam seepage monitoring; safety evaluation; Autobank 7. 7 seepage verification; network model prediction

槐树关水库大坝距今已建成近 12 年,该坝于 2020 年 12 月被某水利研究院评价为“二类坝”,属于在一定控制运行条件下才能安全运行的大坝,因此对大坝的渗流监测数据进行分析并开展大坝安全运行监测的专项研究是十分必要的。本文将槐树关水库大坝的面板周边缝及坝基、坝后渗流监测数据与库水位进行相关性分析,以认识各观测点位监测数据的变化规律和成因机理来评估大坝的渗漏情况。大坝运行过程中会受到渗流的浸润与侵蚀作用,当一些渗流参数超过允许值时就会出现渗透破坏^[1],Autobank 软件是为满足我国水利行业需求而设计的水利工程分析软件。它可以对堤防、水闸、土坝、涵洞等水工建筑物进行详细的分析计算^[2]。本文运用 Autobank 软件建立大坝二维渗流场计算模型以评估大坝的渗流稳定性。基于监测数据的大坝性态预测对大坝安全和应急管理具有重要意义。人工神经网络、支持向量机、决策树等机器学习算法已经被广泛应用于大坝的渗流预测^[3],为及时发现大坝运行中坝后异常渗流量的早期迹象,掌握大坝的真实运行状态,本文将大坝历史库水位、气温及降雨量等影响因子与监测的坝后渗流量建立预测模型以预测未来一段时间渗流量的变化趋势。

1 大坝渗流监测

1.1 工程概况

槐树关水库是临夏回族自治州城区供水的水源工程,水库大坝为混凝土面板堆石坝,最大坝高 62. 46 m。槐树关水库大坝工程属四级小(I)型工程,工程主要由大坝、溢洪道、输水泄洪洞等永久性 4 级建筑物组成。水库总库容为 591 万 m³,死库容 71. 08 m³,调节库容 120. 94 万 m³,设计供水能力 5. 0 万 m³/d。可满足下游 50 万人口的饮水功能。

1.2 渗流观测点布置情况

1) 坝体面板周边缝渗流监测

混凝土面板作为面板堆石坝的主要防渗体,对大坝的安全和正常运行起着关键作用,周边缝是混凝土

面板坝变形的最敏感部位,是混凝土面板坝最可能漏水的通道。为了监测周边缝止水材料的止水效果和周边缝的渗漏情况,在坝体周边缝面板一侧底部的垫层料中挖坑埋设渗压计共 6 支,编号为 P₁~P₆,埋设在垫层内,混凝土面板下 50 cm,管线沿面板下走至坝顶与同一面板线缆汇合,然后沿防浪墙桥架走至溢洪道闸室远程数据采集单元。

2) 坝基渗流监测

为了监测河床坝基的渗流情况,在横断面 0+035 m 布置 3 支渗压计,渗压计均采用挖坑埋设,管线水平走至挤压边墙,然后沿挤压边墙走至左右坝肩,沿坝坡第 3 块面板下走至坝顶防浪墙,线缆汇合走至溢洪道闸室远程数据采集单元。孔隙水压力计 P₇ 为安装高程较低一组设备,靠近坝体上游,位于主坝体垫层区域内,孔隙水压力计 P₈ 和 P₉ 安装高程高于 P₇ 且向下游方向,和水库坝基坡势一致。

3) 坝后渗流监测

坝前水位孔隙水压力计传感器的线缆走至坝顶,后沿坝体上游防浪墙线缆的桥架,汇合走至溢洪道闸室远程数据采集单元,得到坝前水位数据。坝前水位高于坝后水位,坝体内部渗流方向为坝上向坝下,主堆石区和次堆石区石料体积增大,透水性能良好,坝体内部水位处于下降态势,形成的坝后渗流量是反映大坝运行状态的重要指标,考虑本工程窄深河谷的特点,在下游坝脚处设置集水沟,并在沟外修建截水墙拦截坝体和坝基渗流,集水沟末端设置 1 座量水堰(钢板薄壁堰)进行渗流量监测,量水堰堰口底部高程 2 498. 413 m。本文上述各监测点布设信息如表 1 所列。

1.3 大坝渗流监测结果分析

1.3.1 面板周边缝及坝基渗流监测结果分析

根据面板周边缝埋设的渗压计位置坐标绘制如图 1 所示的周边缝渗压计与水位过程线关系图,可见位于较高高程的渗压计 P₁ 与 P₆ 在某些时间点是位于坝前水位之上的。自 2022 年 2 月至 2023 年 4 月的坝体面板周边缝监测点(P₁ 至 P₆)及坝基处监

测点(P_7 至 P_9)的渗压计值与坝前水位变化如图 2 所示。

表 1 监测点布设表
Tab. 1 Monitoring point layout table

监测点位	坝横/坝纵	高程	埋设方式/位置	监测仪器
面板周边缝	P_1	0+013 m/0—025 m	2 531.000 m	周边缝与第 2 块面板缝隙
	P_2	0+015 m/0—050 m	2 517.000 m	周边缝与第 2 块面板缝隙
	P_3	0+031 m/0—075 m	2 502.000 m	周边缝与第 5 块面板缝隙
	P_4	0+070 m/0—075 m	2 502.000 m	周边缝与第 9 块面板缝隙
	P_5	0+077 m/0—050 m	2 516.000 m	周边缝与第 10 块面板缝隙
	P_6	0+094 m/0—025 m	2 531.000 m	周边缝与第 12 块面板缝隙
	P_7	0+035 m/0—063 m	2 500.000 m	挖坑埋设
	P_8	0+035 m/0—059 m	2 502.000 m	挖坑埋设
	P_9	0+035 m/0±00 m	2 502.800 m	挖坑埋设
坝前水位	0+036 m/—	2 521.000 m	挖坑埋设	JTM-J8600
渗流量	—	2 498.413 m	下游坝脚处集水沟末端	量水堰

注:坝横表示沿水流方向的横坐标,0+035 m 代表横断面距离大坝左岸始点 35 m;坝纵为垂直水流方向的纵坐标,0—063 m 代表下游纵断面距离大坝防浪墙 63 m。

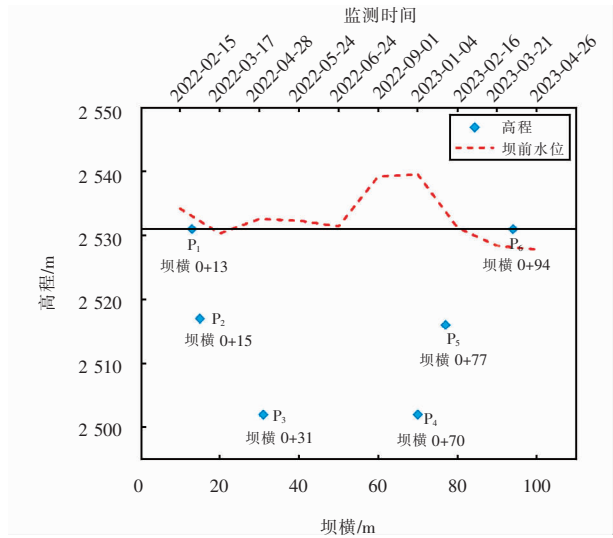


图 1 周边缝渗压计及坝前水位线

Fig. 1 Perimeter joint seepage pressure gauge and dam front water level line

由图 2 可以看出,水库蓄水后面板周边缝处监测点 P_1 、 P_2 、 P_3 、 P_4 监测点位处渗压计值分别稳定在 0.02 MPa、0.035 MPa、0.11 MPa 和 0.04 MPa 附近。根据历史监测资料,渗压计 P_3 、 P_4 在蓄水前观测值分别为 0.105 MPa、0.033 MPa,虽相对较大,但于蓄水前后变化较小。其中坝基处监测点 P_7 在混凝土面板浇筑之前测值为 0.2 MPa,蓄水之后一段时间稳定在 0.03 MPa,近期监测结果显示 P_7 渗压计值

稳定在 0.2 MPa,与面板浇筑前压强值相同。以上各监测点渗压计值不随坝前水位发生明显变化,初步断定面板周边缝处 P_1 、 P_2 、 P_3 、 P_4 点及坝基 P_7 点位所处位置止水效果较好,不存在渗漏。面板周边缝 P_5 及河床坝基处 P_8 和 P_9 渗压计值出现负值,并分别稳定在 -0.02 MPa、-0.1 MPa、-0.2 MPa 附近,表明渗压计或需校正、检修和更换。由图 2 可见,当坝前水位发生变化时,坝基及面板周边缝处监测点渗压计值变化都很小,观测坝体完好,大坝处于安全状态。

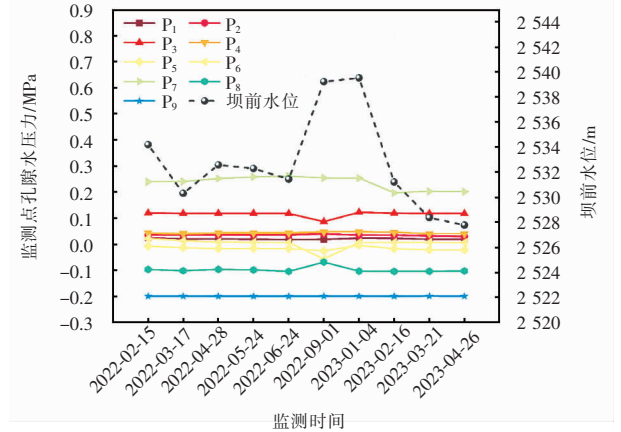


图 2 周边缝及坝基渗压计监测成果

Fig. 2 Monitoring results of peripheral joints and dam foundation seepage pressure gauge

为了进一步判定各监测点与坝前水位的关系,采用 Pearson 法分析变量间的线性相关关系,对监

测点处渗压计值和坝前水位进行相关性分析。图 3 为各监测点渗压计值与水位变化相关性热图,可以反映变量之间的相关性,蓝色(负值)代表负相关,红色(正值)代表正相关, p 值为 Pearson 的检验值,是检验两变量在样本来自总体中是否存在和样本一样的相关性, p 值越小(星号越多)相关性越显著。

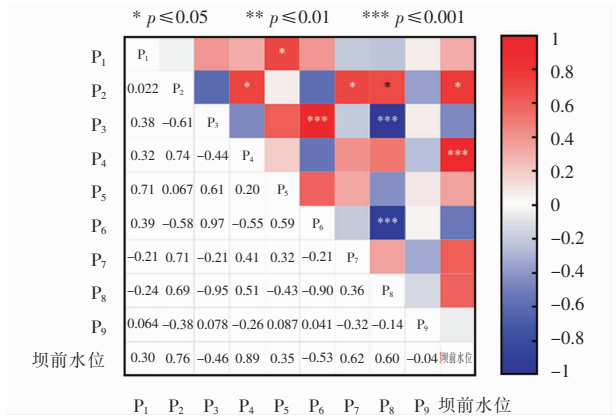


图 3 监测点孔隙水压力与水位变化相关性热图

Fig. 3 Heat map of correlation between water pressure and water level changes at monitoring points

各监测点位渗压计值与库水位的相关性如图 3 所示,可以看出 P_1 、 P_2 、 P_4 、 P_5 、 P_7 、 P_8 与坝前水位呈正相关关系,符合混凝土面板堆石坝的渗流场规律^[4]。 P_9 处渗压计值与坝前水位相关性较小, P_3 、 P_6 与坝前水位呈负相关,猜测是因监测点 P_3 、 P_9 安装高程较低,受岸坡地下水位影响,致使不符合渗流场规律。渗压计 P_6 因安装位置较高,时常暴露在库水位之上,可能造成与库水位呈负相关关系。对于 P_5 、 P_8 和 P_9 出现渗压计值为负的情况,建议需寻找合适的放水时机及时检修大坝。

1.3.2 坝后渗流量相关性分析

坝前水位与坝后量水堰监测的渗流量随时间变化曲线如图 4 所示,二者之间的 Pearson 线性相关性分析结果如图 5 所示。

如图 4,坝后渗流量与坝前水位关系密切,坝后渗流量稳定在 1~30 L/s,水库高水位运行时,坝后渗流值相应较大,水库低水位运行时,坝后渗流值相应较小。且坝前水位稳定时,坝后渗流量测值稳定,说明坝体渗流场基本稳定^[5]。

由图 5 可以看出坝前水位与坝后渗流量相关性很大,相关性系数达到 0.96,即坝前水位处于高位时,渗流量大,坝前水位处于低位时,渗流量小,符合渗流场的一般规律^[6],说明大坝渗流处于稳定状态。

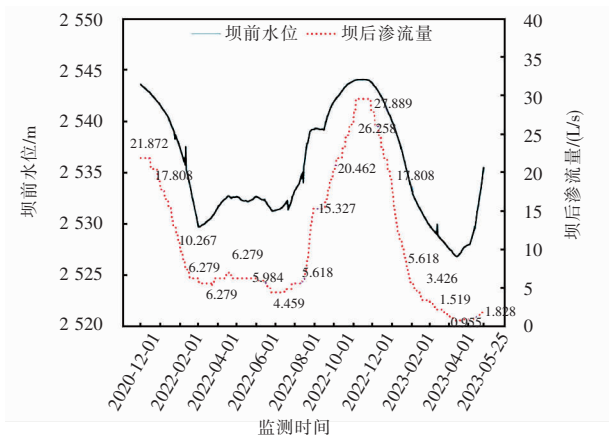


图 4 水库坝前水位和坝后渗流量对照图

Fig. 4 Comparison of water level in front of the reservoir dam and seepage flow behind the dam

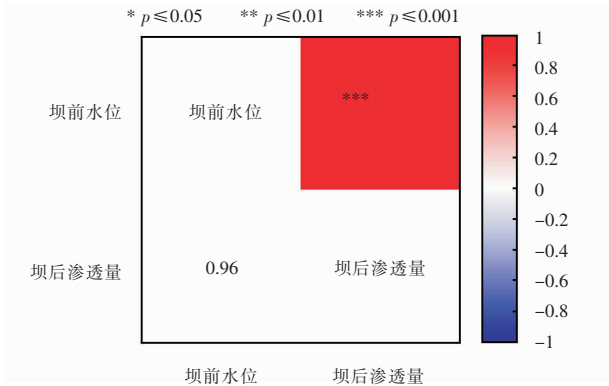


图 5 坝前水位与坝后渗流量相关性热图

Fig. 5 Heat map of correlation between water level in front of the dam and seepage flow behind the dam

2 水库大坝渗流校核

2.1 大坝模型渗流计算校核

2.1.1 计算软件

渗流计算采用河海大学研发的用于大坝稳定分析的 Autobank7.7 计算软件,可将 Autocad2018 中的大坝断面模型(见图 6)导入到 Autobank7.7 软件中,大坝模型在 Autocad2018 中采用 1 : 1 000 绘制,即现实中 1 m 在 Autocad2018 默认 1 : 1 的比例中绘制 1 个数量单位,这样可保证 Autobank7.7 软件正确计算,计算原理满足如下方程:

对于稳定渗流,符合达西定律的非均各向异性二维渗流场,水头势函数满足微分方程^[7-10]

$$\frac{\partial}{\partial x}(k_x \frac{\partial \varphi}{\partial x}) + \frac{\partial}{\partial y}(k_y \frac{\partial \varphi}{\partial y}) + Q = 0 \quad (1)$$

式中: x, y 为平面坐标; $\varphi = \varphi(x, y)$ 为待求水头势函数; k_x, k_y 为 x, y 轴方向的渗透系数; Q 为渗流量。水

头 φ 还必须满足一定的边界条件,经常出现以下几种边界条件:

- 1) 在上游边界上水头已知:
- $$\varphi = \varphi_n \tag{2}$$
- 2) 在逸出边界水头和位置高程相等:
- $$\varphi = z \tag{3}$$
- 3) 在某边界上渗流量 q 已知:
- $$k_x \frac{\partial \varphi}{\partial x} l_x + k_y \frac{\partial \varphi}{\partial y} l_y = -q \tag{4}$$

其中, l_x, l_y 为边界表面向外法线在 x, y 方向的余弦。

将渗流场用有限元离散,假定单元渗流场的水头函数势 φ 为多项式,由微分方程及边界条件确定问题的变分形式,可得出线性方程组:

$$\boldsymbol{H}\boldsymbol{\varphi} = \boldsymbol{F} \tag{5}$$

式中: $\boldsymbol{H}$ 为渗透矩阵; $\boldsymbol{\varphi}$ 为渗流场水头; $\boldsymbol{F}$ 为节点渗流量。

求解以上方程组可以得到节点水头,据此求得单元的水力坡降、流速等物理量。求解渗流场的关键是确定浸润线位置, Autobank7.7 软件采用节点流量平衡法通过迭代计算自动确定浸润线位置和渗流量。

2.1.2 大坝断面模型

根据《碾压式土石坝设计规范》8.3.3 条规定^[11],选取大坝最大横断面进行渗流分析计算,水库的主要挡水建筑物为混凝土面板堆石坝,趾板的建基面高程 2 486.50 m,坝顶高程 2 548.96 m,坝顶宽度 6.00 m,坝顶长度 116.10 m,水坝顶部设有防浪墙,高 4.60 m,大坝上游坡比为 1 : 1.4,下游二级马道以上坡比为 1 : 1.5,二级马道以下坡比为 1 : 1.4。坝址区覆盖层厚度 13.00~17.00 m,下部基岩为坝基良好持力层,渗透系数为 7.477×10^{-4} m/s,具强透水性,允许渗透坡降为 0.15。大坝按照 50 年一遇洪水设计,500 年一遇洪水校核,水库的正常蓄水位为 2 543.896 m,设计洪水位 2 545.520 m,校核洪水位 2 547.920 m,死水位 2 522.655 m。根据以上大坝资料在 Autocad2018 中按照 1 : 1 000 高程比例绘制大坝断面,如图 6 所示,并将图 6 导入 Autobank7.7 软件中进行渗流计算,在软件建模的计算模型中将大坝的地质参数导入材料表,根据坝体填筑料分区形成大坝渗流计算模型^[12]。查阅大坝以往监测资料得到渗流计算所需坝体填筑料的渗透系数,给水度通过已知渗透系数按照经验公式计算得到,如表 2 所列。

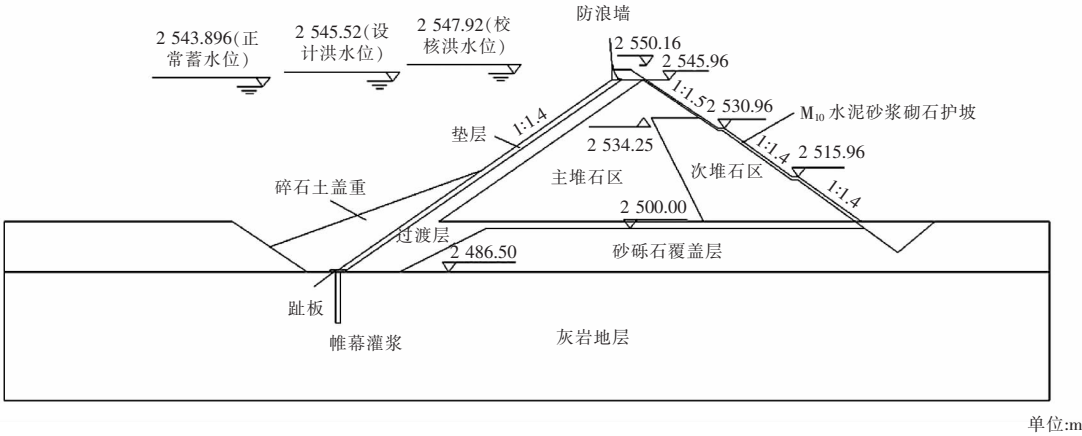


图 6 大坝横断面模型示意图

Fig. 6 Schematic diagram of dam cross-section

将表 2 数据分配到图 6 所示坝体断面围成的填筑材料分区中,建立大坝断面渗流计算模型,对大坝进行网格划分,有限元网格划分结果如图 7 所示,对大坝的帷幕、趾板、主堆石区进行局部网格加密。大坝下游无水,因此各工况下大坝下游水位采用地面水位 2 500 m。

2.1.3 大坝模型计算工况

1) 稳定渗流工况(库水位不变)。工况 1:大坝正常蓄水位 2 543.89 m;工况 2:设计洪水位 2 545.52 m;

工况 3:校核洪水位:2 547.92 m;对应的下游水位均为 2 500 m。

2) 非稳定渗流工况(库水位在短时间内发生变化)。工况 4: 校核蓄水位 2 543.89 m 降至死水位 2 522.655 m;工况 5:设计洪水位 2 545.52 m 降至蓄水位 2 543.89 m;工况 6:校核洪水位 2 547.92 m 降至蓄水位 2 543.89 m。

根据上述确定的坝体最大断面以及坝体填筑材料的渗透系数,划分渗流有限元平面网格,计算各工

况下的渗流量以及浸润线出逸点的水力坡降。坝体出逸点的允许比降按照经验选取,坝基出逸点允许比降来自历史监测数据,计算结果如表 3 所列。

计算结果显示,稳定渗流的不同工况下,大坝渗流量:校核洪水位>设计洪水位>正常蓄水位;浸润线出逸点水力坡降值:校核洪水位>设计洪水位>正常蓄水位;在非稳定渗流的不同工况条件的渗流量与出逸点水力坡降值:校核洪水位>设计洪水位>正常蓄水位。且出逸点计算水力渗透比降均小于大坝允许水力渗透比降值。可以看出在稳定渗流与非稳定渗流下,坝体渗流量与出逸点的水力坡降均与坝前水位呈密切相关性,坝前水位越大,坝体渗流量与出逸点水力坡降越大。

表 2 大坝地质参数
Tab. 2 Geological parameters of the dam

序号	名称	渗透系数平均值	给水度
		/(m/s)	(经验公式计算)
1	面板、趾板	1.000×10^{-9}	$1.525\ 52\times10^{-8}$
2	砂砾石覆盖层	7.477×10^{-4}	$5.138\ 64\times10^{-3}$
3	灰岩地层	7.000×10^{-6}	$1.276\ 92\times10^{-3}$
4	碎石土	7.000×10^{-6}	$5.107\ 69\times10^{-2}$
5	垫层	1.000×10^{-3}	$1.200\ 36\times10^{-1}$
6	过渡层	6.200×10^{-6}	$2.288\ 76\times10^{-2}$
7	主堆石料	2.900×10^{-5}	$4.788\ 81\times10^{-2}$
8	次堆石料	2.660×10^{-5}	$5.087\ 97\times10^{-2}$
9	帷幕	1.000×10^{-9}	$1.525\ 52\times10^{-8}$

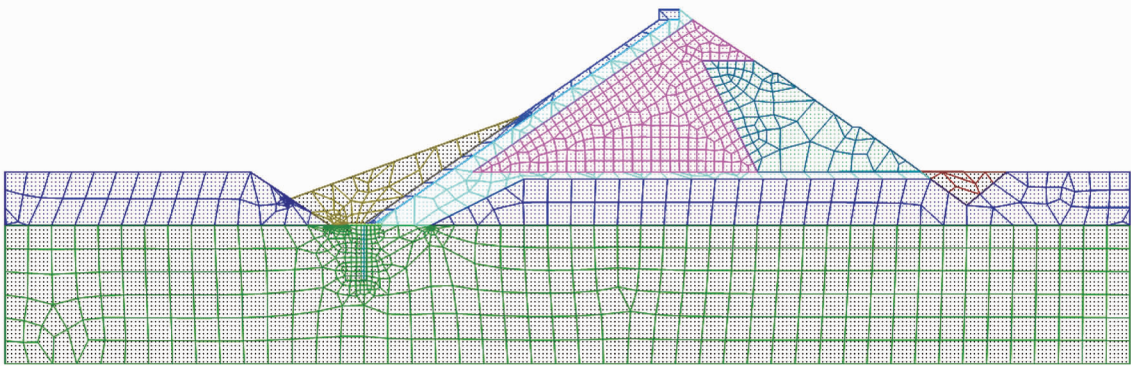


图 7 大坝断面渗流有限元平面网格图

Fig. 7 Finite element plane grid diagram of dam cross-section seepage

表 3 渗流计算成果表
Tab. 3 Seepage calculation results table

大坝渗流模型计算工况		渗流量/(m ³ /d)	出逸点计算比降		出逸点允许比降	
			坝体	坝基	坝体	坝基
稳定渗流	正常蓄水位 2 543.89 m	136.613	0.275	0.015 7	0.46	0.15
	设计洪水位 2 545.52 m	142.588	0.294	0.016 6	0.46	0.15
	校核洪水位 2 547.92 m	158.450	0.331	0.018 2	0.46	0.15
非稳定渗流	正常蓄水位降至死水位	41.515 4~139.044	0.274	0.015 7	0.46	0.15
	设计洪水位降至蓄水位	41.262 2~146.357	0.286	0.015 9	0.46	0.15
	校核洪水位降至蓄水位	137.031 0~159.600	0.308	0.018 2	0.46	0.15

根据槐树关水库历史资料中的水位-库容关系表估计大坝 2022 年的蒸发量,年蒸发量以夏季为主,春季次之,冬季最小。大坝 2022 年夏季 6—8 月的平均水位为 2 533.387 m,当 6—8 月蒸发损失深度为 1 000 mm 时,对照水库的水位-库容关系表,蒸发损失量约为 10.73 万 m³。根据槐树关水库历史蒸发损失资料,2022 年的年蒸发损失深度估计约为 1 264.2 mm,对照水位-库容关系表得到水库 2022 年的蒸发量约

为 18 万 m³,占库容的 3.05%,2022 年水库年渗流量为 40 万 m³,占库容的 6.77%。年实际渗流量约为年蒸发量的 2 倍多,年实际渗流量较大。通过 Autobank 软件构建的大坝渗流模型进行渗流量计算得到大坝理论年渗流量约为 4.986 万 m³/a,占总库容的 0.8%。2022 年实际渗流量相比年蒸发量和模型理论计算年渗流量都较大,推测坝体可能存在渗漏,应对大坝及时检修处理。

3 大坝渗流量模型预测

库前水位、降雨量及温度等因素会影响稳定坝体的渗流场,收集到 2022 年 1 月至 2023 年 6 月坝后渗流量监测数据,监测频率为 1 天 1 次,作为模型的输出值,水库的坝前水位、临夏州临夏县的气温与降雨量信息作为模型的输入特征值。共计 546 个样本,选择随机森林、BP 神经网络和基于主成分分析的 BP 神经网络对渗流数据的特征值和输出值构建模型,比较模型的预测效果。

3.1 随机森林与 BP 神经网络模型简介

随机森林回归算法将多个模型组合起来解决问题,这些模型也就是决策树会独立学习、预测、再投票出结果^[13]。决策树之间互相独立,随机过程不容易过拟合,能处理特征较多的高维数据,无需进行特征选择,合理训练后准确率较高^[14]。崔晓宁等^[15]在同一数据集上运用随机森林、支持向量回归分析和多层感知机预测高性能混凝土的抗压强度,发现,随着混凝土抗压强度增大,随机森林模型预测准确率逐渐提升。

人工神经网络是通过模仿动物大脑中神经元的信息处理机制,为解决各种问题而开发的数学模型系统^[16]。孙建忠^[17]将氯盐含量、含水率及上覆荷载等作为影响因子代入 BP 神经网络,预测模型的预测结果与实测数据具有较高的拟合度,通过对氯盐含量、含水率等影响因子的监测可有效预防路基的溶陷不均匀造成的沉降病害。BP 神经网络反向传播原理如图 8 所示。其中从神经网络 $l-1$ 层第 k 个神经元到第 l 层第 j 个神经元的权重记为 $w_{jk}^{[l]}$,同时 b_j 代表某层第 j 个神经元的偏置,使用 $a_j^{[l]}$ 表示第 l 层第 j 个神经元的激活函数的输出。其中激活函数用 f 表示,前向传播中,第 l 层第 j 个神经元的激活为

$$a_j^{[l]} = f(\sum_k w_{jk}^{[l]} a_k^{[l-1]} + b_j^{[l]}) \tag{6}$$

3.2 随机森林算法模型预测坝后渗流量

随机森林算法建模步骤:读取渗流量及影响因子数据→划分训练集和测试集(打乱样本保证模型的有效性)→数据归一化并转置适应模型→设置超参数(100 个决策树,每颗决策树最小叶子数为 5→训练模型→打开误差图→计算特征重要性→分类还是回归)→建立模型→仿真测试→数据反归一化→计算各项指标(如 R^2 、MAE、MBE、MAPE 等)。

对 546 个样本的特征影响因子作为随机森林模

型的输入特征值,坝后渗流量作为模型的输出值,划分训练集与测试集(480 : 66 或 380 : 166),设置随机森林算法的参数以构建模型,运行该模型得到的各项指标见表 6。

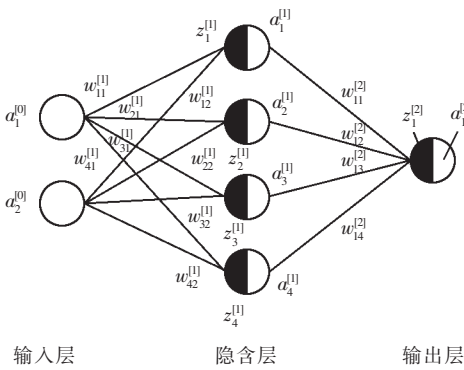


图 8 BP 神经网络原理示意图

Fig. 8 Schematic diagram of BP neural network principle

3.3 基于主成分分析的 BP 神经网络预测坝后渗流量

3.3.1 主成分分析(PCA)

主成分分析法通过降维以简化特征的复杂程度,在损失信息较少的情况下,把多个指标通过线性组合转化为较少的综合指标,减少了模型训练计算量,转化生成的综合指标即为主成分,且各个主成分互不相关^[18-19]。

PCA-BP 主成分分析步骤:导入数据→KMO 检验→标准化数据→计算相关系数矩阵 r →用相关系数矩阵进行主成分分析→计算相互成分的累计贡献率→计算各个主成分得分→确定需要保存的主成分的个数→选取主成分标准化后的新数据→进行 BP 神经网络模型的计算。

对 546 个样本的特征影响因子进行 KMO 相关性检验,发现当特征为每天的最高最低气温和库水位时,KMO 达到最大值 0.544 5,说明这 3 个影响因子的简单相关系数和偏相关系数差异不大,可以进行主成分分析。根据计算得到表 4 的结果。

由表 4 可知,第 2 个主成分累计贡献率为 96.56% 已经超过 95%,表明这两个主成分损失的信息很少,可以满足要求^[20],经主成分计算得到影响因子得分,保留前两个占比大的主成分,主成分和特征值的线性关系如下:

$$Y_1 = 0.662\ 3X_1 + 0.653\ 9X_2 - 0.365\ 6X_3 \tag{7}$$

$$Y_2 = 0.230\ 1X_1 + 0.286\ 9X_2 + 0.929\ 9X_3 \tag{8}$$

第一主成分在一天中的最高气温和最低气温方面的载荷较大,这些变量可以反映时效因子对渗流

量的影响;第二主成分在库水位方面的载荷较大,反映了库水位的变化对渗流量的影响。

表 4 主成分分析计算结果

Tab. 4 Principal component analysis calculation results

主成分	特征值	贡献率/%	累计贡献率/%	影响因子得分		
				高温	低温	库水位
1	2.058 8	68.626 6	68.63	0.662 3	0.653 9	-0.365 6
2	0.837 9	27.930 8	96.56	0.230 1	0.286 9	0.929 9
3	0.103 3	3.422 6	100.00	0.713 0	-0.700 0	0.039 6

3.3.2 基于主成分分析的 BP 神经网络(PCA-BP)建模

BP 神经网络算法的步骤为:划分训练集与测试集→获取输入层节点数为 2,输出层节点数为 1→采用经验公式 Hiddennum 确定隐含层节点个数→构建网络→确定网络参数(训练次数 1 000 次,学习速率为 0.01,训练目标最小误差为 0.000 001)→进行网络训练(输出仿真结果、仿真的均方误差)→确定最佳的隐含层节点→构建最佳隐含层节点的 BP 神经网络→确定网络参数(训练次数 1 000 次,学习速率为 0.01,训练目标最小误差为 0.000 001)→进行网络训练→网络测试(预测值和真实值的误差)→计算各项指标(如 R^2 、MAE、MBE、MAPE 等)。

将主成分 Y_1 和 Y_2 作为 BP 神经网络输入层的神经元,划分 480 个训练集,66 个测试集,为了保证样本分布的公平性,打乱数据集,随机划分样本。输入层节点数为 2,输出层节点数为 1,确定最佳的隐含层节点数为 8,构建最佳隐藏层节点的 BP 神经网络,经过主成分分析的 BP 神经网络结构如图 8 所示,测试集的预测效果如图 9 所示,计算结果如表 6 第 8 行数据所示。

3.4 模型预测效果对比

随机森林、BP 神经网络、基于主成分分析的 BP 神经网络模型的预测对比结果如表 6 所列,每个模型均包含 3 组数据,均为同特征影响因子下进行测试的模型最优运算结果。

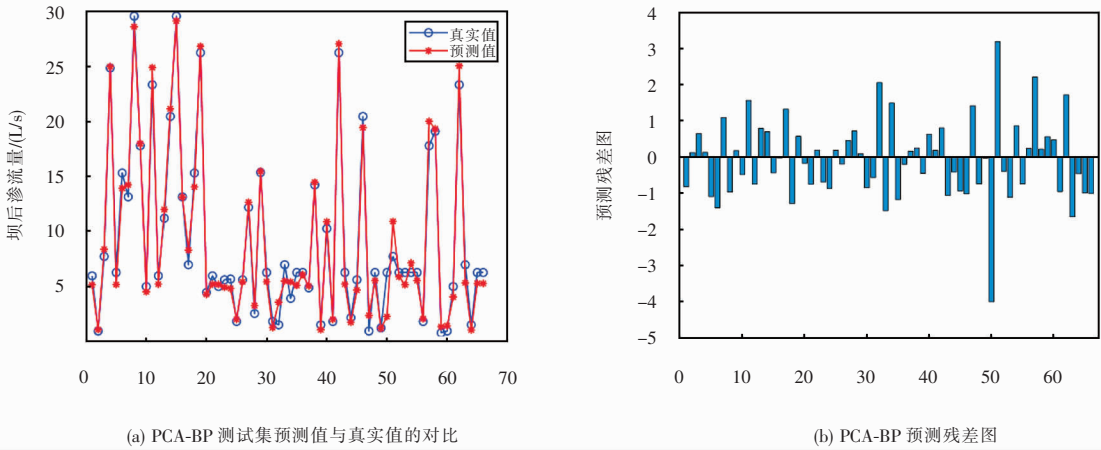


图 9 PCA-BP 神经网络预测结果

Fig. 9 PCA-BP neural network prediction results

由表 6 计算结果可以看出,随机森林模型的最优预测:特征影响因子为高温、低温、降雨量、库水位时,均方根差为 0.958 8,相关性 R^2 达到 0.987 2,平均绝对百分误差为 20.65%,模型的预测准确率达到 79.35%;BP 神经网络模型的最优预测为:特征影响因子为高温、低温、降雨量、库水位,均方根差为 1.339 2,相关性 R^2 达到 0.976 1,平均绝对百分

误差为 30.73%,模型的预测准确率达到 69.27%;在特征影响因子为每天的最高温、最低温和库水位时,使用基于主成分分析的 BP 神经网络将 3 个特征值经过降维处理,得到 2 个主成分,划分训练集为 480,测试集为 66 的情况下,均方根差为 1.001 5,相关性 R^2 达到 0.981 2,平均绝对百分误差为 16.80%,模型的预测准确率达到 83.20%。随机森

林和 PCA-BP 神经网络对大坝的渗流量均具有较
好的预测效果,其中基于主成分分析的 BP 神经网

络预测效果最佳,而单一的 BP 神经网络预测效果
不太理想。

表 5 单个模型和复合模型效果对比
Tab. 5 Comparison of individual model and composite model effects

模型	特征影响因子	样本数量		测试集		模型准确率
		训练集:测试集	RMSE	相关系数 R^2	MAPE/%	/%
随机森林	高温、低温、降雨量、水位	480 : 66	0.958 8	0.987 2	20.65	79.35
	低温、降雨量、库水位	480 : 66	3.079 8	0.879 1	57.96	42.04
	低温、库水位	380 : 166	1.226 2	0.978 5	26.82	73.18
BP 神经 网络	高温、低温、降雨量、库水位	380 : 166	1.339 2	0.976 1	30.73	69.27
	高温、低温、库水位	480 : 66	1.737 3	0.963 6	31.86	68.14
	低温、库水位	380 : 166	1.427 0	0.975 7	30.59	69.41
PCA-BP 神经网络	高温、低温、降雨量、库水位	330 : 216	1.519 1	0.968 3	32.65	67.35
	高温、低温、库水位	480 : 66	1.001 5	0.981 2	16.80	83.20
	低温、库水位	480 : 66	0.933 0	0.988 8	19.47	80.53

4 结 论

1) 对大坝历史渗流监测数据分析,发现除 P_3 、 P_6 、 P_9 渗压计变化值与坝前水位过程线的相关性较小,其余各监测点相关性较强,符合大坝渗流场的一般规律。

2) 运用软件分析大坝的渗流情况,发现渗流量和水利坡降值的规律均为:校核洪水位工况>设计洪水位工况>蓄水位工况,渗流分析软件运算结果表明,大坝的实际渗流量与软件计算渗流量比值为 8 : 1,说明大坝目前应加强坝后渗流监测。避免渗流量过大破坏坝体的稳定性,对坝体产生侵蚀造成灾害。

3) 以气温、库水位、降雨量影响因子作为随机森林、BP 神经网络和 PCA-BP 神经网络算法模型的输入特征值,对坝后渗流量进行预测,结果表明基于主成分分析的 BP 神经网络预测准确率最高。通过气温、库水位等影响因子预测未来的渗流量变化,可及时发现大坝运行中坝后异常渗流量的早期迹象,保证大坝的安全运行。

参考文献:

[1] 刘泽,章光,李伟林,等. 基于 MIC-BBO-SVM 的大坝渗流预测模型[J]. 中国安全生产科学技术,2020,16(11):12-18.

[2] WEI Y L, LI J B, NIU Y. Application of AutoBank software in Earth-rock dam seepage flow computation [J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering,2018,392:62069.

[3] 汪卫,廖杰林,朱少坤. 机器学习在大坝渗流预测中的应用、挑战与展望[J]. 人民珠江,2023;1-12.

[4] 位海洪. 户主水库 2020 年大坝渗流监测分析[J]. 山东水利,2021,23(9):76-77.

[5] 阿布都沙拉木·托尔逊,再娜甫·依米提,马立平. 北疆干旱区平原水库大坝渗流稳定分析研究[J]. 岩土工程学报,2022,44(S2):143-146.

[6] 何兴梅. 水库大坝渗流监测与分析[J]. 东北水利水电,2017,35(8):66-68.

[7] 池龙哲,吴世勇. 常用渗流有限元计算软件比较分析[J]. 中国农村水利水电,2014,56(6):186-187.

[8] 沈庆双,蒋德才,普俊华,等. 高冲水库大坝渗流安全评价分析[J]. 人民珠江,2023,44(S1):134-138.

[9] 刘群丽. 广东某水库大坝渗流安全分析[J]. 陕西水利,2022,91(12):4-6.

[10] 高瑞. 基于 Autobank 水库大坝渗流及稳定分析[J]. 吉林水利,2023,43(5):7-11.

[11] 黄河水利委员会勘察规范设计研究院. 碾压式土石坝设计规范:SL 274—2001[S]. 北京:中国水利水电出版社,2002:41-42.

[12] 郭云梅. 基于 Autobank 的水库大坝渗流安全评价分析[J]. 吉林水利,2022,42(12):44-48.

[13] 辛晟铭. 基于随机森林的大坝渗流监测研究[J]. 水利科技与经济,2021,27(6):111-116.

[14] 黄文杰,王克鲁,鲁世强,等. 基于随机森林和支持向量机的 Mo-Nb 合金本构模型[J]. 中国有色金属学报,2023,33(10):1-12.

[15] 崔晓宁,王起才,张戎令,等. 基于随机森林的高性能混凝土抗压强度预测[J]. 兰州交通大学学报,2021,40(6):1-6.

[16] Khajavi H, Rastgoo A. Predicting the carbon dioxide

emission caused by road transport using a random forest (RF) model combined by Meta-Heuristic algorithms[J]. Sustainable Cities and Society, 2023, 93: 104503.

[17] 孙建忠. 基于 BP 神经网络的氯盐渍土溶陷特性研究[J]. 兰州交通大学学报, 2020, 39(6): 26-31.

[18] 吴勇宣, 韩珣, 谢志伟, 等. 自动化特征工程综述[J]. 智能计算机与应用, 2023, 13(3): 254-259.

[19] 魏广芬, 唐祯安, 余隼. 基于主成分分析和 BP 神经网络的气体识别方法研究[J]. 传感技术学报, 2001, 14(4): 292-298.

[20] 田伟, 魏光辉, 高强. 基于主成分分析与 BP 神经网络模型的大坝渗流监测资料分析[J]. 大坝与安全, 2009, 23(5): 29-31.

(责任编辑: 赵冬艳)

~~~~~  
(上接第 94 页)

[17] 张洁, 吴雨薇, 高建勇, 等. 时速 600 km 等级高速磁浮列车气动噪声特征数值仿真研究[J]. 中国铁道科学, 2021, 42(06): 112-121.

[18] 张洁, 吴雨薇, 高建勇, 等. 高速磁浮列车气动声学特征的数值模拟研究[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2022, 53(10): 4185-4196.

[19] 刘加利, 于梦阁, 陈大伟等. 考虑四极子声源的高速磁浮列车气动噪声数值模拟方法[J]. 西南交通大学学报, 2024, 59(01): 54-61.

[20] 吴雨薇, 高建勇, 杨志刚. TR08 磁浮列车辐射气动噪声特征的仿真研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2022, 19(10): 2794-2803.

[21] 鞠永强, 王春江, 张石宸, 等. 高速磁浮列车气动噪声分布规律研究[J]. 力学季刊, 2022, 43(02): 331-339.

[22] 王世浚, 朱雷威, 孙玉玺, 等. 高速磁浮列车近场气动特性及其诱导噪声的数值仿真研究[J]. 摩擦学学报, 2023, 43(01): 83-91.

[23] Lighthill M J. On sound generated aerodynamically I. General theory[J]. Proceedings of the Royal Society of London. Series A. Mathematical and Physical Sciences, 1952, 211(1107): 564-587.

[24] 陈娟娟, 欧阳玉花, 张孝强, 等. 中低频噪声信号的传播衰减分析[J]. 兰州交通大学学报, 2016, 35(04): 122-126+140.

(责任编辑: 柴宗刚)