

DOI: 10.20040/j.cnki.1000-7709.2023.20221535

基于 PCA-PSO-GRU 模型的重力拱坝诱导缝开合度预测

马 杰¹, 刘晓青¹, 黄永涛²

(1. 河海大学水利水电学院, 江苏 南京 210098; 2. 长江设计集团有限公司, 湖北 武汉 430000)

摘要: 针对以往裂缝开合度时间序列数据预测中未有效利用众多实测温度数据,且各自变量之间存在多重相关性的问题,考虑主成分分析法(PCA)在处理多维数据上的优势以及门限循环单元(GRU)神经网络在处理复杂时间序列数据问题上的优势,构建了PCA-PSO-GRU组合预测模型。以某混凝土重力拱坝坝左诱导缝的开合度监测数据为样本,提取输入变量的主成分来降低输入数据的维度,然后进行模型训练和多步预测,采用平均绝对误差和均方根误差来评价模型的预测精度,并将预测结果与 PSO-GRU、PCA-PSO-BP 及传统的统计回归模型进行对比分析。结果表明,PCA-PSO-GRU 组合预测模型在诱导缝时间序列数据预测方面具有更高的准确性,可为大坝诱导缝开合度评价提供一定的指导。

关键词: 诱导缝开合度; PCA; PSO; GRU; 混凝土重力拱坝; 预测模型

中图分类号: TV698.1

文献标志码: A

文章编号: 1000-7709(2023)02-0095-05

1 引言

重力拱坝具有较高的整体稳定性,然而其抗裂性能却较差。为了将重力拱坝的裂缝控制在合理范围内,防止无规律的裂缝危及大坝安全,通常在混凝土块体内设置诱导缝,随后进行灌浆,以保证坝体的整体性^[1,2]。混凝土坝监测数据往往是非平稳、非线性的时间序列,建立混凝土结构诱导缝开合度预测模型,以便于及时分析和预测混凝土重力拱坝诱导缝开合度及其变化趋势,对保证工程结构安全具有重要意义^[3]。以往关于裂缝开合度的预测研究大多使用周期函数项来反映温度对裂缝变化的影响,这种方法简单易行,但与实际情况有一定出入,因为温度随时间变化不是严格的周期函数,因此考虑温度因子时充分利用众多实测温度更具有真实性^[4]。在大坝裂缝开合度的预测中,影响大坝裂缝开合度变化的各自变量间的多重相关性及输入变量的高维数对预测模型的精度和效率影响较大。鉴于此,本文采用主成分分析法(PCA)提取原始自变量监测数据的主成分,降低模型输入数据的维度,然后依托 TensorFlow 深度学习框架,使用粒子群算法(PSO)来优化门

限循环单元(GRU)模型的参数,构建 PCA-PSO-GRU 组合预测模型,以某碾压混凝土重力拱坝左诱导缝开合度为研究对象验证该模型的可行性,并与 PSO-GRU、PCA-PSO-BP 及传统的统计回归模型进行对比分析,验证了所建模型的精确性。

2 模型原理

2.1 主成分分析法

主成分分析法(PCA)通过正交变换将一组可能存在相关性的变量,转换为一组线性不相关的变量,转换后的变量即为主成分。基本步骤^[5]如下。

步骤 1 将原始数据标准化为 (X_1, X_2, \dots, X_n) 。

步骤 2 建立变量的相关系数矩阵。

步骤 3 计算特征根和相应的特征向量。 n 个特征值代表了 n 个主成分对最终结果的贡献程度。特征向量为 $n \times n$ 的矩阵,代表主成分与原始数据的相关性。

步骤 4 确定主成分的个数 k ($k < n$)。通常只保留特征值大于 1 的主成分,或累计贡献率达到 85% 以上。

步骤 5 建立主成分 (F_1, F_2, \dots, F_k) 的表达式。特征向量乘标准化数据即为主成分对应的

收稿日期: 2022-07-27, **修回日期:** 2022-09-01

基金项目: 国家重点研发计划(2018YFC0407102)

作者简介: 马杰(1998-),女,硕士研究生,研究方向为水工结构安全监测, E-mail:406602072@qq.com

通讯作者: 刘晓青(1965-),女,博士、教授,研究方向为水工结构计算, E-mail:lxqhhu@163.com

计算公式,将标准化数据 X_i 代入表达式就可以得到对应的主成分值。

2.2 粒子群优化算法

粒子群优化算法(PSO)^[6]基本原理为假设在一个 D 维的搜索空间中, m 个粒子构成一个群落,第 i 个粒子的位置和速度用 $x_i=(x_{i1},x_{i2},\dots,x_{iD}),i=1,2,\dots,m$ 和 $v_i=(v_{i1},v_{i2},\dots,v_{iD}),i=1,2,\dots,m$ 来表示,第 i 个粒子目前找到的最优位置 $p_{best}=(P_{i1},P_{i2},\dots,P_{iD}),i=1,2,\dots,m$ 即为个体极值,整个粒子群的最优位置 $g_{best}=(P_{g1},P_{g2},\dots,P_{gD})$ 为全局极值。个体极值与全局极值寻优时,每个粒子更新位置 x 和速度 v 分别为:

$$x_{i+1}=x_i+v_{i+1} \quad i=1,2,\dots,m \quad (1)$$

$$v_{i+1}=\omega v_i+c_1 r_1(p_{best_i}-x_i)+c_2 r_2(g_{best_i}-x_i) \quad i=1,2,\dots,m \quad (2)$$

式中, x_i 为当前时刻粒子 i 的位置; v_i 为当前时刻粒子 i 的速度; ω 为惯性权重; $c_1、c_2$ 均为学习因子; $r_1、r_2$ 均为 $[0,1]$ 之间的随机数; p_{best_i} 为粒子 i 的个体最优解; g_{best_i} 为当前的全局最优解。

2.3 门控循环单元

门控循环单元(GRU)是循环神经网络(RNN)的一种,与长短期记忆网络(LSTM)相同,可解决长期记忆和反向传播中的梯度问题。但 GRU 把遗忘门和输入门合并成单一的更新门,模型结构比 LSTM 简单且更易训练,很大程度上提高了运行效率^[7,8]。GRU 神经网络的结构见图 1。

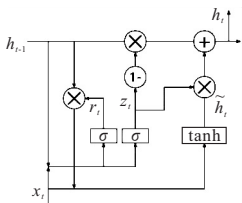


图 1 GRU 网络结构图

Fig. 1 GRU network structure diagram

基本公式中更新门为:

$$z_t = \sigma(W_z [h_{t-1}, x_t]) \quad (3)$$

重置门为:

$$r_t = \sigma(W_r [h_{t-1}, x_t]) \quad (4)$$

当前 t 时刻隐含层的激活状态为:

$$\tilde{h}_t = \tanh(W [r_t \cdot h_{t-1}, x_t]) \quad (5)$$

前 t 时刻的隐含层状态为:

$$h_t = (1 - z_t) \cdot h_{t-1} + z_t \cdot \tilde{h}_t \quad (6)$$

式中, h_{t-1} 为前一时刻的隐含层状态输出; W_z 为更新门的权重矩阵; W_r 为重置门的权重矩阵; W 为输入层到隐含层的权重矩阵; $\sigma、\tanh$ 分别为 sigmoid、tanh 激活函数; \cdot 为 Hadamard 积运算。

2.4 PCA-PSO-GRU 组合预测模型的构建

基于 PCA-PSO-GRU 的诱导缝开合度组合预测模型的具体流程见图 2,主要包括输入层的数据处理、隐藏层的 PSO-Adam 优化训练和输出层的模型预测 3 部分。通过 PCA 对影响诱导缝开合度变化的各因子提取主成分,将提取的 k 个主成分作为新的输入变量,然后基于机器学习库 TensorFlow,采用 PSO-Adam 算法优化 GRU 模型参数,MSE 函数作为 GRU 的损失函数,Adam 算法作为优化器算法,通过 PSO 搜索最佳隐含层节点数,从而使 GRU 神经网络的预测值与开合度实测值的均方根误差(R_{RMSE})最小。其中 PSO-Adam 训练过程有两个阶段:①全局优化阶段。通过 PSO 优化算法将训练初始点优化到全局最优解的邻域;②局部优化阶段。采用 Adam 优化器算法可使训练自适应地计算各参数的学习效率。

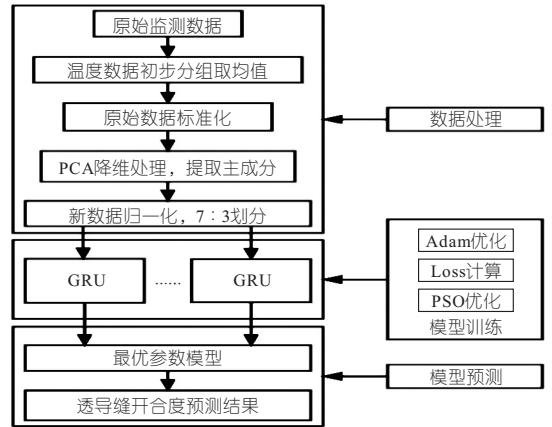


图 2 PCA-PSO-GRU 预测模型流程图

Fig. 2 Flow chart of PCA-PSO-GRU prediction model

选取平均绝对误差(M_{MAE})和均方根误差(R_{RMSE})两个评价指标分析 PCA-PSO-GRU 组合预测模型的预测性能。

3 实例应用

3.1 工程概况

某碾压混凝土重力拱坝,坝顶高程 1 103.00 m,坝底高程 1 004.00 m。为了解施工缝在施工期、蓄水期和运行期各阶段的实际状态,在各坝段施工缝处均布置了差阻式测缝计监测裂缝的开合度及裂缝测点的温度。坝基及碾压混凝土内布置 44 支温度计测量坝体混凝土的温度;碾压混凝土上游侧布置 18 支表面温度计测量库水温。选取大坝左诱导缝上游 1 094.300 m 高程处的测缝计 YDF-K-01 作为分析对象,样本选择自 2012 年 8 月 14 日至 2021 年 12 月 20 日采集到的 433 组诱导缝开合度监测数据及对应日期的水位和各温度数据,开合度以张开为正,闭合为负。

3.2 模型自变量的确定

实际工程中,混凝土重力拱坝运行条件复杂,坝体诱导缝开合度受水位、温度、时效、降雨、混凝土性能等多种因素影响。

(1)水压对诱导缝开合度的影响参考位移统计模型。则水压分量 $Y(H)$ 表达式为:

$$Y(H) = \sum_{i=1}^4 a_i H^i \quad (7)$$

式中, H 为水深,即监测时刻的水位与基准面高程之差; a_i 为水压分量的系数; H^i 为水深的 1~4 次方。

(2)温度变化对混凝土坝诱导缝的变化极其敏感,因此温度分量可选用各温度计测值作为因子。由于该工程重力拱坝温度计数量较多,如果将全部实测温度数据作为温度因子,会使模型输入变量具有多重相关性和高维性。因此,大致按照各温度计的高程和分布位置,根据实测值曲线图,对测值和趋势近似相同的温度数据取其均值作为温度因子,初步减少自变量的个数。温度变量具体划分为:①混凝土温度。44 支温度计表示成 $T_1 \sim T_{11}$,其中坝下 0+001.500、坝右 0+008.310 处 4 支温度计均值为 T_1 ,坝下 0+037.000、坝右 0+008.310 处 4 支温度计均值为 T_2 ,坝下 0+001.500、坝右 0+050.839 处 4 支温度计均值为 T_3 ,坝下 0+001.500、坝左 0+050.762 处 4 支温度计均值为 T_4 ,1 035.000 m 高程 1 支温度计均值为 T_5 ,1 048.000 m 高程 6 支温度计均值为 T_6 ,1 063.500 m 高程 6 支温度计均值为 T_7 ,1 073.000 m 高程 3 支温度计均值为 T_8 ,1 081.000 m 高程 6 支温度计均值为 T_9 ,1 092.000 m 高程 4 支温度计均值为 T_{10} ,1 101.000 m 高程 2 支温度计均值为 T_{11} ;②水温。18 支表面温度计表示成 $T_{12} \sim T_{17}$,1 025.000~1 048.000 m 高程 5 支表面温度计均值为 T_{12} ,1 063.500 m 高程 3 支表面温度计均值为 T_{13} ,1 073.000 m 高程 3 支表面温度计均值为 T_{14} ,1 081.000 m 高程 3 支表面温度计均值为 T_{15} ,1 092.000 m 高程 2 支表面温度计均值为 T_{16} ,1 101.000 m 高程 2 支表面温度计均值为 T_{17} ;③气温。7:00、12:00、17:00、22:00 的环境温度均值表示成 T_{18} ;④裂缝点的温度。测缝计 YDF-K-01 测得的温度表示成 T_{19} 。所以温度分量 $Y(T)$ 表达式为:

$$Y(T) = \sum_{i=1}^{19} b_i T_i \quad (8)$$

式中, b_i 为温度分量的系数; T_i 为混凝土温度、水温、气温及坝内裂缝点的温度。

(3)时效分量一般由线性和非线性两部分组成。所以时效分量 $Y(\theta)$ 表达式为:

$$Y(\theta) = c_1 \theta + c_2 \ln \theta \quad (9)$$

其中 $\theta = t/100$

式中, c_i 为时效分量的系数; t 为观测日到始测日的累计天数,从起始观测日开始计算,每增加 1 d, θ 增加 0.01。

综合考虑各因素作用,可得混凝土坝诱导缝开合度 Y 与 25 个自变量之间的关系为:

$$Y = \sum_{i=1}^4 a_i H^i + \sum_{i=1}^{19} b_i T_i + c_1 \theta + c_2 \ln \theta \quad (10)$$

3.3 PCA 提取主成分

在混凝土坝诱导缝开合度的预测模型中,各影响因素间的信息重叠较多。因此,需先采用主成分分析方法对各自变量进行特征提取,消除各自变量间的多重相关性,得到综合指标。使用 Matlab R2018b 软件,先把所述 25 个自变量的数据标准化,对所得结果计算得到标准化数据的相关系数矩阵,然后利用相关系数矩阵进行主成分分析,计算出 25 个特征值与 25×25 的特征向量,得到与自变量数量相等的 25 个待选主成分及各个主成分的贡献率。前 10 个主成分的累计贡献率已达到 98.5%,前 10 个主成分对应的特征值、贡献率及累计贡献率的计算结果见表 1。

表 1 特征值和方差贡献率数据

Tab. 1 Eigenvalue and variance contribution rate data

主成分编号	特征值	贡献率%	累计贡献率%
1	10.464	41.857	41.857
2	8.198	32.793	74.650
3	2.813	11.252	85.901
4	1.072	4.288	90.190
5	0.636	2.543	92.733
6	0.575	2.299	95.032
7	0.297	1.188	96.220
8	0.254	1.017	97.237
9	0.163	0.653	97.890
10	0.141	0.563	98.453

选取所有特征值大于 1 的主成分,即前 4 个主成分作为最终的主成分,累计贡献率达 90% (>85%)。为了方便计算,修改特征向量的正负号,使每个特征向量的分量和为正,即为最终的特征向量。用 4 个主成分对应的 25×4 的特征向量乘以标准化数据,得到 4 个主成分的计算式:

$$F_1 = 0.230X_1 + 0.236X_2 + 0.241X_3 + 0.244X_4 + 0.106X_5 + 0.065X_6 + 0.272X_7 + 0.207X_8 + 0.261X_9 + 0.265X_{10} + 0.298X_{11} + 0.261X_{12} + 0.249X_{13} + 0.175X_{14} + 0.222X_{15} + 0.101X_{16} + 0.032X_{17} + 0.198X_{18} - 0.057X_{19} - 0.085X_{20} - 0.111X_{21} - 0.073X_{22} + 0.046X_{23} - 0.222X_{24} - 0.272X_{25} \quad (11)$$

$$F_2 = -0.121X_1 - 0.114X_2 - 0.107X_3 - 0.101X_4 + 0.209X_5 + 0.291X_6 - 0.050X_7 - 0.078X_8 - 0.053X_9 - 0.048X_{10} - 0.010X_{11} + 0.162X_{12} + 0.166X_{13} + 0.276X_{14} + 0.160X_{15} + 0.309X_{16} + 0.332X_{17} + 0.113X_{18} + 0.304X_{19} + 0.300X_{20} + 0.291X_{21} + 0.284X_{22} + 0.284X_{23} + 0.068X_{24} + 0.038X_{25} \quad (12)$$

$$F_3 = 0.317X_1 + 0.309X_2 + 0.301X_3 + 0.291X_4 - 0.118X_5 + 0.031X_6 - 0.251X_7 - 0.280X_8 - 0.255X_9 - 0.218X_{10} - 0.130X_{11} - 0.096X_{12} + 0.083X_{13} + 0.066X_{14} + 0.186X_{15} + 0.107X_{16} + 0.045X_{17} + 0.303X_{18} - 0.069X_{19} - 0.105X_{20} - 0.101X_{21} + 0.020X_{22} + 0.032X_{23} + 0.317X_{24} + 0.233X_{25} \quad (13)$$

$$F_4 = 0.120X_1 + 0.121X_2 + 0.122X_3 + 0.124X_4 + 0.553X_5 - 0.212X_6 + 0.015X_7 - 0.143X_8 + 0.101X_9 + 0.118X_{10} - 0.073X_{11} + 0.007X_{12} - 0.246X_{13} - 0.043X_{14} - 0.295X_{15} - 0.120X_{16} + 0.085X_{17} - 0.148X_{18} - 0.207X_{19} - 0.152X_{20} + 0.069X_{21} + 0.332X_{22} + 0.402X_{23} + 0.070X_{24} - 0.016X_{25} \quad (14)$$

将标准化后的数据 X_i 代入表达式,得到对应的 4 列主成分值,即为后续模型预测输入的新变量数据。

3.4 PCA-PSO-GRU 预测结果与性能评估

对坝左诱导缝开合度进行两步预测,用大坝诱导缝开合度变化相关的前 T 个时刻的监测数据,预测 $T+1$ 、 $T+2$ 时刻的诱导缝开合度, $T+1$ 、 $T+2$ 时刻即为预测模型的第 1、2 步。先对新变量数据进行归一化,将数据缩放到 $[0,1]$,然后对 PCA 提取得到的 4 个新变量进行划分,取前 70% 的数据作为训练集,后 30% 的数据作为预测集。为进一步评估所提 PCA-PSO-GRU 组合预测模型应用于碾压混凝土重力拱坝诱导缝开合度预测的性能优劣,将其与 PSO-GRU、PCA-PSO-BP 两种模型进行对比。选取平均绝对误差 (M_{MAE}) 和均方根误差 (R_{RMSE}) 两个指标分别评价四种预测模型的性能优劣,结果见表 2。图 3、4 给出了该诱导缝测点分别使用四种预测模型得到的实测值与预测值的对比情况。

表 2 四种模型预测性能对比

Tab.2 Comparison of prediction performance of four models

步骤	预测模型	M_{MAE}	R_{RMSE}
第 1 步	PSO-GRU	0.141	0.188
	PCA-PSO-GRU	0.082	0.111
	PCA-PSO-BP	0.189	0.235
第 2 步	PSO-GRU	0.162	0.207
	PCA-PSO-GRU	0.125	0.159
	PCA-PSO-BP	0.182	0.226
	统计回归模型	0.180	0.257

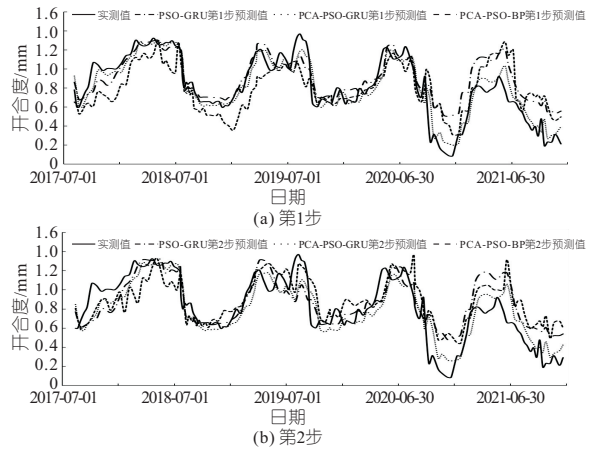


图 3 PSO-GRU、PCA-PSO-GRU 和 PCA-PSO-BP 预测结果对比

Fig.3 Comparison of prediction results of PSO-GRU, PCA-PSO-GRU and PCA-PSO-BP

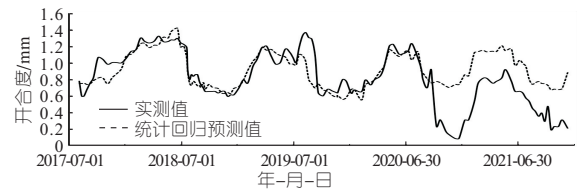


图 4 统计回归模型实测值和预测值对比

Fig.4 Comparison between measured value and predicted value of statistical regression model

根据表 2 中 M_{MAE} 、 R_{RMSE} 两个指标值及图 3 实测值与预测值的对比可知,PCA-PSO-GRU 组合预测模型每一步的预测精度都明显优于 PSO-GRU、PCA-PSO-BP 及统计回归模型。由 PCA-PSO-GRU 模型与 PSO-GRU 模型对比可知,采用主成分分析法提取影响重力拱坝诱导缝开合度的 4 个主成分,对 25 个输入变量进行降维处理,这些主成分能够充分解释原始数据的变化,且各主成分之间互不相关,避免了各自变量间的多重相关性影响,同时减少了后续预测的计算成本,有效提高了预测模型的精度。由 PCA-PSO-GRU 模型与 PCA-PSO-BP 模型对比可知,具有时序结构的门限循环单元 (GRU) 神经网络所构成的组合预测模型比传统的 BP 神经网络具有更高的准确性和稳定性,更适用于混凝土重力拱坝诱导缝开合度时间序列数据的预测。由图 4 可知,传统的统计回归模型的预测曲线逐渐偏离实测曲线,误差有扩大趋势,而 3 种组合预测模型的误差相对稳定。

4 结论

a. 采用 PCA 提取模型自变量的主成分,降低

了输入变量的维度,4 个主成分充分解释了原始数据,消除了自变量间的多重相关性,减少了预测的计算成本,提高了预测模型的精度。

b. 为保证模型预测的性能,将 PCA-PSO-GRU 与 PSO-GRU、PCA-PSO-BP 及统计回归模型对比,发现 PCA-PSO-GRU 模型具有更高的预测精度和稳定性,更适合对混凝土重力拱坝诱导缝开合度时间序列高维数据进行预测。

参考文献:

[1] 易智文,谢长江. 测缝计在山口岩大坝预制诱导缝中的埋设方法及质量控制[J]. 萍乡学院学报, 2015,32(6):11-14.

[2] 余记远,陈豪,李祥俊,等. 小湾水库蓄水对混凝土拱坝坝体诱导缝的影响分析[J]. 云南水力发电,

2015,31(1): 71-74+114.

[3] 赵津磊,包腾飞,戚丹. 基于塑料光纤裂缝传感器的裂缝开度预测[J]. 水电能源科学,2015,33(2):131-134.

[4] 吴中如. 水工建筑物安全监控理论及其应用[M]. 南京:河海大学出版社,1990.

[5] 张杰. 基于主成分一聚类分析法的管道风险评价方法[J]. 油气储运,2014,33(2):139-143.

[6] 高尚,杨静宇. 群智能算法及其应用[M]. 北京:中国水利水电出版社,2006.

[7] 刘洋. 基于 GRU 神经网络的时间序列预测研究[D]. 成都:成都理工大学,2017.

[8] KANG KE,SUN HONGBIN,ZHANG CHENGGANG, et al. Short-term electrical load forecasting method based on stacked auto-encoding and GRU neural network[J]. Evolutionary intelligence,2019,12(3).

Prediction of Inducing Joint Opening and Closing Degree of Gravity Arch Dam Based on PCA-PSO-GRU Model

MA Jie¹,LIU Xiao-qing¹,HUANG Yong-tao²

(1. College of Water Conservancy and Hydropower Engineering,Hohai University,Nanjing 210098, China;
2. Changjiang Design Group Co.,Ltd.,Wuhan 430000,China)

Abstract: Aiming at the problem that many measured thermometer data are not effectively used in the previous prediction of crack opening and closing time series data, and there are multiple correlations between their variables, considering the advantages of principal component analysis (PCA) in dealing with multidimensional data and gate recurrent unit (GRU) neural network in dealing with complex time series data, this paper constructed the PCA-PSO-GRU combined prediction model. Taking the monitoring data of the opening and closing of the left inducing joint of a concrete gravity arch dam as a sample, the principal components of the input variables were extracted to reduce the dimension of the input data. And then the model training and multi-step prediction were carried out. The mean absolute error and root mean square error were used to evaluate the prediction accuracy of the model. The prediction results were compared with PSO-GRU, PCA-PSO-BP and the traditional statistical regression models. The results show that the PCA-PSO-GRU combined prediction model has higher accuracy in the prediction of inducing joint time series data, which can provide guidance for the evaluation of opening and closing degree of dam inducing joints.

Key words: opening and closing of inducing joint;PCA;PSO;GRU;concrete gravity arch dam;prediction model

(上接第 167 页)

Study on Deformation Characteristics of Concrete Lining Structure of Expansive Soil Channel in Northern Xinjiang

YANG Tao¹,YU Tian-long²,JIANG Hai-bo¹

(1. College of Water & Architectural Engineering, Shihezi University, Shihezi 832003, China;
2. Xinjiang Corps Survey and Design Institute (Group) Co., Ltd., Shihezi 832003, China)

Abstract: In order to study the deformation and internal force of concrete lining structure of expansive soil trapezoidal channel in northern Xinjiang, indoor test and numerical simulation were used to calculate expansive deformation of foundation soil. Based on the beam theory of elastic foundation, a mechanical model was established to calculate the deformation and internal force of concrete lining slab. The deformation and internal force of concrete lining slabs were calculated and analyzed after the operation of the channel with the initial moisture content of the foundation soil being 6%, 9%, 12% and 15%. The results show that the deformation and internal force of the concrete lining plate increase with the decrease of the initial moisture content of the foundation soil. When the moisture content of the foundation soil is 6%, the maximum expansive deformation of the channel floor and slope plate can reach 3.48 cm and 3.94 cm. When the initial water content is constant, the expansion reaction force is the largest at the foot of the slope, and the displacement and bending moment are the largest at the middle of the bottom plate. The displacement of channel slope plate is the largest at one third of the slope foot, and the bending moment is the largest at one sixth of the slope foot. Finally, according to the research results, two engineering measures of "anti-seepage and moisturizing" were proposed.

Key words: expansive soil; trapezoidal channel; expansion deformation; lining structure; elastic foundation beam; mechanical model