

基于 LSTM 的泵闸工程混凝土施工期温度场预测

程 井,孔垂穗,邹科辉

(河海大学水利水电学院, 江苏 南京 210098)

摘要:为了快速准确地预测混凝土施工期温度过程线,结合主成分分析,提出了一种基于长短期记忆网络(LSTM)算法的预测模型。以上海崇明岛四激港和八激港水闸底板为例,采用主成分分析对混凝土温度场的可能影响因素进行降维,建立以四激港水闸底板温度数据为基础的 LSTM 温度过程线预测模型并对输入主成分进行训练,将训练后的模型用于八激港温度过程线的拟合和预测并与实测结果进行对比。结果表明,该模型预测温度过程线与实际测点温度过程线拟合良好,均方根误差在 2℃ 以内,判定系数接近 1,预测结果符合工程精度要求。该预测模型可部分替代有限元反馈分析,从而提高泵闸混凝土温度场预测的效率。

关键词:泵闸结构;温控防裂;温度预测;深度学习;主成分分析;长短期记忆网络

中图分类号:TV331 **文献标志码:**A **文章编号:**1006-7647(2023)02-0076-06

Temperature field prediction during concrete construction period of pump and sluice project based on LSTM//
CEHNG Jing, KONG Chuisui, ZOU Kehui(*College of Water Conservancy and Hydropower Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China*)

Abstract: To quickly and accurately predict the temperature history during the concrete construction period, a prediction model based on the long short-term memory (LSTM) network algorithm was proposed combined with the principal component analysis (PCA). Taking the baseboard of the Siyaogang Sluice and Bayaogang Sluice in Shanghai Chongming Island as an example, the PCA method was used to reduce the number of the possible influencing factors of the concrete temperature field, and then the LSTM prediction model of temperature history based on the temperature data of the Siyaogang Sluice baseboard was established to train the input principal components. Then the trained model was used for the fitting and prediction of the temperature history of the Bayaogang Sluice and was compared with the measured results. The results show that the predicted value fits well with the measured one with the RSM error within 2℃ and the coefficient of determination close to 1, meeting the requirements of engineering accuracy. The proposed method can partially be an alternative for FEM back-analysis, which can increase the efficiency for concrete temperature field prediction of pump and sluice projects.

Key words: pump and sluice structure; temperature control and crack prevention; temperature prediction; deep learning; principal component analysis; long short-term memory

泵闸工程是平原地区最为常见的水利工程,其中施工期混凝土温度裂缝是泵闸结构面临的主要问题之一,其成因机理十分复杂,主要受胶凝材料水化过程、气候条件、施工方式、温控措施等影响^[1]。随着计算机技术与现代物联网技术的发展,一些学者提出了智能温控理念^[2],给传统混凝土温控措施中粗放管理的不精细、不及时、费时费力等问题带来新思路。在混凝土智能温控系统中,工作人员需要对服务器大量实时温控数据进行分析,快速判断温度场情况并及时调整温控措施。因此,快速准确地预测温度过程线对温控工作人员及时调整温控措施、

降低混凝土开裂风险起到至关重要的作用^[3]。混凝土温度预测一般采用温度场有限元分析,但该方法计算量较大,计算效率不能满足工程快速或实时分析的需要^[4]。混凝土内部温度受到外界环境及本身水化放热影响而随时间不断变化,预测温度过程线本质是一个时间序列问题。近年来,机器学习发展迅速,深度学习作为机器学习的一个研究分支^[5],目前已应用于诸多领域的回归与分类任务中,使用深度学习网络求解时间序列预测问题的效果也十分优越。深度神经网络(deep neural networks,DNN)或循环神经网络(recurrent neural

network, RNN) 均可用于求解时间序列预测问题, 但前者存在一定缺陷, 不能很好地利用时间序列的相关性, 后者在求解时间序列问题时存在梯度消失与梯度爆炸的问题^[6]。长短期记忆网络 (long short-term memory, LSTM) 是一种特殊的 RNN^[7], 可以有效记忆长系列历史数据规律, 解决梯度消失与梯度爆炸问题。

本文结合主成分分析 (principal component analysis, PCA), 提出一种基于 LSTM 算法的预测模型, 并对上海实际工程水闸底板进行了温度过程线拟合与预测, 验证了模型在泵闸混凝土施工期温度过程线预测中的有效性。

1 温度场影响因素的 PCA 输入特征选择

任何神经网络都是由输入到输出的映射模型, 因此要给 LSTM 模型提供输入值。对于混凝土施工期温度过程线预测问题来说, 混凝土温度过程线各时刻温度值即为输出值, 输入值为影响混凝土温度值的各种因素, 如材料参数、气候条件、施工条件等。一般来说, 训练样本包含的特征参数越多, 其所能表示的施工期信息就越完全, 从而得到更加准确的温度场预测结果。但特征参数过多会使样本占用大量资源, 分析维度的增加还会降低模型训练速度, 同时可能引入额外噪声, 但如果依靠主观想法仅选取部分特征参数又可能丢失重要信息。因此需要在平衡样本特征数量与训练效率的基础上, 对输入特征进行降维。PCA 利用较少的特征代表整个数据的分布, 新生成的特征是原有特征的线性组合, 因此该方法能在保留较多样本信息的情况下, 实现对高维数据的降维, 并消除输入特征量之间的相关性^[8]。

影响泵闸结构施工期大体积混凝土温度的可能因素有很多^[9], 本文选取浇筑温度、冷却水流量、冷却水水温、空气温度、水胶比、外加剂、高程、砂率等 8 个影响因素, 对其进行 PCA 以实现特征降维。其中, 浇筑温度取各测区中各个测点位置温度计被混凝土覆盖后 15 ~ 20 min 后的温度值; 冷却水流量取水闸底板测点所在部位的两路进水管路实际输入流量的平均值; 冷却水水温取冷却水管两路进水口温度的平均值; 空气温度指当前大气温度, 取分别布置在阴凉环境和太阳直射环境下的两支温度计的平均测值; 高程指各测点相对于底板混凝土底面的高度, 该指标同时反映了测点与混凝土表面的距离。四激港及八激港水闸底板保温材料大体分为 3 层, 混凝土表面盖保水薄膜, 薄膜之上覆盖 3 ~ 4 cm 厚的保温棉被, 顶部覆盖土工布。各测区在浇筑过程中, 混凝土配合比、各测点所在高程及表面保温情况均保

持不变。

PCA 主要步骤如下: ①采用 KMO 检验法及 Bartlett 球度检验法^[10]判断所选数据集中各个特征是否具有相关性; ②对原始数据集标准化处理, 得到标准化数据集; ③基于标准化数据集, 建立协方差矩阵; ④求解协方差矩阵的特征值与特征向量, 确定主成分; ⑤计算各主成分的方差贡献率和累计方差贡献率。

在检验 PCA 的适应性时, 主要使用 Z-score 方法对原始数据进行标准化处理, 得到标准化数据, 然后通过 KMO 检验法及 Bartlett 球度检验法进行适应度检验, 判断所选数据是否满足 PCA 的使用条件。结果显示 KMO 值为 0.756, 说明所选数据指标之间具有一定相关性; Bartlett 球度检验法显著性值为 0。结合上述两项结果, 表明所选数据可以使用 PCA 进行降维。

2 温度场预测的 LSTM 基本原理及参数

LSTM 是一种特殊的 RNN, 它在 RNN 基础上引入了输入门、输出门和遗忘门 3 种门结构, 同时引入候选记忆细胞和记忆细胞来记录某些时刻的信息, 其单元结构如图 1 所示。

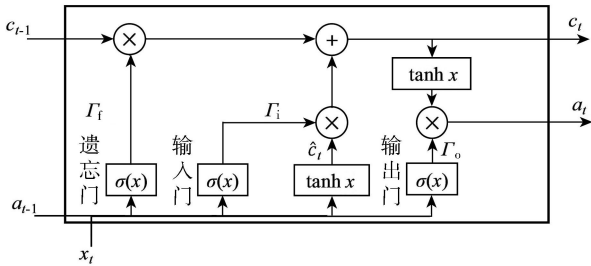


图 1 LSTM 单元结构

当前时刻的输入 x_t 与上一时刻的输出 a_{t-1} 先进入遗忘门。由于遗忘门以 Sigmoid 函数 $\sigma(x)$ 作为激活函数^[11], 因此遗忘门限 f_t 的值域为 $[0, 1]$ 。遗忘门能够控制记忆消失程度, 当 $f_t = 0$ 时, 表示完全丢弃该记忆; 当 $f_t = 1$ 时, 表示完全保留该记忆; 当 $f_t \in (0, 1)$ 时, 只保留部分记忆。 f_t 和 $\sigma(x)$ 的计算公式分别如下:

$$f_t = \sigma(W_f(a_{t-1}, x_t) + b_f) \tag{1}$$

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \tag{2}$$

式中: W_f 为遗忘门权重矩阵; b_f 为对应偏差。

输入门用于确定需要保存在细胞状态中的新信息。此处需要更新两个变量, 输入门限 i_t 用于决定新信息入选程度, $\hat{c}_t$ 是生成的候选量^[12], 计算公式分别如下:

$$i_t = \sigma(W_i(a_{t-1}, x_t) + b_i) \tag{3}$$

$$\hat{c}_t = \tanh(W_c(a_{t-1}, x_t) + b_c) \tag{4}$$

$$\tanh x = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \tag{5}$$

式中： W_i 、 W_c 分别为输入门和候选记忆细胞的权重矩阵； b_i 、 b_c 分别为输入门和候选记忆细胞的偏差； $\tanh x$ 函数为激活函数。

根据遗忘门和输入门的输出结果,对当前时刻的细胞状态 c_t 进行更新:

$$c_t = \Gamma_i \hat{c}_t + \Gamma_f c_{t-1} \tag{6}$$

式中 c_{t-1} 为上一时刻的细胞状态。

输出门对输入 x_t 和隐藏层状态 a_{t-1} 执行 Sigmoid 函数,再对当前细胞状态执行 $\tanh x$ 函数,两者相乘得到该 LSTM 隐藏层的输出值 a_t :

$$\Gamma_o = \sigma(W_o(a_{t-1}, x_t) + b_o) \tag{7}$$

$$a_t = \Gamma_o \tanh c_t \tag{8}$$

式中： Γ_o 为输出门限； W_o 为输出门权重矩阵； b_o 为输出门偏差。

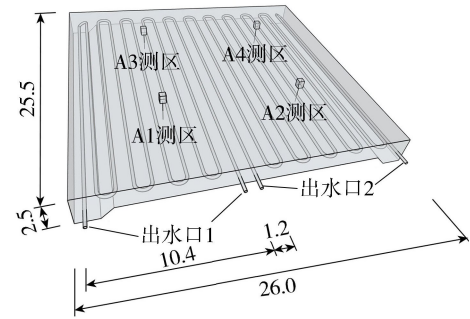
对于大体积混凝土温度场预测 LSTM 模型,输入参数包括混凝土材料配合比、施工期气温、浇筑温度、冷却水流量、冷却水水温的实测值序列、测点高程及对应时间段等,输出参数为实测混凝土温度序列。

3 实例应用

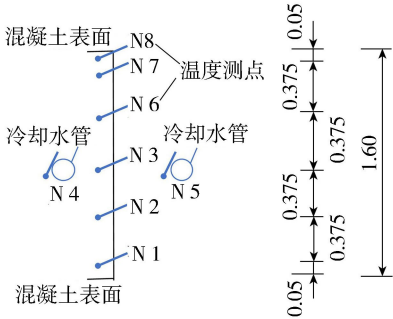
3.1 工程简介

以上海崇明岛四激港和八激港水闸底板温控为例开展温度场的预测研究。两座水闸均位于崇明岛堡镇港北沿三期北侧堤水平线位置,工程级别为 I 等,主要功能为防洪除涝,均于 2021 年浇筑,底板尺寸相同,长 26.0 m,宽 25.5 m,厚 1.6 ~ 2.5 m,4 个测温区混凝土底板厚度为 1.6 m,冷却水管布置两组管路,竖直方向居中布置,水平间距 0.8 ~ 1.2 m,冷却水管为内径 40 mm、外径 45 mm 的钢管。施工期采取表面保温及内部通水的综合温控措施。冷却水管及温度监测仪器的布置见图 2,其中 A1 ~ A4 为水闸底板 4 个测区,每测区布置 N1 ~ N8 共 8 个温度测点,四激港和八激港水闸底板测区测点布置相同。气温、混凝土温度、冷却水的温度及流量等温控数据的采集频次设置为 30s/次,存储频次为 20 min/次,混凝土温控数据均已在施工期采集完毕。施工期气温范围为 -7.9 ~ 20.0℃,混凝土浇筑温度范围为 9.80 ~ 12.31℃,冷却水流量范围为 4.5 ~ 6.4 m³/h,冷却水水温范围为 5.3 ~ 25.0℃,各测区测点温度计间隔

距离为 0.050 ~ 0.375 m。相关混凝土配合比见表 1。



(a) 冷却水管示意图



(b) 温度测点布置

图 2 冷却水管及温度监测布置(单位:m)

3.2 PCA 结果

对四激港、八激港工程水闸底板选取浇筑温度、冷却水流量、冷却水水温、空气温度、水胶比、外加剂、高程、砂率等 8 个混凝土温度场影响因素进行主成分分析,各影响因素数据同时来自两个工程,占比为 1 : 1,得到 PCA 碎石图(图 3)及各成分方差贡献率等数据(表 2)。主成分确定的依据有两种:一种是对应特征值大于 1 的成分作为主成分,另一种是将累计方差贡献率超过 85% 的成分作为主成分^[13]。理想情况下,主成分应同时满足上述两项标准。当所选主成分不能同时满足两项标准时,优先考虑满足累计方差贡献率。

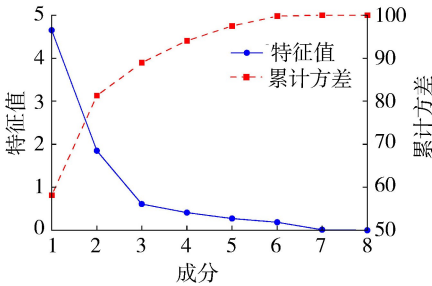


图 3 PCA 碎石示意图

表 1 四激港、八激港水闸底板混凝土配合比

工程	混凝土标号	坍落度/mm	水/kg	水泥/kg	粉煤灰/kg	矿粉/kg	砂/kg	石/kg	外加剂/kg	水胶比
四激港	C35	140±20	168	280	93	93	756	1044	4.48	0.45
八激港	C35	140±20	175	287	117	0	730	1035	5.88	0.43

表 2 各成分方差贡献率及累计方差贡献率			
成分	特征值	方差贡献率%	累计方差贡献率%
1	4.654	58.170	58.170
2	1.850	23.124	81.294
3	0.613	7.667	88.961
4	0.409	5.107	94.068
5	0.274	3.419	97.487
6	0.188	2.347	99.834
7	0.012	0.150	99.984
8	0.001	0.016	100.000

由图 3 和表 2 可知,特征值大于 1 的成分有 2 个,但对应的累计方差贡献率只有 81%,所以仅选用 2 个成分难以代表整个数据集的特征。为提高主成分对整体数据的代表性,考虑将成分 3 也作为主成分,此时累计方差贡献率达到 88.96%,满足累计方差贡献率要求。3 个主成分的成分矩阵元素见表 3。

表 3 3 个主成分的成分矩阵元素

影响因素	矩阵元素		
	主成分 1	主成分 2	主成分 3
外加剂掺量	-0.942	0.302	0.083
水胶比	0.937	-0.302	-0.085
砂率	0.889	-0.429	-0.087
冷却水流量	-0.881	0.251	0.099
浇筑温度	0.638	0.628	-0.014
高程	0.459	0.719	0.017
空气温度	0.492	0.700	-0.305
冷却水水温	0.679	0.140	0.699

由表 3 可以看出,主成分 1 与外加剂掺量、水胶比、砂率和冷却水流量相关程度很高,即主成分 1 主要代表混凝土材料配比及通水流量的影响。主成分 2 与浇筑温度、空气温度及高程的相关性较高,即主成分 2 主要代表外界环境与混凝土高程位置的影响。主成分 3 则主要代表冷却水水温的影响。结合表 2 主成分的特征值及表 3 的各主成分系数,计算得出主成分表达式。通过主成分表达式将原本的 8 个特征转换为 3 个特征,将这 3 个特征作为模型的输入数据,建立并训练 LSTM 模型。

3.3 LSTM 模型预测

基于 PCA 结果和温控信息数据库中的实测数据,对八溆港工程水闸底板 A4 测区温度过程线进行预测。模型训练集采用同期浇筑的四溆港工程水闸底板 4 个测区的混凝土温度数据,并采用 Adam 算法^[14]作为优化算法。

3.3.1 模型训练

LSTM 模型主要包括输入层、LSTM 层及全连接层。对模型的超参数进行试验,训练模型隐藏层数量为 20,全连接层数量为 1,学习率设定为 0.001,训练轮数为 100 轮,每次训练所抓取的数据样本数量为 64,其余参数采用默认值。为衡量模型输出的预测值

与真实值之间的误差,选用均方根误差 RMSE 和判定系数 R^2 作为模型预测效果的评价指标。

LSTM 训练模型先以四溆港工程水闸底板 4 个测区共计 24 个测点的混凝土温度数据作为训练集,自底板开始浇筑,各测区每个测点分别采集 1 498 条温度数据,24 个测点共计 35 952 条温度数据,按照 70% 和 30% 的比例划分为训练集和验证集。经过 100 轮训练后,将训练结果与各自实际温度过程线进行对比,其中 1 号测区部分测点的对比情况如图 4 所示,横坐标采集次数即为温控数据的存储频次,每 20 min 采集 1 次。由图 4 可见,训练模型有效学习了训练样本中的规律,基于模型拟合的温度过程线与测点实测过程线基本一致。其中测点 2、3、6、7 除开始浇筑部分的时段偏差稍大,进入温度上升段后拟合良好。

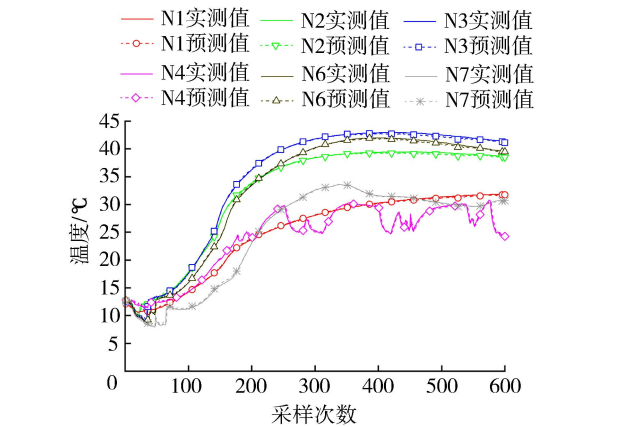


图 4 训练结果与实测温度过程线对比

RMSE 表示模型预测值与实测值之间的离散程度, RMSE 越小代表模型越稳定; R^2 表示模型预测值与实测值的拟合效果,取值范围为 $[0,1]$,该值越接近 1,表明模型拟合效果越好。四溆港 4 个测区 24 个测点的 RMSE 值和 R^2 值如表 4 所示,其中 A1 测区测点 RMSE 值均在 0.71℃ 以下,其余测区测点 RMSE 值均在 0.55℃ 以下, R^2 值均接近 1,表明模型训练效果良好。

表 4 四溆港 24 个测点 RMSE 值和 R^2 值

测点	RMSE/℃				R^2			
	A1	A2	A3	A4	A1	A2	A3	A4
N1	0.336	0.083	0.174	0.106	0.723	0.987	0.950	0.982
N2	0.534	0.347	0.240	0.160	0.877	0.954	0.980	0.991
N3	0.708	0.349	0.219	0.120	0.905	0.977	0.991	0.998
N4	0.354	0.343	0.198	0.137	0.913	0.925	0.974	0.988
N6	0.622	0.547	0.295	0.231	0.930	0.965	0.983	0.994
N7	0.501	0.387	0.238	0.220	0.913	0.968	0.991	0.990

3.3.2 模型预测

基于训练好的 LSTM 模型和温控信息数据库中的实测数据,对八溆港工程水闸底板 A4 测区中的

6个测点温度过程线进行预测,每个测点采集281条温度数据,6个测点共1686条温度数据。由于训练误差与泛化误差没有必然联系,因此需要将训练模型应用于测试集进行预测,以检验模型的泛化能力。测试集中6个测点的计算结果如图5所示。各测点的RMSE值和 R^2 值见表5。

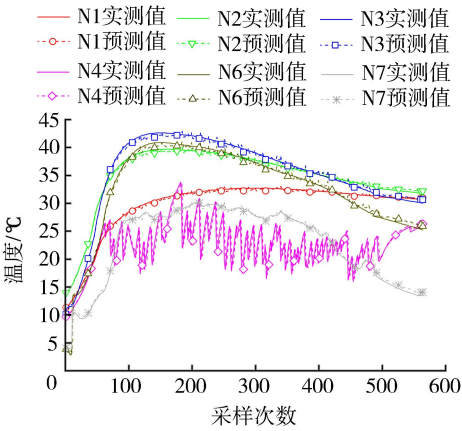


图5 模型预测与实测温度过程线对比

表5 各测点RMSE值和 R^2 值

测点编号	RMSE/℃	R^2	测点编号	RMSE/℃	R^2
N1	0.236	0.978	N4	1.614	0.825
N2	0.304	0.977	N6	0.472	0.971
N3	0.388	0.978	N7	0.478	0.967

从图5可以看出,模型预测温度过程线与6个测点实际温度过程线拟合良好,能反映出其实际温度变化趋势。各测点中N4位于水管壁,波动幅度很大,对模型预测效果影响较大,其RMSE值为1.614℃,但RMSE值仍在2℃以内。靠近混凝土上表面的N6、N7测点,由于受到实际太阳光照和风速等各种复杂因素影响,相比N1、N2、N3测点, RMSE值稍偏大, RMSE值在0.5℃以内。其余各测点受水温直接影响较小, RMSE值均在0.39℃以下,各测点 R^2 值均接近于1,表明模型可以很好地分析其变化规律,预测值与实测值拟合效果较好,不存在过拟合问题,模型预测效果良好。

综上,结合PCA建立的LSTM预测模型对泵闸底板混凝土施工期温度场预测有很强的泛化能力与适用性,且预测结果符合工程精度要求,可用于同类型工程混凝土温度场预测。由图5可见,混凝土早龄期的模型预测结果偏差稍大,主要是因为早期混凝土水化速率较快、离散性大。该阶段对于混凝土最高温度及内外温差的控制尤为重要,后续可进一步采用变步长模型进行研究。另外,LSTM预测模型需要依靠大量实测数据,而温控数据库可能存在样本个体差异及数据缺失等问题,后期可考虑与有限元分析相结合,构建“数据+机理”耦合驱动的温度场预测模

型,从而提高模型的外推能力及预测精度。

4 结 语

本文结合PCA,提出了一种基于LSTM算法的泵闸工程混凝土施工期温度场预测模型,并以上海某工程水闸底板为例进行了温度过程线的拟合与预测。结果表明:①典型算例的LSTM模型预测效果良好,判定系数接近1,水管壁处测点均方根误差在2℃以内,靠近混凝土上表面测点均方根误差在0.5℃以内,其余各测点均方根误差均在0.39℃以下,能够满足工程精度要求;②LSTM模型具有很强的泛化能力和适用性,能够提高分析预测效率,可部分替代温度场有限元正分析,在泵闸混凝土施工期温度过程线预测中具备可行性,可应用于同类型工程;③太阳辐射热以及现场风速对混凝土施工期温度场影响较大,但两者具有较大的时间和空间不确定性,受现场条件限制目前尚未纳入考虑,后续应用中可在模型中增加这两类信息,从而进一步提高温度场的预测精度。

参考文献:

[1] 程井,魏李威,张玉鑫,等. 基于水化度的泵送混凝土温升模型及参数反演[J]. 水利水电科技进展,2021,41(2):75-81. (CHENG Jing, WEI Liwei, ZHANG Yuxin, et al. Temperature rise model for pumped concrete based on hydration degree and parameter inversion [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2021,41(2):75-81. (in Chinese))

[2] 钟登华,时梦楠,崔博,等. 大坝智能建设研究进展[J]. 水利学报,2019,50(1):38-52. (ZHONG Denghua, SHI Mengnan, CUI Bo, et al. Research progress of the intelligent construction of dams[J]. Journal of Hydraulic Engineering,2019,50(1):38-52. (in Chinese))

[3] 黄建文,李飞翔,袁华,等. 高拱坝混凝土一期控温阶段温度变化动态预测方法[J]. 长江科学院院报,2022,39(2):141-146. (HUANG Jianwen, LI Feixiang, YUAN Hua, et al. Dynamically predicting temperature change in the first phase temperature control stage for high arch dam concrete[J]. Journal of Yangtze River Scientific Research Institute,2022,39(2):141-146. (in Chinese))

[4] 郭生根,周双喜. 基于有限元仿真及神经网络模型相结合的大体积混凝土温度预测方法[J]. 水利水电技术,2018,49(11):188-196. (GUO Shenggen, ZHOU Shuangxi. Study on temperature evolution rule and prediction method of mass concrete under natural condition [J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2018,49(11):188-196. (in Chinese))

[5] 余凯,贾磊,陈雨强,等. 深度学习的昨天、今天和明天

- [J]. 计算机研究与发展,2013,50(9):1799-1804. (YU Kai, JIA Lei, CHEN Yuqiang, et al. Deep learning: yesterday, today, and tomorrow [J]. Journal of Computer Research and Development,2013,50(9): 1799-1804. (in Chinese))
 - [6] BENGIO Y, SIMARD P, FRASCONI P. Learning long-term dependencies with gradient descent is difficult[J]. IEEE Transactions on Neural Networks,1994,5(2):157-166.
 - [7] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory [J]. Neural Computation, 1997, 9(8):1735-1780.
 - [8] 周松林,茆美琴,苏建徽. 基于主成分分析与人工神经网络的风电功率预测[J]. 电网技术,2011,35(9):128-132. (ZHOU Songlin, MAO Meiqin, SU Jianhui. Prediction of wind power based on principal component analysis and artificial neural network [J]. Power System Technology,2011,35(9):128-132. (in Chinese))
 - [9] 黄耀英,丁月梅,吕晓曼,等. 闸墩混凝土结构温控防裂措施智能优选研究[J]. 中国工程科学,2014,16(3):59-63. (HUANG Yaoying, DING Yuemei, LYU Xiaoman, et al. Intelligent optimization of temperature control and crack prevention measures for sluice pier concrete structure [J]. Engineering Sciences, 2014, 16(3):59-63. (in Chinese))
 - [10] 傅德印. 主成分分析中的统计检验问题[J]. 统计教
育,2007(9):4-7. (FU Deyin. Statistical testing problems in principal component analysis[J]. Statistical Education, 2007(9):4-7. (in Chinese))
 - [11] 蒋昂波,王维维. ReLU 激活函数优化研究[J]. 传感器与微系统,2018,37(2):50-52. (JIANG Angbo, WANG Weiwei. Research on optimization of ReLU activation function [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2018,37(2):50-52. (in Chinese))
 - [12] 欧斌,吴邦彬,袁杰,等. 基于 LSTM 的混凝土坝变形预测模型[J]. 水利水电科技进展,2022,42(1):21-26. (OU Bin, WU Bangbin, YUAN Jie, et al. LSTM-based deformation prediction model of concrete dams [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2022,42(1):21-26. (in Chinese))
 - [13] 公丽艳,孟宪军,刘乃侨,等. 基于主成分与聚类分析的苹果加工品质评价[J]. 农业工程学报,2014,30(13):276-285. (GONG Liyan, MENG Xianjun, LIU Naiqiao, et al. Evaluation of apple quality based on principal component and hierarchical cluster analysis[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2014,30(13):276-285. (in Chinese))
 - [14] KINGMA D P, BA J. Adam: a method for stochastic optimization [C]//International Conference on Learning Representations. Ithaca:NYarXiv, 2014.
(收稿日期:2022-05-26 编辑:骆超)
- +++++
- (上接第 50 页)
- [13] 陈志波,朱俊高. 两河口心墙堆石坝应力变形及参数敏感性三维有限元分析[J]. 福州大学学报(自然科学版),2010,38(6):893-899. (CHEN Zhibo,ZHU Jungao. Three-dimensional finite element analysis on stress-strain and materials parameters sensibility of Lianghekou core rockfill dam [J]. Journal of Fuzhou University (Natural Science Edition),2010,38(6):893-899. (in Chinese))
 - [14] 李火坤,王刚,魏博文,等. 基于敏感性分析与粒子群算法的拱坝原型动弹性模量反演方法[J]. 水利学报,2020,51(11):1401-1411. (LI Huokun, WANG Gang, WEI Bowen, et al. Inversion of prototype dynamic elastic modulus of arch dam based on sensitivity analysis and particle swarm optimization [J]. Journal of Hydraulic Engineering,2020,51(11):1401-1411. (in Chinese))
 - [15] 李炎隆,张敬华,张再望,等. 基于正交试验法的高模量区 E-B 模型参数敏感性分析[J]. 水利水电科技进展,2019,39(1):34-38. (LI Yanlong, ZHANG Jinghua, ZHANG Zaiwang, et al. Sensitivity analysis of E-B model parameters in high modulus zone based on orthogonal test method [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources,2019,39(1):34-38. (in Chinese))
 - [16] 陈辉,刘东海,戚蓝. 改进的堆石坝变形计算参数敏感性分析方法[J]. 河海大学学报(自然科学版),2017,45(5):406-412. (CHEN Hui, LIU Donghai, QI Lan. Improved sensitivity analysis method for calculating the deformation parameters of the rock-fill dam [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2017,45(5):406-412. (in Chinese))
 - [17] MARA T A, TARANTOLA S. Application of global sensitivity analysis of model output to building thermal simulations[J]. Building Simulation, 2008, 1(4):290-302.
 - [18] 何为,薛卫东,唐斌. 优化试验设计方法及数据分析 [M]. 北京:化学工业出版社,2012.
 - [19] 赵胜利. 正规部分因子设计的最优性理论与构造方法 [J]. 应用概率统计,2015,31(3):320-336. (ZHAO Shengli. The optimality theories and construction methods on regular fractional factorial designs [J]. Chinese Journal of Applied Probability and Statistics,2015,31(3):320-336. (in Chinese))
 - [20] 闵亚能. 实验设计 (DOE) 应用指南 [M]. 北京:机械工业出版社,2011.
(收稿日期:2022-05-25 编辑:俞云利)