

DOI:10.3876/j.issn.1000-1980.2026.03.011

输水工程实时水量调控的机理模型与数据模型对比研究

黄宇杰^{1,2}, 俞晓东^{1,2}, 汪怡然^{1,2}, 石林^{1,2}, 张健^{1,2}

(1. 河海大学水灾害防御全国重点实验室; 2. 河海大学水利水电学院)

摘要: 结合某实际调水工程,建立了基于水力学原理的机理模型并率定了水力参数,根据系统布置参数、上游水库水位、沿线管道实测压力和流量、调流阀实测流量及开度等数据,建立了 BP 神经网络数据模型,并采用 GA 算法优化初始权值、偏置以提高数据模型精度;对比分析了两种模型计算得到的调流阀目标开度数据,并给出了两种模型的适用条件。结果表明:输入数据与训练数据的余弦相似度较高(0.95 以上)时,数据模型的平均误差为 0.58%,较机理模型降低了 0.11 个百分点,最大误差降低了 0.46 个百分点;然而余弦相似度小于 0.95 时,数据模型的最大误差可达 9.02%,机理模型平均误差不超过 1.13%,数据模型依赖于数据,在高余弦相似度条件下的计算速度和精度较高。

关键词: 长距离输水工程;实时水量调控;余弦相似度;GABP 神经网络

Comparative study on mechanistic model and data model for real-time water flow regulation of water diversion project

Huang Yujie^{1,2}, Yu Xiaodong^{1,2}, Wang Yiran^{1,2}, Shi Lin^{1,2}, Zhang Jian^{1,2}

(1. State Key Laboratory of Water Disaster Prevention, Hohai University;

2. College of Water Conservancy & Hydropower Engineering, Hohai University)

Abstract: For an actual water diversion project, a mechanistic model based on hydraulic principles was established, and hydraulic parameters were calibrated. Based on data such as system layout parameters, upstream reservoir's water level, measured pressure and flow rate along the pipeline, and measured flow rate and opening of the regulating valve, a BP neural network data model was established, and GA was used to optimize the initial weights and biases to improve the accuracy of the data model. The target opening data of the regulating valve calculated by the two models were comparatively analyzed, and the applicable conditions of the two models were proposed. The results indicate that when the cosine similarity between the input data and the training data is high (≥ 0.95), the average error of the data model is 0.58%, representing a reduction of 0.11 percentage points compared with that of the mechanistic model, and the maximum error is reduced by 0.46 percentage points; however, when the cosine similarity is less than 0.95, the maximum error of the data model can reach 9.02%, while the average error of the mechanistic model does not exceed 1.13%. The data model depends on data and has high calculation speed and accuracy under conditions of high cosine similarity.

Key words: long-distance water diversion project; real-time water flow regulation; cosine similarity; GABP neural network

长距离输水工程是实现水资源合理配置、解决其时空分配不均问题的重要措施。当前,随着输水支线增多和用水需求变化,运行工况愈加复杂,长距离输水工程急需智能化提高调控水平^[1-2],而智慧输水调度是其智慧化的核心业务^[3],调控目标是水量,操作对象是调流阀。目前大型长距离调水工程部分实现了全线监控、远程操作,能够使用人工经验调节和基于流量的 PID 自动调节实现流量控制^[4]。但由于长距离输水工程的多支线特点,支线流量变化互相影响,在出现大流量变动时,这种调控方法在实时性、精准度、智能化方面仍有不足。为实现精准调控,需要建立输水管网仿真计算模型^[5],目前的建模类型主要有机理模型和数据模型两类。机理模型方面:Zhang 等^[6]通过供水管网实测压力监测点信息,简化管道结构并率定水力参数后建立了较为准确的水力模型;Lu 等^[7]通过混沌优化算法、遗传算法等校正节点流量和管道摩擦系数,建立

基金项目: 国家自然科学基金项目(52179062);水灾害防御全国重点实验室开放基金项目(2024490811)

作者简介: 黄宇杰(2001—),男,硕士研究生,主要从事输水系统过渡过程研究。E-mail:hyj1554776417@126.com

通信作者: 俞晓东(1985—),男,教授,博士,主要从事输水系统过渡过程研究。E-mail:yuxiaodong_851@hhu.edu.cn

了安徽省马鞍山市供水管网动态模型;信昆仑等^[8]通过全局灵敏度分析法选取供水管网中管道摩阻灵敏度较大的管道进行参数校核,并采用精英型非支配排序的多目标优化算法求解,在满足精度需求的前提下提高了校核效率。也有学者采用商业软件建立机理模型:Abdelbaki 等^[9]通过地理信息软件 Mapinfo GIS 8.0 与 EPANET2.0 水力建模耦合的方式改善供水管网管理,并在阿尔及利亚取得了良好的应用效果;付强等^[10]采用 Flowmaster 软件,给出了管道、闸阀等元件的建模过程并探究了不同阀开度对供水管网优化性能的影响。随着大数据挖掘与机器学习算法的发展,目前也有许多学者利用新算法解决水力仿真建模问题:俞亭超等^[11]使用支持向量机建立管网状态估计和测压点压力模型;刘宪亮等^[12]提出了一种基于 WOA-LSTM 模型的智慧水力学建模方法,并利用该方法建模预测了南水北调中线工程的节制闸参数。由此可见,目前国内外在长距离调水工程运行仿真领域已取得诸多研究成果,但大多面向具体工程开发专用仿真算法与系统,通用性不足。实际工程应用中,基于机理模型的仿真需完成输水系统管网拓扑结构化、水力参数率定等关键步骤,普遍存在工程基础数据难以精准获取、水力参数难以有效率定等共性难题。尤其当系统内压力监测设备存在安装高程偏差或缺失时^[13],无法准确计算监测点总水头,导致基于水头差与流量关系率定管道糙率的传统方法不再适用。而基于神经网络算法的数据模型能够有效解决机理模型建模难度大的问题^[14],但该类模型仅能拟合训练样本区间内的参数特征,难以全面反映输水系统整体运行状态,且对训练集以外的工况模拟精度不稳定、泛化能力有限。

针对机理模型参数率定困难、数据模型泛化性能不足的双重问题,本文结合实际工程案例,对基于水力学原理的机理模型与基于遗传算法(genetic algorithm,GA)优化的 BP 神经网络(GABP 神经网络)数据模型开展对比计算,分析两种模型在不同输入条件下的误差演变规律,旨在为长距离调水系统实现更高效、精准的水量调度与运行控制提供理论依据与方法支撑。

1 研究流程和方法

1.1 研究流程

基于已建长距离输水工程实际运行监测数据,通过数据清洗与稳态数据识别完成数据预处理;在此基础上分别构建机理模型与数据模型,采用未参与建模的实测数据作为预测样本,利用所建两种模型对调度关键参数进行模拟预测,对比分析模型的预测精度与可靠性。研究流程如图 1 所示。

1.2 工程数据采集

1.2.1 工程地理信息

某长距离输水工程输水线路总长 154.6 km,运行期间采用重力流方式供水。该段全部为管道,其中主干线长 74.5 km,支线长 80.1 km。主干线为双管供水,管径范围为 2DN2200~2DN1400,沿线向 A、B、C、D、E 这 5 条支线分水,各支线分别为对应同编号水厂前的输水线路(图 2)。鉴于研究时段 F 支线监测数据不完整,因此只研究 A~E 支线。支线也基本采用双管供水,管径范围为 2DN1400~2DN600。各支线供水管末端水厂前均设置 2 个调流阀,工程输水系统结构如图 2 所示(圆圈数字代表管段号),管网分段信息见表 1。

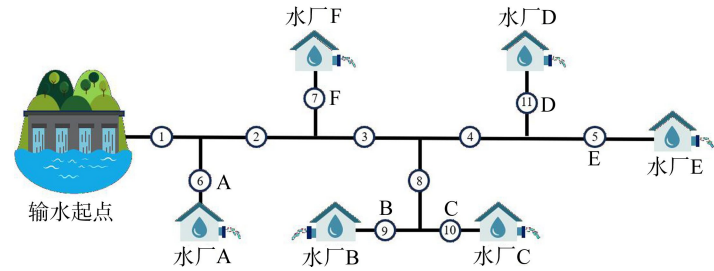


图 2 某工程输水系统结构

Fig.2 Structure of water diversion system for a certain project

1.2.2 运行监测数据处理

计算数据取自工程运行实测的上边界水位、总流入流量、支线分水流量、支线调流阀前后水头、支线调流

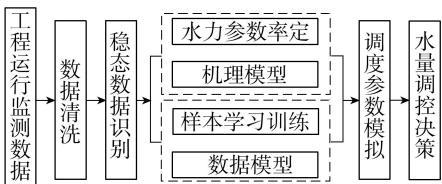


图 1 研究流程

Fig.1 Research process

表 1 工程管段信息

Table 1 Pipeline section information of project

管段号	D/m	L/m	管段号	D/m	L/m
①	2.2	15403	⑦	0.6	1004
②	2.2	4508	⑧	1.2	6744
③	2.0	18848	⑨	0.8	1849
④	1.8	19385	⑩	0.9	14002
⑤	1.4	17370	⑪	1.4	3833
⑥	1.0	15449			

注:D 为管径,L 为管段长。

阀开度。根据各数据当前时刻数值与前一时刻数值相差不超过 1% 为原则筛选稳态数据;删除重复和缺漏数据后,采取拉依达准则剔除异常值,共获得数据样本 1 768 组。

1.3 机理模型构建

1.3.1 水力学原理

本文水量调控机理模型主要涉及恒定流计算,圆管水头损失 h 为^[15]:

$$h = h_f + h_j = \frac{v^2}{C^2 R} L + \sum \zeta \frac{v^2}{2g}$$
 (1)

式中: h_f 为沿程水头损失; h_j 为过阀局部水头损失; v 为平均水流速度; R 为水力半径; C 为谢才系数,采用曼宁公式 $C=R^{1/6}/n$ 计算; ζ 为局部水头损失系数; g 为重力加速度,取 9.81 m/s^2 ; n 为管道糙率,从水力计算手册^[16] 查得或率定修正获得。

调流阀开度计算需先经全线水力模拟得到阀门前后压差,由此确定过阀局部水头损失;再基于阀门开度与损失系数的特性曲线进行插值计算,获取相应损失系数 ζ ^[17]:

$$\zeta = 2g\Delta h A^2 / Q^2$$
 (2)

式中: Δh 为调流阀前后水头差; Q 为调流阀过流量; A 为调流阀过流面积。

1.3.2 模型建立

依据管道拓扑关系,建立包含水源、节点、管道、水厂的关系模型,通过水力学原理计算沿线水头损失,得到系统每一处的水头值。输入的边界条件为水源地水位、出水口(水厂)水头以及调流阀启用状态,输入的需求目标为各水厂流量需求,模型输出为调流阀开度。机理模型的程序计算采用 Python 编程实现。

1.3.3 模型校正

模型校正包括管道糙率率定以及调流阀开度-流阻系数关系曲线率定。管道糙率对机理模型精度有较大影响,而其实测值通常与经验值有一定误差^[18],因此需要对管道糙率进行率定^[19]。本文采用最小二乘法拟合压力计表压差与流量关系,以此计算管段水头损失系数,由式(1)(2)计算管道糙率。根据率定后管道糙率计算的干线总水头与实测值对比如图 3 所示,计算值与实测值较为吻合,率定结果较好。根据工程运行实测数据,调流阀开度-流阻系数曲线率定的结果如图 4 所示(阀门编号按水厂编号-管编号形式,顺水流方向左侧管道编号为 1,右侧为 2),流阻系数采用对数坐标,率定后的曲线符合实际工程中小开度调节能力强,大开度调节能力弱的特性。

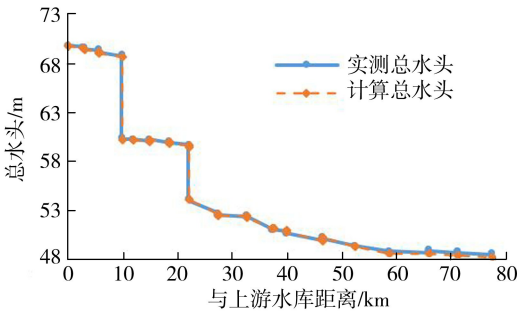


图 3 率定后干线总水头与实测值对比

Fig. 3 Comparison between total head of main line after calibration and measured values

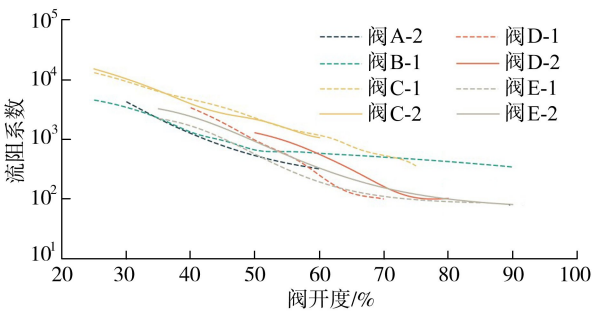


图 4 调流阀开度-流阻系数曲线率定结果

Fig. 4 Calibration results of opening and flow resistance curves for regulating valve

1.4 数据模型构建

1.4.1 GABP 神经网络原理

BP 神经网络的网络初始权值、偏置对结果具有较大影响,因此有一定的优化空间。GA 具有很好的全局搜索能力,不易于陷入局部最优解,因此采用 GA^[20-21] 对 BP 神经网络初始参数进行优化。GA 优化的 BP 神经网络(GABP 神经网络)的计算流程如图 5 所示。

1.4.2 神经网络建立

为避免不同数据大小对训练结果产生影响,先对数据进行归一化处理,然后以图 2 所示工程中 A、B、C、D、E 5 条支线的调流阀开度为输出目标,分别为各调流阀构建 BP 神经网络模型^[22]。输水系统稳态下,调流

阀开度与系统边界条件、支线目标流量等关键因素密切相关。对于 BP 神经网络,隐含层节点数量直接影响模型整体性能:节点数过少时,网络难以充分拟合复杂非线性关系;节点数过多则易增大模型不稳定性,引发过拟合问题,进而降低模型泛化能力。实际应用中,通常可采用经验公式初步确定隐含层节点数量:

$$n_1 = \sqrt{n_2 + m} + a \tag{3}$$

式中: n_1 为隐含层节点数量; n_2 为输入层节点数量; m 为输出层节点数量; a 为 1~10 的整数。

因此构建的神经网络输入层为 32 个节点,分别为上游水位(1 个节点)、总输入流量(1 个节点)、调流阀后控制水头(10 个节点)、支线目标流量(10 个节点)、调流阀启用状态(0/1 表示,10 个节点)。输出层为 1 个节点,即调流阀开度。根据式(3)确定的隐含层节点数量为 15 个。通过模型训练模拟计算不同边界条件与目标流量下所需的阀开度。最终构建的神经网络表达式为:

$$y = \sum_{j=1}^{15} w_j \varphi \left(\sum_{i=1}^{32} w_{ij} x_i + \theta_j \right) + b \tag{4}$$

其中

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

式中: w_j 为隐含层节点 j 到输出层的权重; φ 为输入层到隐含层的激活函数; x_i 为输入层节点 i 输入; w_{ij} 为输入层节点 i 到隐含层节点 j 的权重; θ_j 为隐含层节点 j 偏置; b 为隐含层到输出层偏置。遗传算法参数设置如下:种群大小为 50,迭代次数为 10,适应度函数为 BP 神经网络测试集 MSE,选择方式为轮盘赌,变异概率为 0.05,染色体长度为 $(32+1) \times 15 + (15+1) \times 1 = 511$ 。

1.4.3 神经网络训练

构建的模型训练目标函数为均方误差(MSE)。训练的神经网络模型可能会产生过拟合现象,具体表现为对输入数据内的噪声进行拟合而导致模型复杂程度高、稳定性差。为防止这一现象采用 L2 正则化并结合 L1 正则化提高模型精度。

2 模型对比分析

采用工程 313 条运行数据作为测试集,将输入值归一化后,计算每条数据的输入向量(32 个分量)与训练集内输入数据的余弦相似度,并取其最大值作为指标绘图,结果如图 6 所示。在样本序号 275 之前,测试集与训练集的余弦相似度较高,均保持在 0.95 以上;而样本序号 275 之后,余弦相似度显著下降至 0.74 左右。主要原因:样本序号 275 后受需水量变化影响,水厂 E 运行流量增大至原流量的 1.3 倍。在测试集上对比两种模型预测结果的准确性,计算结果如图 7 所示。

由图 7 可知,数据模型和机理模型样本序号 275 之前与实测数据在数据值和趋势上较为吻合,样本序号 275 之后,机理模型的结果准确性比数据模型更好。样本序号 275 前,数据模型平均误差为 0.58%,比机理模型低 0.11 个百分点,最大误差为 2.53%,比机理模型低 0.46 个百分点,误差小于 1% 的数据占比为 73.3%,比机理模型高 6.38 个百分点。样本序号 275 之后,机理模型与数据模型的预测准确性均出现下降。数据模型平均误差增大了 1.85 个百分点,达到 2.43%,最大误差增大了 6.49 个百分点,达到 9.02%;机理模型平均误差增大 0.44 个百分点,达到 1.13%,最大误差增大 1.25 个百分点。

结合测试集与训练集输入相似度分析可知:当测试数据与训练数据相似度较高时,数据模型与机理模型

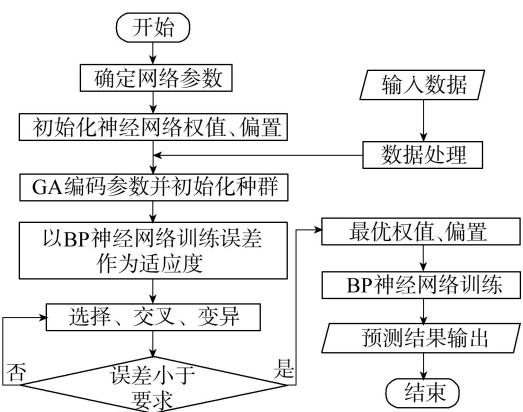


图 5 GABP 神经网络计算流程
Fig.5 Calculation process of GABP neural network

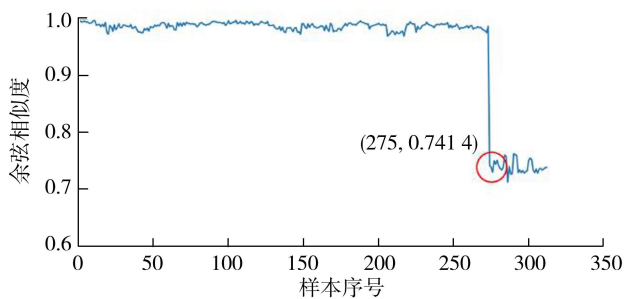


图 6 测试集与训练集余弦相似度
Fig.6 Cosine similarity between test set and training set

均能较为准确地得到目标流量下的需求开度,且数据模型误差更小、预测精度更高;而当测试数据超出原有样本工况范围时,两种模型精度均有所下降,但机理模型仍具备较高的参考价值,数据模型则基本失去参考意义。因此,可将输入数据与训练(率定)数据的余弦相似度作为判别依据:当余弦相似度较高(0.95 以上)时,优先采用数据模型,可实现更精准的水量调控;当相似度较低时,采用机理模型可直接给出决策参考,无需逐步试算调节阀开度,有利于实现工况的快速切换。

3 结 语

在建模的难易度方面:数据模型仅需对实测数据进行训练即可得出参考开度,其时间和建模成本较低;机理模型需要经历工程数据整理、节点关系分析、水力参数率定等步骤,实际工程中存在工程数据缺失或错误、水力参数难以率定等问题,对专业知识要求较高。在模型参考性方面:在测试数据与训练数据相似度较高的情况下,两种模型模拟预测精度较高,平均误差接近,且数据模型的精度略高(平均误差为 0.58%,最大误差为 2.53%),这是由于机理模型的率定存在一些不确定因素。而在测试数据与训练数据相似度较低的情况下,机理模型误差虽然增大,但仍然具有较高的精度,而数据模型误差较大。采用输入数据与训练(率定)数据的余弦相似度作为模型切换指标。当相似度较高,采用数据模型可以提高计算速度以及精度;当前期缺少数据或者数据相似度较低,采用机理模型也可以得到系统调节目标的参考值。

参考文献:

[1] 蒋云钟,冶运涛,赵红莉,等. 智慧水利解析[J]. 水利学报,2021,52(11):1355-1368. (Jiang Yunzhong, Ye Yuntao, Zhao Hongli, et al. Analysis of smart water conservancy [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2021, 52 (11): 1355-1368. (in Chinese))

[2] 陈晓楠,靳燕国,许新勇,等. 南水北调中线干线智慧输水调度的思考[J]. 河海大学学报(自然科学版),2023,51(5):46-55. (Chen Xiaonan, Jin Yanguo, Xu Xinyong, et al. Thinking on smart water dispatching in the South-to-North Water Diversion Middle Route Project [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2023, 51 (5): 46-55. (in Chinese))

[3] 王济干,和梦思. 基于共识模型和前景理论的输水工程运行安全风险评价[J]. 水利经济,2022,40(1):71-78. (Wang Jigan, He Mengsi. Risk assessment of operation safety of water conveyance projects based on consensus model and prospect theory [J]. Journal of Economics of Water Resources, 2022, 40 (1): 71-78. (in Chinese))

[4] 邵奇,梁永图,田中山. 基于模糊 PID 的长输管道调节阀压力控制系统研究与仿真[J]. 油气田地面工程,2023,42(12):1-7. (Shao Qi, Liang Yongtu, Tian Zhongshan. Research and simulation of pressure control system for regulating valves in long-distance pipelines based on fuzzy PID [J]. Oil-Gas Field Surface Engineering, 2023, 42 (12): 1-7. (in Chinese))

[5] 赵勇,解建仓,马斌. 基于系统仿真的南水北调东线水量调度[J]. 水利学报,2002,33(11):38-43. (Zhao Yong, Xie Jiancang, Ma Bin. Water dispatch of east-route of South-to-North Water Transfer Project based on system simulation method [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2002, 33 (11): 38-43. (in Chinese))

[6] Zhang Xin, Zhang Kun, Wu Ruiying. Research on hydraulic model establishment of water supply network [J]. Advanced Materials Research, 2015, 1073-1076; 1027-1030.

[7] Lu Hai, Wang Jianhui, Lin Yingzi. Dynamic modeling of water supply network based on hybrid optimization algorithm [J]. Fresenius Environmental Bulletin, 2015, 24 (3): 712-722.

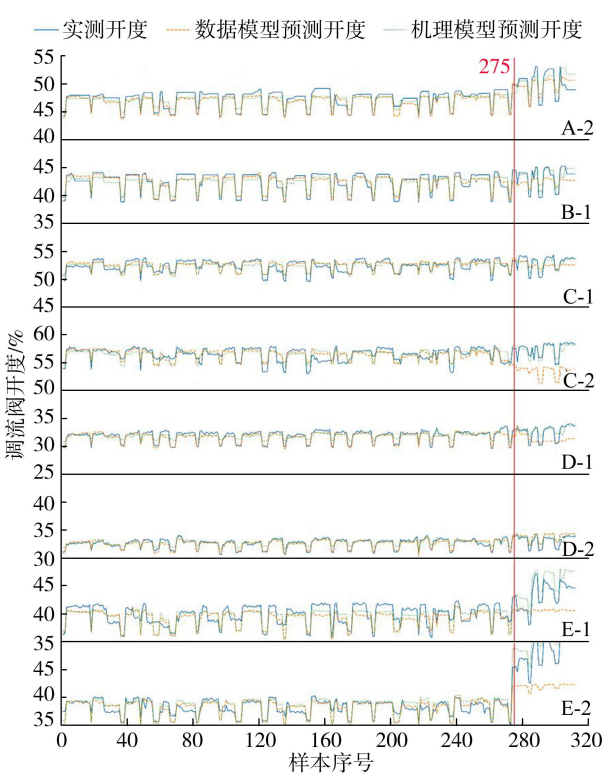


图 7 数据、机理模型预测开度结果对比
Fig. 7 Comparison of predicted opening results between data model and mechanistic model

Jiang Linhua, Chu Hongqiang, et al. Review of researches on binding chloride ions in concrete [J]. Science Technology and Engineering, 2020, 20(9): 3387-3393. (in Chinese))

[18] 黄守刚,陈进杰,王建西,等. 多孔玄武岩骨料轨枕用混凝土的制备及其硬化后的微结构[J]. 材料导报, 2020, 34(24): 24045-24054. (Huang Shougang, Chen Jinjie, Wang Jianxi, et al. Preparation of porous basalt aggregate concrete for railway sleepers and its microstructure[J]. Materials Reports, 2020, 34(24): 24045-24054. (in Chinese))

[19] 汪林萍,杨全兵. NaCl-MgCl₂ 复合除冰盐对混凝土盐冻破坏的影响及其作用机理[J]. 建筑材料学报, 2023, 26(2): 129-136. (Wang Linping, Yang Quanbing. Effect and mechanism of NaCl-MgCl₂ compounded deicing salt on the salt-frost scaling of concrete[J]. Journal of Building Materials, 2023, 26(2): 129-136. (in Chinese))

[20] Zhang Ai, Yang Wencui, Ge Yong, et al. Effect of nanomaterials on the mechanical properties and microstructure of cement mortar under low air pressure curing[J]. Construction and Building Materials, 2020, 249: 118787.

(收稿日期: 2025-06-19 编辑: 熊水斌)

(上接第 91 页)

[8] 信昆仑,詹书俊,陶涛,等. 基于灵敏度分析的供水管网模型多目标校核[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2014, 42(5): 736-739. (Xin Kunlun, Zhan Shujun, Tao Tao, et al. Multi objective calibration of hydraulic model in water distribution network based on sensitivity analysis[J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2014, 42(5): 736-739. (in Chinese))

[9] Abdelbaki C, Bendaib M M, Benziada S, et al. Management of a water distribution network by coupling GIS and hydraulic modeling: a case study of Chetouane in Algeria[J]. Applied Water Science, 2017, 7(3): 1561-1567.

[10] 付强,余健恩,闫强,等. 基于 Flowmaster 的不同阀门开度对供水管网优化[J]. 排灌机械工程学报, 2020, 38(3): 266-270. (Fu Qiang, Yu Jianen, Yan Qiang, et al. Flowmaster-based optimization study of water supply pipe network with different valve openings[J]. Journal of Drainage and Irrigation Machinery Engineering, 2020, 38(3): 266-270. (in Chinese))

[11] 俞亭超,张土乔,吕谋. 基于 SVM 的管网状态估计模型[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2005, 37(9): 1205-1208. (Yu Tingchao, Zhang Tujiao, Lyu Mou. State estimation model of water distribution network based on SVM[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2005, 37(9): 1205-1208. (in Chinese))

[12] 刘宪亮,许新勇,陈晓楠,等. 基于智慧水力学的长距离调水工程调度参数预测方法研究[J]. 华北水利水电大学学报(自然科学版), 2024, 45(3): 18-25. (Liu Xianliang, Xu Xinyong, Chen Xiaonan, et al. Research on scheduling parameter prediction method of long-distance water transfer project based on intelligent hydraulics[J]. Journal of North China University of Water Resources and Electric Power (Natural Science Edition), 2024, 45(3): 18-25. (in Chinese))

[13] Lu Mengyao, Xu Guitao, Liu Xiaolian. Research on detection and restoration methods of basic operation data for inter-basin water diversion projects[J]. Applied Sciences, 2023, 13(21): 11726.

[14] Shi Lin, Zhang Jian, Yu Xiaodong, et al. Artificial neural network-based water distribution scheme in real-time in long-distance water supply systems[J]. AQUA-Water Infrastructure, Ecosystems and Society, 2024, 73(8): 1611-1620.

[15] 赵振兴,何建京. 水力学[M]. 2 版. 北京:清华大学出版社, 2010.

[16] 李炜. 水力计算手册[M]. 2 版. 北京:中国水利水电出版社, 2006.

[17] Shi Lin, Zhang Jian, Yu Xiaodong, et al. Water hammer protection for diversion systems in front of pumps in long-distance water supply projects[J]. Water Science and Engineering, 2023, 16(2): 211-218.

[18] 郭永鑫,郭新蕾,杨鹏志,等. 管道水力摩阻系数的敏感性分析[J]. 水利学报, 2019, 50(8): 1021-1028. (Guo Yongxin, Guo Xinlei, Yang Pengzhi, et al. Sensitivity analysis of the hydraulic conveyance coefficients of pipes[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2019, 50(8): 1021-1028. (in Chinese))

[19] Shi Lin, Zhang Jian, Yu Xiaodong, et al. Calibration of roughness coefficient for long-distance water supply systems with multi-branch pipelines[J]. Physics of Fluids, 2024, 36(9): 097162.

[20] 史峰,王辉,郁磊,等. MATLAB 智能算法 30 个案例分析[M]. 北京:北京航空航天大学出版社, 2011.

[21] 田正宏,苏伟豪,郑祥,等. 基于 GA-BP 神经网络的碾压混凝土压实度实时评价方法[J]. 水利水电科技进展, 2019, 39(3): 81-86. (Tian Zhenghong, Su Weihao, Zheng Xiang, et al. Real-time evaluation method of compaction degree for roller-compacted concrete based on GA-BP neural network[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2019, 39(3): 81-86. (in Chinese))

[22] 刘媛媛,刘业森,郑敬伟,等. BP 神经网络和数值模型相结合的城市内涝预测方法研究[J]. 水利学报, 2022, 53(3): 284-295. (Liu Yuanyuan, Liu Yesen, Zheng Jingwei, et al. Intelligent rapid prediction method of urban flooding based on BP neural network and numerical simulation model[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2022, 53(3): 284-295. (in Chinese))

(收稿日期: 2024-09-02 编辑: 刘晓艳)