

张孝洪, 蔡雨杰, 傅舟跃, 等. 基于混合模型的水厂优化运行调度应用实践[J]. 净水技术, 2026, 45(4): 69-77, 88.

Zhang X H, Cai Y J, Fu Z Y, et al. Application practice of WTP optimized operation and controlling based on hybrid model[J]. Water Purification Technology, 2026, 45(4): 69-77, 88.

基于混合模型的水厂优化运行调度应用实践

张孝洪¹, 蔡雨杰², 傅舟跃¹, 李秀娟^{3,4}, 张卫平^{2,5}, 柳景青^{4,*}

(1. 舟山市自来水有限公司, 浙江舟山 316000; 2. 天津智云水务科技有限公司, 天津 300301; 3. 浙江大学滨海产业技术研究院, 天津 300000; 4. 浙江大学建筑工程学院, 浙江杭州 310000; 5. 西北工业大学软件学院, 陕西西安 710068)

摘要 【目的】 精确预测水厂进水量是水资源规划与管理的重要基础, 有助于合理分配水资源、降低生产成本, 同时满足城市供水需求。本文旨在构建一个创新的混合模型, 实现水厂进水量的精确预测与调度优化, 提升水厂的整体运行效率并实现节能减排。【方法】 本文创新性地将水动力模型与极端梯度提升(XGBoost)数据模型相结合, 构建混合模型, 精确预测进水量并生成梯度化的优化调度方案。混合模型在考虑水厂运行特点的基础上, 对进水量进行优化处理, 形成满足实际调度需求的方案, 为调度人员提供科学支持。本文以Z市某水厂为例, 介绍了水厂运行概况及数据来源, 阐述了模型构建与优化过程, 并对预测结果进行了有效性验证和节能分析。【结果】 本文所提出的混合模型能够准确预测水厂的进水量, 并在实际调度中实现较为平稳的进水量调度。优化后的调度方案显著降低了泵组的电力消耗, 减少了水厂的整体运营成本。具体而言, 预计年节电量可达到78 537 kW·h, 节省电费约为68 327元。【结论】 本文提出的混合模型在保证水厂正常供水的前提下, 成功优化了进水量调度, 显著降低了水厂的能源消耗和运行成本。本文不仅为水厂进水量调度优化提供了新的方法和思路, 还为实际应用中水厂节能减排提供了重要的理论依据和技术支持, 具有较强的应用价值和推广前景。

关键词 进水量预测 水动力模型 混合模型 梯度进水量 节能降耗

中图分类号: TU991 **文献标志码:** A **文章编号:** 1009-0177(2026)04-0069-10

DOI: 10.15890/j.cnki.jsjs.2026.04.008

Application Practice of WTP Optimized Operation and Controlling Based on Hybrid Model

Zhang Xiaohong¹, Cai Yujie², Fu Zhouyue¹, Li Xiujuan^{3,4}, Zhang Weiping^{2,5}, Liu Jingqing^{4,*}

(1. Zhoushan Water Supply Co., Ltd., Zhoushan 316000, China;

2. Tianjin Zhiyun Water Technology Co., Ltd., Tianjin 300301, China;

3. Binhai Industrial Technology Research Institute, Zhejiang University, Tianjin 300000, China;

4. College of Civil Engineering and Architecture, Zhejiang University, Hangzhou 310000, China;

5. School of Software, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710068, China)

Abstract [Objective] Accurately predicting the water intake of water treatment plants (WTPs) is a crucial foundation for water resource planning and management. It aids in the rational allocation of water resources, production costs reduction, and simultaneously meeting urban water supply demands. This paper aims to construct an innovative hybrid model that facilitates precise prediction and scheduling optimization of WTP water intake, thereby enhancing the overall operational efficiency of WTPs and achieving the goal of energy conservation and emission reduction. [Methods] This paper innovatively combined the hydrodynamic model with the extreme gradient boosting (XGBoost) data model to construct a hybrid model that accurately predicted the inflow and generated a gradient optimized scheduling scheme. On the basis of considering the operational characteristics of the WTP, the hybrid model optimized the inflow to form a solution that met the actual scheduling needs and provided scientific support for scheduling personnel. Taking a WTP in Z City as an example, this paper introduced the operation overview and data sources of the WTP, elaborated on the model construction and optimization process, and verified the effectiveness and energy-saving analysis of the predicted results.

[收稿日期] 2024-10-29

[作者简介] 张孝洪(1971—), 女, 高级工程师, 主要从事水质检测、水质管理和工艺处理等工作, E-mail: 437674857@qq.com。

[通信作者] 柳景青(1972—), 男, 教授, 主要研究方向为智慧水务及城市给排水系统优化, E-mail: liujingqing@zju.edu.cn。

[**Results**] The proposed hybrid model could accurately predict the inflow in the WTP and achieved relatively stable inflow scheduling in actual scheduling. The optimized scheduling scheme significantly reduced the power consumption of the pump group and lowered the overall operating costs of the WTP. Specifically, it was expected that the annual energy savings could reach 78 537 kW·h, saving approximately 68 327 yuan in electricity bills. [**Conclusion**] The hybrid model proposed in this paper successfully optimizes the inflow scheduling while ensuring the normal water supply of the WTPs, significantly reducing the energy consumption and operating costs of the WTPs. This paper not only provides new methods and ideas for optimizing the inflow scheduling of WTPs, but also provides important theoretical basis and technical support for energy conservation and emission reduction in WTPs in practical applications, with strong application value and promotion prospects.

Keywords water inflow prediction hydrodynamic model hybrid model gradient water inflow energy conservation and consumption reduction

水厂进水量控制是保障供水系统稳定运行的关键环节。进水量调控是一个复杂的过程,需要综合考虑水源地的水量状况、水质条件、市场需求变化以及水厂自身的处理能力等多重因素。近年来,随着信息化、物联网、大数据技术的快速发展,水厂引入了自动化控制系统,实现对进水量的实时监控与精细化调控。同时,通过建立进水量数据库,收集、分析和挖掘历史数据,掌握进水量变化规律,为调控提供更加坚实的数据支撑。然而,目前多数水厂的进水量调度仍依赖调度人员的经验,根据供水需求、清水池液位、管道压力及用水计划等进行决策,难以应对复杂多变的市场需求和水源状况。

在此背景下,构建综合多因素、高效、精准的进水量预测模型对于水厂运行具有重要意义。目前,进水量预测研究中,主要方法包括基于大数据与机器学习的反向传播(BP)神经网络^[1]、基于灰色理论建立的多因素预测模型等。研究者们通过构建数学模型和算法,试图从海量数据中挖掘供水量的变化规律,以提高预测的准确性和可靠性。例如,陈会娟等^[2]提出了一种水厂水平衡调度方法,基于目标供水量和水量分配模式计算目标进水量,但该方法依赖公式计算,缺乏对特殊场景的预测能力;赵伟康等^[3]提出了一种基于实时监测数据的水量预测方法及系统,但无法全面描述整个工艺段的水力情况。林峰等^[4]以深圳市为例,针对供水系统设计了智能供水调度算法,旨在提升供水效率与节能。尽管已有研究在进水量预测方面取得了一定进展,但大多数方法依赖于数据模型,预测准确性受到数据量和数据质量的影响,容易出现过拟合问题,导致模型在未见过的数据上表现不佳,适用性不足,难以满足实际生产场景的需求。例如蒲政衡等^[5]提到深度学

习模型依赖历史数据提取时空特征,同时对数据质量的依赖性高,说明了数据模型可能受到数据不足或质量问题的制约。任汉承等^[6]提到精细化水动力模型需要高精度的地形和降雨数据,实际应用中,基础数据不足可能会导致模型的可靠性和适用性存在局限性。

针对数据模型的局限性,本文提出了一种结合水动力模型与数据模型的混合模型,以实现进水量的精准预测与优化调控。研究以Z市某水厂为例,通过混合模型在满足供水需求的基础上,确保水厂各工艺段的平稳运行,清水池高液位运行优化泵站扬程,减少电能消耗,降低水厂生产成本,为水厂调度提供科学依据。

1 研究区域与数据来源

1.1 研究区域概况

本文以Z市某水厂为研究对象,该水厂占地面积为77亩(1亩 \approx 666.67 m²),于2015年6月正式开工建设,2016年12月投入运营,是一座按照现代化水厂标准建设的水厂。水厂原水主要来源为当地水库、大陆引水和河道水,采用常规水处理工艺,设计日供水规模为14万t。截至2024年,水厂的最高日供水量为12.3万t,平均日供水量达到8万t,服务人口约为50万人,是Z市主要水厂之一,肩负着保障城市区域均衡供水及跨区域输水任务的重要职能。

尽管水厂已实现了数字化、自动化、信息化的转型,其运营管理水平 and 能效水平得到一定提升,但仍面临着以下问题:

- (1) 供水需求具有明显的波动性,特别是在用水高峰期,现有调度方式难以精准应对变化;
- (2) 供水调度仍以调度人员的经验判断为主,

调度过程存在一定的主观性,缺乏科学优化的调控工具;

(3)水厂的清水池液位控制不够精细,容易导致进水流量过大或不足,进而影响供水平衡和水泵能耗。

为了应对上述问题,本文选取该水厂作为典型案例。通过引入水动力模型与数据模型构建混合模型,在满足供水需求的同时优化进水调度,以实现节能降耗的目标。研究区域的典型性和普适性为本研究方法在其他水厂中的推广应用提供了良好的基础。

1.2 数据来源

本文所使用的数据来源于 Z 市某水厂的实际工程设计文件和运行监测记录,包括水厂工艺的计算机辅助设计(CAD)图纸和流量、液位、压力等监测数据。

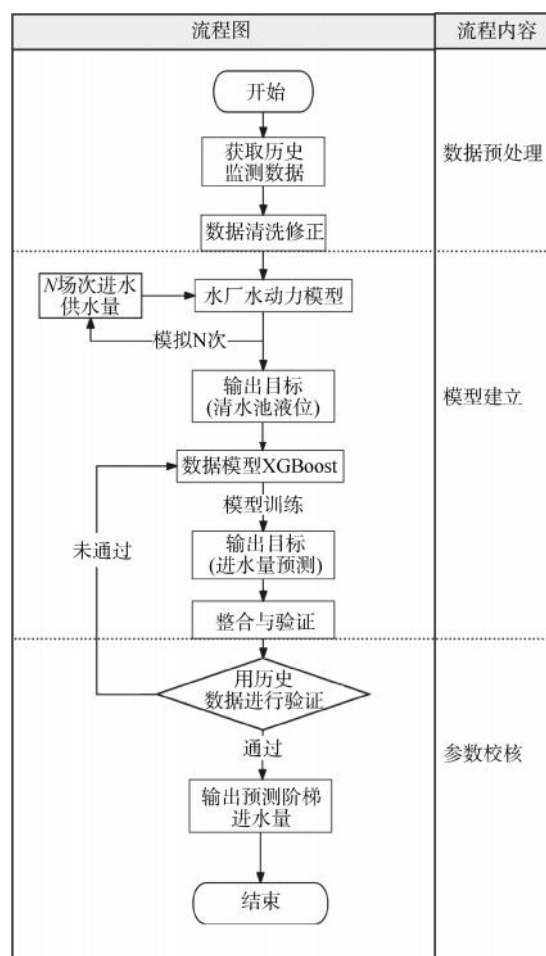
水厂工艺 CAD 图纸涵盖水厂工艺流程、构筑物尺寸(如池体长、宽、高和底高程)及供水系统布局,为构建水动力模型提供了基础数据支持。运行监测数据的时间为 2023 年 8 月 1 日 00:00—2024 年 8 月 1 日 00:00,采样间隔为 1 min,包含了进水量、清水池液位、供水量、出厂口压力等关键指标,共覆盖水厂 1 年的全面生产情况。

2 模型构建与优化方法

2.1 混合模型构建

模型构建的整体流程如图 1 所示,模型的构建流程包括 3 个主要步骤:数据预处理、模型建立与参数校核。

图 1 展示了基于混合模型的进水量优化模型的建立过程。首先,通过机理模型生成数据模型所需的高质量训练数据,模拟水厂内各工艺段在不同进水量条件下的流量、液位、负荷及供水量特性。为保证训练数据的准确性,剔除了异常工况数据(如工艺段超负荷、清水池液位超限等)。整理后的数据被用于训练数据模型;随后,数据模型根据实时供水量、清水池液位和历史进水量,预测进水量的时序变化,并结合混合模型优化进水量预测结果。优化过程充分考虑水厂实际调度的约束条件,如避免因频繁调度导致工艺波动和水质不稳定问题,最终生成稳定可靠的进水量调度方案,为水厂调度提供科学依据。



注: XGBoost——极端梯度提升。

图 1 基于混合模型的进水量优化模型流程建立

Fig. 1 Process Establishment of Water Inflow Optimization Model Based on Hybrid Model

2.2 水动力模型构建

水动力模型是一种基于系统内部物质流动与能量传递机制建立的数学模型,该模型能够结合管网、明渠、地表等模块^[7],能很好地反映水厂内的水流运动及工艺过程。本文采用暴雨洪水管理模型(SWMM)作为建模工具,构建了 Z 市某水厂的水动力模型。

2.2.1 模型工具与原理

SWMM 是一种广泛用于水文水力模拟的开源软件,其核心是基于动态波法的质量守恒方程、动量守恒方程和水量平衡公式如式(1)~式(3)。SWMM 通过对水动力系统中的关键变量(如流量、液位、速度等)进行数值求解,能够对复杂水力状态(如回流、蓄水、有压流)的动态过程进行高精度模拟。

质量守恒方程如式(1)。

$$\frac{\partial A}{\partial t} + \frac{\partial Q}{\partial x} = 0 \quad (1)$$

其中: Q ——断面流量, m^3/s ;
 A ——管道内过流断面面积, m^2 ;
 x ——过流管道长度, m ;
 t ——过流时间, s 。

动量守恒方程如式(2)。

$$\frac{1}{g} \frac{\partial v}{\partial t} + \frac{v}{g} \frac{\partial v}{\partial x} + \frac{\partial H}{\partial x} = S_0 - S_f - h_L \quad (2)$$

其中: H ——静压水头,高程与水深之和, m ;
 v ——断面平均流速, m/s ;
 g ——重力加速度, m/s^2 ;
 S_0 ——管道底坡, m/m ;
 S_f ——单位长管道摩擦阻力能力损失, m/m ;
 h_L ——单位长管道局部阻力能力损失, m/m 。

$$Q_{\text{进}} = Q_{\text{供}} + Q_{\text{自用水率}} \quad (3)$$

其中: $Q_{\text{进}}$ ——水厂的进水量, m^3/h ;
 $Q_{\text{供}}$ ——水厂的供水量, m^3/h ;
 $Q_{\text{自用水率}}$ ——水厂进水量和供水量的差值, m^3/h 。

2.2.2 数据预处理

由于水厂运行监测数据可能受到设备故障、采样误差和外界干扰的影响,原始数据存在一定的缺失值和异常值。为保证数据的质量和可靠性,本文对原始数据进行了如下预处理。

(1) 数据清洗

删除异常值:根据水厂工艺流程及正常运行范围设定阈值,筛选出超出合理范围的异常数据点并进行剔除。

处理缺失值:采用线性插值法填补短期缺失数据(小于1 h的缺失段),对于长时间数据缺失段采用剔除处理(超过1 h的缺失段)。

(2) 数据降噪

为减少采样过程中的高频波动对后续模型的影响,采用滑动平均法对原始数据进行平滑处理。

(3) 特征提取与标准化

根据水动力模型和数据模型的需求,从原始数

据中提取了进水量、供水量和清水池液位等关键变量。并对进水量、供水量等变量进行归一化处理,以消除量纲差异,提升模型的收敛速度和稳定性。

2.2.3 模型建立

根据水厂的实际工艺流程及运行特性,采用SWMM构建水动力模型,包括构建水厂的拓扑结构模型,涵盖折板絮凝平流沉淀池、前砂池、炭滤池、后砂池、清水池和二级供水泵房等主要工艺单元,明确路径关系和运行逻辑如图2所示。同时,模拟回用水池回流至絮凝平流沉淀池的循环路径,全面反映水厂的动态运行特性。

利用SWMM中的质量守恒方程、动量守恒方程和水量平衡公式,动态模拟管道内流速、流量、液位及压力的变化。模型所需参数包括构筑物底高程、管径、坡度及摩擦系数等。其中,确定性参数由工程设计或现场测量数据提供(如构筑物尺寸、管道坡度等),不确定性参数则需通过模型校核(率定)确定(如孔口系数和孔口高度)。

2.2.4 模型校核

模型校核主要针对不确定性参数,通过快速非支配排序遗传算法(NSGA-II)^[8]进行优化。利用水厂监测数据,采用NSGA-II算法对构筑物孔口系数和孔口高度等参数进行寻优计算,从而完成参数校准,并确保模型精度。

2.3 数据模型 XGBoost 构建

2.3.1 XGBoost 算法原理

数据模型是混合模型的重要组成部分,通过机器学习算法对历史数据进行学习,构建进水量时序预测模型。XGBoost是一种基于梯度提升决策树的机器学习算法,因其高效性和鲁棒性,广泛应用于时序数据预测中^[9]。XGBoost算法是一类由基函数与权重进行组合形成对数据拟合效果佳的合成算法^[10]。XGBoost模型计算如式(4)~式(5)。

$$\hat{y}_i = \sum_{k=1}^k f_x(x_i), f_x \in F (i = 1, 2, \dots, n) \quad (4)$$

其中: \hat{y}_i ——模型对第*i*个样本的最终预测值;
 x_i ——数据集中的第*i*个样本的特征向量;
 k ——模型中决策树的总数量;
 f_x ——第*x*棵独立的决策树;
 F ——一个函数空间,包含了所有可能的

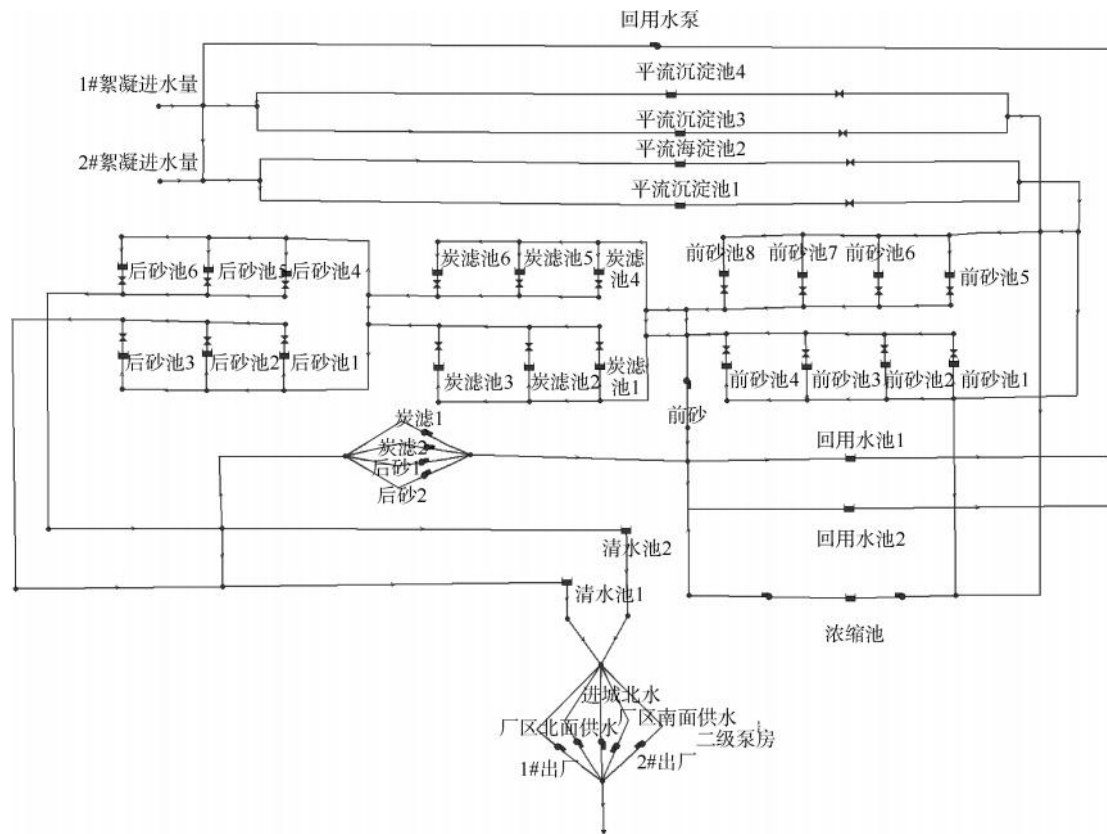


图2 水厂工艺拓扑结构

Fig. 2 Topology Structure of WTP Process

决策树。

$$F = \{f(x) = w_{q(x)}\} \quad (5)$$

其中： $q(x)$ ——样本映射到叶子节点的树结构；

w ——叶节点的预测值；

$w_{q(x)}$ ——叶子节点的权重值。

2.3.2 数据预处理与特征选择

(1) 数据来源

模型训练数据来自水动力模型的输入和输出参数。

(2) 数据清洗

删除异常值：如清水池液位超出运行范围、工艺段负荷超载等异常数据点。

(3) 特征选择

输入特征：供水量、清水池液位、历史进水量、时间信息(如小时、周几)。

目标变量：进水量。

通过特征重要性分析，选择对进水量预测最具影响力的特征，剔除冗余变量，降低模型复杂度。

2.3.3 模型训练

将数据按时间顺序划分为训练集和测试集，并通过网格搜索法对学习率、树深度、采样率等超参数进行优化，以提升模型性能。

2.3.4 模型预测结果

基于测试集输入特征，模型预测未来多个时间的进水量变化趋势，并生成连续的时间序列。为减少因频繁调度带来的波动，对预测结果进行超阈值检测和平滑处理，同时结合历史数据对短期和长期预测进行校准，确保结果的准确性和稳定性。

2.4 混合模型优化方法和目标

本文对于混合模型预测的进水量时序数据进行优化处理的目标和方法如下。

(1) 优化目标

- ① 保证水厂制水和供水平衡；
- ② 进水量调度次数每日不超 5 次；
- ③ 清水池保持高液位运行，降低能耗。

(2) 优化方法

- ① 检查进水量大小是否超过阈值，将超阈值部

分进行向后加和处理;

②以预测进水量的平均值为界进行标记,低于平均值标 0,高于平均值标 1;

③合并标记相同的点,当连续的时间小于 3 h 将标记合并到前一段;

④计算每一段进水量的平均值。

2.5 模型评估指标

本文中使用的平均误差 (ME)、平均绝对误差 (MAE) 和均方根误差 (RMSE) 来比较模型的预测结果和实际监测结果的差异,评估模型对数据的拟合度和准确度。误差计算如式(6)~式(8)。

$$M_E = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\hat{y}_i - y_i) \quad (6)$$

$$M_{AE} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |y_i - \hat{y}_i| \quad (7)$$

$$R_{MSE} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (8)$$

其中: y_i ——模型观测值;
 m ——样本数。

3 模型验证与结果分析

3.1 水动力模型验证

水动力模型验证是确保模型能够准确模拟水厂运行状态的关键步骤。为确保水动力模型的准确性和实用性,本文基于 Z 市某水厂的运行监测数据,对模型进行了多层次的验证与评估。

3.1.1 模拟结果与监测数据对比

模拟结果与监测数据对比分析,主要验证供水量和清水池液位 2 项关键变量。

(1) 供水量验证

通过对比历史监测的供水量与水动力模型模拟的供水量如图 3 所示,发现模拟结果与监测数据的变化趋势高度基本一致,这表明模型能够准确反映水厂的供水特性。

(2) 清水池液位验证

利用历史数据对清水池液位进行模拟,并与实际监测数据进行对比如图 4 所示。根据误差统计,模拟的 ME 为 0.07, MAE 为 0.15, RMSE 为 0.17。通常,液位误差的允许范围需结合清水池的设计容量和运行安全阈值,即清水池的液位偏离真实值的幅度应符合调度安全要求。若清水池安全液位为 1.8~4.8 m, MAE=0.15 意味着预测值偏离真实值

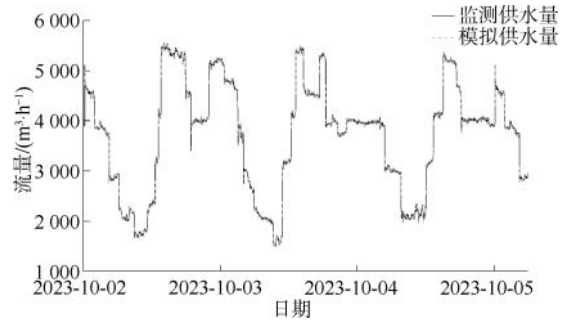


图 3 监测供水量和模拟供水量

Fig. 3 Monitoring Water Supply and Simulating Water Supply Capacity

的平均幅度为 5%,不会导致液位超限,根据水厂实际运行效果,符合通常的调度安全需求,则认为模型精准。

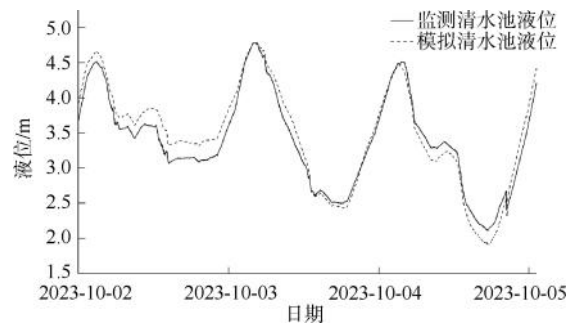


图 4 监测水厂清水池液位和模拟清水池液位

Fig. 4 Liquid Level Monitoring and Simulated Values in Clean Water Tank of the WTP

3.1.2 模拟结果分析

验证结果表明,水动力模型具有较高的可靠性和适用性。模拟的供水量变化趋势与实际监测数据基本一致,能够精准反映不同工况下的供水特性;同时,清水池液位的模拟结果也能精确预测运行中的液位动态变化,为调度优化提供了重要的支持。

校准后的水动力模型不仅能够不同进水量条件下精确模拟水厂的动态特性,其应用价值还体现在以下 3 个方面。

(1) 动态特性分析

模型能够对不同工艺段的动态特性进行细致分析,生成在不同进水量与供水量条件下的工艺段流量、液位及负荷情况。这种分析为水厂工艺运行的优化提供了关键参考。

(2) 高质量数据生成

水动力模型为数据模型的训练提供了高质量样本数据。通过剔除异常运行数据(如清水池液位超

限或工艺段超负荷),确保了训练数据的准确性和可靠性,提升了数据模型的预测性能。

(3)调度与优化支持

校准后的水动力模型能够为进水量的梯度优化和调度方案设计提供精准的机理支持。结合清水池液位运行目标和供水量需求,模型辅助生成科学高效的调度方案,助力水厂实现供水平稳、节能降耗的调控目标。

3.2 混合模型预测性能

混合模型结合 XGBoost 的优势,综合提升了进水量预测的精度与可靠性。本文通过预测结果与监测数据的对比,详细评估了混合模型的预测性能,并分析了误差分布与实际应用价值。

3.2.1 进水量预测结果

采用 XGBoost 构建进水量预测模型,多场水厂工况运行事件的 70% 作为模型训练集,训练集中供水量、清水池液位和历史进水量作为特征列,进水量作为目标变量。将多场水厂工况运行事件的 30% 作为测试集,进行进水量预测。监测进水量和预测进水量分布如图 5 所示。

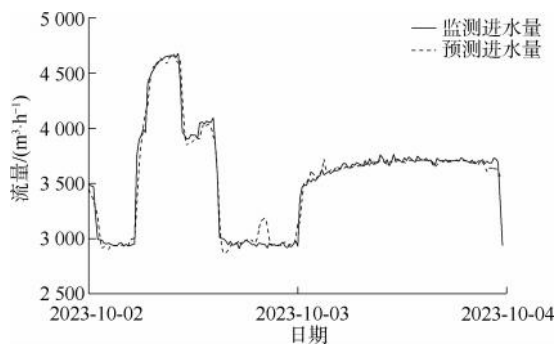


图 5 监测进水量和预测进水量

Fig. 5 Monitoring and Predicting Water Inflow Capacity

由图 5 可知,预测值与监测值的变化趋势一致,能够准确反映不同工况下进水量的动态变化。根据误差统计,进水量预测的 ME 为 3.32, MAE 为 70.52, RMSE 为 117.65。与研究区水厂实际近一年平均进水量约为 $5\ 833\ \text{m}^3/\text{h}$ 进行对比, MAE 为 70.52 和实际进水量偏差为 1.2%, 低于行业水量预测普遍 5% 标准^[1], 说明该模型的预测精度符合要求。

3.2.2 预测结果与误差分析

监测进水量和预测进水量的散点分布如图 6 所示,数据分布趋于直线。

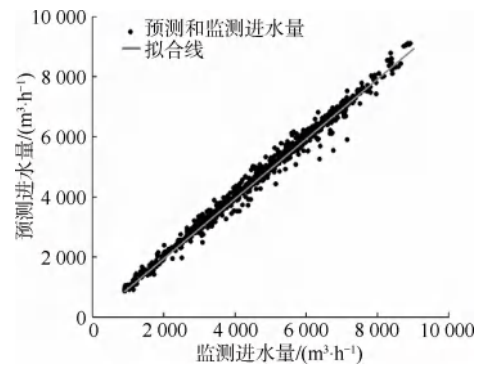


图 6 监测进水量和预测进水量散点分布

Fig. 6 Scatter Distribution of Inflow and Predicted Inflow Capacity

由图 6 可知,预测值与监测值的散点分布高度接近直线,表明混合模型具有良好的拟合效果。如表 1 所示,误差率小于 5% 的占比为 91.17%, 小于 10% 的占比为 98.08%, 总体预测结果准确性较高。误差主要集中在少数高波动或特殊工况下,建议进一步优化模型以提升其在这些场景下的适应能力。

表 1 误差率分布情况

Tab. 1 Distribution of Error Rates

误差率	数量	占比
<1%	1 223	45.20%
<5%	2 467	91.17%
<10%	2 654	98.08%
<25%	2 706	100.00%
>25%	0	0

3.3 优化调度策略效果

水厂运行中,电力是最大的能源消耗,而送水泵站又是水厂中能耗最高的单元,降低水泵能耗是实现节能降耗的关键措施。水厂的用电单耗(每生产 $1\ 000\ \text{m}^3$ 水量所消耗的电量)是衡量能耗效率的重要指标。在生产试验中发现,清水池高液位运行能够有效降低扬程,从而减少水泵功耗。

3.3.1 高液位运行的节能效果

对水厂用电单耗数据进行分析,扬程与用电单耗的分布如图 7 所示。

当供水流量和出厂口压力一定时,清水池液位越高,扬程越低,水泵对应的功耗也越小。因此,在保证供水需求的同时,降低扬程是实现节能的有效措施。

基于这一分析,本文通过混合模型精准预测进

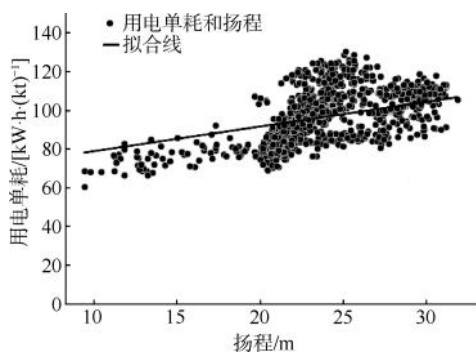


图7 扬程与用电单耗分布

Fig. 7 Distribution of Water Head and Unit Electricity Consumption

水量,并结合清水池的设定液位,生成了满足供水需求的进水量调度方案。在清水池高液位安全运行的情况下,优化调度方案有效降低了水泵的电耗,达到节能降耗的目标。

3.3.2 进水量调度优化

尽管混合模型能够精确预测进水量,但预测的时序进水量变化较频繁,不符合实际调度需求。为此,本研究对预测进水量进行了优化处理,生成了平滑的梯度进水量调度方案如图8所示。

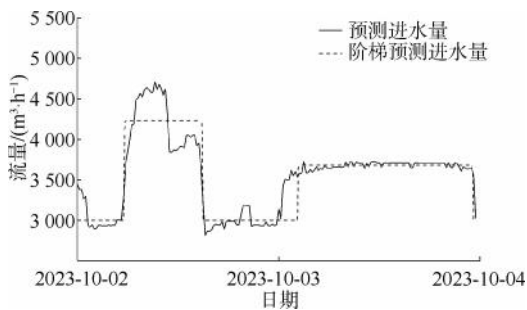


图8 计算预测进水量平均值分布

Fig. 8 Average Distribution of Calculated and Predicted Water Inflow Capacity

优化结果如下。

(1)调度方案在满足供水需求的前提下,确保进水流量始终在合理范围内。

(2)优化后的调度方案将日调度次数控制在5次以内,更符合水厂实际管理需求。

(3)梯度优化后的进水量更平稳,减少了频繁调度对工艺流程和水质稳定的冲击。

3.4 节能降耗成效分析

为评估清水池高液位运行对水泵能耗的节能效果,本研究结合水厂的实际情况,对清水池高液

位运行和实际运行情况下的水泵电耗进行了详细分析和对比。清水池设计液位为5 m,选取清水池在4.3 m和4.6 m安全液位运行时进行能耗统计,并与近1年(2023年8月—2024年8月)的实际运行电耗数据进行对比。

3.4.1 水泵电耗对比

在统计过程中,保持供水流量和出厂口压力一致,通过历史监测数据累加水泵电耗,并将清水池高液位运行与实际运行的月电耗进行对比,结果如图9所示。

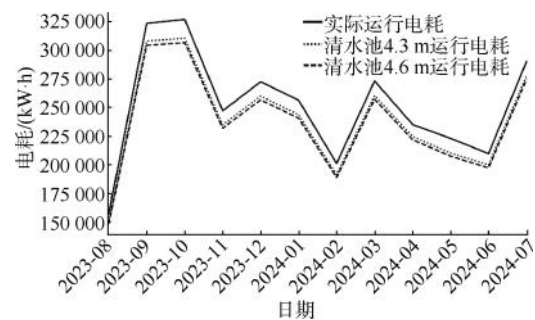


图9 实际运行与清水池高液位运行电耗月统计对比

Fig. 9 Comparison of Monthly Electricity Consumption between Actual Operation and High Level Operation of Clear Water Tank

由图9可知,在清水池高液位运行时,水泵电耗显著低于实际运行电耗,高液位运行通过降低水泵扬程,优化了泵组运行效率,显现了节能优势。

3.4.2 电耗分布分析

进一步对2种运行条件下的电耗分布进行统计,结果如图10所示。

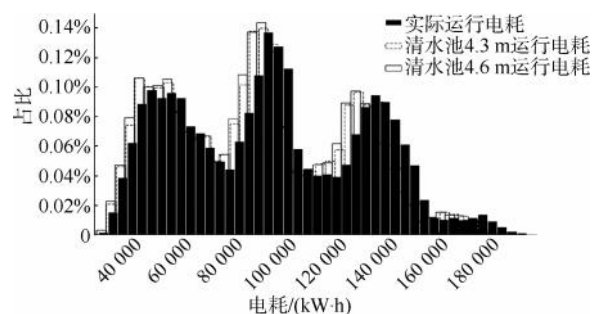


图10 实际运行与清水池高液位运行电耗分布对比

Fig. 10 Comparison of Power Consumption Distribution between Actual Operation and High Level Operation of Clear Water Tank

清水池在4.3 m和4.6 m高液位运行时,水泵电耗主要集中在低电耗区间,表明高液位运行能够

有效降低电能消耗。这一优化策略将电耗集中于低能耗范围,进一步验证了其显著的节能优势。

3.4.3 节能效益分析

基于统计结果计算得出如下结果。

(1) 电耗对比

水厂泵组近一年实际运行电耗为 2 914 964 kW·h。清水池在 4.3 m 高液位运行下水泵电耗为 2 869 364 kW·h,减少电耗 45 600 kW·h。清水池在 4.6 m 高液位运行下水泵电耗为 2 836 427 kW·h,减少电耗为 78 537 kW·h。

(2) 经济效益

按 Z 市某水厂每度电 0.87 元计算,清水池在 4.3 m 和 4.6 m 高液位运行节约电费分别为 39 672 元和 68 327 元。

(3) 节能建议

在进水量和供水量平衡的条件下,建议清水池尽可能保持高液位运行以实现显著的节能效果。

4 结论与未来展望

本文基于水动力模型与数据模型,结合优化方法,构建了基于混合模型的进水量优化模型,生成梯度化的预测进水量,为水厂调度提供科学依据。以 Z 市某水厂为例,构建水厂水动力模型,基于实际监测的进水量和供水量数据,通过调节不同的进水量和供水量场景,生成全面覆盖水厂运行工况的多场次数据,包括极端运行情况。随后模拟不同工况下的清水池液位变化,将数据用于 XGBoost 模型的训练与预测。其实际应用结论如下。

(1) 混合模型全面覆盖水厂运行工况,根据供水量、清水池液位和历史进水量可以准确预测水厂的进水量。

(2) 对于预测进水量进行优化,优化后的进水量和调度次数符合水厂调度的需求,在实际的水厂调度中具有指导意义。

(3) 混合模型实现在清水池高液位运行下,水厂供水平稳,泵组电耗降低,预计每年可节省费用约为 6.8 万元,降低水厂的运行成本。但值得注意的是,清水池高液位运行虽然能够减少电耗,但也存在溢流风险和调蓄能力下降的问题,需谨慎考虑。建议在水量平稳运行时,设计清水池为 4.3~4.6 m 的节能模式,降低水厂电耗。在雨季或管网不稳定的情况下,适时切换到低液位模式,以免出现溢流的风险。

(4) 对于混合模型,下一步可以考虑在现有的优化目标中引入液位安全阈值限制和分级预警机制,通过实时监测与动态调整来灵活控制液位目标。

在水厂运营管理中进水量预测已不再局限于简单的数值预测,而是逐渐融入到水厂的整体运营管理体系中。本研究的进水量优化模型为水厂生产调度提供了重要依据。根据预测结果,水厂能够合理安排制水工艺流程,优化生产设备的运行状态,确保在用水高峰期满足用户需求,同时在用水低谷期降低生产成本,进一步提升供水效率与服务质量。

参考文献

- [1] 杨存满,鞠佳伟,袁芳,等. 基于 BP 神经网络的城市自来水厂供水量预测研究[J]. 灌溉排水学报, 2021, 40(s2): 35-37.
Yang C M, Ju J W, Yuan F, et al. Study on water supply prediction of urban waterworks based on BP neural network[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2021, 40(s2): 35-37.
- [2] 陈会娟,胡静文,沈彦. 一种自来水厂水平衡自动调度方法: CN202210627542.6[P]. 2024-12-31.
Chen H J, Hu J W, Shen Y. An automatic scheduling method for water balance in waterworks: CN202210627542.6[P]. 2024-12-31.
- [3] 赵伟康,谢林林,杨小华,等. 一种水厂水量预测方法及系统: CN202310151920.2[P]. 2023-05-30.
Zhao W K, Xie L L, Yang X H, et al. A waterworks water volume prediction method and system: CN202310151920.2[P]. 2023-05-30.
- [4] 林峰,李旭,曾翰,等. 某大型城市智能供水调度优化算法研究与模拟实践[J]. 中国给水排水, 2023, 49(9): 109-115.
Lin F, Li X, Zeng H, et al. Optimized algorithm of intelligent water supply scheduling and its simulation practice in a large city[J]. China Water & Wastewater, 2023, 49(9): 109-115.
- [5] 蒲政衡,赵平伟,冯偲懿,等. 基于深度学习的供水管网实时智能调度研究[J]. 给水排水, 2022, 48(11): 166-172.
Pu Z H, Zhao P W, Feng S M, et al. Intelligent real-time scheduling of water distribution system based on deep learning[J]. Water & Wastewater Engineering, 2022, 48(11): 166-172.
- [6] 任汉承,刘舒,谢每超,等. 基于精细化水动力模型的城市内涝特征分析及风险评估[J]. 水利水电技术: 中英文, 2022, 53(4): 24-40.
Ren H C, Liu S, Xie M C, et al. Refined hydrodynamic model-based analysis on urban waterlogging features and risk assessment[J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2022, 53(4): 24-40.

(下转第 88 页)

- Engineers, 2017, 76: 167–175. DOI: 10.1016/j.jtice.2017.04.023.
- [39] Cheng Y, Zhang Y Z, Xiong W Y, et al. Effects of iron doping on catalytic oxidation activity of Mn-based co-oxide filter media for removal of ammonium and manganese from groundwater[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2022, 332: 130091. DOI: 10.1016/j.jclepro.2021.130091.
- [40] 李安玉, 李双莉, 余碧戈, 等. 镁浸渍生物炭吸附氨氮和磷: 制备优化和吸附机理[J]. *化工学报*, 2020, 71(4): 1683–1695.
- Li A Y, Li S L, Yu B G, et al. Adsorption of ammonia nitrogen and phosphorus by magnesium impregnated biochar: Preparation optimization and adsorption mechanism [J]. *CIESC Journal*, 2020, 71(4): 1683–1695.
- [41] Yuan Y, Wu G H, Li W, et al. *In situ* growth of MIL-100(Fe) onto the rice straw-derived biochar for efficient adsorption of gaseous ammonia[J]. *Separation and Purification Technology*, 2024, 342: 127034. DOI: 10.1016/j.seppur.2024.127034.
- [42] Zhang W, Zhang G S, Liu C H, et al. Enhanced removal of arsenite and arsenate by a multifunctional Fe-Ti-Mn composite oxide: Photooxidation, oxidation and adsorption [J]. *Water Research*, 2018, 147: 264–275. DOI: 10.1016/j.watres.2018.10.001.
- [43] Ali Wahab M, Boubakri H, Jellali S, et al. Characterization of ammonium retention processes onto Cactus leaves fibers using FTIR, EDX and SEM analysis [J]. *Journal of Hazardous Materials*, 2012, 241: 101–109. DOI: 10.1016/j.jhazmat.2012.09.018.

(上接第 77 页)

- [7] 任星芮男, 李智, 王昊, 等. 基于水动力模型的城市内涝经济损失分析[J]. *净水技术*, 2022, 41(3): 134–142.
- Ren X R N, Li Z, Wang H, et al. Analysis of economic losses for urban waterlogging based on hydrodynamic model[J]. *Water Purification Technology*, 2022, 41(3): 134–142.
- [8] 曾小桐. 基于 NSGA-II 算法的雨水管网优化模型研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2021.
- Zeng X T. Study on optimization model of rainwater pipe network based on NSGA-II algorithm[D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2021.
- [9] 高赫余, 王圣, 吴潇勇. 基于机器学习 XGBoost 集成模型的边界流量计日流量预测方法[J]. *净水技术*, 2020, 39(10): 181–186.
- Gao H Y, Wang S, Wu X Y. Daily flow prediction method of boundary flowmeter based on machine learning XGBoost integrated model[J]. *Water Purification Technology*, 2020, 39(10): 181–186.
- [10] Wang J Y, Zhou S H. Particle swarm optimization-XGBoost-based modeling of radio-frequency power amplifier under different temperatures[J]. *International Journal of Numerical Modelling: Electronic Networks, Devices and Fields*, 2024, 37(2): e3168. DOI: 10.1002/jnm.3168.