

工程实例

DOI: 10. 19853/j. zgjsps. 1000-4602. 2024. 18. 016

自来水厂混凝剂智能投加系统的构建与应用

吴志金¹, 赖源平¹, 许振楚², 贺涛¹, 李伟廉², 魏日强²,
王益发²

(1. 广州市自来水有限公司, 广东 广州 510000; 2. 广东龙泉科技有限公司, 广东 广州 510000)

摘要: 在常规水处理工艺中, 混凝沉淀是一个多参数、非线性且大时滞的过程。某大型水厂在混凝阶段采用机器视觉技术和相关 AI 算法, 构建混凝剂智能投加系统。该系统采用微距成像的方式, 利用水下摄像头捕捉混凝阶段所形成“矾花”的微距特征, 并应用图像识别技术实现对矾花特征的量化表达, 同时引入与混凝沉淀相关的多维生产参数, 采用分段集成学习的方式, 建立智能投加算法模型, 并开发多参数混凝剂投加的自动分析和评估决策系统。该水厂的实际应用表明, 实现混凝剂智能投加的精准控制, 可起到降低混凝剂耗量、节省生产成本的作用。

关键词: 混凝沉淀; 矾花; 图像识别; 智能投加; 精准控制

中图分类号: TU991 **文献标识码:** B **文章编号:** 1000-4602(2024)18-0090-06

Construction and Application of Intelligent Coagulant Dosing System for Waterworks

WU Zhi-jin¹, LAI Yuan-ping¹, XU Zhen-chu², HE Tao¹, LI Wei-lian²,
WEI Ri-qiang², WANG Yi-fa²

(1. Guangzhou Water Supply Co. Ltd., Guangzhou 510000, China; 2. Guangdong Longquan Technology Co. Ltd., Guangzhou 510000, China)

Abstract: In conventional water treatment processes, coagulation and sedimentation is multi-parameter, nonlinear and large time-delay process. An intelligent coagulant dosing system is constructed by using machine vision technology and related AI algorithm during the coagulation stage in a large waterworks. The system adopts macro imaging and utilizes underwater cameras to capture the macro features of alum floc formed during the coagulation stage, and applies image recognition technology to quantify the alum floc features. At the same time, combined with segmented ensemble learning, multi-dimensional production parameters related to coagulation and sedimentation are introduced to establish an intelligent dosing algorithm model. And then a multi-parameter coagulant dosing automatic analysis and evaluation decision-making system is developed. The application of the waterworks shows that precise control of intelligent coagulants dosing can reduce coagulant consumption and save production cost.

Key words: coagulating and sedimentation; alum floc; image recognition; intelligent dosing; precise control

自来水常规处理包括混凝沉淀、消毒、过滤等工艺单元。其中, 混凝沉淀是极其重要且难以掌控的

工艺环节,它直接影响最终的水质结果。混凝沉淀是指往水中加入适量的混凝剂,使水中的细小颗粒聚集成具有良好沉降特性的絮凝体(矾花),并使其从水中分离的过程^[1]。

混凝沉淀工艺是一个多参数、非线性且大时滞的过程^[2]。目前大多数水厂根据原水浊度、流量的变化,依靠人工经验设定矾耗值,通过PLC实现混凝剂的自动投加,但是投加效果的好坏和投加量是否适宜,依旧是根据人工观察絮体状态和凭经验判断,尚不能做到定量测定和精准控制,因此劳动强度大、人工经验差异以及不能及时应对突发情况的缺点依然较为明显。部分水厂在判断混凝剂投加效果中已应用到矾花图像识别技术,但该类水厂大多以水库水为水源,原水水质长期稳定,对以江河水为水源的大型水厂参考意义不大。研究表明,在一定沉淀条件下,混凝沉淀效果与原水投加混凝剂后形成的矾花特征密切相关,以矾花图像的特征变量作为混凝剂投加的主要参控因子,可使控制的滞后时间大大缩短。

某水厂基于机器视觉技术和相关AI算法,利用水下摄像头捕捉混凝沉淀阶段所形成“矾花”的微距特征,并利用图像识别技术实现对矾花特征的量化表达,同时引入与混凝沉淀相关的多维生产参数,建立智能投加算法模型,构建了一套混凝剂智能投加系统。

1 系统整体结构

系统整体结构示意图见图1。

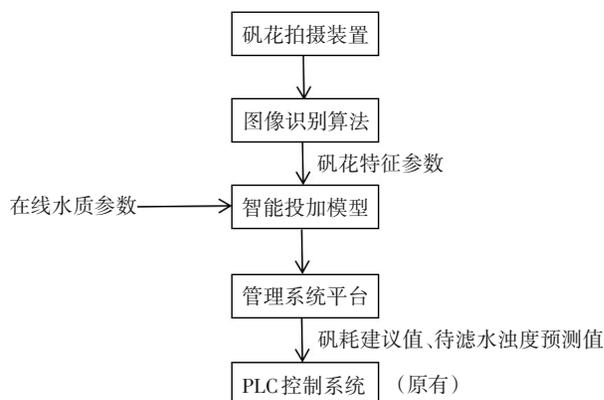


图1 系统结构示意图

Fig.1 System structure diagram

该混凝剂智能投加系统集成了光机电水下图像采集硬件、智能决策算法和计算机软件,可全

天候监控水下矾花状态,将矾花图像实时传输到数据中台进行解析处理,通过智能投加算法模型预测最优混凝剂投加量,结果输出至PLC投加控制系统,实现混凝剂投加智能决策和精准控制。系统整体结构包括:矾花图像拍摄装置、矾花图像识别算法、智能投加算法模型、矾花识别管理平台 and 原有的PLC控制系统。

1.1 矾花拍摄装置

目前,水厂的混凝剂投加控制系统无法对混凝沉淀效果进行定量测定,只能依靠人工经验判断。采用沉淀池出水浊度作为反馈,存在严重滞后(约30~120 min)。该水厂设计了一款矾花图像的拍摄装置系统,将其安装在反应池出水口处,可实现矾花图像的持续采集和实时传输。

目前已有的水下矾花图像采集由于受水下、近景、高流速、光环境不稳定等因素影响,导致采集的矾花图像模糊不清、色差严重。该系统通过独特的物理成像设计,解决了微近景、高流速下的矾花图像成像问题。同时,采用抗干扰的光补偿结构和脉冲电路控制单元,实现全天候的场景光恒定控制。设备的外结构采用全封闭防水设计,达到IP68的防水防尘标准,能够在水下深处长时间连续作业。由于设备处于水下长时间连续作业,会有矾花、青苔等杂物附着在镜片表面,所以在镜片和背景板处增加了自动清洁装置,以保持图像成像画面无杂物干扰。设备安装如图2所示。

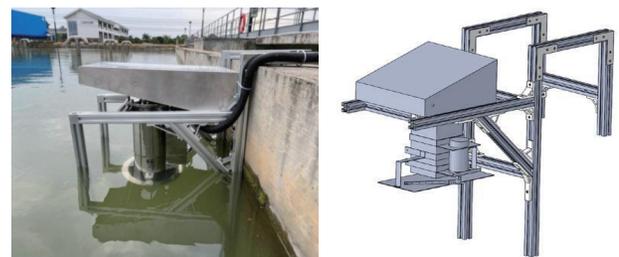


图2 矾花拍摄装置

Fig.2 Alum flocculation shooting device

1.2 图像识别算法

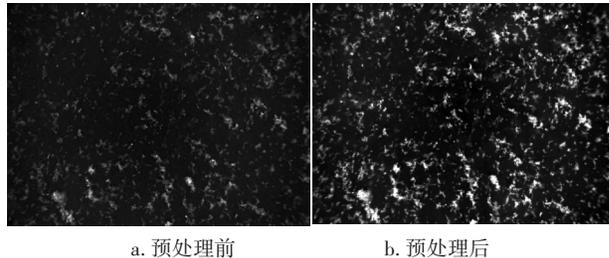
在设计出可全天候在较大水流速度的露天环境下持续采集和传输矾花图像的拍摄装置系统之后,需要根据所获取不同形态的矾花图像信息来判断混凝剂的反应沉淀效果。

在实际生产应用中,矾花图像的拍摄在流动的水体中进行,需要相机通过缩短曝光时间的方式获

得更小的快门时间,但正是由于曝光时间过短,所获得原始图像不能直接显示,这就需要用到图像处理技术,通过提高图像的对比度和增强图像的整体或局部特征,使原本不清晰的图像变得清晰,以达到增强图像视觉效果的目的^[3]。另一方面,依靠人的主观经验观察矾花状态,无法实现数字化的经验量化和记录。通过研究光照不均衡状态下的矾花图像识别算法,实现矾花面积、紧实度、圆度、分形维数等形态特征的量化计算。矾花图像的处理识别算法包括图像预处理和图像分割。

1.2.1 图像预处理

在矾花图像预处理中,采用基于一种二维伽马函数的光照不均匀自适应校正算法^[4]来提升图像的对比度。该算法通过光照-反射成像模型计算原始图像的光照分量,然后利用光照分量的分布特性调整二维伽马函数的参数,降低光照过强区域图像的亮度值,提高图像中光照过暗区域的亮度值,实现光照不均匀图像的均衡化校正,同时提升矾花区域和背景区域的色域对比度。预处理前后的矾花图像见图 3。



a. 预处理前 b. 预处理后

图 3 预处理前后的矾花图像对比

Fig.3 Comparison of alum floc image before and after pre-treatment

1.2.2 图像分割

矾花图像分割算法是将整幅图像分割成多个区域块,然后独立计算每个区域块的灰度直方图,根据灰度直方图的峰值和谷值,自适应计算图像块的分割阈值^[5]。基于这种方法,将图像按行展开,并逐行拼接得到关于该图像的一维展开向量,如下所示(记其点 n 处的像素值为 P_n):

P_1	P_2	P_3	P_4	...	P_{n-s}	...	P_{n-2}	P_{n-1}	P_n
-------	-------	-------	-------	-----	-----------	-----	-----------	-----------	-------

假设 $f_s(n)$ 是点 n 处最后 s 个像素的总和,计算公式为:

$$f_s(n) = \sum_{i=0}^{s-1} P_{n-i} \quad (1)$$

图像中对于点 n 处的类别确定,通过比较该点与前 s 个像素的平均值和 t 的百分比乘积决定。假设图像为 $T(n)$,计算公式为:

$$T(n) = \begin{cases} 1, & P_n < \frac{f_s(n)}{s} \cdot \frac{100-t}{100} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

基于上述算法进行图像二值化,可得到矾花图像分割图,如图 4 所示。

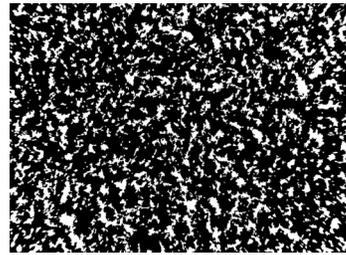


图 4 矾花图像二值分割

Fig.4 Binary segmentation of alum floc image

基于矾花图像二值分割图,通过 OpenCV 的 findContours 方法计算图像中每个单体矾花的轮廓点坐标,将图像中的矾花轮廓点集记为 D 。通过该矾花图像的轮廓点集,计算每个矾花的面积、圆度、紧实度、分形维数等形态学特征。

① 面积计算见下式:

$$\text{Area}(D) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n-1} (x_i y_{i+1} - x_{i+1} y_i) + x_n y_1 - x_1 y_n \quad (3)$$

式中: $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ 为矾花边界点数组。

② 圆度计算见下式:

$$\text{Roundness}(D) = \frac{4\pi \times \text{Area}(D)}{\text{perimeter}(D)} \quad (4)$$

式中: perimeter 为矾花的轮廓周长。

③ 紧实度计算见下式:

$$\text{Compactness}(D) = \frac{\text{Area}(D)}{W \times H} \quad (5)$$

式中: W 为矾花长度; H 为矾花高度。

④ 分形维数

英国著名学者 J. Gregory 利用絮凝体的投影面积与最大长度的函数关系来计算絮凝体的分形维数。絮凝体的投影面积与最大长度的函数关系式为:

$$A = aL^D \quad (6)$$

式中: A 为絮凝体颗粒的投影面积; L 为投影的

最大长度; a 为比例系数; D_f 为絮凝体在二维空间的分形维数。

对上述关系式求自然对数,则有:

$$\ln A = D_f \ln L + \ln a \quad (7)$$

1.3 智能投加模型

混凝剂的投加效果与矾花的形态存在密切关系,受到多个原水水质参数影响,属于非线性、多参数的过程^[6-7],因此需根据上述所获得的矾花特征量化参数和在线仪表参数,建立一套基于AI算法的多参数混凝剂智能投加相关性控制模型(见图5)。

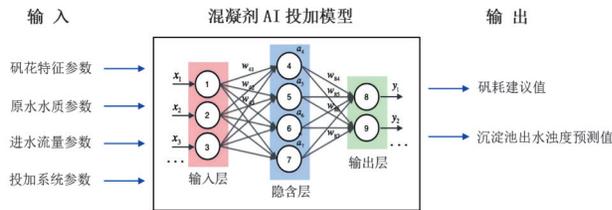


图5 混凝剂智能投加模型示意

Fig.5 Schematic diagram of intelligent coagulant dosing model

矾花特征参数包括:个数、灰度、面积均值、面积标准差、圆度均值、圆度标准差、紧实度均值、紧实度标准差、偏心率均值、偏心率标准差、最小外接圆半径、最小外接圆半径标准差、分形维数;原水水质参数包括:浊度、pH、氨氮、溶解氧、水温;进水流量为每个平流沉淀池的进水瞬时流量;投加系统参数包括:矾耗预设值、实时矾耗、投加泵流量。

尝试采用 Liner Regression、KNN、LightGBM、FCN-5 等不同算法,对该水厂在 2023 年 1 月—6 月的历史数据进行建模训练,并且采用 MAE 指标来评价模型效果。MAE 计算式为:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i| \quad (8)$$

式中: n 为样本数量; \hat{y}_i 为算法预测结果; y_i 为样本真实值。

不同算法的训练效果对比见表1。

表1 不同算法的训练效果对比

Tab.1 Comparison of training effects of different algorithms

算法	训练集误差	测试集误差	结论
Liner Regression	0.61	0.91	误差较大
KNN	0.12	0.45	效果一般
LightGBM	0.078	0.37	效果最好
FCN-5	0.02	0.42	过拟合

测试结果表明,基于集成学习的lightGBM算法综合效果最佳,最终选用此算法建立多参数混凝剂智能投加相关性控制模型。

由于混凝反应的时滞特点,用于模型训练的数据需进行滞后时间偏移对齐。水流从混凝剂投加点到矾花图像采集点进行时间偏移和投药计算,系统模型在启动时会产生一个动作空白期,称为系统的冷启动时期。设计了一种分时段的串联梯度提升学习算法,通过集成多个弱学习器对数据进行分时段串行学习,独立学习器之间通过拟合上个学习器的残差值使得整体残差最小,以此解决混凝反应过程中产生的数据时滞问题。算法的主要特点在于每个学习器之间彼此相互独立,同时可通过残差学习的模式提升整体的预测精度。梯度提升学习算法架构如图6所示。

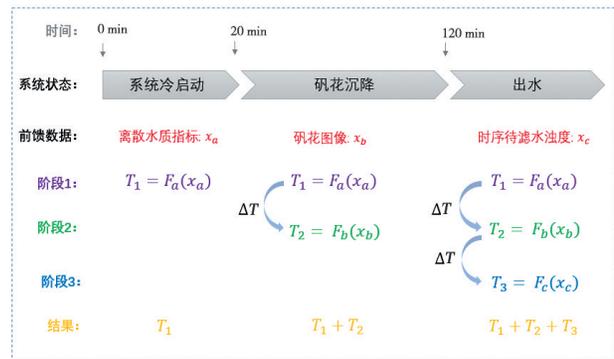


图6 梯度提升学习算法架构

Fig.6 Architecture of gradient boosting learning algorithm

将系统分为系统冷启动、矾花沉降、出水三个阶段,分别进行建模。

① 冷启动阶段:获取的决策数据只有浊度、pH、氨氮、溶解氧、水温和进水流量,此时训练基于线性回归算法的弱学习器模型: $F_a(x_a)$,预测合适的投药量以及待滤水浊度,记为: $x_a, x \in R$ 。

② 矾花沉降阶段:此时获取的决策数据除了冷启动阶段可获取的数据之外,还有矾花特征参数和投加系统参数,记为: $x_b, x \in R$ 。此时训练基于决策树算法的弱学习器模型: $F_b(x_b)$,则预测结果为 $F_a(x_a) + F_b(x_b)$ 。

③ 出水阶段:混凝剂与原水已充分反应,且矾花基本沉淀完毕。此时增加获取沉淀池出水浊度数据,记为: $x_c, x \in R$ 。此时训练基于循环时序神

神经网络(RNN)的模型: $F_c(x_c)$, 则预测结果为 $F_a(x_a) + F_b(x_b) + F_c(x_c)$ 。

1.4 信息管理平台

为了方便对设备状态进行实时监控和集中管理,开发了一套矾花图像信息管理平台,对4套矾花拍摄装置进行统一管理。该平台基于C/S架构,系统服务、算法运算部署在服务器端,客户端可以在多个工作站中同时进行展示。该系统通过OPC方式与厂内工控系统进行实时通信,获取在线水质数据,输出矾耗建议值和待滤水浊度预测值。该平台功能包括矾花图像展示、矾花特征参数展示、在线水质数据展示、评估结果展示以及拍摄装置参数设置等。通过该平台提供的管理界面,管理人员可以实时掌握4台矾花拍摄装置的运行情况和数据动态。

管理平台界面如图7所示。

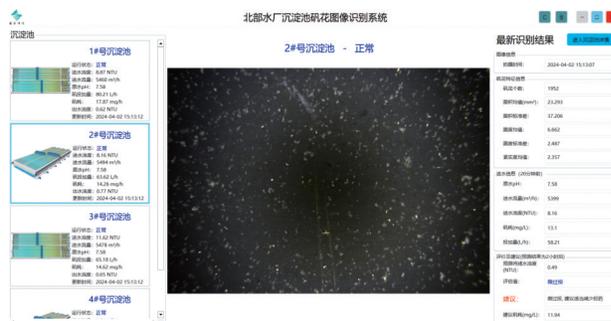


图7 管理平台界面

Fig.7 Interface of management platform

2 系统应用

为了测试该系统中混凝剂智能投加模型的准确性以及实际应用效果,在该水厂进行了为期1个月的混凝剂投加测试。该水厂有4组絮凝平流沉淀池,投加混凝剂为聚合氯化铝,投加点设置在各反应池前的进水管。在同一时间下,各组沉淀池的原水水质、进水流量等工况条件一致,可确保测试结果的可靠性和可对比性。选取其中2组沉淀池进行测试,其中一组采用人工经验根据流量变化预设定矾耗值,另一组使用该系统建立的智能投加模型输出的矾耗建议值,分别作为PLC控制系统PID调节的矾耗目标值。测试期间原水浊度稳定在15~50 NTU,每组池进水流量平均值为5 250 m³/h。两种投加模式下,实时矾耗值和待滤水浊度测量值分别如图8、9所示。

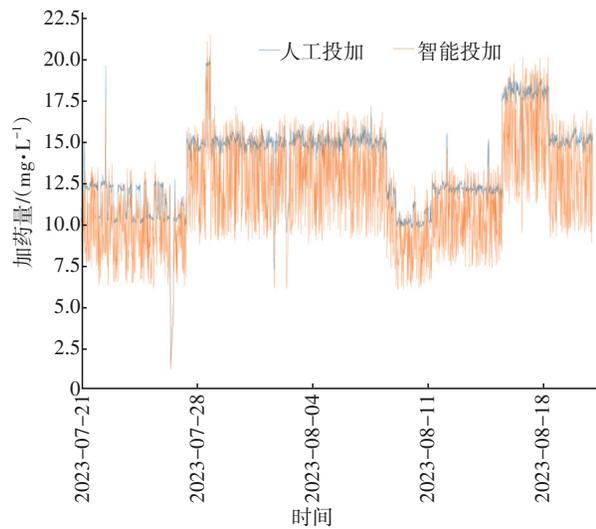


图8 人工投加和智能投加的矾耗值对比

Fig.8 Comparison of alum consumption between manual dosing and intelligent dosing

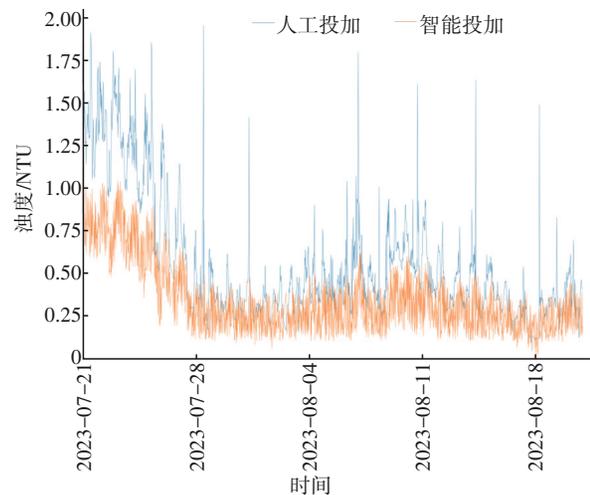


图9 人工投加和智能投加的沉淀池出水浊度对比

Fig.9 Comparison of turbidity of sedimentation tank between manual dosing and intelligent dosing

由图8可看出,使用智能投加模型输出的矾耗建议值作为PID调节的目标值,其真实矾耗值更低。该段时间内人工经验投加模式的平均矾耗值约13.5 mg/L,智能投加模式的平均矾耗值约12.2 mg/L,节省约9.6%。

与此同时,智能投加模式的沉淀池水浊度比人工投加模式待滤水浊度低,基本稳定保持在1 NTU以下,表明该智能投加系统更能应对水质大幅波动变化的影响,使出水浊度保持稳定的状态。

3 结论

该水厂在混凝阶段通过水下微距摄像头捕捉

矾花形态,并利用图像识别技术实现矾花特征的量化表达,形成对混凝效果的实时有效监测。与此同时,利用所获取的矾花特征变量和多项原水水质参数等多维数据,建立基于人工智能的投加算法模型,可动态实时调整投加量,实现混凝剂投加的精准控制。

实际应用结果表明,该水厂所构建的基于图像识别和人工智能的混凝剂智能投加系统,可有效降低混凝剂耗量,节省水厂生产成本,对水处理行业节能降耗和提升智能化水平具有重要意义和推广前景。

参考文献:

- [1] 魏日强. 模糊专家控制在南洲水厂投矾控制的应用[J]. 化工自动化及仪表, 2006, 33(3): 22-25.
WEI Riqiang. Application of fuzzy expert control in coagulation dosing control of Nanzhou water plant [J]. Control and Instruments in Chemical Industry, 2006, 33(3): 22-25 (in Chinese).
- [2] 黄念禹, 武彦林, 李俊, 等. 自来水厂矾花状态自动监测应用研究[J]. 给水排水, 2016, 42(11): 122-125.
HUANG Nianyu, WU Yanlin, LI Jun, *et al.* Automatic monitor on alum flocculation in water plant [J]. Water & Wastewater Engineering, 2016, 42(11): 122-125 (in Chinese).
- [3] 吴佳丽. 基于 Retinex 理论的非均匀光照图像增强算法研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2022.
WU Jiali. Research on Non-uniform Lighting Image Enhancement Algorithm Based on Retinex Theory [D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2022 (in Chinese).
- [4] 刘志成, 王殿伟, 刘颖, 等. 基于二维伽马函数的光照不均匀图像自适应校正算法[J]. 北京理工大学学报, 2016, 36(2): 191-196, 214.
LIU Zhicheng, WANG Dianwei, LIU Ying, *et al.* Adaptive adjustment algorithm for non-uniform illumination images based on 2D gamma function [J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2016, 36(2): 191-196, 214 (in Chinese).
- [5] 李洁, 于艺铭, 陈茜, 等. 基于分通道自适应理论的阈值分割算法及评价[J]. 南京理工大学学报, 2022, 46(5): 606-614, 631.
LI Jie, YU Yiming, CHEN Qian, *et al.* Threshold segmentation algorithm based on adaptive theory of sub channels and its evaluation [J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2022, 46(5): 606-614, 631 (in Chinese).
- [6] 刘灿生, 张世贤, 陈牧民, 等. 原水浊度与混凝剂最佳投量的匹配[J]. 哈尔滨建筑工程学院学报, 1993, 26(3): 63-67.
LIU Cansheng, ZHANG Shixian, CHEN Mumin, *et al.* Comparison of the turbidity of raw water and the optimal dosing of coagulant [J]. Journal of Harbin Institute of Civil Engineering and Architecture, 1993, 26(3): 63-67 (in Chinese).
- [7] 韩梅, 李玉宝, 邹放, 等. 基于水厂大数据的混凝投药系统智能模型的构建[J]. 净水技术, 2021, 40(9): 40-47.
HAN Mei, LI Yubao, ZOU Fang, *et al.* Modeling of big data-based intelligent model for coagulation dosing system in WTP [J]. Water Purification Technology, 2021, 40(9): 40-47 (in Chinese).

作者简介: 吴志金(1986-), 男, 广东罗定人, 大学本科, 工程师, 主要从事水处理行业自动控制技术、智能信息化系统等方面的研究与应用工作。

E-mail: 602590836@qq.com

收稿日期: 2024-03-01

修回日期: 2024-04-03

(编辑: 衣春敏)