张鹤清, 杜柔佳, 杨晨, 等. 基于矾花图像识别的混凝沉淀智能药剂投加技术研究与应用进展[J]. 净水技术, 2026, 45(10): 15-22.
Zhang H Q, Du R J, Yang C, et al. Research and application progress of intelligent chemical dosing technology for coagulation and sedimentation based on flocs image recognition[J]. Water Purification Technology, 2026, 45(10): 15-22.

基于矾花图像识别的混凝沉淀智能药剂投加技术研究与应用进展

张鹤清[1,2,*],杜柔佳[1,2],杨 晨[1,2],于金旗[1,2],孙 磊[1,2]
(1. 中建环能科技股份有限公司,四川成都 610045;2. 中国建筑生态环境工程研究中心,北京 100037)

摘 要 **【目的】** 混凝沉淀是水处理工艺中的核心环节,其效果直接影响后续处理单元的效率与出水水质。传统混凝沉淀多依赖人工经验或基于浑浊度、pH 值等参数的反馈调节,存在滞后性强、鲁棒性差、加药浪费等问题。近年来,随着图像处理与人工智能(AI)技术的发展,基于矾花形态分析的智能控制方法逐渐成为研究热点,相关研究和工程应用相继涌现,不同项目使用的图像识别算法和控制系统设计各异。为了推动该技术的推广应用,需要对其研究和应用进展进行方法的总结和思路的提炼。**【方法】** 本综述以技术应用为导向,梳理了混凝沉淀中矾花图像识别技术的研究现状和应用案例,并探讨其技术路径、应用效果及未来挑战。**【结果】** 基于图像识别的混凝沉淀控制系统可以通过实时捕捉矾花图像并量化其形态特征,结合机器学习算法建立药剂投加量预测模型,可实现混凝过程的精准调控,目前已在多个项目实现落地应用,并有效提升了出水水质,降低了药剂投加量。**【结论】** AI 在助力水处理实现减污降碳方面前景广阔,未来应深化图像识别技术在水处理全流程的应用探索,同时加强相关数据库建设,以全面推动水处理行业的智能化升级与低碳化转型。

关键词 混凝沉淀; 矾花; 图像识别; 智能药剂投加; 人工智能
中图分类号: TU992 **文献标志码**: A **文章编号**: 1009-0177(2026)10-0015-08
DOI: 10.15890/j.cnki.jsjs.2026.10.002

Research and Application Progress of Intelligent Chemical Dosing Technology for Coagulation and Sedimentation Based on Flocs Image Recognition

Zhang Heqing[1,2,*], Du Roujia[1,2], Yang Chen[1,2], Yu Jinqi[1,2], Sun Lei[1,2]
(1. *CSCEC SCIMEE Sci & Tech Co., Ltd., Chengdu* 610045, *China*;
2. *CSCEC Eco-Engineering Research Center, Beijing* 100037, *China*)

Abstract [**Objective**] Coagulation-sedimentation is a fundamental process in water treatment, the efficiency of which directly impacts the performance of the subsequent treatment units and the quality of the effluent. Traditional coagulation control primarily relies on manual experience or feedback regulation based on parameters like turbidity and pH value. These approaches, however, often suffer from significant time delays, limited robustness, and chemical overdosing. In recent years, advances in image processing and artificial intelligence (AI) have spurred growing interest in intelligent control method that utilize floc morphology analysis. A variety of image recognition algorithms and control system designs have been developed and implemented in both research and engineering contexts. To facilitate the broader application of this technology, there is a need to summarize the method ological progress and extract key insights from existing research and applications. [**Methods**] For the purpose of technical application, this review summarizes the research and application cases of flocs image recognition technology in coagulation-sedimentation, with a focus on its technical pathways, implementation outcomes, and future challenges. [**Results**] Coagulation-sedimentation control systems based on image recognition can achieve precise process regulation by capturing real-time floc images, quantifying morphological characteristics, and establishing chemical dosing prediction models using machine learning algorithms. Currently, this technology has been successfully implemented in

[**收稿日期**] 2025-09-15
[**基金项目**] 中建股份科技研发计划项目(CSCEC-2025-Q-40)
[**通信作者**] 张鹤清(1978—),女,正高级工程师,主要从事污水治理与资源化等工作,E-mail: 13811012578@163.com。

multiple projects, effectively improving effluent quality and reducing chemical dosage. [**Conclusion**] AI holds considerable promise in advancing water treatment towards pollution reduction and carbon neutrality. Future work should emphasize the expanded application of image recognition technology throughout the entire water treatment chain, enhanced database construction, and comprehensive promotion of intelligent upgrades and low-carbon transformation within the water treatment industry.

Keywords coagulation-sedimentation; floc; image recognition; intelligent chemical dosing; artificial intelligence(AI)

2023 年我国城市污水处理率达到 98.7%[1],当代城市水处理越来越向精细化、低碳化的方向发展,传统水务管理模式已难以满足高效、精准、智能的管理要求。随着人工智能(AI)浪潮的迭起,智慧水务应运而生,它运用 AI 算法结合物联网、大数据、云计算等现代信息技术,对水务系统的生产、供应、排水、防洪、水环境治理及客户服务等各个环节进行智能化改造。2014 年以来,国家相继出台《智慧水利总体方案》《水利改革发展"十三五"规划》《"十四五"规划和 2035 年远景目标纲要》等政策支持智慧水务行业发展,在 AI 高速迭代的今天,智慧水务将大有可为。在此背景下,基于 AI 技术的水处理装备和管理体系的智能化升级,能够以多种形式、在多种场景满足水处理精细化、低碳化的需求。

在水处理过程中,药剂投加成本通常占总成本的 20%~30%,部分复杂的工业水处理过程中药剂投加成本甚至占 30%~50%[2]。根据水处理市场调研统计,我国水处理过程中药剂投加不精准造成的药剂浪费率高达 15%~20%,每年经济损失超过 10 亿元。近年来,对药剂投加系统的智能化升级成为水处理提质增效的重要手段。混凝沉淀工艺是水处理中常用的一种技术,通过向水中投加混凝剂和絮凝剂,使水中的悬浮物、胶体颗粒、无机磷和部分有机磷等凝聚成较大的颗粒,然后通过沉淀等分离方式去除。常用的混凝剂包括聚合氯化铝(PAC)、硫酸铝、三氯化铁等,絮凝剂主要是聚丙烯酰胺(PAM)[3]。根据《中国城镇污水处理与再生利用发展报告(1978—2020)》[4],我国城镇污水处理厂的 PAC 消耗量为 1~22 g/m^3(以 Al_2O_3 计),中位值为 6.7 g/m^3(以 Al_2O_3 计),大部分水厂在节约药剂方面还存在较大提升空间。

混凝池中药剂投加是重要环节,投加过少则达不到良好的絮凝沉淀效果,而投加过多会造成药剂浪费。目前,大多数混凝沉淀运营厂站的药剂投加十分依赖运营人员的经验,一方面难以及时应对水质水量的变化,另一方面,凭借人工经验很难获得最佳的药剂投加量。药剂投加量主要取决于原水水质,可以借助经验公式进行估算。但是,经验公式只适用于特定水质,无法适应水质的变化;而且由于混凝沉淀过程有显著的滞后性,难以根据出水水质对加药量进行有效的后馈修正。研究表明,在一定的沉降条件下,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[5-6],以矾花图像的特征变量作为混凝剂投加的主要参考依据,可使控制的准确性和及时性均得到有效提升。

随着智慧水务的发展和普及,图像识别技术开始应用在水处理过程中,其具有识别速度快、识别信息量大的优势。通过建立矾花图像数据集,借助图像识别技术判断矾花状态,可以模拟有经验的运营工程师调试设备的过程,从而实现高效、及时、节约的自动药剂投加。目前,矾花图像识别技术已有诸多研究和落地应用[7-10]。本文将梳理矾花图像识别系统的技术路径和应用现状,并展望未来可能的创新优化方向。

1　基于矾花图像识别的智能加药技术分析

矾花图像识别技术属于环境与计算机图像识别领域的交叉应用方向,实际混凝沉淀工程项目运营中的大量图像数据是图像识别算法开发的基础,对混凝沉淀过程的掌握是其控制系统设计和调试的关键。矾花图像识别智能加药系统的功能包括矾花图像拍摄、图像预处理、图像识别与特征提取及控制算法运算与逻辑判断。以下将以技术应用为导向,从系统组成出发,分析其设计原理、设计注意事项及研究进展。

1.1　矾花图像拍摄

图像拍摄是矾花图像系统的基础,但要实现水下高清矾花图像的拍摄面临着几个难点:矾花高速移动的情况下如何拍摄清楚,水下摄影如何去除光线干扰和保证清晰度,如何处理水下摄影机镜头受到污染的情况,不同位置拍摄的矾花是否具有代表性等。通常来说,需要 500 万~1 000 万像素的定焦

工业级摄像机,且具有自动补光、防水、自动清洗功能。摄像机安装的位置通常在絮凝反应池末端、尚未进入沉淀池的过渡区域,拍摄成熟矾花,安装水深为 0.5~1.0 m[11-12](图 1)。为保证视场中的矾花比较稀疏,能够清晰地拍摄到矾花的形态,可在镜头前设置通道,使矾花进入通道内[13]。为保证镜头清洁,可采用密封仓保护镜头,并在镜头或密封仓玻璃窗前安装清洁毛刷[14-15]。例如,吴志金等[16]设计了一种可以自适应光源亮度调节的矾花图像拍摄装置,具有优良的人机交互性,能够稳定拍摄清晰图片,为水厂智能药剂投加系统的运行提供了良好基础。郑界等[17]设计了一种图像增强型防水云台图像采集系统,将图像采集与光感应模块等放置在防护装置内,可以避免光线变化造成的影响,获得高质量的矾花图像。

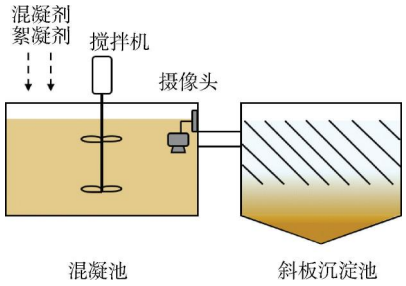


图 1 摄像机安装示意图

Fig. 1 Diagram for Camera Installation

1.2 图像预处理

实际工程项目中,矾花图像的拍摄在流动水体中进行,需要相机通过缩短曝光时间的方式获得更短的快门时间。由于曝光时间短,图像的清晰度和对比度可能有一定损失;由于 1 d 当中有光照变化,图像也可能出现光照不均匀的情况,因此需要对图像进行预处理,以提升对比度和清晰度,降低噪声。常用的图像预处理方法包括滤波、平滑、增强、复原等。例如,吴志金等[11]在广州市某大型自来水厂构建基于机器视觉和 AI 算法的混凝沉淀药剂投加系统,采用了基于二维伽马函数的光照不均匀自适应校正算法来提升图像对比度,并对光照不均匀图像进行均衡化校正。此外,水体中的树枝、动物等干扰物可通过目标检测、缺失图像生成的方式去除,但由于在矾花图像拍摄场景下干扰物出现的概率较低,通常可以通过多次取样、证据融合的方式规避干扰物的影响。预处理后的图像应进行标注,标注后的矾花图像数据集可作为训练样本,为下一步进行图像识别和特征提取奠定基础。

1.3 图像识别与特征提取

利用机器学习和深度学习算法,可对预处理后的矾花图像进行图像识别和特征提取,步骤通常包括图像灰度化和二值化、图像分割、特征提取(图 2)。图像灰度化是将彩色图像转化为灰度图像的过程,图像二值化是将一幅灰度图像转换为只包含两个像素值的二值图像,其目标是将图像中的信息从背景中分离出来,以便更容易进行特征提取、分割和分析。二值化后的图像可用于图像分割,图像分割的方法可分为阈值分割(例如直方图分割、Otsu 算子分割等)、边缘检测(例如 Log 算子分割、Canny 算子分割等)、区域生长算法、图割及基于卷积神经网络(CNN)学习方法的图像语义分割[12,18-19]。经分割后的图像可进行矾花特征提取和计算,可选取的矾花特征包括但不限于矾花个数、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、分形维数等,另外模型输入还应包括水质、水量、环境因素等特征[11,20]。可通过相关系数法、递归特征消除法、嵌入法、引入惩罚项等方法进行特征选择,还应对特征进行共线性分析,以避免最终选择的特征出现多重共线性。

以上图像识别和特征提取步骤可利用多种机器学习和深度学习算法实现(表 1)。例如,开放计算机视觉库(OpenCV)是一个基于 C++语言的开源计算机视觉和机器学习软件库,可实现图像滤波、图像分割等操作,能够提取图像中的关键边缘、角点等,还包含支持向量机(SVM)、K 近邻算法(KNN)、决策树等多种机器学习算法库[21]。CNN 是一种广泛应用于计算机视觉领域的深度学习模型,它通过滑动一个称为卷积核或滤波器的矩阵来提取图像特征,降低特征的空间维度。当前,一些基于 CNN 的深度学习模型可以自动提取和学习图像的局部特征和全局特征,省略了人工提取、计算和筛选矾花图像特征的步骤,训练效果更好,例如 U-Net、ResNet、AlexNet、YOLO 和 VGG16 等[22]。Liu 等[23]分别利用机器学习模型反向传播神经网络(BPNN)和深度学习模型 ResNet18 建立了以矾花图像作为输入的出水浑浊度预测模型,两者的预测决定系数 R^2 分

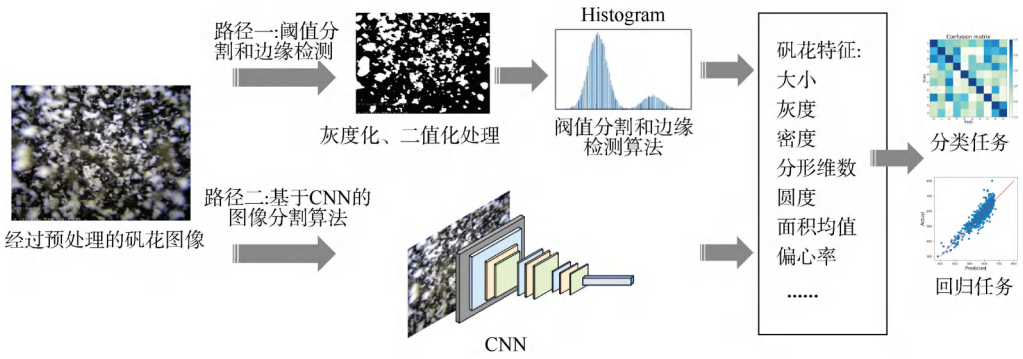


图 2　矾花图像识别与特征提取方法

Fig. 2　Scheme for Flocs Image Identification and Feature Extraction

表 1　用于矾花图像识别的算法简介

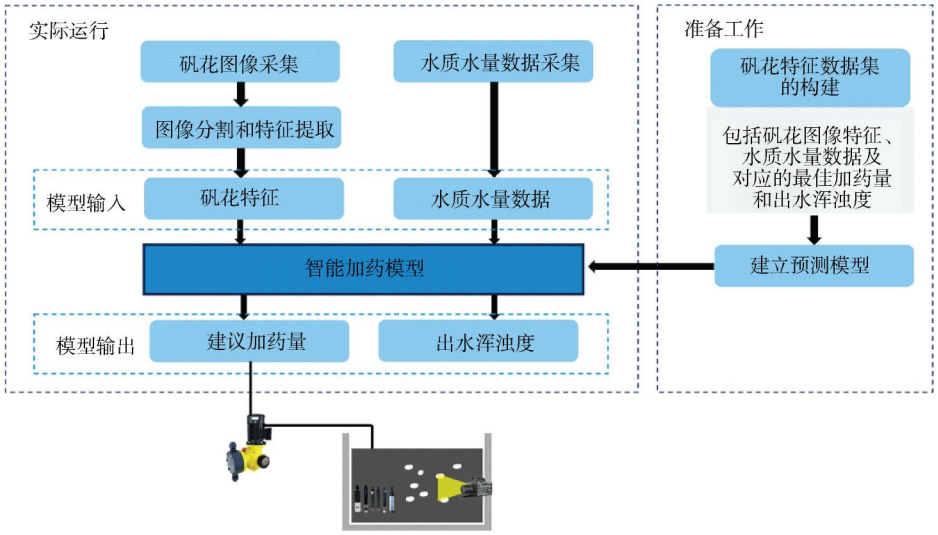
Tab. 1　Algorithm for Flocs Image Identification

名称	算法简介	模型参数量	应用案例
U-Net	一种基于 CNN 的架构,由 Olaf Ronneberger 等在 2015 年提出,最初专门用于生物医学图像分割任务,由编码器、解码器和跳跃连接 3 部分组成。结构简单有效,特别适合在小样本数据集中使用	经典 U-Net:约为 31 M; 大型 U-Net:约为 100 M	鞍钢集团矾花图像分割工具:样本数为 2 000,准确率为 83%[24]
ResNet18	属于由何恺明等提出的残差网络(ResNet)家族,具有独特的残差连接结构,解决了梯度消失问题,由 18 个卷积层组成,擅长解决图像分类任务	约为 11.7 M	上海理工大学基于矾花图像的出水浑浊度预测:样本数为 5 761,决定系数 R^2 为 0.97[23]
Mask R-CNN	一种用于目标检测和实例分割的深度学习模型,可以生成目标的二进制掩码(mask),因此可以实现精确的实例分割	约为 31 M	中煤科工矾花图像分类系统:样本数为 50,准确率为 82%[25]
FCN-5	全连接卷积神经网络,是 Jonathan Long 等在 2015 年提出的用于图像语义分割的一种框架,将传统 CNN 后的全连接层换成了卷积层,模型输出与输入图像的高和宽相同,且最终输出通道包含了该空间位置像素的类别预测	约为 1.5 M	广州市自来水公司矾花识别加药系统:数据集为 6 个月运行数据,矾耗值预测平均绝对误差(MAE)为 0.02,但出现过拟合[11]
YOLO	一种深度学习目标检测算法,由 Joseph Redmon 等在 2015 年提出,利用整个图像作为网络的输入,通过一个 CNN 直接回归物体的边界框位置及其所属类别,具有速度快、准确率高、可解释性强和适用性广等优点。目前的最新变体是 YOLO v12	Nano:2.5~3.0 M Small:9~11 M Mediun:25~26 M Large:43~44 M XLarge:68~71 M	中煤科工矾花图像分类系统:样本数为 50,准确率为 83%[25]
VGG16	一种深度卷积神经网络(DCNNs)模型,由牛津大学的研究团队 Visual Geometry Group 开发,由 16 个卷积层和 3 个全连接层组成,结构简单,被广泛应用于图像分类、目标检测和图像生成等任务,但是由于其结构较为庞大,模型训练较为耗时	约为 138 M	日本国家农业与食品研究组织污泥絮凝状态判断装置:33 个剩余污泥样品,均方误差(MSE)为 0.017[26]
DeepLab v3+	DeepLab 系列是谷歌团队提出的一系列语义分割算法,结合了 DCNNs 和概率图模型(DenseCRFs),DeepLab v3+ 添加了 1 个向上采样的解码器模块,边缘精度更高	参数量与主干网络有关,5~50 M	日本水处理公司 Tsukishima JFE Aqua Solution Co., Ltd. 的矾花状态识别模型[27]
长短期记忆(LSTM)人工神经网络	一种特殊的循环神经网络(RNN),旨在解决传统 RNN 在处理长序列数据时遇到的梯度消失或梯度爆炸问题,在时间序列分析中具有卓越的性能	一般小于 1 M	中煤科工矾花图像分类系统:MSE 为 0.012 23[25]
LightGBM	一个基于梯度提升决策树的高效、可扩展的机器学习算法,是集成算法的一类,利用创新的数据压缩方法大幅提升了建模效率	参数量取决于决策树的大小和数量,一般小于 1 M	广州市自来水公司矾花识别加药系统:数据集为 6 个月运行数据,矾耗值预测 MAE 为 0.078[11]

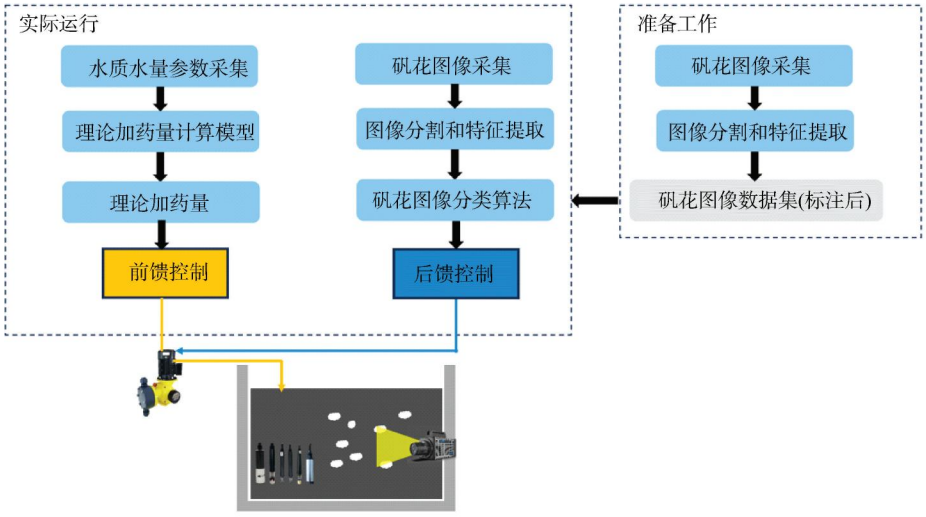
别为 0.79 和 0.97，说明深度学习模型在效率和准确性上明显优于机器学习模型。

1.4 控制算法运行与逻辑判断

使用图像识别算法提取出的矾花图像特征可以与水质、环境特征等共同作为智能加药模型的输入特征，获得高准确率、高鲁棒性的智能加药模型（图 3）。模型输入的水质、环境特征包括但不限于进水浑浊度、pH、温度、溶解氧、氨氮等，输出通常包括出水浑浊度、最佳加药量等。由于混凝反应具有时滞性特点，需要注意模型输入、输出之间的时间对应关系。研究者已找到多种解决时滞性问题的方法，例如，梁玥等[24]利用进出水数据构造时间序列，用停留时间作为时间窗口，使用善于解决长时间序列的 LSTM 神经网络建立预测模型，模型表现比前馈神经网络更好，证明了 LSTM 神经网络在处理长期依赖问题上的显著优势。吴志金等[11]利用滞后时间偏移对齐的思想，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，既解决了数据时滞问题，又提升了模型预测精度。



(a) 设计逻辑1:基于矾花特征的药剂投加预测系统



(b) 设计逻辑2:矾花状态识别+后反馈控制

图 3 基于矾花图像识别的混凝沉淀药剂投加系统设计

Fig. 3 Design of Intelligent Coagulation Chemical Dosing System Based on Flocs Image Identification

按以上方法构建智能加药模型,必须提前构建最佳加药量对应的数据集,需要大量工程试验,实际操作时有一定难度。因此,有研究者以药剂投加计算模型为基础,利用矾花图像对加药量进行反馈调节。例如,陈汪洋[12]构建了矾花图像分类模型,通过算法将实时拍到的矾花分为密实、稀疏等类别,分别对应药剂减少、增加等操作,然后利用一种基于深度模糊非参数映射(DFM)模型的矾花状态自动识别技术对矾花图像进行分类预测,准确率高达95%,利用预测结果对加药量进行反馈调节。这种方法能够模拟工人的操作过程,在实际工程中更加精准可靠。

2　研究与应用实例

近年来已有大量科研机构和企业开始探索和应用基于矾花图像的智能药剂投加系统。研究者发现,矾花形态与出水浑浊度存在对应关系,利用 AI 算法建立不同状态矾花图像的分类模型,可作为混凝沉淀预测控制的依据。例如,Yamamura 等[28]利用 CNN 根据矾花图像对应的出水浑浊度对矾花图像进行分类,训练集准确率高达 100%,并发现在快速搅拌的前 100 s 拍摄的图像即可准确预测出水浑浊度等级。刘小东等[9]利用 CNN 对矾花图像进行特征提取,引入多个特征描述因子建立特征向量,然后构建模糊神经网络模型,将矾花特征向量作为模型输入,与出水浑浊度建立匹配关系,匹配度达到86.83%。Yokoyama 等[26]利用边缘计算设备开发了一种基于 ConvNeXt 网络判断污泥絮凝状态的传感器,最大计算速度为 12.8 帧/s,为絮凝过程的自动控制提供了一种数据驱动的方法。为了解决混凝反应中的时滞性问题,Peng 等[29]搭建了连续流反应器,构造矾花图像、水质和加药量的时间序列作为 LSTM 神经网络和 Transformer 模型的输入特征,预测准确度达到 95%以上。

基于矾花图像的智能加药系统已在多个混凝沉淀项目上实现应用,模型通过学习大量运营数据,预测出最佳加药量,从而实现无人化运维和智能节药。例如,广州市自来水公司在广州市某大型自来水厂[11]构建基于机器视觉和 AI 算法的混凝沉淀药剂投加系统,利用矾花特征和多维生产参数构建智能投加算法模型,比人工经验投加模式节省约 9.6%的药剂,而且出水浑浊度稳定在 1 NTU 以下,比人工投加时出水浑浊度更低、更稳定。中冶赛迪开发的矾花视镜系统已针对市政污水、工业废水等应用场景发布了 6 个系列产品,有超过 20 个项目应用案例,对于规模为 20 万 m^3/d 的市政污水处理厂,年节约药剂成本可达 80 万元以上,年降低碳排放量约为 2 000 t,具有显著的经济效益和降碳成效[30]。日本栗田工业推出的 Kurita S. sensing CS 智能控制服务系统能够利用安装在反应区末端的水下探头接收光源通过絮团后的散射光,并将其强度与出水浑浊度建立对应关系,预判出水浑浊度,从而确定合适的加药量。在某自来水厂的运行实践中节约 5.68%的药耗,降低 5.65%的出水浑浊度[30]。

3　总结与展望

矾花图像识别技术为混凝沉淀的精准控制提供了新范式。通过图像识别算法与混凝沉淀工艺知识的深度融合,不仅能降低药耗与能耗,还可提升系统应对水质水量变化的能力。目前,矾花图像识别技术在混凝沉淀药剂投加领域的应用仍存在若干关键问题有待解决。例如,基于实际项目运营所构建的数据集规模普遍有限,难以覆盖多样化的水质与环境条件,导致所构建模型的泛化能力与鲁棒性在实际应用中受到限制;水处理厂站的本地计算资源和云平台数据传输能力有限,难以支持大规模图像数据的实时处理与分析;在不同研究和应用中,图像采集设备的搭建、图像数据库的构建和标注、图像特征提取和图像识别算法、加药系统控制逻辑均有差别,尚未形成统一的流程和方法,使得不同研究成果之间难以横向比较。为了解决上述问题,建议从以下几个方面着手:一是规范数据集的构建标准,扩大其涵盖水质与环境条件的范围,并发展具备自学习能力的智能算法,以增强模型对复杂工况的适应能力;二是研发可部署于边缘设备的轻量级识别模型,以降低对计算与通信资源的需求,推动该技术在偏远或资源受限厂站的推广;三是尽快建立相关设备和行业的标准,规范系统搭建流程。此外,未来还需加强多场景数据库的建设,充分挖掘工程数据中的信息;结合红外光谱、紫外-可见光谱数据等,进一步扩充矾花图像的数据模态;优化实时计算架构,在秒级响应内实现分析决策;并探索 AI 算法与数字孪生、物联网技术的协同,推动矾花图像识别系统在水处理项目上的落地应用。

参考文献

[1] 中华人民共和国住房和城乡建设部. 中国城乡建设统计年鉴2023[M]. 北京: 中国城市出版社, 2024.
Ministry of Housing and Urban-Rural Development of the People's Republic of China. China urban-rural construction statistical yearbook (2023) [M]. Beijing: China City Press, 2024.

[2] 中国城镇供水排水协会. 城镇水务行业智慧水务调研分析报告(2020年)[M]. 北京: 中国环境出版集团, 2021.
China Urban Water Association. Investigation and analysis report on smart water in urban water industry—2020 [M]. Beijing: China Environment Publishing Group, 2021.

[3] 张树. 混凝沉淀系统可靠性提升及优化改进 [J]. 中国核电, 2024, 17(6): 850-6.
Zhang S. Reliability improvement and optimization of the coagulation and precipitation system [J]. China Nuclear Power, 2024, 17(6): 850-6.

[4] 胡洪营. 中国城镇污水处理与再生利用发展报告(1978—2020)[M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2021.
Hu H Y. Development report on municipal wastewater treatment and reuse in China (1978—2020) [M]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2021.

[5] 焦小森. 基于絮体特性的煤泥水混凝过程及调控机制研究[D]. 北京: 中国矿业大学, 2018.
Jiao X M. The coagulation process and regulation mechanism of coal slime water based on the characteristics of floe[D]. Beijing: China University of Mining & Technology, Beijing 2018.

[6] 任鹏飞. 基于颗粒形态变化的变速沉淀过程稳定性控制机制研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2016.
Ren P F. Study of stability control in the variable velocity sedimentation process based on particles characteristic [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2016.

[7] 唐登峰. 矾花图像识别智能加药系统在污水厂深度处理中应用[J]. 自动化应用, 2022, 63(10): 24-26, 30.
Tang D F. Application of alum image recognition intelligent dosing system in advanced treatment of sewage plant [J]. Automation Application, 2022, 63(10): 24-26, 30.

[8] Juntunen P, Liukkonen M, Lehtola M, et al. Characterization of alum floc in water treatment by image analysis and modeling[J]. Cogent Engineering, 2014, 1(1): 944767.

[9] 刘小东, 于宏静, 关振明等. 自来水厂矾花自动监测系统的设计和实践[J]. 城镇供水, 2024(5): 30-36.
Liu X D, Yu H J, Guan Z M, et al. Design and practice of automatic monitoring system for flocculent precipitation in waterworks[J]. City and Town Water Supply, 2024(5): 30-36.

[10] 朱永强, 金莉莉. 基于矾花图像识别的智能加药系统在水厂中的应用[J]. 数字技术与应用, 2024, 42(4): 21-23.
Zhu Y Q, Jin L L. Application of intelligent dosing system based on alum image recognition in waterworks [J]. Digital Technology & Application, 2024, 42(4): 21-23.

[11] 吴志金, 赖源平, 许振楚等. 自来水厂混凝剂智能投加系统的构建与应用[J]. 中国给水排水, 2024, 40(18): 90-95.
Wu Z J, Lai Y P, Xu Z C, et al. Construction and application of intelligent coagulant dosing system for waterworks [J]. China Water & Wastewater, 2024, 40(18): 90-95.

[12] 陈汪洋. 水厂絮凝过程矾花状态的自动识别与应用[J]. 净水技术, 2023, 42(10): 179-189.
Chen W Y. Automatic recognition and application of alum state in the coagulation process of WTPs [J]. Water Purification Technology, 2023, 42(10): 179-189.

[13] 许卫刚, 宋腾, 吴永庭. 一种水下矾花图像采集仪: CN201911422726.3[P]. 2022-04-17.
Xu W G, Song T, Wu Y T. An underwater floc image acquisition instrument: CN201911422726.3 [P]. 2022-04-17.

[14] 吴志金, 赖源平, 冯冰妍, 等. 水下矾花图像采集装置: CN202420718339.4[P]. 2025-03-21.
Wu Z J, Lai Y P, Feng B Y, et al. Underwater floc image acquisition device: CN202420718339.4[P]. 2025-03-21.

[15] 余云飞, 贾鸿盛, 庞殊杨, 等. 一种水下图像采集装置: CN201911052787.5[P]. 2020-01-10.
Yu Y F, Jia H S, Pang S Y, et al. An underwater image acquisition device: CN201911052787.5[P]. 2020-01-10.

[16] 吴志金, 魏日强, 欧华海, 等. 自来水厂矾花拍摄装置设计与应用[J]. 机电信息, 2024(23): 45-50.
Wu Z J, Wei R Q, Ou H H, et al. Design and application of alum flower shooting device in waterworks[J]. Mechanical and Electrical Information, 2024(23): 45-50.

[17] 郑界, 余云飞. 图像增强型防水云台图像采集系统与方法: CN202011217219.9[P]. 2021-06-08.
Zheng J, Yu Y F. Image-enhanced waterproof gimbal image acquisition system and method: CN202011217219.9 [P]. 2021-06-08.

[18] Chakraborti R K, Atkinson J F, Van Benschoten J E. Characterization of alum floc by image analysis [J]. Environmental Science & Technology, 2000, 34(18): 3969-3976.

[19] 严毅, 邓超, 李琳, 等. 深度学习背景下的图像语义分割方法综述[J]. 中国图象图形学报, 2023, 28(11): 3342-3362.
Yan Y, Deng C, Li L, et al. Survey of image semantic segmentation methods in the deep learning era[J]. Journal of Image and Graphics, 2023, 28(11): 3342-3362.

[20] 汤实现. 基于图像分析的污泥沉降过程检测系统设计[D]. 沈阳: 沈阳化工大学, 2022.
Tang S X. Design of a sludge sedimentation process detection system based on image analysis [D]. Shenyang: Shenyang

University of Chemical Technology, 2022.

[21] 雷建锋, 汪伟. 基于 OpenCV 的图像阈值分割研究与实现[J]. 现代电子技术, 2013, 36(24): 73-76.
Lei J F, Wang W. Research and implementation of image threshold segmentation based on OpenCV [J]. Modern Electronics Technique, 2013, 36(24): 73-76.

[22] Dhruv P, Naskar S. Image classification using convolutional neural network (CNN) and recurrent neural network (RNN): A review[M]//Swain D, Pattnaik P P, Gupta P K. Machine learning and information processing. Advances in intelligent systems and computing. Singapore: Springer, 2020: 367-381.

[23] Liu H B, Chen Y, Pan X W, et al. Image recognition enhances efficient monitoring of the coagulation-settling in drinking water treatment plants[J]. Journal of Cleaner Production, 2024, 482: 144251. DOI: 10.1016/j.jclepro.2024.144251.

[24] 梁玥, 曲泰安, 孙阳, 等. 基于机器视觉的自适应智能加药系统在工业水处理中的应用研究[J]. 鞍钢技术, 2024(5): 33-40, 53.
Liang Y, Qu T A, Sun Y, et al. Study on application of adaptive intelligent dosing system based on machine vision in industrial water treatment[J]. Angang Technology, 2024(5): 33-40, 53.

[25] 付元, 雷智丰, 崔东锋, 等. 基于矾花图像识别的混凝剂智能投加系统研究[J]. 能源环境保护, 2023, 37(4): 83-90.
Fu Y, Lei Z F, Cui D F, et al. Research on an intelligent coagulant dosing system based on alum floc image recognition [J]. Energy Environmental Protection, 2023, 37(4): 83-90.

[26] Yokoyama H, Yamashita T, Kojima Y, et al. Deep learning-based flocculation sensor for automatic control of flocculant dose in sludge dewatering processes during wastewater treatment[J]. Water Research, 2024, 260: 121890. DOI: 10.1016/j.watres.2024.121890.

[27] Fukasawa A, Yamato T, Watanabe S. Automatic control of polymer dosage using floc images in sludge dewatering plant[J]. Environmental Processes, 2024, 11(2): 29.

[28] Yamamura H, PutrI E U, Kawakami T, et al. Dosage optimization of polyaluminum chloride by the application of convolutional neural network to the floc images captured in jar tests[J]. Separation and Purification Technology, 2020, 237: 116467. DOI: 10.1016/j.seppur.2019.116467.

[29] Peng S, Guo Y, Wang J H, et al. The coagulation-precipitation turbidity prediction model for precision drug delivery system based on deep learning and machine vision [J]. Journal of Environmental Chemical Engineering, 2024, 12(2): 112211.

[30] 魏琪, 刘保超. 两种混凝剂智能投加系统在自来水厂中的应用[J]. 供水技术, 2023, 17(2): 1-5.
Wei Q, Liu B C. Application of two coagulant intelligent dosing systems in waterworks[J]. Water Technology, 2023, 17(2): 1-5.

(上接第 14 页)

[93] Mayakaduwage S, Ekanayake A, Kurwadkar S, et al. Phytoremediation prospects of per- and polyfluoroalkyl substances: A review[J]. Environmental Research, 2022, 212: 113311. DOI: 10.1016/j.envres.2022.113311.

[94] Yu H W, Peng J F, Cao X F, et al. Effects of microplastics and glyphosate on growth rate, morphological plasticity, photosynthesis, and oxidative stress in the aquatic species Salvinia cucullata [J]. Environmental Pollution, 2021, 279: 116900. DOI: 10.1016/j.envpol.2021.116900.

[95] Gajendra G, Pulimi M, Natarajan C, et al. Occurrence, toxicodynamics, and mechanistic insights for atrazine degradation in the environment[J]. Water, Air, & Soil Pollution, 2024, 235(10): 649. DOI:10.1007/s11270-024-07439-0.

[96] Sanusi I O, Olutona G O, Wawata I G, et al. Occurrence, environmental impact and fate of pharmaceuticals in groundwater and surface water: A critical review[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2023, 30(39): 90595-90614.

[97] Shaheen J F, Sizirici B, Yildiz I. Fate, transport, and risk assessment of widely prescribed pharmaceuticals in terrestrial and aquatic systems: A review[J]. Emerging Contaminants, 2022, 8: 216-228. DOI: 10.1016/j.emcon.2022.04.001.

[98] Zhang T, Jiang B, Xing Y, et al. Current status of microplastics pollution in the aquatic environment, interaction with other pollutants, and effects on aquatic organisms[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2022, 29(12): 16830-16859.

[99] Yang W F, Gao X X, Wu Y X, et al. The combined toxicity influence of microplastics and nonylphenol on microalgae Chlorella pyrenoidosa [J]. Ecotoxicology and Environmental Safety, 2020, 195: 110484. DOI: 10.1016/j.ecoenv.2020.110484.

[100] 杨立新, 王静涵. 环境污染物复合暴露毒性和健康风险评价方法研究进展[J]. 环境科学研究, 2025, 38(2): 419-427.
Yang L X, Wang J H. Advances in toxic effects and health risk assessment of combined exposure to multiple pollutants [J]. Research of Environmental Sciences, 2025, 38(2): 419-427.

[101] Christiansen S, Scholze M, Dalgaard M, et al. Synergistic disruption of external male sex organ development by a mixture of four antiandrogens[J]. Environmental Health Perspectives, 2009, 117(12): 1839-1846.

[102] Rathi B S, Kumar P S, Show P L. A review on effective removal of emerging contaminants from aquatic systems: Current trends and scope for further research[J]. Journal of Hazardous Materials, 2021, 409: 124413. DOI: 10.1016/j.jhazmat.2020.124413.