

盛力, 史俊, 唐贤春, 等. 基于计算机视觉与深度神经网络的数智化混凝试验[J]. 净水技术, 2026, 45(3): 188-196, 204.

Sheng L, Shi J, Tang X C, et al. Digital-intelligent coagulation experiment based on computed vision and deep neural network[J]. Water Purification Technology, 2026, 45(3): 188-196, 204.

基于计算机视觉与深度神经网络的数智化混凝试验

盛力*, 史俊, 唐贤春, 陆志波

(同济大学环境科学与工程国家级实验教学示范中心, 上海 200092)

摘要 【目的】随着新兴技术的快速发展和学科交叉融合的深入推进, 水处理教学面临新的机遇与挑战。本文旨在通过引入先进技术手段, 提升学生对絮凝过程的理解, 并探索计算机视觉与深度学习在水处理教学中的应用潜力。【方法】本文涉及的计算机视觉技术是应用计算机算法对图像像素矩阵进行分析并提取特征。在混凝试验过程中通过照相技术获取特定混凝阶段的絮凝体图像, 再应用图像分析软件, 对絮凝体投影面积、周长等图像特征参数进行定量计算, 并归纳与混凝效果的相关性。絮凝体特征分析的另一途径是采用深度神经网络模型算法实现絮凝体图像的智能识别, 系统探究其与混凝试验结果的关联规律。【结果】通过计算机视觉分析得到的絮凝体尺寸、分形维数等絮凝体特征参数与处理效果显现出明确的相关关系, 混凝机理得到生动的诠释。另外, 深度神经网络算法对絮凝体特征实现了准确的识别, 人工智能算法对絮凝体图像良好的分析能力激发了学生的学习热情。该教学方法使学生对絮凝体形态特征和絮凝动力学过程的认识从定性观察跨越到理性认知, 显著深化了对絮凝动力学以及混凝机理的理解。【结论】本文为计算机视觉和深度学习技术在水处理领域的教学应用提供了示范案例, 为培养复合型创新人才奠定了基础。

关键词 实践教学 混凝试验 絮凝形态学 计算机视觉 深度学习

中图分类号: X703 文献标志码: A 文章编号: 1009-0177(2026)03-0188-10

DOI: 10.15890/j.cnki.jsjs.2026.03.020

Digital-Intelligent Coagulation Experiment Based on Computed Vision and Deep Neural Network

Sheng Li*, Shi Jun, Tang Xianchun, Lu Zhibo

(Demonstration Center for Experimental <Environmental Science and Engineering> Education, Tongji University, Shanghai 200092, China)

Abstract [Objective] With the rapid development of emerging technologies and the deepening integration of interdisciplinary fields, water treatment education faces new opportunities and challenges. This paper aims to enhance students' understanding of the flocculation process by introducing advanced technological means and to explore the potential application of computer vision and deep learning in water treatment education. [Methods] The computer vision technology involved in this paper applied computer algorithms to analyze the pixel matrix of images and extract features. During the coagulation experiment, images of flocs at specific coagulation stages were captured using photography. Image analysis software was then used to quantitatively calculate characteristic parameters of the flocs, such as projected area and perimeter, and to summarize their correlation with coagulation effectiveness. Another approach for floc characteristic analysis involved employing deep neural network model algorithms to achieve intelligent recognition of floc images, systematically investigating their association patterns with coagulation experimental results. [Results] Characteristic parameters of flocs, such as size and fractal dimension obtained through computer vision analysis showed clear correlations with treatment effectiveness, providing a vivid interpretation of coagulation mechanisms. Furthermore, deep neural network algorithms achieved accurate recognition of floc characteristics. The excellent analytical capability of artificial intelligence algorithms for floc images stimulated students' learning enthusiasm. This teaching method enabled students' understanding of floc morphological characteristics

[收稿日期] 2025-11-24

[基金项目] 同济大学实验教学改革专项基金项目(0400104194)

[通信作者] 盛力(1971—), 男, 高级工程师, 研究方向为水处理技术和教学, Email: shengli@tongji.edu.cn.

and flocculation kinetics to progress from qualitative observation to rational cognition, significantly deepening their comprehension of flocculation dynamics and coagulation mechanisms. [Conclusion] This paper provides a demonstration case for the application of computer vision and deep neural network technologies in water treatment education, laying a foundation for cultivating interdisciplinary innovative talents.

Keywords practice teaching coagulation experiment flocculation morphology computed vision deep learning

在水处理学科领域,随着新兴技术的引入和传统基础学科的升级革新,该学科呈现出快速且多元化的发展态势。通过与信息科学、材料科学和控制工程等现代科技成果的深度交叉融合,实现了显著的学科汇聚效应。在此背景下,数智水务作为智慧赋能的重要方向,为水处理系统的精细化管控提供了全新路径。同时,面对全球气候治理的迫切需求,“碳中和”目标也日益成为引导水处理工艺绿色转型的战略指引。这种学科转型与人才培养需求的动态变化,对水处理教学方法提出了更高层次的要求。混凝试验作为水处理的关键工艺,其运行效能直接关系到药耗与碳排放,是实现“碳中和”目标的重要切入点,因而是水处理教学的核心环节。通过在教学中引入智能投加数智水务技术,能够有效强化学生对“双碳”理念的认知,培养其智能化的工程实践与创新能力。

1 “混凝试验”项目重要性及改进拓展

1.1 “混凝试验”项目重要性

混凝试验作为水处理教学实践环节的核心项目,其教学价值体现在3个维度:首先,工艺本身在水处理流程中具有关键作用。水处理的一个主要机制在于通过物理、化学及生物作用促使水中杂质发生形态转化,使其转变为可分离态从而实现净化。其中,混凝工艺是实现这一转化的关键技术手段。该工艺能有效改变水中悬浮物、胶体及部分溶解性杂质的聚集状态,显著提升其在后续沉淀、气浮或过滤等单元操作中的去除效率;其次,其试验原理涵盖胶体化学、流体力学等多学科基础知识。混凝过程涉及多种物理与化学作用,涵盖不同物质形态的迁移与转化,是水处理中广泛存在的关键机制。在水处理系统中,无论是沉淀、气浮、滤床过滤、膜分离,还是活性污泥法、生物膜法等工艺,均包含混凝作用的内在机制。因此,深入理解混凝过程,不仅有助于把握其本身规律,也能促进对其他水处理工艺单元的认知与优化;最后,混凝试验内容和手段多样,实践创新能力培养作用发挥空间大。混凝工艺的有效

运行与机理研究,植根于多学科技术的协同支撑^[1-2]。这不仅需要化学与流体力学作为理论基石,更依赖于泵阀机械、仪器分析等技术的综合应用。学生对这类技术的掌握与应用能力,直接体现了其专业实践与科研素养的水平。因此,通过将试验内容向不同方向拓展,有助于系统性地培养学生的多元化技能,从而强化其技术实践与创新能力^[3-6]。这种集关键工艺、交叉原理与多元实践于一体的多维特性,使混凝试验兼具深厚的理论内涵与广阔的外延。

1.2 “混凝试验”的改进需求

随着人才培养要求的提升与科学技术的飞速发展,“混凝试验”教学也需与时俱进,以适应新时代对专业能力的更高要求。

(1) 混凝试验的持续革新:实施形式与内容体系的协同演进。以往的教学探索中,我们进行了多个方向的尝试。针对学生“实践能力”与“创新能力”的不同培养目标,分别在常规教学与创新拓展试验中设计了对应的内容与形式^[7]。常规试验新增对水中颗粒电动电位的检测,此举既传授了新的水质分析手段,也将混凝机理直观呈现,丰富内涵并激发兴趣。拓展试验则采用连续流运行模式以模拟实际水厂工况,并应用物联网技术,实现水质与工艺数据的实时监测、记录与传输,让学生完整实践一个水处理工艺。该过程有效训练了学生综合解决问题的技能,显著强化了其工程实践与创新探索能力。而随着新兴智能技术的发展,实践教学环节对学生实践创新能力的培养迎来新的挑战和发展动力。

(2) 计算机视觉技术驱动下的混凝工艺革新:生产优化与教学创新的双重机遇。混凝试验的另一个关键特性在于其高度的直观性——试验现象生动可见,且与过程效能直接关联。通过分析这些现象,可以探究水中杂质与絮凝剂的作用机制,这种直观性具有双重价值。在教学上,它帮助学生具象化地理解杂质形态转化与试验原理;在实践上,它使有经验的操作者能够“看得见”过程状态,并据此实时调

整参数以提升混凝效果。如何将人的主观感知转化为客观量度,并以理论数据诠释观察现象,是提升工艺认知的关键。在此问题上,絮凝形态学发挥着关键桥梁作用。它通过将主观观察客观化、理论化,实现了对现象的科学解读,并将其与深层原理牢固关联。

1.3 人工智能赋能絮凝形态学:混凝试验教学的现代化革新

絮凝形态学作为混凝学的重要分支,聚焦于混凝过程中胶体颗粒与混凝剂的形态特征,及其对混凝效能的影响规律^[8-11]。该学科的发展得益于分形理论等工具的应用,使其从理论描述走向工艺优化。当前,计算机视觉与深度神经网络(DNN)等技术的突破,更为其研究深化与应用拓展提供了全新的支撑。

从1956年“人工智能”概念在达特茅斯会议上被提出至今,人工智能技术得到蓬勃发展,并逐渐成为引领未来的战略性技术。当前,人工智能正驱动新一轮科技革命与产业变革,推动经济社会各领域从“数字化、网络化”向“智能化”加速跃升。高校作为我国人工智能科技创新与人才培养的主阵地,应充分发挥其在推动人工智能高质量发展中的关键作用,积极服务国家战略与经济社会发展需求。实践教学环节作为高等教育的重要环节,在帮助非人工智能专业学生建立对人工智能的基本认知、理解其在本专业领域的应用方面同样具有不可替代的作用。

近几年,计算机视觉和深度学习技术用于教学辅助受到了关注并开始运用于教学实践探索。林明星等^[12]采用基于稀疏表示的零件识别算法处理磨削加工零件图像,为机器视觉辅助实践教学提供了实践案例。石青玉等^[13]在分析化学试验课程中,通过深度残差网络(ResNet)分类算法,依据指示剂颜色变化智能判定滴定终点,实现了对注射器的精确操控,构建出一个基于计算机视觉的人工智能滴定分析系统。吴瑞强等^[14]开展了面向智慧农业的计算机视觉课程教学改革实践,理论课以图像处理、图像分类、目标检测和图像分割等作为核心内容,试验授课内容包含前置技术试验、基础模型试验和卷积神经网络(CNN)试验,课程中运用了数值计算库(Numpy)、跨平台计算机视觉库(OpenCV)和开源深度学习框架(PyTorch)主流技术和框架。现有研

究表明,将计算机视觉和深度学习技术赋能教学,正在深刻改变传统教学模式,是提高人才培养质量和促进教育现代化的发展方向。但是,将计算机视觉和深度学习技术应用于水处理的教学改革尚未见报道。

不同于侧重于通过虚拟场景模拟或设备互联实现数据采集与流程展示的现有教学改革方案(如虚拟仿真、物联网融合)^[2,7],本文通过引入计算机视觉与深度学习技术,通过混凝试验中拍摄的实际絮凝体图像,提取分形维数、尺寸等特征参数,对真实试验中絮凝体的微观形态进行量化分析,并利用深度学习模型实现絮凝体形态的智能分类。这种实景与智能分析结合的教学模式,将传统定性观察转化为客观量化数据。

2 数智化混凝试验:理论与教学目标

2.1 试验的理论基础

混凝工艺过程中,虽然影响混凝效果的因素众多且较为复杂,但通过絮凝体物理化学性质(以絮凝体特征参数表征)的变化,可以对絮凝程度及其混凝处理效果给出一个全面的、综合的评价结果。絮凝体的沉降速率主要是与其大小、形状及密度等有关,通过检测絮凝体特征参数的变化来控制混凝剂的投加量是最直接和最可靠的方法。

2.1.1 混凝形态学中的分形

分形维数是评价絮凝体沉降性能的重要特征参数^[15-16]。分形理论是非线性数学研究中十分活跃的一个分支,其研究对象是自然界和非线性系统中出现的不光滑和不规则的几何形体。絮凝体表面和内部的高度不规则性,使传统的简化模型研究方法不能很好地反映实际情况,而分形的方法可从更接近于真实的角度来刻画絮凝体及其形成过程。分形学研究的对象最大的特点是在不同的观察尺度上,大的或整体的对象都与小的或局部对象相似,称为“内位似”或“自相似”。分形维数是分形对象最主要的特征之一,它量度分形物体的不规则和断裂的程度。在经典几何空间里,分形维数可以用“位似指数”来表达^[17]。

确定絮凝体分形维数应用较多的方法是图像分析法。絮凝体分形维数定量的方法之一是通过实测絮凝体的投影面积和周长进行推算。测定不同絮凝体二维图像的投影面积、周长和最大长度,将投影面

积对数值与周长或某方向最大长度的对数值进行线性关系的回归,这个线性关系的斜率即为分形维数。

2.1.2 DNN 模型对絮凝体形态特征的提取

通过计算机视觉软件和函数算法包分析絮凝体图像来获得形态参数数据,能够获得有限的几个明确具体的形态特征数据。而其他不能明确描述的更细微的形态特征,也可以帮助预测混凝效果,就要靠 DNN 算法进行图像特征提取并分类。传统计算机视觉方法需要人工设计特征提取器,而 DNN 的核心优势在于自动学习特征。用于图像特征提取的主流 DNN 是 CNN,其主要依赖卷积核对图像的原始像素矩阵进行特征提取,通过池化降低运算量,激活函数引入非线性,最终实现分类和检测。

近年来,各种新的人工智能模型不断涌现,为絮凝体形态影像识别提供了有力的工具。通过对絮凝体图像进行深度学习训练,模型对絮凝体的沉降效果进行预测,最终用试验对预测结果进行验证。经过这一过程,学生可以初步了解和认识 DNN 算法,体验 DNN 算法在水处理领域应用的基本实施方法。

2.2 试验项目的具体目标

通过试验过程的完成,可以达到以下几个目的。

(1)将絮凝体投影面积、最大长度、分形维数等数据与沉后水浑浊度联系起来,归纳其相关关系。让学生认识絮凝体特征参数与沉淀性能之间的响应关系,了解什么样的絮凝体其沉降性能是好的,将肉眼观察到的现象用客观技术数据来量化,在一定程度上做到理论联系实际。

(2)考察混凝剂投量、原水浑浊度、pH、搅拌强度等试验参数与絮凝体密实度、尺寸和分形维数等特征参数的响应趋势,用试验数据更直接地触及工艺原理,促进学生深入理解试验理论。

(3)通过絮凝体形态识别的 DNN 模型的训练和预测,了解人工智能算法模型的数据集构建、模型训练优化和预测应用过程基本形式,体验 DNN 模型絮凝体识别的效果和作用。通过絮凝体形态识别结果探寻人工智能算法在混凝工艺优化中的应用路径。

3 絮凝体形态图像数据的获取

3.1 混凝和照相装置

本试验的核心装备是带搅拌机的混凝烧杯、工业照相机和进行图像抓取、处理和分析的电脑

(表 1)。

表 1 试验装置主要设备组成

Tab. 1 Main Equipment Compositions of the Experimental Device

设备	厂家	型号/参数
搅拌机	深圳中润	ZR-6
搅拌烧杯	东硅石英	尺寸为 100 mm × 100 mm × 150 mm
相机	海康威视	MV-CS050-10GC-PRO 全局快门网口
LED 照明	OPPLE	直径为 150 mm/功率为 15 W
处理器	华为	Matebook14

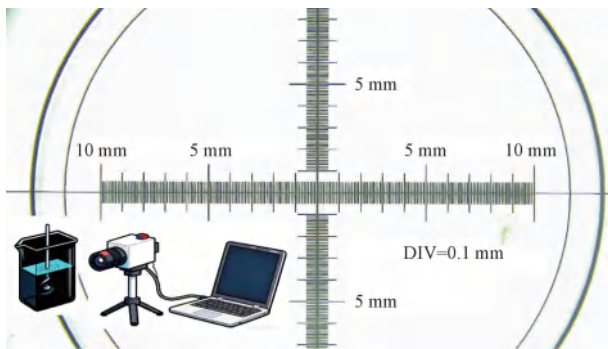
絮凝搅拌烧杯平面为正方形,三面杯壁为黑色不透光材质,一侧为无色石英玻璃材质,相机镜头正对石英玻璃杯壁摄取图像。为摄取清晰的絮凝体轮廓结构,根据水中悬浮物浓度情况,可在烧杯内距透明杯壁一定距离处照相光路上设置黑色不反光背景板。背景板宽度应尽可能窄,以尽量减小对烧杯中水流态产生的影响。烧杯上部固定位置放置特定光强发光二极管(LED)光源,试验照相过程中关闭实验室照明光源、关闭窗帘,使外部环境光源对絮凝体光照干扰最小化。

摄影用工业相机,采用短焦镜头。工业相机的感光芯片分为 CCD 芯片和 CMOS 芯片 2 类,都可在试验中使用。拍摄过程中絮凝体处于运动状态,以一定速度移动的絮凝体图像容易产生虚影,图像采集时段、曝光时间、采集频率、亮度、对比度、饱和度等参数可根据情况进行调整,以采集到清晰影像。同组数据图像、放大倍数、镜头焦距应固定,以保证获取相同比例的图像。通过图像确定实物尺寸,图像空间尺寸比例需标定。可以通过在相同图像采集参数条件下拍摄已知尺寸标准样本作为参照物(图 1)。

3.2 混凝试验和图像摄取

混凝试验操作部分与常规混凝试验的多联烧杯搅拌试验操作相同。在此基础上,对搅拌烧杯进行照相是絮凝体形态数据获取的途径。

为提高图像识别准确率,大量数据基本背景条件要保持一致。试验原水以特定目数高岭土、固定来源的商业腐植酸配制,杂质浓度准确定量。试验中混凝剂投加量涵盖从“极少量”到“过量”的投加浓度范围。项目目的在于通过试验过程让学生体验深度学习模型训练推理在水处理中如何助力工艺优化,认识和了解人工智能技术在水处理中发挥作用



注: DIV——最小刻度。

图 1 试验装置及图像标尺

Fig. 1 Experimental Installations and Image Scales

的方式。因此,与实际混凝沉淀工艺运行相比,原水水质和技术参数做了大量简化,以清晰显现深度学习模型的絮凝体识别效果。

混凝搅拌开始的同时,相机启动,以一定的频率摄取图像存入电脑。絮凝过程末期,絮凝体形态相对稳定,能够体现絮凝过程的特征和预测沉降效果;絮凝体移动速度不快,获取图像清晰。因此,取絮凝末期的图像作为絮凝体图像形态特征数据样本。

4 絮凝体的形态分析

基于计算机视觉发展的不同阶段,絮凝体形态分析在指定特征参数(如分形维数)量化分析与人工智能识别分类 2 个路径展开。

4.1 基于分形维数的絮凝体形态分析

4.1.1 絮凝体分形维数的分析测定

以分形维数分析为目标,絮凝体图像的处理和对象分析可以采用 2 种方式来进行。

(1)用 OpenCV 算法对图像进行处理和分析。

OpenCV 是一个跨平台的计算机视觉和机器学习软件库,提供了丰富的图像处理 and 计算机视觉算法,是构建实时图像处理和机器视觉应用程序的重要工具。

相机拍摄获取的图像为数字彩色图像,计算量高。可以在阈值分割前,对彩色图像进行灰度化预处理,降低计算量,加快处理速度。基于 OpenCV 库相关函数算法,通过对原始图像灰度化处理,然后通过阈值分割转化为二值图像,调用函数从二值图像中检测轮廓,获取边界清晰的完整絮凝体。在获取絮凝体的连通域的基础上,通过 OpenCV 库相关函数统计连通域内像素个数,根据其像素个数计算出絮凝体投影面积、投影周长或某一方向最大长度等

参数。最后根据各个絮凝体面积、周长数据对数值线性回归计算出分形维数。

(2)用图形处理软件进行处理分析

常用的用于处理分析科研图像的软件主要包括 ImageJ、Fiji、Image-Pro Plus 等。ImageJ 是基于 Java 的开源图像处理软件,支持 8 位、16 位、32 位图像及多种格式,功能包括图像分析、处理、测量等。Fiji 是 ImageJ 的分支,集成更多插件,适合复杂图像处理。Image-Pro Plus 是商业软件,功能更全面,支持复杂图像分析和数据统计。

以 ImageJ 为例,图像处理分析的途径同样是“灰度处理-二值化-轮廓检测-计算得到面积、周长、某方向最大长度等数据”。

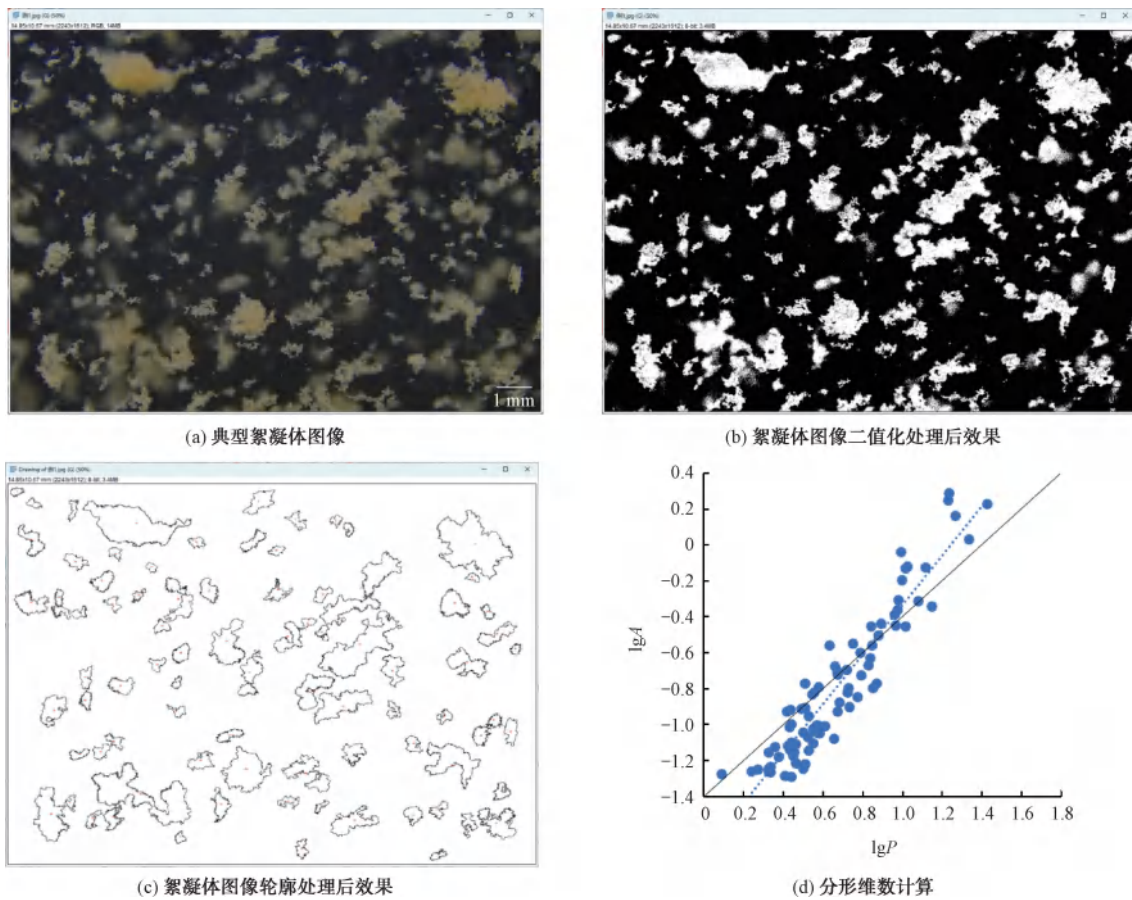
4.1.2 分析结果

应用絮凝形态学参数的混凝试验,以混凝剂投量为主要变动参数,其他试验参数如混凝剂种类、原水浑浊度、原水 pH、腐植酸浓度、混凝搅拌速度梯度等也可根据实际条件和需要加以使用。试验结果包括絮凝体图像产生的絮凝体尺寸、投影面积和分形维数以及最终沉后水浑浊度。如图 2 所示,原始图像经二值化、轮廓检测,最终计算出图中絮凝体的分形维数。分形维数与沉后水浑浊度、分形维数与混凝剂种类、分形维数与水流速度梯度、絮凝体尺寸与沉后水浑浊度都表现出明确的响应趋势。分形维数计算中,每张图片分割出几十~上百个白像素团图形,其投影面积对数和周长对数的线性回归分析结果显示,拟合优度(r^2)达到 0.88,表明图像处理和分析方法具有较强的合理性。混凝剂分子量的增加、混凝过程后期水流速度梯度的减小、腐植酸浓度的增加都明显使混凝过程末端絮凝体的分形维数和尺寸有所增加,并使最终沉后水浑浊度有显著的降低趋势。

这些试验参数与试验结果的响应趋势非常直观地反映了混凝的基本原理,电中和脱稳、吸附架桥、网捕卷扫等经典的混凝机理得到了生动的诠释,絮凝体成长过程与混凝动力学也建立起客观的实证联系。

4.1.3 教学效果

调查评估结果表明,95% 以上的学生通过试验对絮凝体形态和混凝动力学有了更深刻的认识,98% 的学生设计并提交了通过图像分析进行混凝技术参数优化的试验方案。方案内容涵盖混凝形态学



注: A —絮凝体投影面积, mm^2 ; P —絮凝体投影周长, mm 。

图2 典型图像数据

Fig. 2 Typical Image Data

相关的絮凝体尺寸大小、分形维数和密实度的参数分析、论证投药量和搅拌转速的相应增减、混凝剂种类的优化推荐等多个方面。通过絮凝过程照相和计算机视觉分析手段的应用,获取了絮凝体尺度、分形维数等形态学参数,用客观的参数数据表征试验者主观的观察,亲身感受通过客观数据记录下来,经历试验的学生获得深刻的印象,有效深化了其理论的理解,激发了探究兴趣。

虽然试验过程相关内容信息量大幅度增加,学生经历了一次充分的头脑风暴,但由于新技术手段的应用并未大量增加学生的试验时间和工作量。因此,在常规的实践教学安排中能够保证得到有效实施,适宜于在相关高校的常规试验教学中推广。

4.2 应用 DNN 算法的絮凝体形态分析

4.2.1 数据预处理

(1) 图像处理

图片边缘部分有一些显示超出背景设置区域,

不适宜用于算法识别,需要去掉。用软件对图片进行切割,要保证切割后图片长宽像素量完全一致。照片有效区域包含的絮凝体个体数量过多,对于图像识别意义不大,可将一张图片分割成相同大小的多张图片。

(2) 数据增强

每次试验由于时间有限,能获得的图像数据量对于模型训练不够充足,影响训练模型准确率和泛化能力。针对这个问题,可以采用几种途径来解决。首先,可以在试验条件严格一致的前提下,将多组试验者的数据组合在一起。不同批次试验,甚至往届学生试验数据将水质条件、试验参数严格控制,也可以纳入数据集之中。其次,一张图片中包含的絮凝体数量较多,在保证每张图片含有一定数量的完整絮凝体的前提下,可以将一张图片切割成相同大小的多张图片来组成数据集。图片大小对模型训练效果的影响,可以在后续长期应用中进行评估。另外,

在絮凝过程最后阶段,絮凝体状态相对稳定,变化小。相机在絮凝末期以一定频率自动获取多张图片,一个絮凝过程的多张图片被采用放在一个数据集里,以此增加图像数据的数量。

每次试验学生分为 12 组,每组产生 12 张原始图像,每次试验课共计 144 张原始图像。原始图像视野较大,每张原始图像可裁剪出 10 张没有重合的训练图像,每张图像通过旋转和翻转可使数据量翻倍。模型训练样本量达 4 000 张以上,满足模型训练数据量基本要求。

(3)数据集划分

随机抽取样本数据集中的 80%用于训练模型,剩余 20%的样本用于测试模型的预测精度,并且 2 个数据集没有交集。

4.2.2 模型训练和预测

(1)算法模型

试验中图像进行多分类,选择 GooLeNet 模型取得了较好的效果。GoogLeNet 模型,最初被称为 Inception v1,是 2014 年为 ImageNet 大规模视觉识别挑战赛(ILSVRC)设计的一个深度卷积神经网络架构。其主要的创新在于其提出的初始模块

(Inception),它通过多尺度的卷积核并行处理输入数据,提高了网络的特征提取能力。这种结构使模型能够捕捉到更加丰富和多样的特征表示,从而提高了识别准确率。它已被广泛应用于图像识别、视频分析、医学影像等多个领域,并衍生出多个改进版本如 Inception v2、v3、v4 和 Inception-ResNet 等。本研究选择 GoogLeNet 作为絮凝体分类模型,主要用于初步探索人工智能技术在教学试验中的应用示例。在后续实际教学中,我们将进一步对比多种模型(如 ResNet、MobileViT 及 VGGNet 等)在絮凝体图像分类任务上的性能,结合絮凝体形态的复杂性及数据集规模有限的特点,论证模型选型的合理性,以提升研究的科学性与严谨性。

(2)分类方法

本试验设定以沉后水是否达到一个特定浑浊度(3 NTU)为标签,通过图像识别混凝剂投加是否适量。混凝剂投量不足和过量过多都会导致沉后水浑浊度较高,根据沉后水浑浊度将图像数据标注为“投量过低”“投量低”“投量略低”“投加适量”“投加过量”5 类(图 3),其解释如表 2 所示,训练数据量占比分别为 10%、15%、30%、30%、15%。

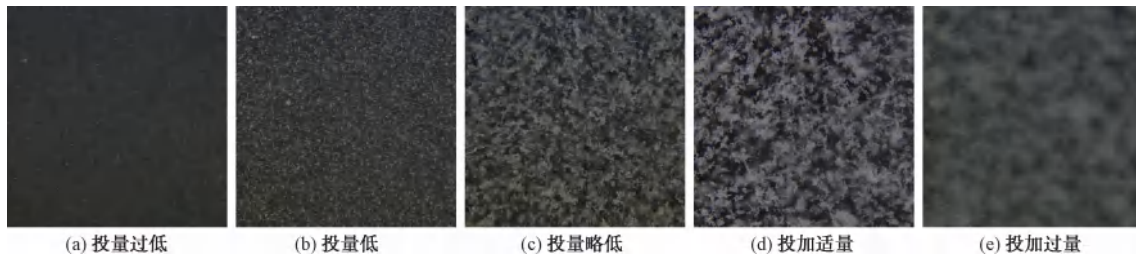


图 3 不同混凝剂投加量下沉后水浑浊度

Fig. 3 Water Turbidity after Sedimentation with Different Coagulants Dosage

表 2 絮凝体图像分类及解释

Tab. 2 Classification and Interpretation of Flocs Images

絮凝体图像	解释
图 3(a)	混凝剂投量过低,投量还不足以完成与水中带电颗粒的电性中和,水中杂质颗粒依旧稳定处于分散状态
图 3(b)	混凝剂投量低,投量能满足电性中和需求,但不足以充分发挥吸附架桥作用,因此产生的絮凝体尺度较小,沉降性能不佳
图 3(c)	投量略低,混凝剂能发挥吸附架桥作用,但在本试验条件下絮凝效果不完善,若调整试验参数,比如搅拌速度梯度、搅拌时间或沉淀时间,沉后水浑浊度有可能达到要求
图 3(d)	在试验条件下,投加适量,絮凝效果较好,絮凝体沉降性能佳,混凝剂投加量满足沉后水浑浊度要求
图 3(e)	混凝剂投加量超出适量范围,沉后水中产生薄絮状混凝剂水解悬浮物,在水中不易沉降,导致沉后水浑浊度变大

(3)模型训练结果

随着模型的训练迭代,模型训练和验证损失值

迅速并持续下降。随着数据遍历周期的增加,训练和验证准确率持续提高。在 30 个遍历周期之前准

准确率有一定的波动,30个周期之后训练和验证准确率都稳定在很高的水平,多次训练准确率演变趋势

基本相同(图4)。

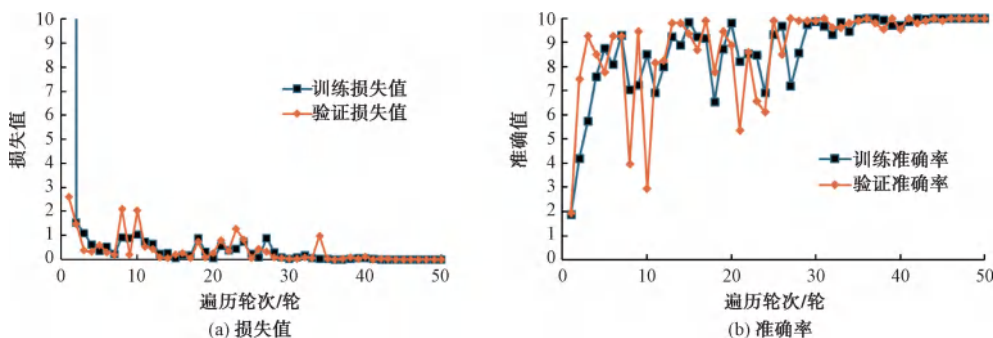


图4 GoogLeNet模型絮凝体图像训练结果

Fig. 4 Training Results of Flocc Image of the GoogLeNet Model

对训练后的模型分类预测能力进行了评估,结果表明训练后模型准确率超过了99.0%,仅在“投加量略低”和“投加适量”的分类中存在个别的

混淆现象。表明GoogLeNet模型对絮凝体特征能够有效地加以区分,对沉后水浑浊度预测准确(图5)。

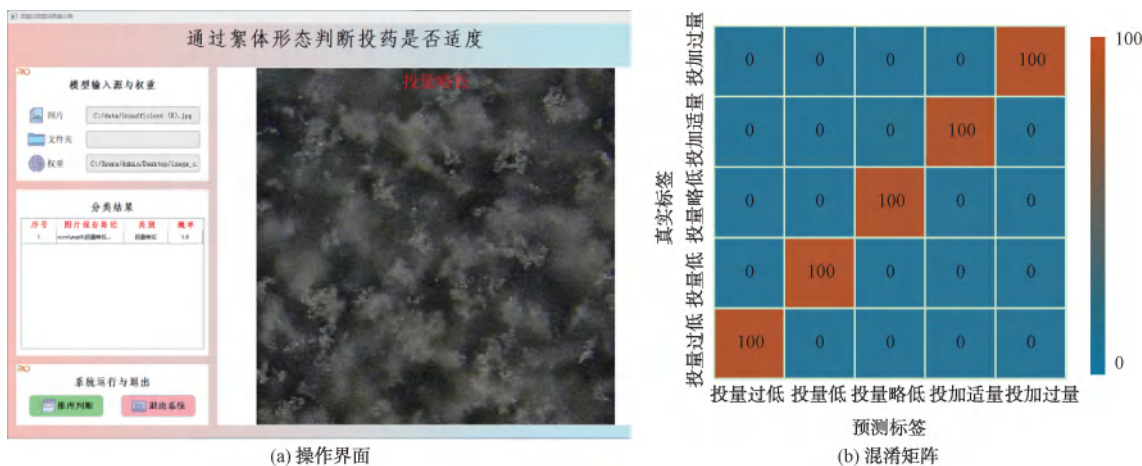


图5 模型预测准确率

Fig. 5 Prediction Accuracy of the Model

如此高的准确率可能也与试验设计有关。为了让试验获得清晰的试验现象,混凝剂投加量的分档差值较大,絮凝效果差异明显。另外,静态混凝沉淀试验影响因素少,参数简单,试验结果分类响应趋势明显。实际混凝沉淀工艺运行中,絮凝体图像识别模型算法参数与实验室模型可能有一定的差异。

(4) 教学效果

调查评估显示,100%的学生顺利完成了项目的整个试验过程,82%的学生对模型应用方式的优化调整给出了自己的方案。学生在试验中从数据获取、数据处理到模型训练和模型预测经历了一个人工智能技术应用的完整的体验过程,感受到人工智

能技术在水处理工艺运行中发挥的作用,激发了人工智能应用于专业技术的探索兴趣。同时,通过对絮凝体形态的观察探究,加深了对絮凝理论和混凝动力学认识和理解。

试验过程不涉及计算机语言编程和算法模型调参,对计算机和人工智能知识技能要求不高,未经过相关课程训练的学生也可以完成试验。试验项目具备在常规教学中推广应用的条件。

5 结语

通过计算机视觉技术对絮凝体图像特征参数进行定量分析,以及应用深度学习模型对絮凝体形态进行智能识别,本试验建立起絮凝体微观形态与宏观混凝效果之间的精确关联。此举不仅使学生对絮

凝过程的认识从感性观察跨越至理性分析,深化了对絮凝动力学与絮凝机理的理解,更为学生将来在工程实践中实现混凝剂的精准预测与优化投加奠定了坚实的理论与实践基础。同时,对前沿人工智能技术的亲身应用,也为学生打开了将现代信息技术与传统专业领域深度融合的创新视野。现代科技的发展对专业教学提出了新要求,也为实践教学的深化改革提供了强大动力与可靠支撑。

参考文献

- [1] 梁娟,梁英,王庆国,等.新工科背景下水工程综合实验教学改革与实践[J].实验室科学,2025,28(3):224-228.
Liang J, Liang Y, Wang Q G, et al. Reform and practice of water engineering comprehensive experimental teaching under the background of new engineering construction [J]. Laboratory Science, 2025, 28(3): 224-228.
- [2] 张周,房月芹,张一波,等.虚实结合的水处理实验教学探索与实践[J].实验室科学,2023,26(2):96-100.
Zhang Z, Fang Y Q, Zhang Y B, et al. Exploration and practice of water treatment experimental teaching combining virtuality and reality[J]. Laboratory Science, 2023, 26(2): 96-100.
- [3] 刘俊杰,梁宝瑞,李婧男,等. BOPPPS 教学模式下水工程综合实验的教学设计与实践[J].实验室研究与探索,2025,44(2):95-100.
Liu J J, Liang B R, Li J N, et al. Teaching design and practice of environmental engineering integrated experiment under BOPPPS teaching mode [J]. Research and Exploration in Laboratory, 2025, 44(2): 95-100.
- [4] 赵越超,尚妍,黄明星,等.低场核磁共振在能源与环境工程专业实验教学中的应用[J].实验科学与技术,2022,20(3):37-43.
Zhao Y C, Shang Y, Huang M X, et al. Application of low-field nuclear magnetic resonance in undergraduate experimental teaching of energy and environmental engineering [J]. Experiment Science and Technology, 2022, 20(3): 37-43.
- [5] 翟利芳,董恒,鲁金凤,等.工程认证背景下环境类专业实践教学质量提升[J].实验室科学,2022,25(2):101-104.
Zhai L F, Dong H, Lu J F, et al. Improvement of practical teaching quality of environmental majors under the background of engineering certification[J]. Laboratory Science, 2022, 25(2): 101-104.
- [6] 顾泽宇,张昕,胥文静,等.混凝-絮凝沉淀处理石墨烯废水工艺研究在实验教学中的设计与探索[J].大学化学,2023,38(8):118-127.
Gu Z Y, Zhang X, Xu W J, et al. Design and exploration of study on the treatment of graphene wastewater by coagulation-flocculation precipitation in experimental teaching[J]. University Chemistry, 2023, 38(8): 118-127.
- [7] 盛力,刘涛,沈洪,等.挖掘内涵提升形式建设“混凝实验”精品项目[J].实验技术与管理,2015,32(5):28-30,38.
Sheng L, Liu T, Shen H, et al. Constructing an excellent item of “coagulation experiment” through excavating contents and upgrading forms[J]. Experimental Technology and Management, 2015, 32(5): 28-30, 38.
- [8] 张东海,弓亚栋,陈作云,等.栅条式微涡除浊技术流场数值模拟[J].环境工程学报,2023,17(3):829-840.
Zhang D H, Gong Y D, Chen Z Y, et al. Numerical simulation of flow field in grid micro-vortex for turbidity removal technology [J]. Chinese Journal of Environmental Engineering, 2023, 17(3): 829-840.
- [9] 栾兆坤. 混凝基础理论研究进展与发展趋势[J].环境科学学报,2001,21(s1):1-9.
Luan Z K. The research evolution and development trend on the base theory of coagulation and technology [J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 2001, 21(s1): 1-9.
- [10] 王广华,金鹏康,王晓昌.无机悬浮颗粒的絮凝特性和絮凝体形态学研究[J].水处理技术,2006,32(5):30-32,38.
Wang G H, Jin P K, Wang X C. Mechanism of coagulation of inorganic suspended particles and their morphological characteristics [J]. Technology of Water Treatment, 2006, 32(5): 30-32, 38.
- [11] 金鹏康,冯永宁,王宝宝,等.基于光学在线监测及形态学研究的絮凝体强度分析方法[J].环境科学,2013,34(5):1802-1807.
Jin P K, Feng Y N, Wang B B, et al. Evaluation of floc strength based on morphological analysis and optical online monitoring [J]. Environmental Science, 2013, 34(5): 1802-1807.
- [12] 林明星,乔泽龙,冯显英.基于机器视觉的磨削加工零件识别教学实验系统设计[J].中国现代教育装备,2025(21):50-53.
Lin M X, Qiao Z L, Feng X Y. Design of a grinding parts image recognition system used for teaching experiments based on machine vision [J]. China Modern Educational Equipment, 2025(21): 50-53.
- [13] 石青玉,王艺清,苏自乾,等.基于计算机视觉的AI滴定分析实验[J].大学化学,2026,41(1):57-63.
Shi Q Y, Wang Y Q, Su Z Q, et al. AI titration analysis experiment based on computer vision [J]. University Chemistry, 2026, 41(1): 57-63.
- [14] 吴瑞强,刘双印,曹亮,等.面向智慧农业的计算机视觉课程教学改革实践[J].电脑知识与技术,2025,21(24):171-173.
Wu R Q, Liu S Y, Cao L, et al. Teaching reform practice of computer vision course for smart agriculture [J]. Computer Knowledge and Technology, 2025, 21(24): 171-173.

(下转第204页)

- Science, 2025, 3: 0004. DOI: 10. 55092/pcs20250004.
- [10] 尹家波, 田晶, 杨光. 人工智能技术在水利学科的应用与教学实践[J]. 教育进展, 2024(9): 1427-1432.
- Yin J B, Tian J, Yang G. Application and teaching practice of artificial intelligence in hydraulic engineering[J]. Advances in Education, 2024(9): 1427-1432.

(上接第 196 页)

- [15] 焦燕, 孟小莉, 吴东霞. 基于絮体结构调控的絮凝减缓超滤膜污染[J]. 净水技术, 2024, 43(9): 130-135.
- Jiao Y, Meng X L, Wu D X. Flocculation mitigation for ultrafiltration membrane fouling based on floc structure regulation [J]. Water Purification Technology, 2024, 43(9): 130-135.
- [16] 鄢碧鹏, 丁杨杨. 悬浮区对竖流沉淀效果影响研究[J]. 工业水处理, 2024, 44(8): 156-161.
- Yan B P, Ding Y Y. Study on the influence of suspension layer on treatment effect of vertical flow sedimentation[J]. Industrial Water Treatment, 2024, 44(8): 156-161.
- [17] B. 曼德尔布洛特. 分形对象——形、机遇和维数[M]. 文志英, 苏虹, 译. 北京: 世界图书出版公司北京公司, 1999.
- Benoit M. Les objets fractals[M]. trans by Wen Z Y, Su H. Beijing: Beijing World Publishing Corporation, 1999.