

唐白石, 胡轶波, 江海鑫. 人工智能与活性污泥仿真软件在污水处理中的协同应用[J]. 净水技术, 2024, 43(10): 48–56, 85.

TANG B S, HU Y B, JIANG H X. Synergistic application of artificial intelligence and activated sludge simulation software in wastewater treatment[J].

Water Purification Technology, 2024, 43(10): 48–56, 85.

人工智能与活性污泥仿真软件在污水处理中的协同应用

唐白石, 胡轶波, 江海鑫*

(华自科技股份有限公司, 湖南长沙 410006)

摘要 人工智能对复杂非线性动态问题具有强大的处理能力, 正在成为污水处理系统模拟、预测与优化的热门工具。实际污水处理系统提供的训练数据数量不足或质量较差, 是制约人工智能应用于污水处理领域的一大障碍。活性污泥仿真软件可准确模拟实际污水处理系统, 为人工智能提供丰富的高质量训练数据。同时, 人工智能可扩展活性污泥仿真软件的功能与应用场景。但是, 鲜有文献对人工智能与活性污泥仿真软件的协同应用进行系统性阐述。基于此, 文章归纳总结了人工智能、活性污泥仿真软件以及两者协同应用的特点与现状, 列举了相关的经典案例或最新案例, 提出了 4 点未来研究方向, 以期人工智能与活性污泥仿真软件在污水处理中的协同应用提供研究思路。

关键词 训练数据 数学模型 机器学习 预测 优化 仿真模拟

中图分类号: TU992 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-0177(2024)10-0048-10

DOI: 10.15890/j.cnki.jsjs.2024.10.006

Synergistic Application of Artificial Intelligence and Activated Sludge Simulation Software in Wastewater Treatment

TANG Baishi, HU Yibo, JIANG Haixin*

(HNAC Technology Co., Ltd., Changsha 410006, China)

Abstract Artificial intelligence has a strong ability to deal with complex nonlinear dynamic problems and has become a popular tool for simulation, prediction, and optimization in wastewater treatment systems. The insufficient quantity or poor quality of training data provided by actual wastewater treatment systems is a major obstacle restricting the application of artificial intelligence in the field of sewage treatment. Activated sludge simulation software can accurately simulate real wastewater treatment systems and provide rich high-quality training data for artificial intelligence. Meanwhile, artificial intelligence can expand the functions and application scenarios of activated sludge simulation software. However, there are few literatures on the collaborative application of artificial intelligence and activated sludge simulation software. Thus, this study comprehensively summarizes the characteristics and current situation of artificial intelligence, activated sludge simulation software, and their synergistic applications. Moreover, relevant classical or new cases are provided and analyzed in this study. Finally, four future research directions are also proposed. This study can offer research insights for the synergistic application of artificial intelligence and activated sludge simulation software.

Keywords training data mathematical model machine learning prediction optimization simulation

污水处理系统是包含物理、化学及生物等多种过程的复杂动态系统, 具有非线性、大时滞和多变量等特点^[1]。人工智能(AI)具有自学习、自适应和自

组织等特点, 是解决复杂动态问题的强大工具, 在污水处理领域的应用备受关注^[1-3]。然而, 在实际污水处理厂, 传感器缺装、采样频率低和故障发生等问题, 以及天气变化和人为干扰等外部因素, 导致 AI 的训练数据数量不足或质量欠佳, 阻碍 AI 在污水处理领域中的应用^[4-5]。

与此同时, 活性污泥仿真(ASS)软件已成为污水处理设计与优化的重要工具^[2, 6-7]。通过表征进水特

[收稿日期] 2023-10-27

[作者简介] 唐白石(1997—), 男, 硕士, 研究方向为水处理工艺模拟与智能控制, E-mail: 910175960@qq.com。

[通信作者] 江海鑫(1994—), 男, 博士, 研究方向为短程生物脱氮原理及调控, E-mail: jhx1994@live.cn。

性,适当调整模型参数,ASS 软件能够准确模拟实际污水处理厂的运行,生成丰富的高质量数据,可用于 AI 的训练与验证,即实现 AI 与 ASS 软件的协同应用。

目前,鲜有文献系统性地阐述 AI 与 ASS 软件在污水处理领域的协同应用。基于此,本文分别介绍了 AI 与 ASS 软件概况,探讨了两者在污水处理领域的协同应用,并提出了协同应用的未来研究方向。

1 AI

1.1 AI 的概述

AI 是计算机科学的一个关键分支,其目标是构

建智能系统,模拟和扩展人类智能,解决各类问题^[8]。近年来,AI 在污水处理领域的应用扩大。以“sewage treatment and artificial intelligence”或“wastewater treatment and artificial intelligence”为主题,在 Web of Science 中检索 1991 年—2023 年发表的 SCI 论文,共 335 篇。从发表趋势、国家、机构和关键词等角度,统计分析这些论文,结果图 1 所示。

由图 1(a)可知,AI 在污水处理领域的研究在 2010 年开始暴发,主要是得益于大数据、云计算和

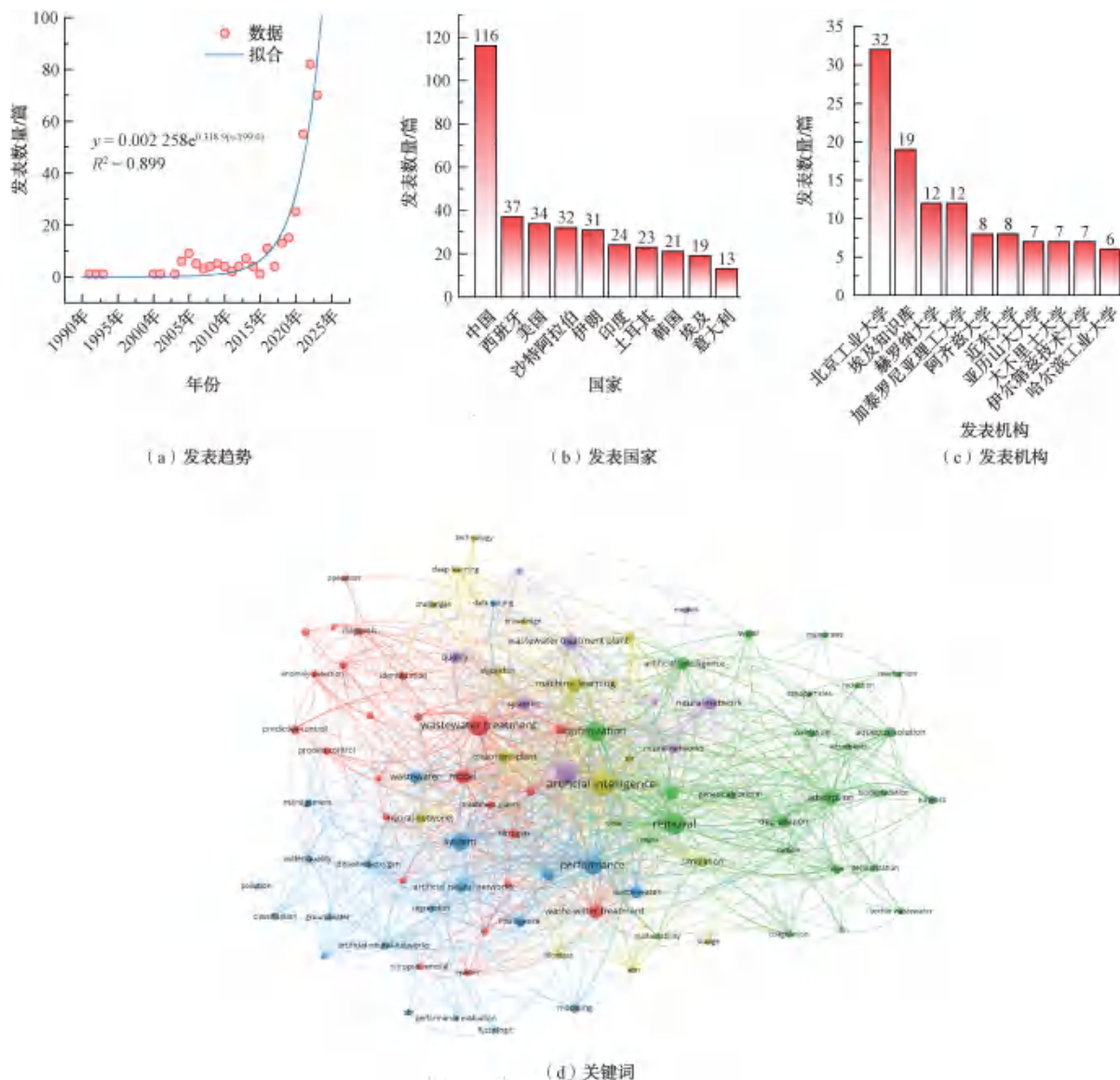


图 1 1991 年—2023 年 AI 在污水处理领域应用的 SCI 论文统计分析
Fig. 1 Statistical Analysis of SCI Paper Publication for AI Application in Wastewater Treatment Field from 1991 to 2023

物联网等的迅猛发展,突破了 AI 的技术瓶颈,解决了 AI 的硬件短板。我国论文发表数量最多[图 1(b)],远超其他国家,说明我国在 AI 领域的研究实力强大,在国际上占据重要地位。我国北京工业大学是论文发表数量最多的研究机构[图 1(c)],比例高达 10%,发展强势。在关键词中,“removal”“prediction”“artificial intelligence”“performance”和“optimization”5 个词出现频率最高[图 1(d)],说明 AI 在污水处理领域的研究热点集中在污染物去除预测与优化。

AI 模型分为单一模型和混合模型两类^[1]。在污水处理领域,应用广泛的单一模型有人工神经网络(ANNs)、支持向量机(SVM)、遗传算法(GA)和模糊逻辑(FL)等^[1]。混合模型是两种及以上的 AI 模型的组合,通过互补克服单一模型的部分缺点^[9]。在污水处理领域,应用广泛的混合模型有模糊神经网络(FNN)、人工神经网络-遗传算法(ANN-GA)和多目标优化(MOO)等^[10-12]。单一模型与混合模型概念、优缺点与应用方向例举于表 1。

表 1 常用 AI 技术在污水处理领域的应用总结
Tab. 1 Summary of Applications of Common AI Technologies in Wastewater Treatment Field

类别	名称	概念	优点	缺点	应用方向				
					模拟预测	节本降耗	评估优化	膜污染控制	污水回用
单一模型	ANNs	一种模拟人脑神经元网络结构和功能的计算模型,由多个相互连接的神经元组成,用于进行复杂的信息处理和学习任务 ^[13]	预测时间短 适合高维数据集 适合任意函数逼近	计算成本高 泛化能力弱 容易过拟合	√	√	√	√	√
	SVM	一种监督学习算法,其目标是寻找最优超平面,以实现高效地分类或回归 ^[14]	适合高维数据集 鲁棒性好 算法简单	计算成本高 容易过拟合 无法求局部最优解	√	√	√	√	√
	GA	一种优化算法,模拟自然进化过程来搜索问题的最优解或接近最优解 ^[15]	全局搜索能力强 模型结合能力强 并行效率高	计算成本高 局部收敛能力差 参数调整复杂	√	√	√	√	√
	FL	一种用于处理不确定性信息和模糊集合的数学概念,允许在连续的模糊边界内进行推理和决策 ^[16]	容错能力高 模型结合能力强 易于理解	计算复杂程度高 模型建立困难 解释性差	√	√	√	√	
混合模型	FNN	一种结合 FL 和 ANNs 特性的神经网络,适用于处理具有不确定性和模糊性的信息 ^[17]	可处理模糊数据 学习能力强 模型精度高	计算时间长 容易过拟合 模型建立难度大	√	√	√	√	√
	ANN-GA	一种集成方法,结合 GA 和 ANNs,用于优化神经网络的结构和权重 ^[18]	全局搜索能力强 灵活度高 模型精度高	计算成本高 容易过拟合 参数调整复杂	√	√	√	√	√
	MOO	一种解决具有多个相互竞争目标函数的优化问题的方法,旨在找到一组解,使得这些目标函数在不冲突的情况下都达到最优或接近最优 ^[19]	适用处理复杂问题 解具有多样性 可平衡决策权重	计算成本高 解的解释困难 需要不断调整	×	√	√	√	√

1.2 AI 的应用案例

目前,已有大量研究报道了 AI 在污水处理领域的应用,具有代表性的案例如下。

(1) 尼科西亚污水处理厂出水指标的预测

Nourani 等^[20]采用多种 AI 模型,对尼科西亚污水处理厂的出水指标进行了预测研究。该研究使用前馈神经网络、自适应神经模糊推理系统、SVM 与多元线性回归,预测了出水的 BOD₅、COD_{Cr} 和 TN。

结果表明, AI 混合模型可显著提高预测性能,简单平均集成模型、加权平均集成模型及神经网络集成模型 3 种混合模型的预测精度可分别提高 14%、20%和 24%。然而,该研究仍需扩大数据集,以提高模型的泛化能力。同时,还需探索其他 AI 模型,以进一步改进预测性能。

(2) 大不里士污水处理厂出水指标的预测

Hejabi 等^[21]采用 SVM 模型和 ANNs 模型预测

了大不里士污水处理厂的处理效果。研究结果表明,SVM模型和ANN模型的预测效果明显优于线性模型。通过月度数据训练SVM模型和ANN模型,可获得更佳的预测精度。蒙特卡洛分析证明了SVM模型和ANN模型对出水 BOD_5 、 COD_{Cr} 和SS等指标的预测结果可靠。最后,还发现混合模型的预测效果明显优于单一模型。然而,该研究只使用了特定时间范围内的数据进行建模,故在数据集上存在局限性。此外,模型的性能仍然受到输入数据的敏感性影响,需要进一步改进和优化。

(3) AI 软测量模型预测出水 BOD_5 浓度

Chang 等^[22]提出了一种基于多目标鸽群优化算法和过完备广义学习系统模型(MOPIO-OBLS),预测污水处理厂出水 BOD_5 浓度。MOPIO-OBLS模型采用两阶段MOO算法,智能设置超参数,减少了人为干预,提高了模型的精度。在基准仿真1号模型平台上,与其他AI模型进行对比,发现MOPIO-

OBLS模型的均方根误差更小,预测性能更优。但由于仅在仿真平台上进行模拟,其可行性和预测性能有待在实际中验证。

2 ASS 软件

2.1 ASS 软件的概述

ASS软件的核心模型通常是活性污泥模型系列(ASMs),也集成了厌氧消化1号模型、生物膜模型、沉淀模型等^[23-24]。经历20世纪七八十年代—21世纪初的集中研究,ASMs趋于完善^[25]。基于ASMs的ASS软件能较好地模拟污水处理厂运行,得到大量过程信息,便于掌握和分析各阶段的污水处理效果^[6]。

ASS软件可分为通用型和专业型两大类^[24]。常见的通用型ASS软件是MATLAB/SIMULINK,基准仿真模型系列就主要基于MATLAB/SIMULINK平台开发^[26]。常用的专业型ASS软件有BioWin、GPS-X、STOAT、SUMO和WEST等^[27]。表2归纳了常用ASS软件的核心模型、优缺点和性质。

表2 常用 ASS 软件总结概述
Tab. 2 Summary Overview of Common ASS Software

软件类别	软件平台	研发机构	优缺点	内置模型	软件性质
通用型	MATLAB/SIMULINK	MathWorks	自由度高,可进行自编辑、自创建,但缺点是建模耗时长,编程难度较大	自定义模型	付费
专业型	AQUASIM ^[28]	Eawag	可模拟活性污泥、生物膜系统,河流、湖水水质模型计算,但无在线功能	自定义模型	免费
	SIMBA ^[29]	IFAK	允许对液体、气体和生物膜相之间相互作用建模,能针对污水处理厂和排水管网整体仿真,辅助功能强大	ASMs*、ADM1、生物膜模型等	付费
	BioWin ^[30]	Envirosim	包含稳态模拟和动态模拟两个模块;有污泥处置等工艺模型;无敏感性分析与校正功能	ASDM*、化学沉淀模型、生物膜模型、能耗模型等	付费
	GPS-X ^[31]	Hydromantis	界面友好,操作简便,功能模块多,可与MATLAB软件连接进行自主编辑和修改,数据分析处理功能强,通用性好	ASMs*、沉淀池模型、ADM1、能耗模型等	付费
	STOAT ^[32]	Water Research Centre	模型友好,允许各种集成,建模选项广泛,可与外部接口兼容,可与排水管网等其他软件结合使用	ASMs*、ADM1、沉淀池模型、能耗模型等	免费
	SUMO ^[33]	Dynamita	开源,模型库强大,处理单元丰富,模型工具多元化,模拟功能先进	ASMs*、ADM1、沉淀池模型、能耗模型等	付费
	WEST ^[34]	Danish Hydraulic Institute	功能模块丰富,界面友好,允许二次开发,但参数输入较为复杂	ASMs及其改进模型*、沉淀池模型、ADM1等	付费

注:*表示软件平台的核心模型。

2.2 ASS 软件的应用案例

目前,国内自主开发的ASS软件少见,发达国家开发的软件占绝对主导地位。在Web of Science

数据库中,以“activated sludge model”与ASS软件名称为主题查阅文献,统计分析发现,目前使用最多的3款ASS软件分别是MATLAB/SIMULINK、BioWin

和 GPS-X,记录数分别为 132、71 条和 62 条,表明专业型 ASS 软件已被大量使用。以下是一些相关的应用案例。

(1) WEST 软件在无锡城北污水处理厂的应用

揭大林等^[35]介绍了 WEST 软件在无锡城北污水处理厂的模拟应用。通过实地调研和试验分析,使用 WEST 软件对奥贝尔氧化沟进行了动态模拟,核心模型选用活性污泥模型 1 号(ASM1)。模拟结果表明,二沉池出水 COD_{Cr} 和氨氮的模拟值与实测值吻合度较高,进一步证实了使用 ASS 软件可准确模拟实际污水处理过程。需要说明的是,该研究是基于设计参数模拟运行的,在实际进水浓度出现峰值时,模拟结果仍有一定偏差。因此,在应用仿真软件时,尤其需要考虑实际变动因素,并结合实测数据进一步校准模型参数,以提高模拟结果的精确性和可靠性。

(2) GPS-X 软件在土耳其埃尔津詹省污水处理厂的应用

Nuhoglu 等^[36]使用 GPS-X 软件对卡鲁塞尔氧化沟的除碳、硝化与澄清等过程进行了模拟。核心模型选用 ASM1 模型,通过详细的采样计划表征了进水组分特性,用作模型输入参数。随后,使用 GPS-X 软件模拟工艺流程,只需校准 4 个参数即可对出水水质进行较为准确地预测。然而,出水溶解性 COD_{Cr} 与生化池混合液悬浮固体浓度的模拟值未能完全准确反映实际值的波动。因此,在应用 ASS 软件时,可能需要结合实际情况修正模型组分和模型结构。

(3) BioWin 软件在泗县污水处理厂改良型氧化沟工艺的应用

李天宇等^[37]使用 BioWin 软件对泗县污水处理厂的改良型氧化沟工艺进行了问题诊断与优化方案比选。该研究基于 BioWin-ASDM 模型,完成了对全厂模型的建立与校正、最佳运行参数确定以及运行控制策略优化,显著降低了药耗与能耗。因此,ASS 软件在污水处理问题诊断、运营优化与方案验证方面具有指导价值,为今后类似工程提供了有益参考。

3 AI 与 ASS 软件的协同应用

3.1 AI 与 ASS 软件协同应用的概述

AI 与 ASS 软件结合是解决训练数据数量不足或质量差的有效方式(图 2)。ASS 软件可以生成大量可靠过程数据,用于 AI 模型的训练和验证。AI 可帮

助人类发现新过程、新规律,扩展活性污泥模型。此外,AI 还可作为诊断和控制工具,提高 ASS 软件提升对污水处理厂的预测和优化性能。因此,AI 与 ASS 软件具有协同效应,有助于推动污水处理智慧化。



图 2 AI 与 ASS 软件的协同应用

Fig. 2 Synergistic Application of AI and ASS Software

值得特别指出的是,ASMs 仅能用于生化处理单元的模拟。在活性污泥 2 号模型和活性污泥 2 D 号模型中,含有磷酸盐沉淀溶解平衡等少数物化过程,但大部分过程为生化过程^[25]。与 ASMs 相比,在厌氧消化 1 号模型包含了气液传质、酸碱解离平衡等更多的物化过程,但仍旧是为生化反应主导的处理单元服务^[38]。最近,国际水协提出了污水处理通用物化模型^[39],包含了更多类型的物化反应,可模拟物化反应主导的处理单元。然而,该通用物化模型为机理模型,需要掌握数量庞大的物化过程机理及其参数,阻碍了物化模型的推广。

此外,大部分 ASS 软件封装的污水处理模型仅关注 COD_{Cr} 、氮和磷等传统污染物,鲜有涉及全氟和多氟烷基化合物、纳米颗粒、抗生素抗性基因、内分泌干扰物、微塑料、抗生素、药物和个人护理品等新污染物^[40]。

AI 的迅猛发展为物化技术和新污染物的模拟提供了新思路^[41-44]。因此,AI 与 ASS 软件的协同应用可将污水处理模拟的范围由二级生化处理延伸至预处理和深度处理,将污水处理模拟的污染物由传统污染物扩展至新污染物。

3.2 AI 与 ASS 软件协同应用的案例

目前,与 AI 或 ASS 软件的单独应用相比,两者在实际污水厂的协同应用案例较少,以基础性应用

研究为主。表 3 对这些基础性应用研究进行了总结归纳,具有代表性的研究案例如下所述。

(1)数据驱动的迭代自适应批判策略

近年来,污水处理领域的非线性最优控制问题备受关注。Wang 等^[45]提出了一种数据驱动的迭代自适应批判(IAC)策略,基于基准仿真 1 号模型建立仿真试验平台,验证了 IAC 策略相对于传统比例-积分-微分控制的优越性。该策略在控制关键参数(如溶解氧和硝酸盐浓度)方面具有更快的响应和更小的振幅。这种创新策略不仅解决了污水处理中复杂控制问题,而且也为非线性优化设计提供了一种先进方法。

(2)膜污染控制分析

GA 与 ASS 软件的结合能更好地处理运行参数与成本之间的多目标非凸优化问题。以 Ludwig 等^[46]的研究为例,首次提出将 GA 与 GPS-X 软件结合,优化微滤平板膜的松弛时间与过滤时间。优化后的时间参数具有更高的处理效率、更低的膜清洗药耗和能耗,并在小试装置上得到了进一步验证。这种创新结合方式为膜生物反应器提高处理效率、降低运营成本、促进可持续性提供了可行途径。

(3)自动化工艺设计与优化

污水处理厂自动化设计是污水处理领域的重要发展方向。Yang 等^[47]提出将 GA 与 SUMO 软件相结合,自动将传统缺氧/好氧工艺升级为泥膜混合型膜曝气膜生物反应器(MABR),并对其工况参数进行自动优化。经自动设计与优化的泥膜混合型 MABR 的出水 TN 浓度显著改善,占地面积、曝气和泵送能耗也明显降低。AI 模型与专业型 ASS 软件的结合为解决工艺设计中的复杂性和耗时性问题提供了新思路。

3.3 AI 与 ASS 软件协同应用的不足

AI 与 ASS 软件协同应用尚处于初级阶段,仍存在以下不足。

(1)复杂程度高。AI 模型及其算法较为复杂,ASS 软件的使用也存在一定门槛,需要较高的专业技能开发维护,这为两者协同应用的实施增加了复杂性和学习成本。

(2)计算成本高。AI 模型的训练与运行需要大量的计算资源,ASS 软件对计算机运行环境也具有一定要求,因此两者协同应用的可行性存在一定挑战。

(3)潜在风险问题。AI 模型的可解释性较差,AI 做出的错误决策传导至 ASS 软件,将导致两者的协同应用结果严重偏离应用目标。

表 3 AI 与 ASS 软件的协同研究总结

Tab. 3 Summary of Case Studies on Synergistic Application of AI and ASS Software

人工智能模型	平台	数据来源	应用方向	参考文献
自组织模糊神经网络(SOFNN)	BSM1	软件平台	评估优化	[48]
BP 神经网络	BSM1	软件平台	模拟预测 评估优化	[49]
BP 神经网络、RBF 神经网络、Elman 网络	BSM1	软件平台	模拟预测 评估优化	[50]
模型预测控制(MPC)+FL	BSM1	软件平台	模拟预测 节本降耗	[51]
自适应模糊神经网络(AFNN)+多目标粒子群算法(MOPSO)	BSM1	软件平台	模拟预测 节本降耗	[52]
基于拥挤距离的改进动态多目标粒子群优化算法(DMOPSO-CD)	BSM1	软件平台	节本降耗	[53]
MOO+GA	BSM2	软件平台	评估优化	[54]
GA+BP 神经网络	BioWin	污水处理厂	节本降耗	[55]
随机森林	GPS-X	污水处理厂	模拟预测	[56]
SVM	GPS-X	软件平台	模拟预测	[57]
ANN-GA	GPS-X BSM1	软件平台	模拟预测 节本降耗	[58]
ANN	GPS-X	软件平台	模拟预测	[59]
GA	SIMBA	软件平台 污水处理厂	模拟预测 节本降耗	[60]

3.4 AI 与 ASS 软件协同应用的未来方向

AI 与 ASS 软件的协同应用将是污水处理领域的持续性热点,结合当前协同应用的不足与未来的应用需求,提出了 4 个研究方向。

(1)集成微生物群落结构信息。目前,ASS 软件通过将功能相似的微生物分类来简化模型,但同一类微生物可能存在动力学和计量学参数的差异。同类微生物的丰度变化可能改变整体的动力学参数和计量学参数,从而需要经常对这些参数进行校准,否则,将导致模型预测失效。此外,微生物的简单分类忽略了新的功能微生物和代谢过程,如厌氧氨氧化、硫自养反硝化、厌氧铁氨氧化、甲烷氧化反硝化和全程氨氧化等,这些新代谢过程和功能菌可能使得生化处理单元的宏观功能发生重大变化。因此,将微生物群落结构信息整合到 ASS 软件中至关重要。AI 有望通过处理和转换生物信息大数据,将微生物群落结构信息整合到仿真软件中。

(2)扩充碳减排与资源回收工艺。在“双碳”目标和绿色发展的背景下,污水处理厂对实现碳减排、碳中和、能源自给和资源循环等目标的需求日趋旺盛。然而,ASS 软件对温室气体迁移转化、低耗脱氮除磷技术和资源能源回收技术等考虑不足。因此,AI 与 ASS 软件的协同应用应迎合未来需求,扩充碳减排与资源回收工艺。

(3)开发全流程的 AI 综合模型。目前,AI 模型大多分散应用于污水处理过程中的单一领域,尚未形成从设计、建造到运行,从预处理、二级处理到深度处理,以及从污染物达标排放到碳氮磷资源化的全流程 AI 模型。因此,可开发全流程的 AI 综合模型,与 ASS 软件协同应用,实现对污水处理全生命周期、全覆盖范围和全层次目标的管理,为污水处理提供整体解决方案。

(4)设计简单易用的使用流程。在 ASS 软件中集成更多的生化、物化反应模型以及更多的 AI 模型,必将导致 ASS 软件内部架构和执行程序变得复杂。同时,AI 与 ASS 软件的协同应用需要多学科专业知识交叉,往往需要较长的培训周期,导致从业人员的学习成本高。因此,在协同应用软件开发上,可考虑使用类似于 GhatGPT 的 AI 乃至更高级别的 AI 协助从业人员使用软件。在机理模型和 AI 模型等模块的开发上,提供低代码甚至无代码开发技术,降低从业人员修正和扩展内置模型的门槛。

4 结论

AI 与 ASS 软件的协同应用具有诸多优势,在污水处理领域具有广阔的应用前景。两者的协同应用仍存在复杂程度高、计算成本大和潜在风险高等不足之处,需要在未来予以针对性解决。集成微生物群落结构信息、扩充碳减排及资源回收工艺、开发全流程的 AI 综合模型以及设计简单易用的使用流程是 AI 与 ASS 软件的协同应用的重要研究方向。

参考文献

- [1] ALVI M, BATSTONE D, MBAMBA C K, et al. Deep learning in wastewater treatment: A critical review[J]. *Water Research*, 2023, 245: 120518. DOI: 10.1016/j.watres.2023.120518.
- [2] 陈治池, 何强, 蔡然, 等. 碳中和趋势下数学模拟在污水处理系统中的应用[J]. *中国环境科学*, 2022, 42(6): 2587-2602.
CHEN Z C, HE Q, CAI R, et al. Development and comprehensive application of mathematical simulation in sewage treatment system under the trend of carbon neutralization[J]. *China Environmental Science*, 2022, 42(6): 2587-2602.
- [3] 皇甫小留, 王晶瑞, 龙鑫隆, 等. 机器学习在水处理系统中的应用[J]. *给水排水*, 2022, 48(11): 153-165.
HUANGFU X L, WANG J R, LONG X L, et al. Application of machine learning in water treatment system[J]. *Water & Wastewater Engineering*, 2022, 48(11): 153-165.
- [4] ALAM G, IHSANULLAH I, NAUSHAD M, et al. Applications of artificial intelligence in water treatment for optimization and automation of adsorption processes: Recent advances and prospects[J]. *Chemical Engineering Journal*, 2022, 427: 130011. DOI: 10.1016/j.cej.2021.130011.
- [5] LIU Y, RAMIN P, FLORES-ALSINA X, et al. Transforming data into actionable knowledge for fault detection, diagnosis and prognosis in urban wastewater systems with ai techniques: A mini-review[J]. *Process Safety and Environmental Protection*, 2023, 172: 501-512. DOI: 10.1016/j.psep.2023.02.043.
- [6] 陈宁, 王晓东, 吴宇行. 活性污泥模型变量与参数的律定及改进应用研究[J]. *给水排水*, 2022, 48(s2): 230-240.
CHEN N, WANG X D, WU Y X. A study on the law determination of variables and parameters of activated sludge modeling and its improved application[J]. *Water & Wastewater Engineering*, 2022, 48(s2): 230-240.
- [7] 徐承志, 操家顺, 罗景阳, 等. 活性污泥数学模型在污水处理中的研究进展[J]. *应用化工*, 2021, 50(5): 1341-1347, 1354.
XU C Z, CAO J S, LUO J Y, et al. Research progress of activated sludge mathematical models in wastewater treatment[J]. *Applied Chemical Industry*, 2021, 50(5): 1341-1347,

- 1354.
- [8] PASCHEN U, PITT C, KIETZMANN J. Artificial intelligence; Building blocks and an innovation typology [J]. Business Horizons, 2020, 63(2): 147–155.
- [9] 魏潇淑, 高红杰, 陈远航, 等. 人工智能技术在水污染治理领域的研究进展 [J]. 环境工程技术学报, 2022, 12(6): 2057–2063.
- WEI X S, GAO H J, CHEN Y H, et al. Research progress of artificial intelligence technology in the field of water pollution control [J]. Journal of Environmental Engineering Technology, 2022, 12(6): 2057–2063.
- [10] NEWHART K B, HOLLOWAY R W, HERING A S, et al. Data-driven performance analyses of wastewater treatment plants; A review [J]. Water Research, 2019, 157: 498–513. DOI: 10.1016/j.watres.2019.03.030.
- [11] BAHRAMIAN M, DERELI R K, ZHAO W Q, et al. Data to intelligence: The role of data-driven models in wastewater treatment [J]. Expert Systems with Applications, 2023, 217: 119453. DOI: 10.1016/j.eswa.2022.119453.
- [12] YE Z P, YANG J Q, ZHONG N, et al. Tackling environmental challenges in pollution controls using artificial intelligence: A review [J]. Science of the Total Environment, 2020, 699: 134279. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2019.134279.
- [13] DANTAS M S, CHRISTOFARO C, OLIVEIRA S C. Artificial neural networks for performance prediction of full-scale wastewater treatment plants; A systematic review [J]. Water Science and Technology, 2023, 88(6): 1447–1470.
- [14] XU Y R, WANG Z X, NAIRAT S, et al. Artificial intelligence-assisted prediction of effluent phosphorus in a full-scale wastewater treatment plant with missing phosphorus input and removal data [J]. ACS ES&T Water, 2024, 4(3): 880–889.
- [15] RAJESH K, RAY A K. Artificial neural network for solving paper industry problems; A review [J]. Journal of Scientific & Industrial Research, 2006, 65(7): 565–573.
- [16] 王丽, 刘丽红, 陈明月, 等. 污水处理智能控制技术及其在精准曝气中的应用 [J]. 净水技术, 2022, 41(s1): 1–7, 19.
- WANG L, LIU L H, CHEN M Y, et al. Intelligent control technology in wastewater treatment and its application in precision aeration [J]. Water Purification Technology, 2022, 41(s1): 1–7, 19.
- [17] WANG G M, JIA Q S, ZHOU M C, et al. Artificial neural networks for water quality soft-sensing in waste water treatment; A review [J]. Artificial Intelligence Review, 2022, 55(1): 565–587.
- [18] HUANG M Z, MA Y W, WAN J Q, et al. A sensor-software based on a genetic algorithm-based neural fuzzy system for modeling and simulating a wastewater treatment process [J]. Applied Soft Computing, 2015, 27: 1–10. DOI: 10.1016/j.asoc.2014.10.034.
- [19] RENFREW D, VASILAKI V, KATSOU E. Indicator based multi-criteria decision support systems for wastewater treatment plants [J]. Science of the Total Environment, 2024, 915: 169903. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2024.169903.
- [20] NOURANI V, ELKIRAN G, ABBA S I. Wastewater treatment plant performance analysis using artificial intelligence—An ensemble approach [J]. Water Science and Technology, 2018, 78(10): 2064–2076.
- [21] HEJABI N, SAGHEBIAN S M, AALAMI M T, et al. Evaluation of the effluent quality parameters of wastewater treatment plant based on uncertainty analysis and post-processing approaches (case study) [J]. Water Science and Technology, 2021, 83(7): 1633–1648.
- [22] CHANG P, BAO X, MENG F, et al. Multi-objective pigeon-inspired optimized feature enhancement soft-sensing model of wastewater treatment process [J]. Expert Systems with Applications, 2023, 215: 119193. DOI: 10.1016/j.eswa.2022.119193.
- [23] MAKINIA J, ZABOROWSKA E. Mathematical modelling and computer simulation of activated sludge systems [M]. London: IWA Publishing, 2020.
- [24] CHEN G, LOOSDRECHT M C M V, EKAMA G A, et al. Biological wastewater treatment: Principles, modelling and design [M]. London: IWA Publishing, 2023.
- [25] HENZE M, GUJER W, VAN L M C M, et al. Activated sludge models ASM1, ASM2, ASM2D and ASM3 [M]. London: IWA Publishing, 2000.
- [26] GERNAEY K V, JEPPSSON U, VANROLLEGHEM P A, et al. Benchmarking of control strategies for wastewater treatment plants [M]. London: IWA Publishing, 2014.
- [27] RUIZ L M, PÉREZ J I, GÓMEZ M A. Practical review of modelling and simulation applications at full-scale wastewater treatment plants [J]. Journal of Water Process Engineering, 2023, 56: 104477. DOI: 10.1016/j.jwpe.2023.104477.
- [28] SIRIWEERA B, SIDDIQUI M, ZOU X, et al. Integrated thiosulfate-driven denitrification, partial nitrification and anammox process in membrane-aerated biofilm reactor for low-carbon, energy-efficient biological nitrogen removal [J]. Bioresource Technology, 2023, 382: 129212. DOI: 10.1016/j.biortech.2023.129212.
- [29] UJAZDOWSKI T, ZUBOWICZ T, PIOTROWSKI R. A comprehensive approach to SBR modelling for monitoring and control system design [J]. Journal of Water Process Engineering, 2023, 53: 103774. DOI: 10.1016/j.jwpe.2023.103774.
- [30] 李政, 刘志伟, 柳振铎, 等. 基于 BioWin 软件的郑州某污水处理厂 AO-MBBR 工艺模拟优化与设计 [J]. 给水排水, 2023, 59(s1): 888–894.
- LI Z, LIU Z W, LIU Z D, et al. Simulation optimization and design of AO-MBBR process in a wastewater treatment plant in

- Zhengzhou based on BioWin software [J]. *Water & Wastewater Engineering*, 2023, 59(s1): 888–894.
- [31] 何胜杰, 周利, 朱佳, 等. 低 B/C 污水对 A²/O 工艺的冲击仿真模拟[J]. *环境工程*, 2022, 40(3): 81–88.
- HE S J, ZHOU L, ZHU J, et al. Simulation and impact analysis of low B/C wastewater on A²/O process [J]. *Environmental Engineering*, 2022, 40(3): 81–88.
- [32] 黄子洪, 向婷, 方华, 等. 分步进水 SBR 工艺生物脱氮运行条件优化及数学模拟[J]. *中国给水排水*, 2020, 36(23): 89–93, 107.
- HUANG Z H, XIANG T, FANG H, et al. Optimization of biological denitrification operating conditions in step-feed SBR process and mathematical simulation [J]. *China Water & Wastewater*, 2020, 36(23): 89–93, 107.
- [33] OZYILDIZ G, ZENGİN G E, GUVEN D, et al. Restructuring anaerobic hydrolysis kinetics in plant-wide models for accurate prediction of biogas production [J]. *Water Research*, 2023, 245: 120620. DOI: 10.1016/j.watres.2023.120620.
- [34] 邵袁, 王华成, 覃榴滨, 等. 乡镇污水处理厂仿真模拟及优化运行研究[J]. *水处理技术*, 2020, 46(9): 90–97.
- SHAO Y, WANG H C, QIN L B, et al. Simulation and optimization of operation in rural sewage treatment plants [J]. *Technology of Water Treatment*, 2020, 46(9): 90–97.
- [35] 揭大林, 操家顺, 花月, 等. WEST 仿真软件在污水处理中的应用研究[J]. *环境工程学报*, 2007(3): 138–141.
- JIE D L, CAO J S, HUA Y, et al. Application research of WEST simulation software in wastewater treatment [J]. *Chinese Journal of Environmental Engineering*, 2007(3): 138–141.
- [36] NUHOGLU A, KESKİNER B, YILDIZ E. Mathematical modelling of the activated sludge process—The erzincan case [J]. *Process Biochemistry*, 2005, 40(7): 2467–2473.
- [37] 李天宇, 高辉, 王飞, 等. 生物建模在污水处理厂问题诊断与运行优化中的应用[J]. *环境工程学报*, 2021, 15(10): 3443–3454.
- LI T Y, GAO H, WANG F, et al. Application of biological modeling in problem diagnosis and operational optimization of wastewater treatment plants [J]. *Chinese Journal of Environmental Engineering*, 2021, 15(10): 3443–3454.
- [38] BATSTONE D J, KELLER J, ANGELIDAKI I, et al. Anaerobic digestion model no. 1 (ADM1) [M]. London: IWA Publishing, 2005.
- [39] BATSTONE D, FLORES-ALSINA X. Generalised physicochemical model (PCM) for wastewater processes [M]. London: IWA Publishing, 2022.
- [40] 蒋明, 赵刚. 水中新污染物的处理技术研究进展[J]. *资源节约与环保*, 2023(9): 144–148.
- JIANG M, ZHAO G. Research progress on treatment technologies for emerging pollutants in water [J]. *Resource Conservation and Environmental Protection*, 2023(9): 144–148.
- [41] LEI L, PANG R, HAN Z, et al. Current applications and future impact of machine learning in emerging contaminants: A review [J]. *Critical Reviews in Environmental Science and Technology*, 2023, 53(20): 1817–1835.
- [42] LEE Y, SEDLAK D L, VON GUNTEN U. Oxidative water treatment: The track ahead [J]. *Environmental Science and Technology*, 2023, 57(47): 18391–18392.
- [43] ZHU J J, YANG M, REN Z J. Machine learning in environmental research: Common pitfalls and best practices [J]. *Environmental Science and Technology*, 2023, 57(46): 17671–17689.
- [44] JIA X, WANG T, ZHU H. Advancing computational toxicology by interpretable machine learning [J]. *Environmental Science and Technology*, 2023, 57(46): 17690–17706.
- [45] WANG D, HA M, QIAO J. Data-driven iterative adaptive critic control toward an urban wastewater treatment plant [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2021, 68(8): 7362–7369.
- [46] LUDWIG T, KERN P, BONGARDS M, et al. Simulation and optimization of an experimental membrane wastewater treatment plant using computational intelligence methods [J]. *Water Science and Technology*, 2011, 63(10): 2255–2260.
- [47] YANG C, BELIA E, DAIGGER G T. Automating process design by coupling genetic algorithms with commercial simulators: A case study for hybrid MABR processes [J]. *Water Science and Technology*, 2022, 86(4): 672–689.
- [48] ZHAO J, DAI H, WANG Z, et al. Self-organizing modeling and control of activated sludge process based on fuzzy neural network [J]. *Journal of Water Process Engineering*, 2023, 53: 103641. DOI: 10.1016/j.jwpe.2023.103641.
- [49] 陈兆鑫. 城市污水处理过程混合建模与控制 [D]. 沈阳: 沈阳工业大学, 2023.
- CHEN Z X. Mixed modeling and control of urban wastewater treatment processes [D]. Shenyang: Shenyang University of Technology, 2023.
- [50] 杨柳. 污水处理过程的建模与基于神经网络的控制算法研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2015.
- YANG L. The model construction and control strategy designing in the WWTP [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2015.
- [51] SANTÍN I, PEDRET C, VILANOVA R. Fuzzy control and model predictive control configurations for effluent violations removal in wastewater treatment plants [J]. *Industrial & Engineering Chemistry Research*, 2015, 54(10): 2763–2775.
- [52] HAN H G, ZHANG L, LIU H X, et al. Multiobjective design of fuzzy neural network controller for wastewater treatment process [J]. *Applied Soft Computing*, 2018, 67: 467–478. DOI: 10.1016/j.asoc.2018.03.020.

(下转第 85 页)

- [23] CHEN H J, LIN Y Z, FANJIANG J M, et al. Microbial community and treatment ability investigation in AOA process for the optoelectronic wastewater treatment using PCR-DGGE biotechnology[J]. *Biodegradation*, 2013, 24(2): 227–243.
- [24] FANG H, WANG H, CAI L, et al. Prevalence of antibiotic resistance genes and bacterial pathogens in long-term manured greenhouse soils as revealed by metagenomic survey [J]. *Environmental Science & Technology*, 2015, 49(2): 1095–1104.
- [25] CHEN L, XIONG Z, SUN L, et al. VFDB 2012 update: Toward the genetic diversity and molecular evolution of bacterial virulence factors[J]. *Nucleic Acids Research*, 2012, 40(D1): D641–D645. DOI: 10.1093/anar/gkr989.
- [26] QU A, BRULC J M, WILSON M K, et al. Comparative metagenomics reveals host specific metavirolomes and horizontal gene transfer elements in the chicken cecum microbiome[J]. *PLoS One*, 2008, 3(8): e2945. DOI: 10.1371/journal.pone.0002945.
- [27] OAKLEY B B, MORALES C A, LINE J, et al. The poultry-associated microbiome: Network analysis and farm-to-fork characterizations[J]. *PLoS One*, 2013, 8(2): e57190. DOI: 10.1371/journal.pone.0057190.
- [28] OSUNMAKINDE C O, SELVARAJAN R, MAMBA B B, et al. Profiling bacterial diversity and potential pathogens in wastewater treatment plants using high-throughput sequencing analysis[J]. *Microorganisms*, 2019, 7(11): 506. DOI: 10.3390/microorganisms7110506.
- [29] XUE J, SCHMITZ B W, CATON K, et al. Assessing the spatial and temporal variability of bacterial communities in two Bardenpho wastewater treatment systems via Illumina MiSeq sequencing[J]. *Science of the Total Environment*, 2019, 657: 1543–1552. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2018.12.141.
- [30] TISON D L, POPE D H, CHERRY W B, et al. Growth of legionella pneumophila in association with blue-green-algae (*Cyanobacteria*) [J]. *Applied and Environmental Microbiology*, 1980, 39(2): 456–459.
- [31] STATES S J, CONLEY L F, KUCHTA J M, et al. Survival and multiplication of *legionella-pneumophila* in municipal drinking-water systems [J]. *Applied and Environmental Microbiology*, 1987, 53(5): 979–986.
- [32] GARCIA A, GONI P, CLAVEL A, et al. Potentially pathogenic free-living amoebae (FLA) isolated in Spanish wastewater treatment plants [J]. *Environmental Microbiology Reports*, 2011, 3(5): 622–626.
- [33] PRICE C T D, RICHARDS A M, VON D J E, et al. Amoeba host-Legionella synchronization of amino acid auxotrophy and its role in bacterial adaptation and pathogenic evolution [J]. *Environmental Microbiology*, 2014, 16(2): 350–358.
- (上接第 56 页)
- [53] DAI H, ZHAO J, WANG Z, et al. Optimal control of sewage treatment process using a dynamic multi-objective particle swarm optimization based on crowding distance [J]. *Journal of Environmental Chemical Engineering*, 2023, 11(2): 109484.
- [54] KIM M, YOO C. Multi-objective controller for enhancing nutrient removal and biogas production in wastewater treatment plants [J]. *Journal of the Taiwan Institute of Chemical Engineers*, 2014, 45(5): 2537–2548.
- [55] 李晨修. 基于智能算法的污水厂碳源投加系统研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2023.
- LI C X. Research on carbon source addition system in wastewater treatment plant based on intelligent algorithms [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2023.
- [56] WU X, ZHENG Z, WANG L, et al. Coupling process-based modeling with machine learning for long-term simulation of wastewater treatment plant operations [J]. *Journal of Environmental Management*, 2023, 341: 118116. DOI: 10.1016/j.jenvman.2023.118116.
- [57] YANG Y H, GUERGACHI A, KHAN G. Support vector machines for environmental informatics: Application to modelling the nitrogen removal processes in wastewater treatment systems [J]. *Journal of Environmental Informatics*, 2006, 7(1): 14–23.
- [58] FERNANDEZ DE CANETE J, DEL SAZ-OROZCO P, GÓMEZ-DE-GABRIEL J, et al. Control and soft sensing strategies for a wastewater treatment plant using a neuro-genetic approach[J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2021, 144: 107146. DOI: 10.1016/j.compchemeng.2020.107146.
- [59] FERNANDEZ D C J, DEL S P, BARATTI R, et al. Soft-sensing estimation of plant effluent concentrations in a biological wastewater treatment plant using an optimal neural network[J]. *Expert Systems with Applications*, 2016, 63: 8–19. DOI: 10.1016/j.eswa.2016.06.028.
- [60] CARAMAN S, LUCA L, VASILIEV I, et al. Optimal-setpoint-based control strategy of a wastewater treatment process [J]. *Processes*, 2020, 8(10): 1203.