DOI:10.11918/202511046

人工智能驱动的饮用水消毒方式优化与风险控制研究进展

徐 斌[1,2],金芯百[1,2],罗振宁[1,2],张天阳[1,2]

(1.同济大学 环境科学与工程学院,上海 200092;2.水利部长三角城镇供水节水及水环境治理重点实验室,上海 200092)

摘 要:高质量、安全可靠的饮用水供应是社会经济可持续发展的必要保障。消毒是饮用水处理中必不可少的工艺,消毒过程既要确保病原体被有效灭活,又要严格控制消毒剂残留与副产物生成,实现生物风险与化学风险的协同管控。饮用水消毒效果受环境条件、水质背景、消毒方法、标准要求等多重因素影响,其效能控制尤为困难。由此,消毒工艺呈现出更高的复杂性,对运行的精细化与动态调控提出了更高要求。近年来,人工智能(AI)技术的快速发展为饮用水消毒工艺的优化与衍生风险控制提供了新的思路。本研究系统阐述了AI驱动多源数据融合在提升消毒工艺效能方面的应用,以前体物风险识别、消毒效能评估、副产物预测及水质安全筛查等关键环节为对象,系统梳理了动态学习算法在提升微生物灭活效果、控制消毒副产物生成以及毒理学风险快速筛查中的应用技术方法,提出了AI技术在消毒工艺中应用的策略和发展方向。随着AI技术不断发展和大数据的广泛应用,AI将在消毒工艺优化应用、保障水质生物和化学安全以及应对复杂水质问题上发挥更重要的作用。

关键词:人工智能;饮用水消毒;消毒副产物;水质监测;风险控制

中图分类号:X703 **文献标志码**:A **文章编号**:0367-6234(2026)06-0142-08

Research progress on artificial intelligence-driven optimization of drinking water disinfection methods and risk control

XU Bin[1,2], JIN Xinbai[1,2], LUO Zhenning[1,2], ZHANG Tianyang[1,2]

(1. College of Environmental Science and Engineering, Tongji University, Shanghai 200092, China;
2. Key Laboratory of Urban Water Supply, Water Saving and Water Environment Governance in the Yangtze River Delta of Ministry of Water Resources, Shanghai 200092, China)

Abstract: Ensuring a high-quality, safe, and reliable drinking water supply is a necessary guarantee for sustainable socio-economic development. Disinfection is an indispensable process in drinking water treatment. The disinfection process must effectively inactivate pathogens, strictly control disinfectant residuals and byproduct generation, and achieve collaborative control of biological and chemical risks. The effect of drinking water disinfection is influenced by multiple factors including environmental conditions, water quality background, disinfection methods, and standard requirements, making its efficacy control particularly difficult. Consequently, the disinfection process exhibits higher complexity, placing higher demands on the refined and dynamic regulation of operation. In recent years, the rapid development of artificial intelligence (AI) technology has provided new ideas for the optimization of drinking water disinfection processes and the control of derived risks. This paper systematically elaborated on the application of AI-driven multi-source data fusion in improving the efficacy of disinfection processes. By taking key links such as precursor risk identification, disinfection efficacy assessment, byproduct prediction, and water quality safety screening as objects, this paper systematically reviewed the technical methods for applying dynamic learning algorithms in improving microbial inactivation effects, controlling disinfection byproduct generation, and rapidly screening toxicological risks and proposed strategies and development directions for the application of AI technology in disinfection processes. With the continuous development of AI technology and the wide application of big data, AI will play a more important role in the optimal application of disinfection processes, ensuring the biological and chemical safety of water quality and coping with complex water quality problems.

Keywords: artificial intelligence; drinking water disinfection; disinfection byproduct; water quality monitoring; risk control

收稿日期:2025-11-15;**录用日期**:2026-01-09;**网络首发日期**:2026-01-29
网络首发地址:https://link.cnki.net/urlid/23.1235.T.20260129.1114.005
基金项目:国家自然科学基金(52270010,52470013);同济大学建筑设计研究院(集团)有限公司科研项目(2023J-JB10)
作者简介:徐 斌(1976—),男,教授,博士生导师
通信作者:徐 斌,tjwenwu@tongji.edu.cn

饮用水安全是人民群众最关心、与自身健康关系最为密切的重大民生问题之一。高质量、安全可靠的饮用水供应也是社会经济可持续发展的必要保障。在城市化进程加快和用水需求持续增长的背景下，高强度人为排放、全球气候变化以及极端天气事件频发等多重因素交织叠加，给城市饮用水高质量供给带来了前所未有的挑战。消毒是保障饮用水安全的核心工艺与最后屏障，其核心目标是高效灭活水中的致病微生物，并在管网内保持对微生物的有效抑制，以保障饮用水的安全供给。然而，原水中广泛存在的天然腐殖质以及人工排放的各类有机化合物易与强氧化性的消毒剂发生反应，生成种类繁多的消毒副产物（DBPs），其中不乏具有“三致性”（致癌、致畸、致突变）的高风险物质。由此引发的饮用水化学安全风险已被广为报导，并引起了全社会的高度重视。因此，如何在确保消毒效果的同时有效抑制副产物生成，实现生物安全性与化学安全性的协同管控，已成为饮用水领域的研究重点。

饮用水消毒过程涉及到微生物灭活、DBPs 控制、消毒剂余量维持等多个目标的平衡，其运行效能也受到环境条件、水质背景、消毒方式以及相关标准要求等多重因素的影响。由于消毒过程反应机制复杂、影响因素众多、技术调控难度大，对其效能的模拟预测与优化控制仍是消毒领域面临的技术难题。首先，原水水质的不确定性与季节性波动（如洪水、干旱、咸潮等）会影响消毒剂的剂量控制与反应动力学，从而影响消毒效果[1]。其次，消毒剂与天然有机物、氨氮及溴/碘离子等前体物发生多重反应会生成 DBPs，从而引入潜在的化学风险[2]。此外，在大规模供水管网的长距离、长停留输配过程中，消毒剂受管网拓扑结构、管道材质与管垢特性等因素影响，易导致水质劣化、局部微生物再生长[3]，引发一系列消毒衍生风险。因此，迫切需要更为精准、动态和智能化的调控策略。

近年来，人工智能（AI）技术的迅速发展为饮用水处理过程的优化与风险控制提供了新的解决路径。通过机器学习（ML）、模糊系统及强化学习等方法，对饮用水消毒历史运行数据、水质参数、药剂投加量等信息进行多维建模与动态预测，从而实现工艺的智能优化、实时调控及风险预警[4]。在此背景下，构建基于 AI 技术的饮用水消毒技术优化及其衍生风险控制体系，对于实现供水安全管理的智能转型与支撑智慧水务发展具有重要意义。为此，系统梳理了相关 AI 技术的研究进展与应用策略，重点探讨了其在推动安全保障模式向数据与智能驱动转变中的关键作用，并分析了其在促进供水系统智能化与可持续发展方面的发展方向。

1　人工智能在消毒工艺中的应用策略与算法体系

在 AI for Science 理念的指引下，AI 技术在饮用水消毒领域的应用正从单纯的算法建模转向“策略化、场景化”的系统性部署。AI 技术应用具有成熟的工作流程（图 1），即基于给定数据集学习输入与输出之间的映射关系，并以此对新数据的输出进行预测[5]。建模的最终目的在于实现精准预测，而不仅仅是描述现有关系，所建的模型能够有效应对水质预测、毒性评价与生物动态模拟等实际科学问题[6]。

1.1　人工智能在消毒工艺中的应用策略

在应用层面上，AI 在消毒工艺中的应用可大致分为 3 类策略。首先是预测策略，用于水中有机物、微生物变化、余氯衰减、DBPs 生成量的前瞻性预测，适用于具备连续在线监测并需要提前识别风险的运行场景；其次是优化策略，结合反馈信号实时调整加氯量、药剂组合与投加时机，通过多目标优化实现消毒强度、DBPs 风险与药耗之间的平衡；最后是诊断策略，基于模型对动态信号的敏感性识别异常水质、消毒剂余量过低、水龄过长及污染事件，适用于水质波动大或管网结构复杂的区域。

AI 在消毒中的应用具有一定边界，包括对高质量训练数据的依赖和模型外推至未见工况时的不确定性带来的误差放大等。因此，AI 更适合作为辅助决策工具。AI 与工艺机理模型和工程经验共同构成可靠的多源决策体系。

1.2　AI 在消毒工艺中应用的基本算法

在算法层面，不同 AI 模型在饮用水消毒领域中具有各自的优势与局限。传统回归方法适用于水量、水龄等关系相对稳定的线性场景，但难以刻画余氯衰减、DBPs 生成等非线性与时变过程。人工神经网络（ANN）模型具备强非线性拟合能力，但可解释性弱且对数据质量依赖高[7]。支持向量机（SVM）在中小样本条件下具有较好泛化性能，但在参数敏感、高维情境中计算成本较高[8]。随机森林（RF）模型稳健性强、抗噪声能力好，适用于多水源、多季节条件下的 DBPs 预测，但样本以外的外推受限于训练数据分布。深度学习（DL）在处理时序、光谱或遥感数据方面表现突出，但需长期高质量数据支持[9]。因此，具体算法选择需结合数据规模、水质波动程度与任务类型，在精度、可解释性和计算成本之间权衡。模型常采用决定系数（R^2）、均方根误差（RMSE）、平均绝对误差（MAE）和平均绝对百分比误差（MAPE）等量化指标评价预测效果[10]。为提高模型的可靠性与可解释性，参数选择一般遵循灵敏度分析和特征重要性排序原则，使模型在多源扰动和动态运行条件下仍能保持准确响应。

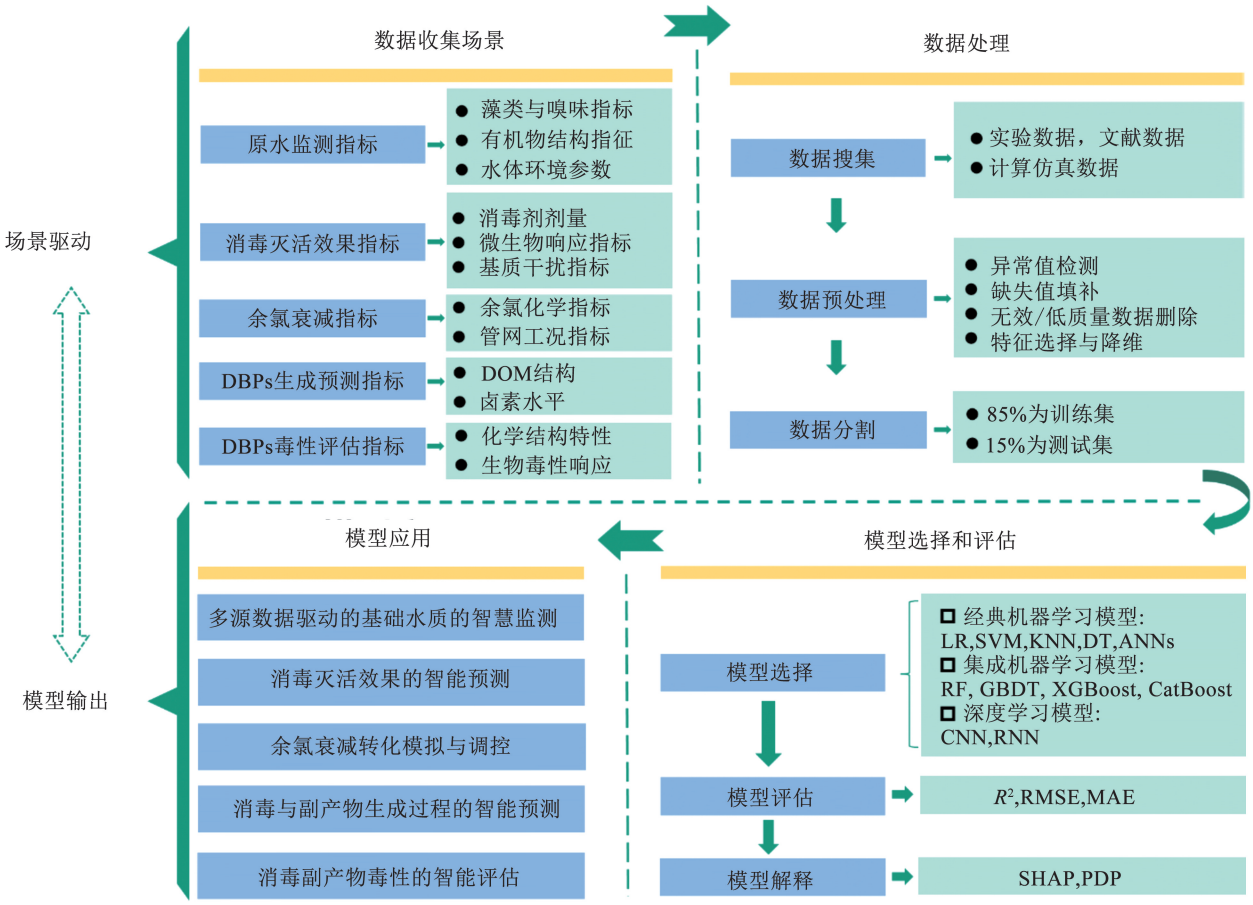


图 1 AI 技术应用的工作流程

Fig. 1 Workflow of AI technology application

2 人工智能驱动的饮用水消毒工艺优化与风险评估

饮用水消毒在降低水体微生物风险、保障供水水质安全和提升水环境健康水平方面具有重要意义。由于原水水质、消毒剂种类与投加量、DBPs 前体物浓度以及工艺组合方式等存在差异，需及时识别水质与运行数据的异常变化并进行参数调节。AI 等数据驱动方法的引入，有望实现对多源数据驱动的基础水质智慧监测、对微生物灭活效果及余氯衰减转化过程的预测与调控，以及对 DBPs 生成过程及其毒性的预测评估(图 2)。

2.1 多源数据驱动的基础水质智慧监测

从饮用水安全的全链条来看，水厂消毒及管网维持效果与基础水质条件相关因素高度耦合。水中有机物输入、藻类污染与溴碘等前体物质会增加消毒剂消耗、影响微生物灭活，同时影响 DBPs 生成以及输配过程中的余氯维持等。以原水中藻类为例，其暴发过程中所产生的代谢产物会显著提高 DBPs 前体物的浓度，从而进一步加剧消毒与配水阶段的化学风险[11]。藻类生长受光照、温度、营养盐与水动力等多因素耦合驱动，传统监测与经验模型难以精准预测其演化规律。AI 技术的引入为藻类污染物在原水端的识别与风险预警提供了新的途径。通过融合水质参数、遥感影像及在线监测数据可实现藻类浓度、藻华暴发及嗅味物质生成的实时预测[12]。Yu 等[13]基于美国加州与中国石碶湾海区多年监测数据，以卫星和高光谱遥感实现流域及水库尺度的快速覆盖与暴发预警，并在地面端引入多参数在线监测与三维荧光采集，构建藻华预测的 ANN、SVM 模型，可提前 1 ~ 2 周预判藻类浓度变化。Mozo 等[14]利用西班牙富营养化水库多参数浮标的 pH、温度、电导率等基础水质数据，构建了基于 RF 模型的叶绿素 a 软测量模型，通过低成本传感器和机器学习实现对藻华风险(10 μg/L 预警阈值)的实时判识。该模型在藻华高发季节仍能稳定预测 Chl-a 波动并提前识别异常上升，为湖库原水端的智能监测与预警提供了可部署的工程化方案。

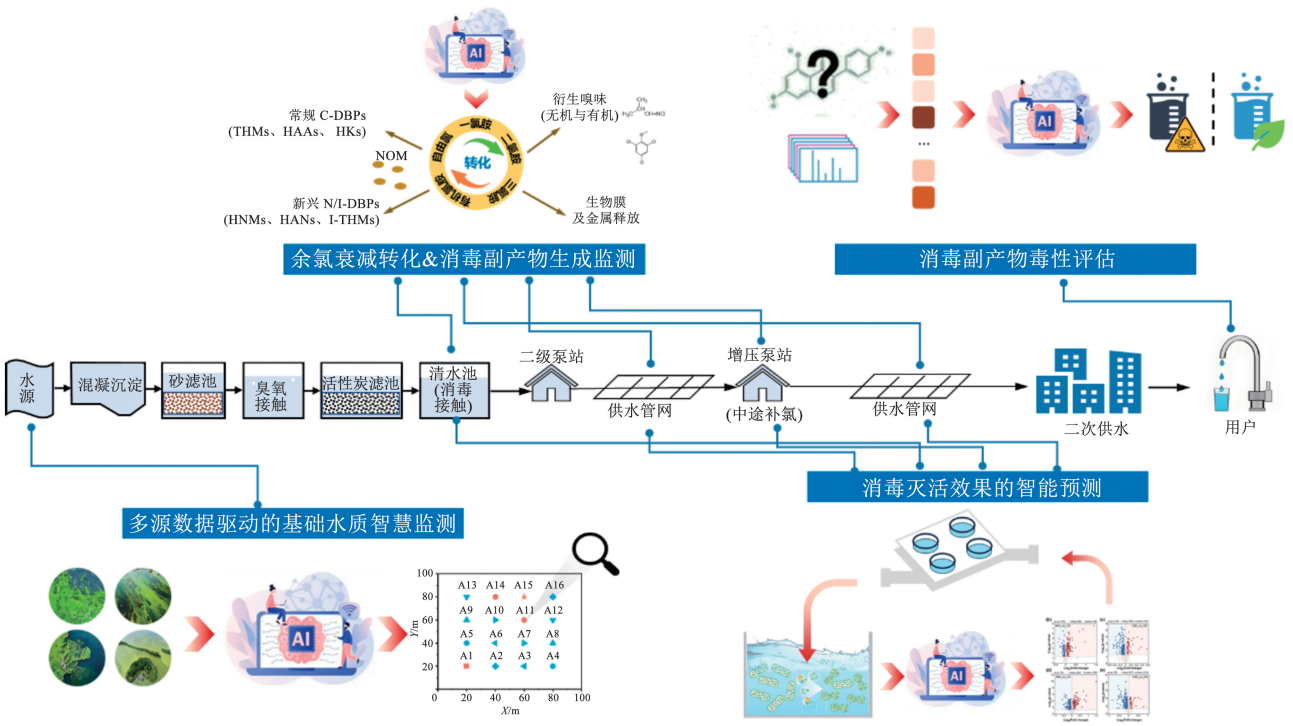


图 2　人工智能在饮用水消毒系统中的应用

Fig. 2　Application of AI in drinking water disinfection system

AI 已逐步拓展至常规水质与微生物学指标的联合预测。多源数据驱动模型通过融合在线传感器信号、营养盐监测、流域水文气象数据以及历史运行工况，可对有机物指标及相关 DBPs 前体物质进行短期预测，进而为余氯衰减提供前瞻性估算[15]。在微生物风险方面，已有研究利用在线或实验室监测的总大肠菌群、浑浊度及水文气象参数，构建面向原水或再生水系统的细菌指标预测模型和数据驱动微生物水质评价框架，实现对微生物超标事件的提前预警[16]。

AI 驱动的基础水质智慧监测为常规水质指标与微生物污染的综合预测提供了支撑，从而为后续优化消毒剂投加、保障病原体灭活以及控制 DBPs，提供了更加前瞻和精细的边界条件与决策支持。

2.2　微生物灭活效果的智能预测

在消毒环节中，核心目标是既确保微生物有效灭活，又尽量降低由加药带来的新增化学风险。目前，进水水质常常呈现波动与不确定性，传统处理方式采用固定剂量投加策略，既可能在有机物与微生物高负荷时出现灭活不足，也可能在低负荷时引发消毒剂过量，从而增加化学风险[17]。多数水厂仍主要依靠现场试验反复调整工艺参数的现状，有望通过 AI 技术实现对消毒方式与加药决策的动态智能调控[18]。以消毒动力学与 *CT* 值（余氯质量浓度与接触时间的乘积）为约束，融合在线可采集的关键因子（如进出水微生物负荷、温度、pH、浊度、氨氮与卤素离子、瞬时流量、在线余氯等），评估不同消毒方式与消毒剂剂量对微生物灭活的响应曲线，预测出满足既定灭活等级的最小有效加药方案，再结合实时 *CT* 值与出水余氯的在线反馈进行闭环校正与滚动更新，从而形成从预测到优化的加药控制链。进一步地，AI 模型训练可通过生物与化学风险作为约束条件、设置奖励函数、惩罚函数，实现生物风险与化学风险的平衡，同时实现对工况突变的快速跟踪响应，在保证微生物灭活效果的同时，将新增化学风险降至最低。在典型加氯消毒中，AI 已经能够以微生物灭活为目标，将预测结果与消毒剂剂量优化耦合形成可执行的加药决策。如 Li 等[19]通过实验确立 *CT* 值并将其作为消毒评价指标，在出水 *CT* 值控制在 0.20 mg·min/L 时，粪大肠菌群浓度可低于 1.0×10^3 MPN/L，随后构建以 COD、氨氮、流量与历史消毒剂投加量为输入的模型预测所需加氯量，实现测试集 $R^2=0.948$，并通过 *CT* 在线反馈实施闭环校正。在全规模水厂连续两个月运行中，满足大肠杆菌群达标的同时显著降低药耗。因此，在给水处理加氯消毒中也将有望实现通过 AI 技术预测消毒效果并指导加氯决策。

2.3　余氯衰减转化模拟与调控

余氯质量浓度是反映水质稳定性和微生物再生风险的关键指标。首先，余氯衰减的监测与预测构成供水系统微生物安全与工艺调控的核心支撑要素，直接关系到末梢微生物浓度变化[20]。当水中的

余氯质量浓度过低时,难以有效抑制管网中的微生物再生。反之,过量投加氯则可能诱导生成 DBPs。此外,对余氯衰减过程进行监测与预测,可为水厂加氯、管网中途补氯及监测点位优化提供量化依据。AI 在实际供水系统持续消毒过程的优化控制中展现出巨大潜力,可实现对余氯衰减的动态预测监控,从而为安全高效的水质管理提供决策支持[4]。结合供水管网地理信息系统,ML 模型基于历史数据预测管网不同节点的余氯衰减规律,从而实现空间与时间维度上的精准控制。与传统经验模型相比,AI 在处理大规模、多维度的水质时序数据方面具有明显优势,能够提取关键特征,在氯质量浓度预测中表现出更高的准确性与泛化能力[21]。在规模相对较小的室内给水管道中,Saetta 等[22]基于温度、pH、电导率、溶解氧、氧化还原电位等多项数据进行挖掘,采用梯度提升树(GBM)对余氯质量浓度进行建模与短期预测,并识别出氧化还原电位、温度等为余氯衰减过程的关键特征。Jafari 等[23]以实际城市配水系统为对象,将在线水质传感数据与水力模拟结果耦合,构建了集成 RF 等机理模型的余氯衰减预测框架,实现了管网中余氯时空分布的高精度预测。该模型在复杂工况和扰动条件下仍能有效支撑加氯点位与投加量优化,为实际工程中余氯衰减转化模拟与动态调控提供了可行路径。

2.4 消毒副产物生成过程的智能预测

在饮用水消毒过程中,消毒剂的投加是最为关键的环节。AI 模型在评估、监测和预测饮用水 DBPs 生成方面相比传统方法具有更高的准确性、效率和成本节约效益。ML 还有助于深入解析 DBPs 的生成机制,识别关键前体物及影响 DBPs 生成的主要因素,进而实现对 DBPs 的有效控制。

首先,AI 模型可基于水质参数预测不同工况下的 DBPs 生成,以辅助确定最佳消毒剂剂量,减少 DBPs 形成。常见输入包括消毒接触时间、pH、温度、余氯质量浓度、溴/碘离子等[24]。表 1 列举了不同 ML 模型在 DBPs 生成预测中的应用与性能表现,可为后续模型的选择与优化提供参考。与只适用于单一水质背景的传统经验模型不同,近期研究已在多水质工况条件下验证了模型的稳定性与跨场景适用性。如 Yu 等[25]在一个实际配水系统中利用集成学习模型预测 9 种卤代乙酸(HAAs),模型在全年不同季节与水力工况下均保持较高精度(R^2 > 0.85),并揭示夏季高温与高溴背景下 HAA 组成变化规律,体现了 AI 模型对季节性与卤素离子波动的适应能力。此外,Droz 等[9]利用不同水源(湖水、河水、森林/农业集水区)溶解性有机物(DOM)组成差异与离子指标构建 DBPs 预测模型,在存在显著差异的水质条件下仍保持 $R^2 \approx 0.86$ 的性能,说明在明确引入 DOM、卤素离子等关键特征后,模型可在复杂水质背景中保持较好泛化能力。这些跨工况案例表明,AI 预测不仅适用于单一水厂的稳态运行,还可用于应对季节波动、来源差异及卤素离子变化带来的 DBPs 风险。

表 1 不同机器学习模型在 DBPs 生成预测中的应用与性能表现

Tab. 1 Application and performance of different machine learning models in DBP generation prediction

DBPs	模型	数据数量	输入变量	模型性能(最优选择)	参考文献
THM HAA HAN	ANN, LSSVM, SVR, ELM, KELM, MLR	168 201 183	UV_{254}, DOC, Br^-, pH, DON/DOC, 消毒剂剂量	LS-SVM(R^2_{train}/R^2_{test}:0.92/0.80) LS-SVM(R^2_{train}/R^2_{test}:0.91/0.72) KELM(R^2_{train}/R^2_{test}:0.89/0.70)	[28]
DCAN, TCP	ANN	288	温度, 浊度, pH, DOC, UV_{254}	R^2 >0.75	[29]
HNM	ANN	162	消毒剂剂量, pH, Br^-, HCO_3^-, 温度, UV_{254}, NO_3^--N	R^2 =0.90	[30]
THM	XGBoost, GBDT, LSBoost, LightGBM, RF	320	COD_{Mn}、pH、浊度、消毒剂剂量、UV_{254}	XGBoost(R^2 =0.95)	[31]
I-THM	CatBoost, RF, XGBoost, LightGBM, GBRT	1 534	I^-/DOC、消毒剂剂量/DOC、UV_{254}、Br^-、pH、温度、时间	CatBoost ($R^2 \approx 0.85$)	[32]

注:THM(三卤甲烷),HAA(卤乙酸),HAN(含氮卤乙腈),DCAN(二氯乙腈),TCP(三氯丙酮),HNM(卤代硝基甲烷),I-THM(碘代三卤甲烷),ANN(人工神经网络),LSSVM(最小二乘支持向量机),SVR(支持向量回归),ELM(极限学习机),KELM(核极限学习机),MLR(多元线性回归),XGBoost(极端梯度提升算法),GBDT(梯度提升决策树),LSBoost(最小二乘提升算法),LightGBM(轻量级梯度提升机),RF(随机森林),CatBoost(类别特征提升算法),GBRT(梯度提升回归树)。

其次，AI 模型能够对氯消毒后水中各类 DBPs 浓度进行高精度估算，适用于区域尺度或跨城市的风险对比。相比传统的取样检测与经验公式，AI 可利用大量历史监测与运行数据，实现对总量及各类 DBPs 浓度的动态预测与风险分级。Xie 等[26]基于全国 30 余个城市自来水样本，构建 ML 模型预测卤代环戊二烯浓度，模型结果与实测浓度高度吻合，能够反映出因水源类型（地下水/地表水）、消毒方式（氯/氯胺）、有机物性质及区域卤素离子差异造成的 DBPs 水平变化，可准确评估氯消毒后痕量 DBPs 的浓度水平及区域差异。

此外，AI 模型配合可解释性方法挖掘复杂反应数据中的潜在规律，为揭示 DBPs 生成机制提供重要支撑。在饮用水消毒过程中，DBPs 的生成主要由水中有机物与消毒剂发生反应，深入理解其形成机制是制定有效控制策略的关键。Luo 等[27]通过 ML 方法揭示了在含 I^-/IO_3^- 水体中，DOM 作为前体和电子穿梭体促进碘代消毒副产物（I-DBPs）生成的过程，为 I-DBPs 的生成过程提供了机制解释。总体而言，随着高通量 DOM 光谱、卤素离子监测与在线消毒数据的不断积累，AI 模型正从预测工具逐步拓展为由机制解析到工艺优化再到风险评估一体化的技术平台。

2.5　消毒副产物毒性的智能评估

在饮用水消毒过程中，会生成种类繁多的 DBPs，其中，绝大部分的物质在实际暴露情境下引发不良健康效应的毒性特征与作用机制尚不明确。截至 2022 年底，只有约 100 种 DBPs 进行了水生毒性测试[33]。

在此背景下，AI 和计算毒理学方法成为快速识别与筛选潜在高风险污染物的有效工具。计算毒理学通过融合分子生物学、化学信息学和计算科学的多学科方法，能够建立化学结构与生物活性之间的定量关系，对未知物质进行毒性推断[34]。其中，定量构效关系（QSAR）是应用最广的模型之一，该方法通过计算分子结构参数并建立与生物效应间的数学关联，实现对未测试化合物毒性的快速预测[35]。如 Qiu 等[36]利用细胞实验发现氟酮类物质的细胞毒性显著高于多数受管控 DBPs，并基于实验结果构建了针对氟酮类化合物的 QSAR 预测模型，用于评估尚无标准限值的结构类似物毒性。

尽管 AI 技术显著提升了毒性预测的效率，其模型性能仍高度依赖于高质量、标准化的毒性数据库。目前，一些数据集之间存在异质性强、噪声高、标注不一致等问题，限制了模型的泛化能力。AI 模型的预测结果需经实验毒理学验证，形成从预测到验证再到修正的闭环。因此，现阶段 AI 毒性预测更适用于对 DBPs 的初步筛查与风险排序，而非替代实测评估。随着数据质量提升与算法进步，AI 有望在饮用水 DBPs 的毒性判别中实现更高的准确性与可解释性，从而为饮用水健康风险评估提供强有力的技术支撑。

3　未来展望

随着 AI 技术的迅速发展，其在饮用水消毒中的应用正逐渐从理论探索走向实际部署。AI 模型在复杂反应体系的建模、预测与优化方面展现出独特优势。围绕典型水质参数，AI 通过融合在线监测、遥感及多源运行数据，实现基础水质藻类与嗅味污染的智慧监测。在消毒过程中，实现对消毒效果、后续余氯衰减预测，DBPs 生成水平与路径智能预测及毒理学指标的快速评估，为供水系统的安全与高效运行提供了数据驱动的新范式。

在基础理论层面，未来 AI 赋能饮用水消毒的研究与应用需解决数据感知与共享、模型鲁棒性与泛化性能、工程部署闭环调控等方面的瓶颈。依靠传感器与 AI 技术的进步，实现多源数据集成与共享，促进模型的开放性与可再现性，并突破单一模型的局限，发展能够适应复杂水质、多工况条件的智能复合模型。

在技术与产品研发层面，形成可部署、可复制的智能化消毒装备与传感体系。依托传感器技术等相关监测技术的进步，开发适用于水厂与管网现场环境的在线光谱仪、原位微生物监测设备及余氯传感器等，实现高频数据的实时采集与处理。

在智慧水务治理层面，构建跨尺度、全链条的智能消毒决策体系。在水厂侧，将新型加氯策略与 AI 决策协同耦合，确保余氯达标的前提下实现消毒强度、DBPs 风险削减以及药耗控制的多目标优化与自适应调参；在管网侧，实现最优布点，对区域消毒剂维持水平进行反演，从而获取更全面、可辅助决策的管网消毒状态认知与调控方向。最终，以构建贯穿

原水水质、净水工艺过程、管网持续消毒的智慧决策体系为目标,从被动监测走向主动、智能控制,以人工智能的深入应用推动供水系统由经验决策向智能决策演进,成为构建安全、韧性与可持续城市供水体系的重要支撑力量。

参考文献

[1] MUELLER W, ZAMRSKY D, ESSINK G O, et al. Saltwater intrusion and human health risks for coastal populations under 2050 climate scenarios[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 15881. DOI: 10.1038/s41598-024-66956-4

[2] YANG Yang, KOMAKI Y, KIMURA S, et al. Toxic impact of bromide and iodide on drinking water disinfected with chlorine or chloramines[J]. Environmental Science & Technology, 2014, 48(20): 12362. DOI: 10.1021/es503621e

[3] LI R, MCDONALD J, SATHASIVAN A, et al. Disinfectant residual stability leading to disinfectant decay and by-product formation in drinking water distribution systems: a systematic review[J]. Water Research, 2019, 153: 335. DOI: 10.1016/j.watres.2019.01.020

[4] DING Yizhe, SUN Qiya, LIN Yuqian, et al. Application of artificial intelligence in (waste) water disinfection: emphasizing the regulation of disinfection by-products formation and residues prediction[J]. Water Research, 2024, 253: 121267. DOI: 10.1016/j.watres.2024.121267

[5] 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
HUANGFU Xiaoliu, WANG Jingrui, LONG Xinlong, et al. Application of machine learning in water treatment system[J]. Water & Wastewater Engineering, 2022, 48(11): 153. DOI: 10.13789/j.cnki.wwe1964.2022.08.18.0003

[6] ZHOU Xiao, TANG Zhenheng, XU Weirong, et al. Deep learning identifies accurate burst locations in water distribution networks[J]. Water Research, 2019, 166: 115058. DOI: 10.1016/j.watres.2019.115058

[7] DAS A. Water pollution and water quality assessment and application of criterion impact loss (CILOS), geographical information system (GIS), artificial neural network (ANN) and decision-learning technique in river water quality management: an experiment on the Mahanadi catchment, Odisha, India[J]. Desalination and Water Treatment, 2025, 321: 100969. DOI: 10.1016/j.dwt.2024.100969

[8] KOHLER H. Lp-and risk consistency of localized SVMs[J]. Neurocomputing, 2024, 598: 128060. DOI: 10.1016/j.neucom.2024.128060

[9] DROZ B, FERNANDEZ-PASCUAL E, ODWYER J, et al. Predicting regulated and emerging disinfection byproducts in small drinking water catchments using machine learning[J]. Environment International, 2025, 206: 109923. DOI: 10.1016/j.envint.2025.109923

[10] ANAND V, OINAM B, WIEPRECHT S. Machine learning approach for water quality predictions based on multispectral satellite imageries[J]. Ecological Informatics, 2024, 84: 102868. DOI: 10.1016/j.ecoinf.2024.102868

[11] LIN Qiufeng, DONG Feilong, LI Cong, et al. Disinfection byproduct formation from algal organic matters after ozonation or ozone combined with activated carbon treatment with subsequent chlorination[J]. Journal of Environmental Sciences, 2021, 104: 233. DOI: 10.1016/j.jes.2020.12.009

[12] LIN Shuqi, PIERSON D, MESMAN J. Prediction of algal blooms via data-driven machine learning models: an evaluation using data from a well-monitored mesotrophic lake[J]. Geoscientific Model Development, 2023, 16(1): 35. DOI: 10.5194/gmd-16-35-2023

[13] YU Peixuan, GAO Rui, ZHANG Dezhen, et al. Predicting coastal algal blooms with environmental factors by machine learning methods[J]. Ecological Indicators, 2021, 123: 107334. DOI: 10.1016/j.ecolind.2020.107334

[14] MOZO A, MORON-LOPEZ J, VAKARUK S, et al. Chlorophyll soft-sensor based on machine learning models for algal bloom predictions[J]. Scientific Reports, 2022, 12(1): 13529. DOI: 10.1038/s41598-022-17299-5

[15] NGUYEN X, BUI V, CHO K, et al. Practical application of machine learning for organic matter and harmful algal blooms in freshwater systems: a review[J]. Critical Reviews in Environmental Science and Technology, 2024, 54(12): 953. DOI: 10.1080/10643389.2023.2285691

[16] REYNAERT E, STEINER P, YU Qixing, et al. Predicting microbial water quality in on-site water reuse systems with online sensors[J]. Water Research, 2023, 240: 120075. DOI: 10.1016/j.watres.2023.120075

[17] CAO Kefan, CHEN Zhuo, SUN Yige, et al. Modeling and optimization of synergistic ozone-ultraviolet-chlorine process for reclaimed water disinfection: from laboratory tests to software simulation[J]. Water Research, 2023, 243: 120373. DOI: 10.1016/j.watres.2023.120373

[18] LI Zhaopeng, MA Wencheng, ZHONG Dan, et al. Applications of machine learning in drinking water quality management: a critical review on water distribution system[J]. Journal of Cleaner Production, 2024, 481: 144171. DOI: 10.1016/j.jclepro.2024.144171

[19] LI Qi, CUI Xin, GAO Xu, et al. Intelligent dosing of sodium hypochlorite in municipal wastewater treatment plants: experimental and modeling studies[J]. Journal of Water Process Engineering, 2024, 64: 105662. DOI: 10.1016/j.jwpe.2024.105662

[20] ONYUTHA C. Multiple statistical model ensemble predictions of residual chlorine in drinking water: applications of various deep learning and machine learning algorithms[J]. Journal of Environmental and Public Health, 2022, 2022(1): 7104752. DOI: 10.1155/2022/7104752

[21] JAFARI I, LUO Rongmo, LIM F, et al. Machine-learning-assisted prediction and optimized kinetic modelling of residual chlorine decay for enhanced water quality management[J]. Chemosphere, 2023, 341: 140011. DOI: 10.1016/j.chemosphere.2023.140011

[22] SAETTA D, RICHARD R, LEYVA C, et al. Data-mining methods predict chlorine residuals in premise plumbing using low-cost

sensors[J]. AWWA Water Science, 2021, 3(1): e1214. DOI: 10.1002/aws2.1214

[23] JAFARI I, LUO Rongmo, NG E, et al. Robust prediction of residual chlorine decay in a drinking water distribution system integrating water quality sensing and predictive tools[J]. ACS ES & T Water, 2024, 4(12): 5506. DOI: 10.1021/acsestwater.4c00586

[24] PARK J, LEE C, CHO K, et al. Modeling trihalomethanes concentrations in water treatment plants using machine learning techniques[J]. Desalination and Water Treatment, 2018, 111: 125. DOI: 10.5004/dwt.2018.22353

[25] YU Ying, HOSSAIN M, SIKDER R, et al. Exploring the potential of machine learning to understand the occurrence and health risks of haloacetic acids in a drinking water distribution system[J]. Science of the Total Environment, 2024, 951: 175573. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2024.175573

[26] XIE Yongchang, LIU Quanzhen, LIU Tianhao, et al. Predicting the occurrence of the emerging disinfection byproducts halocyclopentadienes and analyzing their driving factors in nationwide tap water using machine learning[J]. Water Research, 2026, 288: 124624. DOI: 10.1016/j.watres.2025.124624

[27] LUO Zhenning, HE Huan, ZHANG Tianyang, et al. Enhanced iodinated disinfection byproducts formation in iodide/iodate-containing water undergoing UV-chloramine sequential disinfection: machine learning-aided identification of reaction mechanisms[J]. Water Research, 2025, 272: 122975. DOI: 10.1016/j.watres.2024.122975

[28] ERSAN G, GOZ E, KARANFIL T. Performance analysis of machine learning algorithms for the prediction of disinfection byproducts formation during chlorination: effect of background water characteristics[J]. Journal of Environmental Management, 2025, 389: 126144. DOI: 10.1016/j.jenvman.2025.126144

[29] MIAN H, HU Guangji, HEWAGE K, et al. Predicting unregulated disinfection by-products in water distribution networks using generalized regression neural networks[J]. Urban Water Journal, 2021, 18(9): 711. DOI: 10.1080/1573062X.2021.1925707

[30] XU Bohui, CHEN Xiaoliang, ZHANG Changbo, et al. Regression model and artificial neural network model to predict halonitromethane formation from amino acids during UV/monochloramine disinfection in bromide-containing real water[J]. Environmental Pollution, 2025, 385: 127117. DOI: 10.1016/j.envpol.2025.127117

[31] TAO Yang, FAN Gongduan, LIU Feinan, et al. Precision prediction of trihalomethanes in drinking water and three-stage regulation mechanism: a study based on XGBoost-SHAP framework[J]. Journal of Environmental Chemical Engineering, 2025, 13(6): 119316. DOI: 10.1016/j.jece.2025.119316

[32] HOSSAIN M, SIKDER R, HUA Guanghui, et al. From model development to mitigation: machine learning for predicting and minimizing iodinated trihalomethanes in water treatment[J]. Environmental Science & Technology, 2025, 59(23): 11638. DOI: 10.1021/acs.est.5c05409

[33] PEI Yizhi, LUO Kongyan, ZENG Jie, et al. Review of the zebrafish (Danio rerio) model in disinfection by-products (DBPs) toxicity research: opportunities and challenges[J]. Journal of Hazardous Materials, 2025, 495: 138976. DOI: 10.1016/j.jhazmat.2025.138976

[34] IDAKWO G, LUTTRELL J, CHEN M, et al. A review on machine learning methods for in silico toxicity prediction[J]. Environmental Carcinogenesis and Ecotoxicology Reviews, 2018, 36(4): 169. DOI: 10.1080/10590501.2018.1537118

[35] SIKDER R, ZHANG Huichun, GAO Peng, et al. Machine learning framework for predicting cytotoxicity and identifying toxicity drivers of disinfection byproducts[J]. Journal of Hazardous Materials, 2024, 469: 133989. DOI: 10.1016/j.jhazmat.2024.133989

[36] QIU Tian, SHI Wengshan, CHEN Jingsi, et al. Haloketones: a class of unregulated priority DBPs with high contribution to drinking water cytotoxicity[J]. Water Research, 2024, 259: 121866. DOI: 10.1016/j.watres.2024.121866

（编辑　刘　彤）