

人工智能技术对长江流域水污染治理的思考

姚继平, 郝芳华, 王国强*, 程红光, 薛宝林, 鱼京善

北京师范大学水科学研究院, 城市水循环与海绵城市技术北京市重点实验室, 北京 100875

摘要: 随着经济的快速发展和城市化进程的不断加速, 促使水污染严重的长江流域需从污染物去除过程的建模与优化、污水处理过程的优化控制、水污染监测系统的构建开展水污染治理研究. 传统的水污染处理技术存在污染物去除效率预测精度较低、污水优化控制成本较高、水污染监测滞后效应严重的问题. 人工智能技术能够有效克服上述问题, 因此通过梳理国内外学者利用人工智能技术在污水污染物去除过程的建模与优化、污水处理过程的优化控制及水污染监测系统的构建等方面的研究成果, 为全面加强长江流域水污染治理能力提供科学可靠的技术指导. 结果表明: ①利用人工神经网络技术(径向基神经网络、多层前馈神经网络-人工神经网络、多层感知器神经网络)对污水污染物去除过程进行建模与优化, 为精确预测长江流域重金属(Cr、Cu)、营养盐(TN、TP)、持久性有机污染物(PBDEs(多溴二苯醚)、HCH(六氯环己烷))的去除率提供重要参考价值. ②采用污水处理的自动控制技术与人工智能技术(递归神经网络、支持向量机、模糊神经网络等)构建污水智能控制系统, 为长江流域实现高效节能的污水优化控制提供重要的技术指导. ③利用在线监测仪器和人工智能技术(小波神经网络、多元线性回归-人工神经网络、叠层去噪自动编码器等)建立水污染智能监测系统, 为解决长江流域水污染监测响应滞后问题提供有力的技术支持. 因此, 人工智能技术对长江流域提高污水污染物去除率, 降低污水优化控制成本, 提升水污染监测时效性具有重要的推广价值.

关键词: 长江流域; 人工智能技术; 水污染治理; 污染物去除率; 优化控制; 水污染监测系统

中图分类号: X52

文章编号: 1001-6929(2020)05-1268-08

文献标志码: A

DOI: 10.13198/j.issn.1001-6929.2020.03.41

Artificial Intelligence Technology for Water Pollution Control in the Yangtze River Basin

YAO Jiping, HAO Fanghua, WANG Guoqiang*, CHEN Hongguang, XUE Baolin, YU Jingshan

Beijing Key Laboratory of Urban Hydrological Cycle and Sponge City Technology, College of Water Sciences, Beijing Normal University, Beijing 100875, China

Abstract: With the rapid development of economy and the acceleration of urbanization, research on water pollution control needs to be carried out in the heavily polluted Yangtze River Basin, including the modeling and optimization of pollutant removal processes, the optimization control of sewage treatment processes, and the construction of water pollution monitoring system. The traditional water pollution treatment technology has the problems of low prediction accuracy of pollutant removal efficiency, high cost of sewage optimization control and serious lag effect of water pollution monitoring. Artificial intelligence technology can effectively overcome the above problems. By combing the existing research results of wastewater pollutant removal modeling and optimization, wastewater treatment process optimization control and water pollution monitoring system construction using artificial intelligence technology, we can provide scientific and reliable technical guidance for comprehensively strengthening the capacity of water pollution control in the Yangtze River Basin. The results show that: (1) Using artificial neural network technology (radial basis function neural network, multilayer feedforward neural network, multilayer perceptron neural network, etc.) to model and optimize the process of wastewater pollutant removal, which provides an important reference value for accurately predicting the removal efficiency of heavy metals (Cr, Cu), nutrients (TN, TP) and persistent organic pollutants (PBDEs, HCH) in the Yangtze River Basin. (2) Using automatic sewage treatment control technology and artificial intelligence technology (recurrent neural network, support vector machine, fuzzy neural network, etc.) to establish a sewage intelligent control system, which provides important technical guidance for achieving efficient and energy-saving sewage control in the Yangtze River Basin. (3) Using on-line monitoring instruments and artificial intelligence technology (wavelet neural network, multiple

收稿日期: 2020-02-05

修订日期: 2020-03-20

作者简介: 姚继平(1991-),男,山西朔州人,1032817093@qq.com.

* 责任作者, 王国强(1978-),男,山东潍坊人,教授,博士,博导,主要从事水文学与水资源、环境科学研究, wanggq@bnu.edu.cn

基金项目: 国家水体污染控制与治理科技重大专项(No.2017ZX07302004)

Supported by National Major Science and Technology Projects for Water Pollution Control and Treatment, China (No.2017ZX07302004)

linear regression artificial neural network, automatic coder of laminated noise removal, etc.) to establish a water pollution intelligent monitoring system, which provides strong technical support for solving the problem of lagging response of water pollution monitoring in the Yangtze River Basin. Consequently, artificial intelligence technology has important promotion value to improve the efficiency of sewage pollutant removal, reduce the cost of sewage optimal control, and improve the timeliness of water pollution monitoring in the Yangtze River Basin.

Keywords: Yangtze River Basin; artificial intelligence technology; water pollution control; pollutant removal efficiency; optimize control; water pollution monitoring system

长江流域在我国社会经济发展和生态环境保护过程中占据非常重要的地位,水资源更是该流域健康可持续发展的命脉所在^[1-4]。近年来,随着工业化和城镇化进程的加快,长江流域工业废水、城镇生活污水排放加剧,农业面源污染日益严重^[5-7]。习近平总书记在党的十九大报告中指出,长江流域需要贯彻“共抓大保护”的发展理念^[8-9]。2016年9月颁发的《长江经济带发展规划纲要》指出,长江流域是我国未来经济发展的重要地区,该流域水污染将面临更加严峻的形势^[10]。因此,亟需明晰长江流域水污染问题,遴选高效合理的水污染治理技术,这是有效解决长江流域水污染问题的关键。

原环境保护部、国家发展和改革委员会、水利部联合颁发的《重点流域水污染防治规划(2016—2020年)》指出,长江流域工业废水污染物主要为重金属(Cr、Cu),城镇生活污水污染物主要为营养盐(TN、TP、COD_{Cr}),农业面源污染主要为持久性有机污染物[PBDEs(多溴二苯醚)、HCH(六氯环己烷)]^[11-13]。张雪等^[14]通过评估长江流域水体重金属污染风险,证实了重化工业高度密集的长江下游干流地区受Cr、Cu污染较严重。秦延文等^[15]研究表明,人口相对密集的长江上游地区主要存在TN、TP、COD_{Cr}浓度超标问题。刘明丽^[16]发现,农业面源污染严重的长江中下游地区受PBDEs、HCH等持久性有机污染物污染较严重。因此,通过对污水污染物去除过程建模与优化,实现污染物高效去除,这是改善长江流域水污染状况的关键。然而,随着经济的飞速发展和城市化进程的加速,促使水污染严重的长江流域需从污水污染物去除过程的建模与优化、污水处理的优化控制、水污染监测系统的构建等方面全面开展水污染治理研究^[17-18]。

由于人口数量、经济发展水平、季节变化等影响水污染的因素具有非线性、时变性、多元性和多目标性特征^[19],导致水污染治理存在不确定性和复杂性问题。利用多元线性回归(MLR)、响应面方法(RSM)、主成分分析(PCA)、K-均值聚类等方法开展的水污染治理研究缺乏对水污染治理的不确定性和

复杂性问题的解决能力^[20]。20世纪90年代兴起的人工智能技术,主要包括人工神经网络(ANN)、支持向量机(SVM)、遗传算法(GA)、粒子群(PSO)等^[21],这些方法在保证高精度的同时无需针对水污染评估的输入输出关系建立复杂的数学公式,具有处理不确定性、交互性和动态复杂性问题的较强能力。如与传统的MLR相比,利用人工智能技术评估的河流生态系统溶氧值更接近实际实验值^[22]。在流域污水污染物去除过程的模拟研究中,基于多层感知器神经网络(MLPNN)、径向基神经网络(RBFNN)等方法的模拟效果比传统的RSM、PCA等方法更佳,能够实现污染物去除效率的高精度预测,为污染物的高效去除提供更加可靠的技术方法^[23-24]。利用SVM和污水优化自动控制技术构建的污水智能控制系统能够实现水污染高效治理的同时降低耗能的效果^[25]。采用叠层去噪自动编码器(PSO-SDAE)与在线监测仪器构建的水污染监测系统能够有效克服水污染响应滞后问题^[26]。因此,该研究通过梳理国内外学者利用人工智能技术在流域污水污染物去除过程的建模与优化、流域污水处理过程的优化控制、流域水污染监测系统的构建等方面取得的研究成果,为全面提升长江流域水污染问题解决能力提供科学可靠的技术指导。

1 流域污水污染物去除过程的建模与优化

流域污水污染物去除过程是指采取物理、化学或生物处理方法将污水中所含的污染物分离出来,从而使污水得到净化的过程^[16]。人工智能技术ANN及其衍生出来的MLPNN、RBFNN、多层前馈网络-人工神经网络(BP-ANN)、自适应模糊神经网络(ANFIS)通过模拟大脑神经网络结构,利用网络中神经元连接矩阵反映信息输入与输出的非线性关系,能够有效克服污水污染物分离过程的复杂非线性问题,在污染物去除过程的模拟中具有突出的应用效果^[24],因此,将这些技术应用于重金属、营养盐、持久性有机污染物去除过程的建模与优化,为实现高精度预测污染物去除率提供重要的参考价值。如表1所示,YU等^[27]将污水pH、DO浓度、Cr含量和接触时间作为输入变量,利用BP-ANN预测污水中Cr的去除效率,结果表

明, BP-ANN 能够实现对 Cr 去除率的高精度预测 ($R^2=0.988$). Philip 等^[28] 选取有机负荷率、 NH_4^+-N 浓度、pH、 COD_{Cr} 浓度、沼气产量与出水挥发性脂肪酸 6 个重要的厌氧工艺参数作为输入变量, 利用 BP-ANN 预测污水中 COD_{Cr} 去除率, 结果表明, 试验数据与预测数据高度一致, BP-ANN 能够解释 COD_{Cr} 实际去除率的 87% ($R^2=0.87$). Dolatabadi 等^[29] 采用 MLPNN 和 ANFIS 预测污水中 Cu 去除率, 结果表明, MLPNN 和 ANFIS 对 Cu 去除率均有良好地预测效果

(R^2 分别为 0.987 和 0.999). JING 等^[30] 采用 MLPNN 预测持久性有机污染物萘的去除过程, 结果表明, MLPNN 能够高精度地预测污水中萘去除率 [RMSE (均方根误差) = 0.042]. Turan 等^[31] 研究表明, 利用 RBFNN 对污水中 Cu 去除率的预测能力优于 MPNN, 这是由于 RBFNN 具有模块化的网络结构和无监督的学习特性, 其对输入的噪声具有很高容忍度^[32]. 因此, RBFNN 对流域污水重金属去除率的精确预测具有重要的参考价值.

表 1 不同人工神经网络方法在污水污染物去除率预测中的应用

Table 1 Application of different artificial neural network methods in prediction of sewage pollutant removal efficiency

人工智能方法	输入参数	输出参数	数据分区			绩效评估标准		数据来源
			训练数据集/ 个	验证数据集/ 个	测试数据集/ 个	R^2	RMSE	
BP-ANN	Cr 含量、pH、DO 浓度、接触时间	Cr 去除率	—	—	—	0.988	—	文献[27]
	有机负荷率、 NH_4^+-N 浓度、pH、 COD_{Cr} 浓度、沼气产量、出水挥发性脂肪酸	COD_{Cr} 去除率	152	33	3	0.870	—	文献[28]
ANFIS	Cu 含量、pH、接触时间、吸附剂用量	Cu 吸附率	38	6	6	0.999	0.353	文献[29]
MLPNN	Cu 含量、pH、接触时间、吸附剂用量	Cu 吸附率	38	6	6	0.989	1.248	文献[29]
	萘浓度、盐度、通量率	萘去除率	116	38	38	0.943	0.042	文献[30]
RBFNN	pH、吸附剂用量、温度、接触时间	Cu 去除率	50	—	50	0.999	0.012 5	文献[31]

注: RMSE 为均方根误差, 可衡量模拟值与实测值之间的偏差. 下同.

基于上述研究成果的梳理, 针对长江流域重金属 (Cr、Cu) 污染问题, 应将 Cr 含量、Cu 含量、pH、接触时间和吸附剂用量作为 RBFNN 的输入变量, 以 Cr、Cu 的去除率作为输出目标, 为高精度预测长江流域重金属污染物的去除率提供重要参考. 针对长江流域营养盐 (TN、TP) 浓度超标污染问题, 应将有机负荷率、 NH_4^+-N 浓度、pH、 COD_{Cr} 浓度、沼气产量与出水挥发性脂肪酸作为 BP-ANN 的输入变量, 以 TN、TP 的去除率作为输出目标, 为准确预测长江流域营养盐污染物提供科学的技术指导. 针对长江流域持久性有机污染物 (PBDEs、HCH) 污染问题, 应将 PBDEs 浓度、HCH 浓度、水温、通量率作为 MLPNN 的输入变量, 以 PBDEs、HCH 的去除率作为输出目标, 为精确预估长江流域持久性有机污染物的去除率提供重要的技术支撑.

2 流域污水处理的优化控制

相对于污水污染物去除过程的建模与优化, 污水处理过程的优化控制对解决长江流域水污染的多源不确定问题具有更好的效果^[7]. 采用自动控制技术对污水处理过程进行优化控制存在效率低且耗能高的问题^[17], 将具有自学习和自适应能力的人工智能技术与自动控制技术相结合, 能够实现水污染高效治理的同时降低耗能效果. 如表 2 所示, WEN 等^[33] 利用 RBFNN 和 MLPNN 建立实时 DO 智能控制系统, 通过获取系统 DO 最优输入值来保证出水水质的稳定合格. DING 等^[34] 考虑到微生物活性的影响, 选取水力停留时间、曝气总时间以及 NH_4^+-N 、TP、 COD_{Cr} 的去除率作为控制因素, 通过 MLPNN 优化传统序批式生物膜反应器 (SBBR) 的曝气过程, 有效减少了总曝气时间和水力停留时间, 显著提高了 COD_{Cr} 的去除率. Foscoliano 等^[35] 通过对生物反应器中含氮化合物

的有效控制,利用递归神经网络模型(RNN)捕捉污染物的输入输出行为,有效地降低了 NH_4^+-N 、 NO_3^--N 等污染物的排放及能源的消耗. Jaramillo 等^[25]利用 SVM 分类器有效地降低了硝酸盐化合物去除过程中好氧的总时长(减少了 9.54 d).

此外,由于模糊神经网络(FNN)和 ANFIS 具有解决不确定性问题的较强能力,利用他们对流域水污染进行多目标最优控制,也能够实现在保证水污染高效治理的同时降低耗能的效果. 如表 2 所示, QIAO 等^[36]利用 FNN 的控制模块和自适应多目标差分进化算法,提出了一种对第二缺氧槽的硝酸盐含量

(S_{NO_2})和第五缺氧槽的 DO 含量(S_{O_5})进行多目标最优控制策略,使污水处理厂曝气能量减少了 7.6%. HUANG 等^[37]提出了一种在缺氧/好氧环境中,以低耗能消除含氮化合物的 ANFIS 集成控制系统,该系统能使 COD_{Cr} 和 TN 浓度在一周内分别降低了 14% 和 10.5%. HUANG 等^[38]利用 ANFIS 提出了一种用于调节生物膜废水曝气量的控制器,促使污水处理厂的运行成本降低了 33% 左右. Gaya 等^[39]利用 ANFIS 构建了一种对活性污泥中 DO 有效控制的补偿控制器,与常规比例积分控制器相比,该控制器能够实现污水污染物高效去除的同时降低耗能的效果.

表 2 不同人工智方法在污水优化控制中的应用

Table 2 Application of different artificial intelligence methods in wastewater optimal control

人工智能方法	影响因子	控制目标	效果	数据来源
RBFNN 与 MLPNN	温度及 DO、 NH_4^+-N 、 COD_{Cr} 、 NO_2^--N 、 NO_3^--N 的浓度	逆变器输出频率	实现高脱氮效率,能够严密控制供氧	文献[33]
MLPNN	温度及 DO、 NH_4^+-N 、 NO_2^--N 、 NO_3^--N 、TP、TN、 COD_{Cr} 的浓度	水力停留时、曝气总时间以及 NH_4^+-N 、TP、 COD_{Cr} 的去除率	总曝气时间和水力停留时间分别减少了 50% 和 56%	文献[34]
RNN	生物反应器中 DO 浓度设定值和内循环流量	生物反应器和氨水中的硝酸盐浓度	降低了污水中 NH_4^+-N 浓度峰值、硝酸盐浓度及能耗成本	文献[35]
SVM	DO 浓度、pH、好氧阶段控制 pH 与 DO 浓度的操作变量	好氧阶段时长	好氧总时长减少了 9.54 d	文献[25]
FNN	S_{NO_2} 和 S_{O_5} 最佳设定值和实际输出值之间的误差及其误差的变化	污水中 S_{NO_2} 和 S_{O_5}	曝气能量减少了 7.6%	文献[36]
	COD_{Cr} 浓度、TN 浓度、流量、pH、回流混合液比、缺氧区硝酸盐浓度	运行成本及污水中 COD_{Cr} 、TN 浓度	COD_{Cr} 和 TN 浓度在一周内分别降低了 14% 和 10.5%	文献[37]
ANFIS	流量、 COD_{Cr} 浓度、 NH_4^+-N 浓度	鼓风机提供的通风量	污水处理厂的运行成本降低了 33% 左右	文献[38]
	底物、DO 浓度、生物量	上升时间、沉降时间	上升时间和沉降时间分别减少了 45.7% 和 3.5%	文献[39]

基于上述研究成果的梳理,针对长江流域污水污染物去除率低且耗能高的问题,一方面,应将人工智能技术(RBFNN、MLPNN、RNN 和 SVM)与污水处理的自动控制技术相结合,获取改善长江流域水质的智能控制策略;另一方面,应利用 FNN 和 ANFIS 技术对长江流域污水 DO 的好氧阶段进行优化控制,在达到污水排水标准的前提下减少总曝气时间,以期实现节能效果.

3 流域水污染监测系统的构建

随着经济的快速发展和城市化进程的不断加速,促进了长江流域水污染治理的高标准要求^[18],因而需要建立水污染监测系统全面开展水污染治理工作. 传统的污水监测系统具有一定的局限性,其依赖于对

NO_3^--N 、 NH_4^+-N 、 COD_{Cr} 和 BOD_5 等主要污染物浓度的在线和离线分析,然而,通过在线分析得到的污染物值有效性受限于污水检测系统高昂的投资和维护费用,离线分析得到的污染物值与其实际变化又存在着响应滞后问题^[40].

由人工智能技术建立的软测量方法能够快速、精确地评估污染物状况^[32],利用软测量方法和在线监测仪器构建的流域污水监测系统,能够在保证系统低成本运行的同时解决系统响应滞后问题. 如表 3 所示,ZHU 等^[41]提出了一种由 RBFNN 软测量方法和在线监测仪器建立的监测系统,实现了对工业污水处理厂出水污染物 TP 浓度的快速、高精度预测(计算时间为 16.8 s,预测精度为 83%). CONG 等^[42]利用

表 3 不同人工智能方法在水污染监测系统中的应用

Table 3 Application of different artificial intelligence methods in sewage monitoring system

人工智能方法	主要参数	次要参数	样本量/个	绩效评估标准		数据来源
				R^2	RMSE	
RBFNN	TP 浓度	pH、温度以及 DO、COD _{Cr} 、TSS、NH ₄ ⁺ -N、NO ₃ ⁻ -N 的浓度	800	—	0.104	文献[41]
WNN	COD _{Cr} 浓度	流量、好氧反应器中 NH ₄ ⁺ -N 和 DO 的浓度	250	—	—	文献[42]
PSO-SDAE	COD _{Cr} 、TN、NH ₄ ⁺ -N 的浓度	流量、生物膜系统回流比	80	—	5.94(COD _{Cr})、 1.26(TN)、 1.27(NH ₄ ⁺ -N)	文献[26]
MLR-ANN	BOD ₅ 浓度	水温、降水量、pH、流量以及 NH ₄ ⁺ -N、TP、NO ₃ ⁻ -N 的浓度	2 364	0.584	—	文献[43]
RSONN	污泥体积指数	pH 及 COD _{Cr} 、TN、DO 的浓度	220	—	0.143	文献[44]
MLPNN	COD _{Cr} 、TN、TSS 的浓度	流量、温度及 NO ₃ ⁻ -N 和 NH ₄ ⁺ -N 的浓度	1 120	0.90(COD _{Cr})、 0.92(TN)、 0.88(TSS)	—	文献[45]
FNN	BOD ₅ 、COD _{Cr} 、TSS 的浓度	pH、温度	159	0.96(BOD ₅)、 0.95(COD _{Cr})、 0.94(TSS)	1.13(BOD ₅)、 1.67(COD _{Cr})、 0.98(TSS)	文献[46]

注：TSS 为总悬浮固体。

小波神经网络(WNN)开发了厌氧/好氧废水处理过程的在线软测量集成系统,该系统即使在工作条件频繁变化的情况下也能实时高效地预估出水污染物 COD_{Cr} 的浓度. SHI 等^[26]应用 PSO-SDAE 与在线监测仪构建的污水监测系统能够精确地预测出生物膜系统出水 COD_{Cr}、TN 和 NH₄⁺-N 的浓度. ZHU 等^[43]提出了一种结合人工神经网络、折衷规划和多元线性回归的层次混合软测量方法(MLR-ANN),利用 MLR-ANN 与在线监测仪器构建的水污染监测系统实现了对 BOD₅ 高精度的实时预测. HAN 等^[44]利用递归自组织神经网络(RSONN)软测量方法在线预测污泥体积指数值,其对准确判断污水处理过程中污泥膨胀是否发生具有重要参考依据.

利用软测量方法与在线监测仪器建立的水污染监测系统还可以实现多个水质指标的精确测量,如 Fernandez 等^[45]提出了一种将 MLPNN 与 PCA 相结合的在线软测量系统,在 3 种不同的天气(干旱、雨、暴雨)下,实时预测污水中 COD_{Cr}、TSS(总悬浮固体)和 TN 的浓度,预测结果能够解释这些污染物实际值的 87%以上. Nadiri 等^[46]开发了一种基于 FNN 的在线软测量方法,依据污水处理厂污水进水水质指标 pH、温度及 COD_{Cr}、BOD₅ 和 TSS 的浓度,实时预测污水出水中 COD_{Cr}、BOD₅ 和 TSS 的浓度,预测结果能够

解释这些污染物实际值的 93%以上.

基于上述研究成果的梳理,利用人工智能技术(RBFNN、PSO-SDAE、WNN、MLR-ANN)与在线监测仪器建立水污染监测系统,为实时精确地预测长江流域污水污染物(TP、TN、COD_{Cr}、BOD₅)浓度的变化趋势,解决水污染监测滞后问题提供重要参考. 利用 RSONN 与在线监测仪器构建水污染监测系统,为准确判断长江流域污水处理过程中污泥膨胀是否发生提供重要依据. 此外,利用人工智能技术(MLPNN、FNN)与在线监测仪器建立水污染监测系统,为同时高精度地预测长江流域污水中多个污染物(TN、COD_{Cr}、BOD₅、TSS)浓度的变化趋势,降低水污染监测成本提供科学可靠的技术支撑.

4 结论与展望

a) 人工神经网络技术在模拟流域污水污染物去除过程中具有突出的应用效果,为准确预估长江流域污水污染物的去除率提供了科学的技术指导. 将 Cr 含量、Cu 含量、pH、接触时间、吸附剂用量作为 RBFNN 的输入变量,以 Cr、Cu 的去除率为输出目标,这为准确预测长江流域重金属(Cr、Cu)污染物的去除率提供了重要的技术参考. 将有机负荷率、NH₄⁺-N 浓度、pH、COD_{Cr} 浓度、沼气产量和出水挥发性脂肪酸作为 BP-ANN 的输入变量,以 TN、TP 的去除率作为

输出目标,这为长江流域营养盐(TN、TP)污染物去除效率的精确预测提供了重要参考.将PBDEs浓度、HCH浓度、水温、通量率作为MLPNN的输入变量,以PBDEs、HCH的去除率为输出目标,这为精确预估长江流域持久性有机污染物(PBDEs、HCH)的去除效率提供重要的技术支持.

b) 利用人工智能技术与污水自动控制技术建立污水智能控制系统,为实现高效、低耗能的水污染治理提供可靠的技术指导.将MLPNN、RNN、SVM分别与污水处理的自动控制技术相结合,构建的污水智能控制系统为长江流域制定改善水质的智能控制策略具有重要参考价值.此外,利用FNN和ANFIS技术对污水DO的好氧阶段进行优化控制,在达到污水排水标准的前提下减少总曝气时间,这对长江流域实现高效节能的水污染治理具有重要意义.

c) 随着经济的快速发展和城市化进程的不断加速,长江流域需要利用人工智能技术与在线监测仪器建立实时高效的水污染监测系统.利用RBFNN、PSO-SDAE、WNN、MLR-ANN与在线监测仪器建立水污染监测系统,这为实时精确地预测长江流域TP、TN、 COD_{Cr} 、 BOD_5 浓度的变化趋势,解决污水污染物监测的滞后问题提供重要参考.利用RSONN与在线监测仪器构建水污染监测系统,为准确判断长江流域污水处理过程中污泥膨胀是否发生提供重要依据.此外,利用MLPNN、FNN与在线监测仪器建立水污染监测系统,为同时高精度地预测长江流域污水中多个污染物(TN、 COD_{Cr} 、 BOD_5 、TSS)浓度的变化趋势,降低水污染监测成本提供科学可靠的技术支撑.

d) 尽管人工智能技术能够有效地反映输入与输出的非线性关系,但其难以解释输入和输出变量之间的物理机制,因此,如何将人工智能技术与具有物理机制的污染物运移模型有机结合,提高流域水污染问题解决能力,是未来值得进一步研究的重要科学问题.

参考文献(References):

- [1] 夏细禾,戴昌军.切实加强长江流域水资源管理工作的实践与思考[J].长江技术经济,2019,3(4):35-38.
XIA Xihe, DAI Changjun. Practice and thoughts on strengthening water resources management in the Yangtze River Basin [J]. Technology and Economy of Changjiang, 2019, 3(4): 35-38.
- [2] 黄莎,付湘,秦嘉楠,等.基于人类活动与气候变化的长江流域水资源压力评价[J].中国农村水利水电,2019(5):12-16.
HUANG Sha, FU Xiang, QIN Jianan, et al. Assessing water stress based on human activities and climate change in the Yangtze River Basin [J]. China Rural Water and Hydropower, 2019(5): 12-16.
- [3] 王建华.生态大保护背景下长江流域水资源综合管理思考[J].人民长江,2019,50(10):1-6.
WANG Jianhua. Discussion on integrated water resources management in Yangtze River Basin under background of ecological protection [J]. Yangtze River, 2019, 50(10): 1-6.
- [4] 孔令桥,张路,郑华,等.长江流域生态系统格局演变及驱动力[J].生态学报,2018,38(3):741-749.
KONG Lingqiao, ZHANG Lu, ZHENG Hua, et al. Driving forces behind ecosystem spatial changes in the Yangtze River Basin [J]. Acta Ecologica Sinica, 2018, 38(3): 741-749.
- [5] 王树堂,陈坤,田金平,等.长江经济带工业园区水污染防治问题与对策研究[J].环境保护,2019,47(12):45-46.
WANG Shutang, CHEN Kun, TIAN Jinping, et al. Study of water pollution prevention and control in industrial parks of the Yangtze River Economic Belt [J]. Environmental Protection, 2019, 47(12): 45-46.
- [6] 刘辉,卓海华,陈水松.三峡水库试验性蓄水期间水环境质量监测分析[J].人民长江,2012,43(1):55-58.
LIU Hui, ZHUO Haihua, CHEN Shuisong. Analysis of water environment quality during trial impoundment of Three Gorges Reservoir [J]. Yangtze River, 2012, 43(1): 55-58.
- [7] 刘朋超,麻泽浩,魏鹏刚,等.长江流域重金属污染特征及综合防治研究进展[J].三峡生态环境监测,2018,3(3):33-37.
LIU Pengchao, MA Zehao, WEI Penggang, et al. Progress of researches on heavy metal pollution characteristics and comprehensive prevention and control in the Yangtze River Basin [J]. Ecology and Environmental Monitoring of Three Gorges, 2018, 3(3): 33-37.
- [8] 崔海灵.以“智慧长江”建设推进长江大保护的思考与建议[J].长江技术经济,2019,3(4):103-108.
CUI Hailing. Reflections and suggestions on promoting protection of the Yangtze River by the construction of 'wise Yangtze River' [J]. Technology and Economy of Changjiang, 2019, 3(4): 103-108.
- [9] 陈强.长江流域水污染治理法律问题研究[D].武汉:华中农业大学,2019.
- [10] 王佳宁,徐顺青,武娟妮,等.长江流域主要污染物总量减排及水质响应的时空特征[J].安全与环境学报,2019,19(3):1065-1074.
WANG Jianing, XU Shunqing, WU Juanni, et al. On temporal-spatial features for reduced pollutant exhaust emission of Yangtze River Basin [J]. Journal of Safety and Environment, 2019, 19(3): 1065-1074.
- [11] 李想,江雪昕,高红菊.太湖流域土壤重金属污染评价与来源分析[J].农业机械学报,2017,48(S1):247-253.
LI Xiang, JIANG Xuexin, GAO Hongju. Pollution assessment and source analysis of soil heavy metals in Taihu Lake Basin [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(S1): 247-253.

- [12] 冯敏,杨晓琴,陈玲,等.鄱阳湖湖口段沉积物重金属污染特征及潜在生态风险评价[J].湖南生态科学学报,2017,4(3):1-7.
FENG Min, YANG Xiaoqin, CHEN Ling, *et al.* Pollutant characteristics and ecological risk assessment of heavy metals in sediments from the confluent area of Yangtze River and Poyang Lake[J].Journal of Hunan Ecological Science,2017,4(3):1-7.
- [13] 吴蕾,刘桂建,周春财,等.巢湖水体可溶态重金属时空分布及污染评价[J].环境科学,2018,39(2):738-747.
WU Lei, LIU Guijian, ZHOU Chuncai, *et al.* Temporal-spatial distribution and pollution assessment of dissolved heavy metals in Chaohu Lake[J].Environmental Science,2018,39(2):738-747.
- [14] 张雪,张聪,宋超,等.长江下游流域水体中重金属含量及风险评估[J].中国农学通报,2017,33(30):67-73.
ZHANG Xue, ZHANG Cong, SONG Chao, *et al.* Heavy metal content of water and risk assessment in the lower reaches of the Yangtze River[J].Chinese Agricultural Science Bulletin,2017,33(30):67-73.
- [15] 秦延文,马迎群,王丽婧,等.长江流域总磷污染:分布特征·来源解析·控制对策[J].环境科学研究,2018,31(1):9-14.
QIN Yanwen, MA Yingqun, WANG Lijing, *et al.* Pollution of the total phosphorus in the Yangtze River Basin: distribution characteristics, source and control strategy [J]. Research of Environmental Sciences,2018,31(1):9-14.
- [16] 刘明丽.长江流域水相、沉积相中多溴联苯醚及有机氯农药的污染特征和风险评估[D].北京:北京交通大学,2018.
- [17] 李震,汤睿,苏杭.长江流域污水处理的状况分析:以无为县污水处理厂为例[J].污染防治技术,2019,32(5):2-4.
LI Zhen, TANG Rui, SU Hang. A study on the status of sewage treatment in the Yangtze River Basin: taking Wuwei County wastewater treatment plant as an example [J]. Pollution Control Technology,2019,32(5):2-4.
- [18] 郝志云,姚瑞华,续衍雪,等.长江经济带生态环境保护修复的总体思考与谋划[J].环境保护,2018,46(9):13-17.
GAO Zhiyun, YAO Ruihua, XU Yanxue, *et al.* General thinking and planning of promoting the ecological environmental protection and restoration in the Yangtze River Economic Belt [J]. Environmental Protection,2018,46(9):13-17.
- [19] 李义玲,杨小林.长江流域水污染综合防控能力空间变异及影响因素分析[J].环境科学导刊,2018,37(6):22-28.
LI Yiling, YANG Xiaolin. Spatial variation of water pollution prevention capability of Yangtze River Basin and its factors analysis based on objective weighting method [J]. Environmental Science Survey,2018,37(6):22-28.
- [20] ABIODUN O I, JANTAN A, OMOLARA A E, *et al.* State-of-the-art in artificial neural network applications: a survey [J]. Heliyon,2018,4(11):e00938.
- [21] WANG Puze, YAO Jiping, WANG Guoqiang, *et al.* Exploring the application of artificial intelligence technology for identification of water pollution characteristics and tracing the source of water quality pollutants [J]. Science of the Total Environment,2019,693:133440.
- [22] CSABRAGI A, MOLNAR S, TANOS P, *et al.* Estimation of dissolved oxygen in riverine ecosystems: comparison of differently optimized neural networks [J]. Ecological Engineering,2019,138:298-309.
- [23] FAN Mingyi, HU Jiwei, CAO Rensheng, *et al.* A review on experimental design for pollutants removal in water treatment with the aid of artificial intelligence [J]. Chemosphere,2018,200:330-343.
- [24] GHAEDI A M, VAFAEI A. Applications of artificial neural networks for adsorption removal of dyes from aqueous solution: a review [J]. Advances in Colloid and Interface Science,2017,245:20-39.
- [25] JARAMILLO F, ORCHARD M, MUNOZ C, *et al.* On-line estimation of the aerobic phase length for partial nitrification processes in SBR based on features extraction and SVM classification [J]. Chemical Engineering Journal,2018,331:114-123.
- [26] SHI Shuai, XU Guoren. Novel performance prediction model of a biofilm system treating domestic wastewater based on stacked denoising auto-encoders deep learning network [J]. Chemical Engineering Journal,2018,347:280-290.
- [27] YU R F, CHI F H, CHENG Wenpo, *et al.* Application of pH, ORP, and DO monitoring to evaluate chromium (VI) removal from wastewater by the nanoscale zero-valent iron (nZVI) process [J]. Chemical Engineering Journal,2014,255:568-576.
- [28] PHILIP A, LI Jianzheng, MENG Jia, *et al.* Feedforward neural network model estimating pollutant removal process within mesophilic upflow anaerobic sludge blanket bioreactor treating industrial starch processing wastewater [J]. Bioresource Technology,2018,257:102-112.
- [29] DOLATABADI M, MEHRABPOUR M, ESFANDYARI M, *et al.* Modeling of simultaneous adsorption of dye and metal ion by sawdust from aqueous solution using of ANN and ANFIS [J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems,2018,181:72-78.
- [30] JING Liang, CHEN Bing, ZHANG Baiyu. Modeling of UV-induced photodegradation of naphthalene in marine oily wastewater by artificial neural networks [J]. Water Air and Soil Pollution,2014. doi:10.1007/s11270-014-1906-0.
- [31] TURAN N G, MESCI B, OZGONENEL O. The use of artificial neural networks (ANN) for modeling of adsorption of Cu(II) from industrial leachate by pumice [J]. Chemical Engineering Journal,2011,171(3):1091-1097.
- [32] BUYUKYILDIZ M, KUMCU S Y. An estimation of the suspended sediment load using adaptive network based fuzzy inference system, support vector machine and artificial neural network models [J]. Water Resources Management,2017,31(4):1343-1359.
- [33] WEN Xin, GONG Benzhou, ZHOU Jian, *et al.* Efficient

- simultaneous partial nitrification, anammox and denitrification (SNAD) system equipped with a real-time dissolved oxygen (DO) intelligent control system and microbial community shifts of different substrate concentrations [J]. *Water Research*, 2017, 119: 201-211.
- [34] DING Dahu, FENG Chuanping, JIN Yunxiao, *et al.* Domestic sewage treatment in a sequencing batch biofilm reactor (SBBR) with an intelligent controlling system [J]. *Desalination*, 276 (1/2/3): 260-265.
- [35] FOSCOLIANO C, DEL V S, MULAS M, *et al.* Predictive control of an activated sludge process for long term operation [J]. *Chemical Engineering Journal*, 2016, 304: 1031-1044.
- [36] QIAO Junfei, HOU Ying, ZHANG Lu, *et al.* Adaptive fuzzy neural network control of wastewater treatment process with multiobjective operation [J]. *Neurocomputing*, 2018, 275: 383-393.
- [37] HUANG Mingzhi, MA Yongwen, WAN Jinquan, *et al.* Improving nitrogen removal using a fuzzy neural network-based control system in the anoxic/oxic process [J]. *Environmental Science and Pollution Research International*, 2014, 21 (20): 12074-12084.
- [38] HUANG Mingzhi, WAN Jinquan, MA Yongwen, *et al.* Control rules of aeration in a submerged biofilm wastewater treatment process using fuzzy neural networks [J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, 36 (7): 10428-10437.
- [39] GAYA M S, WAHAB N A, BATURE A, *et al.* Compensation control of dissolved oxygen in an activated sludge system via hybrid neuro fuzzy technique [J]. *Procedia Manufacturing*, 2015, 2: 307-312.
- [40] 姚瑞华, 赵越, 王东, 等. 长江中下游流域水环境现状及污染防治对策 [J]. *人民长江*, 2014, 45 (S1): 45-47.
- YAO Ruihua, ZHAO Yue, WANG Dong, *et al.* Current situation of water environment in the middle and lower reaches of the Yangtze River and countermeasures for pollution control [J]. *Yangtze River*, 2014, 45 (S1): 45-47.
- [41] ZHU Shuguang, HAN Honggui, GUO Min, *et al.* A data-derived soft-sensor method for monitoring effluent total phosphorus [J]. *Chinese Journal of Chemical Engineering*, 2017, 25 (12): 1791-1797.
- [42] CONG Qiumei, YU Wen. Integrated soft sensor with wavelet neural network and adaptive weighted fusion for water quality estimation in wastewater treatment process [J]. *Measurement*, 2018, 124: 436-446.
- [43] ZHU Junjie, KANG Lulu, ANDERSON P R. Predicting influent biochemical oxygen demand: balancing energy demand and risk management [J]. *Water Research*, 2018, 128: 304-313.
- [44] HAN Honggui, LI Ying, GUO Yanan, *et al.* A soft computing method to predict sludge volume index based on a recurrent self-organizing neural network [J]. *Applied Soft Computing*, 2016, 38: 477-486.
- [45] FERNANDEZ D C J, DEL S O 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.
- [46] NADIRI A A, SHOKRI S, TSAI F T, *et al.* Prediction of effluent quality parameters of a wastewater treatment plant using a supervised committee fuzzy logic model [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2018, 180: 539-549.

(责任编辑:张蕊)