

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.

人工智能技术在水污染治理领域的研究进展

魏潇淑¹,高红杰¹,陈远航²,常明^{1*}

1.中国环境科学研究院流域水环境污染综合治理研究中心

2.中国环境监测总站

摘要 人工智能技术具有自学习、自适应和自组织的独特性能,目前已被广泛地应用于水环境污染、大气污染、固废处理、气候变化等环境领域,是环境监控和治理的良好助力手段。在水资源严重短缺的今天,水污染防治至关重要。传统的水污染治理与监管技术存在水污染监测滞后、污水优化控制成本较高、污染物去除效率预测精度较低等问题,人工智能的引入能够有效克服上述问题。因此,开发人工智能在水污染治理领域的应用具有重大意义。论述了人工智能技术的特点和分类,综述了其在水污染治理领域的研究现状和应用进展,以期全面加强水污染治理提供科学参考。

关键词 人工智能;环境工程;水污染;水治理;综述

中图分类号: X522 文章编号: 1674-991X(2022)06-2057-07 doi: 10.12153/j.issn.1674-991X.20210638

Research progress of artificial intelligence technology in the field of water pollution control

WEI Xiaoshu¹, GAO Hongjie¹, CHEN Yuanhang², CHANG Ming^{1*}

1.Basin Research Center for Water Pollution Control, Chinese Research Academy of Environmental Sciences

2.China National Environmental Monitoring Centre

Abstract Artificial intelligence (AI) technologies have great potential in the field of environmental engineering because of the unique performance of self-learning, self-adaptation and self-organization. At present, they have been widely used in the environmental fields such as water pollution, air pollution, solid waste treatment, climate change, which indicate that AI technologies are good assistants for environmental monitoring and governance. In the current situation of serious water resources shortage, water pollution prevention and control is of great importance. Traditional water pollution control and supervision technologies have problems such as serious lag effect of water pollution monitoring, high cost of sewage optimization control, and low prediction accuracy of pollutant removal efficiency. The introduction of artificial intelligence technology can effectively overcome the above problems. It is of great significance to develop the application of AI in water pollution control. The characteristics and classification of various AI technologies were discussed, the research status and application progress of AI technologies in the field of water pollution control were summarized, in order to provide scientific reference for comprehensively strengthening water pollution control.

Key words artificial intelligence; environmental engineering; water pollution; water management; review

近年来,我国对水环境的治理与管控力度逐渐加强,各类水体水质已有明显改善,但仍有一些水体污染较为严重,尤其是工业污染、城镇生活污染和农业面源污染相互交织的复合型水污染问题未得到有效解决。传统的水污染治理与监管技术已不能完全满

足时代发展的需求,开发新型智能的水污染监管与治理技术迫在眉睫。人工智能(artificial intelligence, AI)是美国科学家 John McCarthy 在 1956 年提出的计算机科学领域的一个分支,它是研究、开发用于模拟、延伸和扩展人的智能的理论、方法、技术及应用

收稿日期:2021-11-04

基金项目:国家重点研发计划项目(2020YFC1807903);中央级公益性科研院所基本科研业务专项(2019YSKY-019)

作者简介:魏潇淑(1985—),女,助理研究员,博士,主要研究方向为水环境污染与控制,weixiaoshu36@163.com

* 责任作者:常明(1981—),女,高级工程师,博士,主要从事流域水环境研究与治理,changming@craes.org.cn

的一门新科学技术,其主要能力是存储知识,让程序通过一定的运算实现预设目标^[1]。同时,人工智能也可以对视觉图像、声音、其他传感器输入的各类形式数据进行处理并作出合理反应。自 20 世纪 90 年代机器学习主导主流研究以来,人工智能技术迅速发展,已经广泛应用于农业、气候、金融、工程、安全、教育、医学、环境等各种学科,被认为是常规程序和数学的高效经济的替代品^[2-4]。而将人工智能应用于环境治理领域,已逐渐成为人工智能和环境科学 2 个学科研究的热点和焦点。大量研究表明,人工智能技术被广泛地应用于水环境污染^[5]、大气污染^[6]、固废处理^[7]、气候变化^[8]和其他环境领域^[9],是环境监管和治理的良好助手。其在水环境治理方面的应用模型^[2]主要包括人工神经网络(ANNs)、支持向量机(SVM)、遗传算法(GA)、模糊逻辑(FL)以及它们的混合模型(图 1)。

1 单一模型

1.1 人工神经网络(ANNs)

人工神经网络(ANNs)是由大量处理单元互联组成的非线性、自适应信息处理系统^[10]。它是基于历史数据,利用适当的训练算法来捕获自变量和因变量之间的非线性行为,从而对事物的发展进行预测。其中,每个节点代表一种特定的输出函数,称为激励函数。每 2 个节点间的连接代表通过该连接信号的加权值,称之为权重,相当于人工神经网络的记忆。网络的输出则依据网络的连接方式、权重和激励函数的不同而不同。目前,已有近 40 种神经网络模型,其中包括反向传播网络、感知器、自组织映射、Hopfield 网络、波耳兹曼机、适应谐振理论等。在水环境污染处理研究中最常用的是前馈神经网络,尤其是多层感知器神经网络(MLPNN)和径向基函数神经网络(RBFNN)。

前馈神经网络各神经元是一种单向多层结构,每个神经元只与前一层的神经元相连,接收前一层的输入,并输出给下一层,各层间没有反馈,是目前应用最广泛、发展最迅速的人工神经网络之一^[11]。Yin 等^[12]以水资源和能源需求为输出,对传统的单隐层反向传播神经网络进行改进,将前馈神经网络模型用于无锡市水能源需求综合预测。该模型具有较强的可靠性和稳定性,可作为分析城市水资源与能源水平供需平衡的参考,为水能源规划策略的制定提供依据。Jami 等^[13]利用多层前馈人工神经网络对马来西亚吉隆坡的一个污水处理厂进出水数据进行采集和分析,建立了预测污水处理厂最终出水氨

态氮($\text{NH}_3\text{-N}$)浓度的模型。该模型可以解释高达 79.80% 的废水处理过程,均方误差仅为 0.159 1。

MLPNN 是最简单、最著名的神经网络类型之一,属于前馈神经网络。MLPNN 的结构包括输入层、隐藏层和输出层,对预测能力有重要影响^[2],目前已经成为污水中污染物去除建模和优化的高效工具,主要应用于染料和重金属的去除率预测。Ebrahimpoor 等^[14]基于蜂群元启发式算法,借助多层感知器人工神经网络 ANN-BA 模型研究了聚吡咯/ $\text{SrFe}_{12}\text{O}_{19}$ /氧化石墨烯复合材料对染料酸性红 27 的吸附去除能力,并与响应曲面法(RSM)相比较。结果表明,ANN-BA 模型去除率更高。Yu 等^[15]基于反向传播算法,采用三层感知器神经网络 BP-ANN 模型评估了纳米零价铁(nZVI)对 Cr(VI) 的去除效率。模型以溶液 pH、溶解氧(DO)、氧化还原电位(ORP)、Cr(VI) 初始浓度、nZVI 投加量和接触时间为输入变量,监测反应过程中 DO、ORP 和 pH 的变化。与回归模型相比,BP-ANN 模型对 Cr(VI) 去除效率预测的精确度更高,在优化 nZVI 去除 Cr(VI) 方面具有较大的潜力。

RBFNN 是 20 世纪 80 年代末提出的一种单隐层、以函数逼近为基础的前馈神经网络^[16]。与 MLPNN 相比,RBFNN 具有学习速度快、非线性映射能力强的特点^[17]。Ozel 等^[18]在 2012 年 12 月—2013 年 12 月期间,对土耳其境内 Bartin 河 5 个地点的生化需氧量(BOD)、化学需氧量(COD)、悬浮物(SS)、pH、电导率(CE)和温度(T)进行了监测,然后将多元线性回归、径向基函数神经网络、多层感知器神经网络模型应用于水质预测。这些模型以 T 、pH、COD、SS、CE 参数为输入数据,预估 BOD。结果表明,人工神经网络模型比多元线性回归模型具有更好的预测效果,尤其径向基函数神经网络性能更好。而 Bolanca 等^[19]将 MLPNN 和 RBFNN 应用于 $\text{Fe}_0/\text{S}_2\text{O}_8^{2-}$ 氧化降解活性红水溶液复杂体系,并从应用方法、训练算法、激活函数、网络拓扑等方面对所建立的神经网络模型性能进行比较和评价。研究指出,MLPNN 法需要正弦激活函数才能实现最大能力,而基于 RBFNN 的模型具有较好的预测能力,精度较高,平均相对误差为 1.70%。Asfaram 等^[20]则以 RSM、ANN 和 RBFNN 3 种模型来评估 Mn@CuS/ZnS-NC-AC 新型吸附剂吸附亚甲基绿(MG)和亚甲基蓝(MB)的可行性。与其他模型相比,RBFNN 模型具有更好的预测和泛化能力。此外,Singh 等^[21-22]也发现类似结论,RBFNN 模型对椰壳活性炭吸附水溶液中 2-氯酚(2-CP)和工业渗滤液中浮石吸附铜的

预测能力更强。

1.2 支持向量机 (SVM)

支持向量机(SVM)是基于结构化风险最小化原理,按监督学习方式对数据进行二元分类的一类广义线性分类器^[23-24]。由于收敛原理使其能够更好地回归输入值和输出值之间的关系,并在新输入数据集上具有泛化能力,因此,SVM在分类和回归方面具有良好的性能^[2]。基于SVM分类和提取特征,Jaramillo等^[25]提出通过闭环控制pH和DO在线预测好氧反应去除硝酸盐化合物的时间,并利用SVM分类器确定好氧过程的终点。结果表明,该方法可使好氧过程时间减少7.52%(相当于9.54 d)。而Huang等^[26]开发了一种间歇好氧工艺用于去除污染河流中的氮,建立了基于近红外光谱数据和SVM的化学计量模型,实现了对总氮、氨氮和亚硝酸盐氮的同步快速分析。该方法为污染河流的治理和检测提供了有效的技术手段。Gao等^[27]则采用SVM,以污泥浓度、温度、溶解氧浓度、水力停留时间、操作压力、运行时间等工况为输入节点,以序批式活性污泥悬浮液膜通量为输出节点,预测了活性污泥悬浮液的膜通量。研究表明,SVM模型的预测值与试验样本的试验数据吻合较好,且在样本容量较小的情况下其性能优于BP-ANN模型。另外,Zhang等^[28]采用SVM对垂直管式生物反应器的出水水质进行了模拟。结果表明,所建模型具有良好的适应度和预测能力,SVM是一种有效的、具有发展前景的污水处理工艺出水预测模型。

1.3 遗传算法 (GA)

遗传算法(GA)是一类借鉴生物界的进化规律(适者生存、优胜劣汰的遗传机制)演化而来的随机化搜索方法^[29]。其主要特点:直接以适应度作为搜索信息,无需导数等其他辅助信息;具有内在的隐含并行性和更好的全局寻优能力;采用概率化的寻优方法,能自动获取和指导优化的搜索空间,自适应地调整搜索方向,不需要确定的规则。Al-Obaidi等^[30]首次将物种保存遗传算法(SCGA)应用于优化反渗透废水处理工艺条件中,通过优化多级反渗透(RO)条件,对N-亚硝基二甲胺进行渗透再处理和回收降解,从抑制率、回收率和能耗3个方面确定了最佳运行配置。Louzadavalory等^[31]将环境质量标准中DO、BOD和污水处理系统的相应措施作为约束条件或目标函数,并用GA与水质模型相结合来确定污水处理厂的最低污水去除效率,并应用于巴西的圣玛丽亚维多利亚河流域。结果表明,该优化模型组合是确定污水处理厂最低污水去除效率的有

效工具,在考虑河流自净化能力的同时可将成本控制在最低。Brand等^[32]也将GA应用于优化区域污水处理系统当中,用以降低污水处理厂的运营成本。

1.4 模糊逻辑 (FL)

模糊逻辑(FL)是一种通过模仿人的思维方式来表示和分析不确定、不精确信息的方法和工具,能够解决许多复杂而无法建立精确数学模型的控制问题,所以它是处理推理系统和控制系统中不精确和不确定性的一种有效方法^[33]。近年来在环境领域的成功应用,显示了其在环境质量指标设计方面的巨大潜力^[34-38]。Flores-Asis等^[39]将FL应用于某家禽污水处理厂污泥预处理过程,指出有机负荷、挥发性固体和操作时间是影响沼气产生的最大变量,该模型为专家设计决策支持系统提供了一种较好的方法。Dogdu等^[40]在利用垂直流人工湿地(VFCW)系统处理实际纺织废水时,采用基于图形用户界面(GUI)的FL工具监测污水水质,以图形化的方式直观地表示处理后的纺织废水质量与水污染控制条件之间的关系,当超过排放限值时则会发出预警。Suthar等^[41]建立了一个基于FL的分析系统,研究温度和pH对浮萍生物量的影响,采用传统模糊推理法以实测数据为变量实现了对浮萍生长的调控优化。

2 混合模型

混合模型是将2种或多种人工智能技术相结合,克服单一人工智能方法的某些缺点,实现协同优势。如启发式算法与不同类型的神经网络、支持向量机模型或模糊系统相结合,被认为是解决复杂问题的有效工具。经典的混合系统是神经模糊系统,基于自适应网络的模糊推理系统在预测、控制、数据挖掘和噪声消除等诸多领域具有强大的应用价值,广泛地应用于污水处理领域^[42-46]。例如:Huang等^[47]将集成模糊神经网络控制系统运用于缺氧-好氧(A/O)条件下以低能量消耗消除含氮化合物的过程,该系统由预测最终缺氧过程中硝酸盐浓度的模糊神经网络估计器和控制硝酸盐回流流量的模糊神经网络控制器组成。与采用硝酸盐再循环流量相比,该系统的COD、TN浓度和运行成本在一周内分别降低了14%、10.5%和17%。Azqhandi等^[48]比较了响应曲面法、广义回归神经网络(GRNN)和自适应神经模糊推理系统(ANFIS)在一种新型包合物(主-客体络合物)去除三氯生(TCS)过程中的统计分析效果,发现ANFIS模型效果更好。而Ghaedi等^[49]则利用人工神经网络与粒子群优化模型(ANN-PSO)

相结合的方法预测了 ZnS-NP-AC 对亮绿染料吸附的影响。结果表明,隐藏层中含有 13 个神经元的三层神经网络模型是预测亮绿染料吸附的较合适模型。而后,他们还利用支持向量回归与遗传算法优化混合模型(GA-SVR)预测了多壁碳纳米管(MWCNT)对孔雀石绿(MG)的吸附能力,并通过中心复合设计以最少的试验研究各因素之间的关系,确定最佳条件。研究指出,吸附除遵循颗粒内扩散模型外,还遵循伪二级动力学模型^[50]。此外,该课题组还利用 GA-ANN 评价了单壁和多壁碳纳米管快

速吸附三聚氰胺的潜在应用^[51]。通过模拟吸附剂用量、接触时间、初始染料浓度等条件,优化了吸附剂的最佳吸附性能。结果表明,在遗传算法下得到的最佳参数,单壁和多壁碳纳米管去除三聚氰胺的最大吸附量分别为 25.77 和 33.14 mg/g。

综上所述,人工智能已被广泛应用于水污染治理领域,不仅增强了环境信息的获取能力,优化了环境治理的决策机制,还为环境精细化管理创造了良好的条件。不同人工智能技术的优缺点及其在水环境治理领域的适用性总结如表 1 所示。

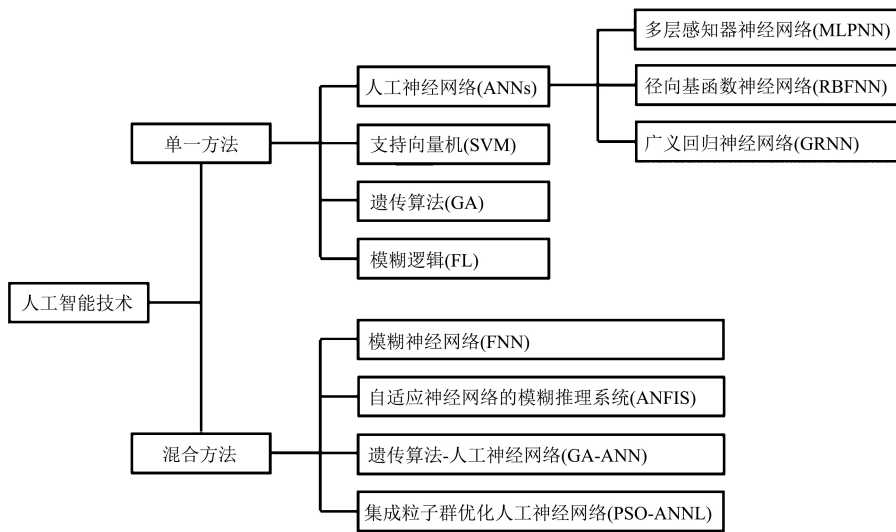


图 1 人工智能技术在水污染控制方面的应用模型分类^[2]

Fig.1 Application model classification tree of AI technologies for water pollution control

表 1 不同人工智能技术在水污染治理领域的特点与比较

Table 1 Characteristics and comparison of AI technologies in the field of water pollution control

| 人工智能技术 | 优点 | 缺点 | 适用性 |
|------------------|--|---|--|
| 神经网络(ANNs) | 由大量神经元组成,具有大规模并行,分布式存储和处理,自组织、自适应和学习能力,速度快,计算成本低,具有很强的容错性和鲁棒性 | 需要大量有代表性的数据,学习时间过长,可移植性较差 | 在模式识别、智能控制、组合优化、预测等领域得到成功应用,可应用于大气质量评价和预警系统、水处理软测量领域、水质预测预警、地表水污染特征识别、城市生活垃圾处理建模等 ^[2] |
| 多层感知器神经网络(MLPNN) | 具有并行处理和自学习能力,能以任意精度逼近非线性函数 | 收敛速度慢,存在过度拟合和局部最小值的风险 | 在模式识别、函数逼近、风险预测和控制等领域中有广泛的应用,目前已经成为污水中污染物去除建模和优化的高效工具 ^[12] |
| BP神经网络 | 是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络,具有较强的非线性映射能力、自学习和自适应能力,以及较强的泛化能力和容错能力 | 由于算法会陷入局部极值,使网络不能以高精度逼近实际系统,可能需要多次学习和调整才能成功;算法学习过程收敛速度慢,需要较长的训练时间;对学习样本依赖性较强;网络结构选择不一 | 是目前应用最广泛的神经网络模型之一,主要用在函数逼近、模式识别、分类、数据压缩等方面,如水处理过程中的优化与控制等 ^[52] |
| 径向基函数神经网络(RBFNN) | 基函数可以是高斯函数,也可以是小波函数,支持在线和离线训练,逼近精度高,几乎能实现完全逼近;结构简单,训练速度快,可进行大范围的数据融合,可并行、高速地处理数据 | 需要大量的训练数据,需要大量隐层神经元 ^[2] | 被广泛用于函数逼近、时间序列分析、数据分类、模式识别、图像处理、系统建模、自动控制和故障诊断等领域,水环境治理方面主要应用于水质预测和污水中污染物去除等 ^[53] |
| 支持向量机(SVM) | 在解决小样本、非线性及高维模式识别中具有优势;算法简单,具有较好的鲁棒性 | 在批量处理模式下训练时,需要大量内存和CPU时间;解决多分类问题存在困难;对缺失数据敏感,对参数和核函数的选择较敏感 | 具有更为严密的理论和数学基础,可以分析数据、识别模式,广泛应用于统计分类和回归分析,已成功应用于水处理控制、水环境预警与评估领域 ^[28] |

(续表1)

| 人工智能技术 | 优点 | 缺点 | 适用性 |
|----------------------|---|---|---|
| 遗传算法(GA) | 搜索能力强,具有良好的全局优化能力;个体选择具有随机性;鲁棒性强;易与其他方法或模型相结合 | 编程较为复杂;很难处理和优化维数较高的问题;迭代次数多导致计算量大,模型效率较低;对初始种群的选择有一定的依赖性;容易出现过早收敛问题,局部搜索能力差 | 是一种强大的优化工具,目前可用于优化污水处理工艺条件和污染物去除参数,以降低控制成本 ^[51] |
| 模糊逻辑(FL) | 可对任意复杂度的非线性函数进行建模;可容忍不精确的数据;具有灵活性,使用任何给定的系统,都可轻松实现更多功能,无需从头开始;鲁棒性强,尤其适用于非线性、时变、滞后系统的控制;有较强的容错能力 | 信息简单的模糊处理将导致系统的控制精度降低和动态品质变差;模糊控制的设计尚缺乏系统性,无法定义控制目标 | 应用于污水处理工艺参数的优化,另外,在环境质量指标设计方面具有巨大应用潜力 ^[39,54] |
| 模糊神经网络(FNN) | 利用神经网络结构来实现模糊逻辑推理,包含模糊逻辑理论和神经网络,具有较强的自学习能力和自整定功能;人工干预少,精度较高,对专家知识的利用较好;对样本的要求较低 | 计算时间长;在多变量、复杂控制系统中,很难确定网络的结构和规则点的组合“爆炸”问题 | 可用于模糊回归、模糊控制器、模糊专家系统、模糊谱系分析、模糊矩阵方程、通用逼近器,适用于先进的控制系统,在污水处理领域得到广泛应用 ^[11] |
| 自适应神经网络模糊推理系统(ANFIS) | 基于数据建模,不需实际辨识模式;可对非线性系统进行辨识;收敛快,误差小,泛化能力强 | 需要样本多,对训练数据质量依赖性强 | 在预测、控制、数据挖掘和噪声消除等诸多领域具有强大应用价值 ^[48] |
| 遗传算法-人工神经网络(GA-ANN) | 搜索能力强;可防止局部最小值;快速收敛;精度高;有较好的鲁棒性 | 计算量大;无法确定隐藏神经元的数量 | 可用于环境预测预警系统、优化控制器参数、污染物去除建模与优化等领域 ^[55] |

3 结语

人工智能技术在水环境治理领域的应用,以及其在经济社会各领域的普及,给环境治理带来了革命性的影响。经过大数据训练的人工智能算法可以克服传统数学模型的局限性,利用训练数据提取所需信息。虽然大多数人工智能模型需要大量的数据进行训练才能达到预期的精度,且验证过程可能非常耗时,训练过程的计算成本可能很高,但人工智能在水环境污染监控与治理领域已有许多成功的应用实例,展现出极为广阔的应用前景。

参考文献

- [1] BARR A, FEIGENBAUM E A. The handbook of artificial intelligence[M]. Los Altos, CA: Morgan Kaufmann, 1981.
- [2] 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.
- [3] HUNTINGFORD C, JEFFERS E S, BONSALE M B, et al. Machine learning and artificial intelligence to aid climate change research and preparedness[J]. *Environmental Research Letters*, 2019, 14(12): 124007.
- [4] 陈能汪, 余镒琦, 陈纪新, 等. 人工神经网络模型在水质预警中的应用研究进展[J]. *环境科学学报*, 2021, 41(12): 4771-4782.
CHEN N W, YU Y Q, CHEN J X, et al. Artificial neural network models for water quality early warning: a review[J]. *Acta Scientiae Circumstantiae*, 2021, 41(12): 4771-4782.
- [5] PARK Y, KIM M, PACHEPSKY Y, et al. Development of a nowcasting system using machine learning approaches to predict fecal contamination levels at recreational beaches in Korea[J]. *Journal of Environmental Quality*, 2018, 47(5): 1094-1102.
- [6] WANG P, LIU Y, QIN Z D, et al. A novel hybrid forecasting model for PM₁₀ and SO₂ daily concentrations[J]. *Science of the Total Environment*, 2015, 505: 1202-1212.
- [7] PALANISWAMY D, RAMESH G, SIVASANKARAN S, et al. Optimising biogas from food waste using a neural network model[J]. *Proceedings of the Institution of Civil Engineers-Municipal Engineer*, 2017, 170(4): 221-229.
- [8] KATIP A. Meteorological drought analysis using artificial neural networks for Bursa City, Turkey[J]. *Applied Ecology and Environmental Research*, 2018, 16(3): 3315-3332.
- [9] SHOOSHTARI S J, SILVA T, NAMIN B R, et al. Land use and cover change assessment and dynamic spatial modeling in the Ghara-su Basin, Northeastern Iran[J]. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 2020, 48(1): 81-95.
- [10] GOVINDARAJU R S. Artificial neural networks in hydrology: I. preliminary concepts[J]. *Journal of Hydrologic Engineering*, 2000, 5(2): 115-123.
- [11] OJHA V K, ABRAHAM A, SNÁŠEL V. Metaheuristic design of feedforward neural networks: a review of two decades of research[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2017, 60: 97-116.
- [12] YIN Z Y, JIA B Y, WU S Q, et al. Comprehensive forecast of urban water-energy demand based on a neural network model[J]. *Water*, 2018, 10(4): 385.
- [13] JAMI M S, MUJELI M, KABBASHI N A. Simulation of ammoniacal nitrogen effluent using feedforward multilayer neural networks[J]. *African Journal of Biotechnology*, 2011, 81(10): 18755-18762.
- [14] EBRAHIMPOOR S, KIAROSTAMI V, KHOSRAVI M, et al.

- Bees metaheuristic algorithm with the aid of artificial neural networks for optimization of acid red 27 dye adsorption onto novel polypyrrole/SrFe₁₂O₁₉/graphene oxide nanocomposite[J]. *Polymer Bulletin*, 2019, 76(12): 6529-6553.
- [15] YU R F, CHI F H, CHENG W P, 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.
- [16] BENSIDHOUM T, BOUAKRIF F, ZASADZINSKI M. Iterative learning radial basis function neural networks control for unknown multi input multi output nonlinear systems with unknown control direction[J]. *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, 2019, 41(12): 3452-3467.
- [17] WANG J Y, SONG P Z, WANG Z, et al. A combined model for regional eco-environmental quality evaluation based on particle swarm optimization-radial basis function network[J]. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 2016, 41(4): 1483-1493.
- [18] OZEL H U, GEMICI B T, OZEL H B, et al. Determination of water quality and estimation of monthly biological oxygen demand (BOD) using by different artificial neural networks models in the Bartın River[J]. *Fresenius Environmental Bulletin*, 2017, 26(8): 5465-5476.
- [19] BOLANCA T, UKIC S, PETERNEL I, et al. Artificial neural network models for advanced oxidation of organics in water matrix-comparison of applied methodologies[J]. *Indian Journal of Chemical Technology*, 2014, 21(1): 21-29.
- [20] ASFARAM A, GHAEDI M, AHMADI AZQHANI M H, et al. Ultrasound-assisted binary adsorption of dyes onto Mn@CuS/ZnS-NC-AC as a novel adsorbent: application of chemometrics for optimization and modeling[J]. *Journal of Industrial and Engineering Chemistry*, 2017, 54: 377-388.
- [21] SINGH K P, GUPTA S, OJHA P, et al. Predicting adsorptive removal of chlorophenol from aqueous solution using artificial intelligence based modeling approaches[J]. *Environmental Science and Pollution Research International*, 2013, 20(4): 2271-2287.
- [22] 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.
- [23] PAI P F, LIN K P, LIN C S, et al. Time series forecasting by a seasonal support vector regression model[J]. *Expert Systems with Applications*, 2010, 37(6): 4261-4265.
- [24] VAPNIK V N. The nature of statistical learning theory[M]. New York: Springer, 1995.
- [25] JARAMILLO F, ORCHARD M, MUÑOZ 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] HUANG J, ZHANG X, SUN Q Y, et al. Simultaneous rapid analysis of multiple nitrogen compounds in polluted river treatment using near-infrared spectroscopy and a support vector machine[J]. *Polish Journal of Environmental Studies*, 2017, 26(5): 2013-2019.
- [27] GAO K, XI X J, WANG Z, et al. Use of support vector machine model to predict membrane permeate flux[J]. *Desalination and Water Treatment*, 2016, 57(36): 16810-16821.
- [28] ZHANG J, ZHOU J T, LI Y M, et al. Computer simulating effluent quality of vertical tube biological reactor using support vector machine[J]. *Advanced Materials Research*, 2011, 219/220: 322-326.
- [29] KALOGIROU S A. Artificial intelligence for the modeling and control of combustion processes: a review[J]. *Progress in Energy and Combustion Science*, 2003, 29(6): 515-566.
- [30] AL-OBAIDI M A, LI J P, ALSADAIE S, et al. Modelling and optimisation of a multistage reverse osmosis processes with permeate reprocessing and recycling for the removal of N-nitrosodimethylamine from wastewater using Species Conserving Genetic Algorithms[J]. *Chemical Engineering Journal*, 2018, 350: 824-834.
- [31] LOUZADAVALORY J P, REIS J A T D, MENDONÇA A S F. Combining genetic algorithms with a water quality model to determine efficiencies of sewage treatment systems in watersheds[J]. *Journal of Environmental Engineering*, 2016, 142(3): 04015080.
- [32] BRAND N, OSTFELD A. Optimal design of regional wastewater pipelines and treatment plant systems[J]. *Water Environment Research*, 2011, 83(1): 53-64.
- [33] YETILMEZSOY K, OZKAYA B, CAKMAKCI M. Artificial Intelligence-based prediction models for environmental engineering[J]. *Neural Network World*, 2011, 21(3): 193-218.
- [34] de OLIVEIRA M D D, de REZENDE O L T d, OLIVEIRA S M A C, et al. Nova abordagem do índice de qualidade de água bruta utilizando a lógica fuzzy[J]. *Engenharia Sanitaria e Ambiental*, 2014, 19(4): 361-372.
- [35] AL-ZAHRANI M, MOIED K. Identifying water quality monitoring stations in a water supply system[J]. *Water Science and Technology: Water Supply*, 2014, 14(6): 1076-1086.
- [36] SARI H, YETILMEZSOY K, ILHAN F, et al. Fuzzy-logic modeling of Fenton's strong chemical oxidation process treating three types of landfill leachates[J]. *Environmental Science and Pollution Research International*, 2013, 20(6): 4235-4253.
- [37] LIU B, HUANG J J, MCBEAN E, et al. Risk assessment of hybrid rain harvesting system and other small drinking water supply systems by game theory and fuzzy logic modeling[J]. *Science of the Total Environment*, 2020, 708: 134436.
- [38] de OLIVEIRA M D, de REZENDE O L T, de FONSECA J F R, et al. Evaluating the surface water quality index fuzzy and its influence on water treatment[J]. *Journal of Water Process Engineering*, 2019, 32: 100890.
- [39] FLORES-ASIS R, MÉNDEZ-CONTRERAS J M, ALVARADO-LASSMAN A, et al. Analysis of the behavior for operation parameters in the anaerobic digestion process with thermal

- pretreatment, using fuzzy logic[J]. *Journal of Environmental Science and Health, Part A-Toxic/Hazardous Substances & Environmental Engineering*, 2019, 54(6): 592-602.
- [40] DOGDU G, YALCUK A, POSTALCIOGLU S. Application of the removal of pollutants from textile industry wastewater in constructed wetlands using fuzzy logic[J]. *Environmental Technology*, 2017, 38(4): 443-455.
- [41] SUTHAR S, VERMA R, DEEP S, et al. Optimization of conditions (pH and temperature) for *Lemna gibba* production using fuzzy model coupled with Mamdani's method[J]. *Ecological Engineering*, 2015, 83: 452-455.
- [42] RAHIMZADEH A, ASHTIANI F Z, OKHOVAT A. Application of adaptive neuro-fuzzy inference system as a reliable approach for prediction of oily wastewater microfiltration permeate volume[J]. *Journal of Environmental Chemical Engineering*, 2016, 4(1): 576-584.
- [43] KIM C M, PARNICHKUN M. Prediction of settled water turbidity and optimal coagulant dosage in drinking water treatment plant using a hybrid model of k-means clustering and adaptive neuro-fuzzy inference system[J]. *Applied Water Science*, 2017, 7(7): 3885-3902.
- [44] TAN H M, POH P E, GOUWANDA D. Resolving stability issue of thermophilic high-rate anaerobic palm oil mill effluent treatment via adaptive neuro-fuzzy inference system predictive model[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2018, 198: 797-805.
- [45] NAJAFZADEH M, ZEINOLABEDINI M. Prognostication of waste water treatment plant performance using efficient soft computing models: an environmental evaluation[J]. *Measurement*, 2019, 138: 690-701.
- [46] SADI M, FAKHARIAN H, GANJI H, et al. Evolving artificial intelligence techniques to model the hydrate-based desalination process of produced water[J]. *Journal of Water Reuse and Desalination*, 2019, 9(4): 372-384.
- [47] HUANG M Z, MA Y W, WAN J Q, 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.
- [48] AZQHANI M H A, FOROUGHI M, YAZDANKISH E. A highly effective, recyclable, and novel host-guest nanocomposite for Triclosan removal: a comprehensive modeling and optimization-based adsorption study[J]. *Journal of Colloid and Interface Science*, 2019, 551: 195-207.
- [49] GHAEDI M, ANSARI A, BAHARI F, et al. A hybrid artificial neural network and particle swarm optimization for prediction of removal of hazardous dye brilliant green from aqueous solution using zinc sulfide nanoparticle loaded on activated carbon[J]. *Spectrochimica Acta Part A-Molecular and Biomolecular Spectroscopy*, 2015, 137: 1004-1015.
- [50] GHAEDI M, DASHTIAN K, GHAEDI A M, et al. A hybrid model of support vector regression with genetic algorithm for forecasting adsorption of malachite green onto multi-walled carbon nanotubes: central composite design optimization[J]. *Physical Chemistry Chemical Physics*, 2016, 18(19): 13310-13321.
- [51] GHAEDI A M, GHAEDI M, POURANFARD A R, et al. Adsorption of Triamterene on multi-walled and single-walled carbon nanotubes: artificial neural network modeling and genetic algorithm optimization[J]. *Journal of Molecular Liquids*, 2016, 216: 654-665.
- [52] 陈威, 陈会娟, 戴凡翔, 等. 基于人工神经网络的污水处理出水水质预测模型[J]. *给水排水*, 2020, 46(增刊1): 990-994.
- CHEN W, CHEN H J, DAI F X, et al. Effluent water quality prediction model based on artificial neural network for wastewater treatment[J]. *Water & Wastewater Engineering*, 2020, 46(Suppl1): 990-994.
- [53] 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.
- [54] PECHE R, RODRÍGUEZ E. Development of environmental quality indexes based on fuzzy logic: a case study[J]. *Ecological Indicators*, 2012, 23: 555-565.
- [55] FAN M Y, HU J W, CAO R S, 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. ⊗