

施俭, 陈明, 刁春晖. 水源地取水口水质预报预警模型现状及展望[J]. 净水技术, 2026, 45(5): 179-185, 193.

Shi J, Chen M, Diao C H. Present situation and prospect on model of water quality forecasting and early warning for the water source intake[J]. Water Purification Technology, 2026, 45(5): 179-185, 193.

水源地取水口水质预报预警模型现状及展望

施俭¹, 陈明^{2,*}, 刁春晖¹

(1. 上海市供水调度监测中心, 上海 200002; 2. 上海市水务规划设计研究院<上海市海洋规划设计研究院>, 上海 200030)

摘要 【目的】水源地取水口是城市供水系统的关键组成部分,其周边水质的稳定性直接影响水厂进水水质及供水安全,高效的取水口水质预警与预报至关重要。本文回顾了水源地取水口水质预警与预报技术的研究进展,探讨机理模型和非机理模型在该领域的应用,分析当前技术面临的挑战,并提出未来研究方向。【方法】本文系统梳理了国内外水质预报预警技术相关研究成果,重点聚焦水源地取水口这一关键场景,深入剖析机理模型与非机理模型的技术原理、应用场景与实践效果,综述两类模型的优势与短板。【结果】机理模型中,数值模型能够较全面地描述污染物扩散趋势和水质变化,但受限于输入数据质量和区域特性;物理模型适用于复杂环境中的水质研究,但存在试验难和适应性差的弊端;非机理模型中,统计模型能够揭示水质变化规律,但未能充分考虑水体的动态过程;机器学习方法通过训练大量历史数据,能够提高对复杂非线性和时序数据的预测精度;与此同时,当前水质预报技术面临数据质量不均、预报精度不足和综合预警机制缺乏等问题。【结论】未来的研究应关注提升数据采集精度、短期预报准确性以及多源数据融合技术的应用,实现高效准确的取水口水质预报与应急决策支持,保障水源地水质安全与水资源的可持续利用。

关键词 水源地 水质 预报预警 机理模型 非机理模型

中图分类号: TU991 文献标志码: A 文章编号: 1009-0177(2026)05-0179-08

DOI: 10.15890/j.cnki.jsjs.2026.05.021

Present Situation and Prospect on Model of Water Quality Forecasting and Early Warning for the Water Source Intake

Shi Jian¹, Chen Ming^{2,*}, Diao Chunhui¹

(1. Shanghai Municipal Monitor Center of Water Supply, Shanghai 200002, China;

2. Shanghai Water Planning and Design Research Institute <Shanghai Ocean Planning and Design Research Institute>, Shanghai 200030, China)

Abstract [Objective] The water intake of a water source is a critical component of urban water supply systems, and the stability of the surrounding water quality directly affects the water quality entering the water treatment plant and the safety of the water supply. This paper reviews recent advancements in water quality early warning and forecasting technologies for water source intakes. It examines the applications of mechanistic and non-mechanistic models, analyzes current technical challenges, and proposes future research directions. [Methods] Domestic and international research achievements related to water quality forecasting and early warning technologies are systematically sorted out, with a key focus on the critical scenario of water source intakes. On this basis, an in-depth analysis of the technical principles, application scenarios, and practical performance of both mechanistic and non-mechanistic models was conducted, and the advantages and limitations of the two types of models are systematically reviewed. [Results] Among mechanistic models, numerical models effectively describe pollutant diffusion patterns and temporal changes but are limited by input data quality and regional characteristics. Physical models are suitable for studying water quality in complex environments but face experimental difficulties and limited adaptability. In non-mechanistic models, statistical models identify trends in water quality changes

[收稿日期] 2024-12-23

[作者简介] 施俭(1983—),男,高级工程师,主要从事饮用水中新污染物风险识别、监测能级提升、水处理工艺发展控制及标准化制定等工作,E-mail:547099711@qq.com。

[通信作者] 陈明,男,工程师,主要从事水务、海洋规划和科研工作,E-mail:1003932166@qq.com。

but do not fully account for the dynamic processes of aquatic systems. Machine learning methods, trained on large volumes of historical data, have the potential to improve prediction accuracy for complex, nonlinear, and temporal data. However, current water quality forecasting technologies face challenges such as inconsistent data quality, inadequate forecasting accuracy, and the lack of an integrated early warning system. [**Conclusion**] Future research should focus on enhancing data collection accuracy, improving short-term forecasting precision, and advancing multi-source data fusion techniques. These developments will facilitate more efficient and accurate water quality forecasting and support emergency decision-making at water source intakes, ensuring both water quality safety and the sustainable use of water resources.

Keywords water source water quality forecasting and early warning mechanism-based model non-mechanism-based model

水源地的取水口是供水系统的重要组成部分,其周边区域水质的稳定性将影响到水厂的进水水质及城市供水的安全性。因此,建立高效的水质预警预报系统,能够及时发现水质变化,预防水质突发污染事件,保障水资源安全。近年来,极端气候事件频发易发突发,其影响强度和范围呈增大趋势,地表水源地取水口水质复杂多变,水源地取水口水域遭受突发水污染事件的风险较高,上海供水安全受到威胁。2022年8月,长江口遭遇咸潮入侵出现时间最早、影响范围最广、影响程度最大、影响历时最长的情形,上海长江口三大水源地、太仓浏河水库、海门长江水源地等长时间不可取水,严重影响了长江口水源地原水供应安全。

为了应对这些挑战,水质预警与预报模型技术的研究显得尤为重要。随着机理模型与非机理模型等各项技术的发展,水质预警与预报的相关研究逐渐增多。然而,当前的研究仍存在数据质量不高、预报精度不准和机制建设不全等问题。本文通过回顾近年来水质预警与预报领域的研究进展,分析现有技术中的挑战和不足,并提出未来可能的研究方向。通过此综述,期望能够为该领域的研究者提供最新的理论与技术进展,为实际应用中的水质预警与预报系统的优化和创新提供借鉴,并推动行业在提高供水安全和水资源管理方面的持续发展。

1 水源地取水口水质预警预报机理模型及方法

机理模型是考虑了物理转化、化学转化和生物转化过程对河道水体污染物随空间和时间扩散迁移规律,基于水环境系统复杂性分析技术,耦合不确定性理论、水动力及污染物输移规律建立的数学模型,可对污染物在水体中的扩散趋势和变化状态进行较全面地描述,来建立预报预警体系,起到预警作用^[1]。目前,水源地取水口水质预报预警系统的建

立主要依赖于机理模型。水质预报预警的机理模型主要包括数值模型、物理模型等。目前,机理模型主要优势在于能全面描述污染物的扩散趋势,但存在数据需求较为精细、模拟精度受限等问题。

1.1 数值模型

随着计算机技术的发展,对比存在局限性的现场观测分析与高成本的物理模型试验,数值模拟方法更加广泛应用于水源地水质预报预警的研究。数学模型以基本控制方程为基础,模拟水体中污染物的流动、扩散和反应等过程,从而预测水质变化的趋势。常见的数值模型包括水动力学模型、污染物迁移模型和水质反应模型等。例如,MIKE21模型加载扩散对流模块后可以模拟水体中不同污染物的扩散过程,其功能全面,模型的水质变化过程多,界面友好^[2-3],当前,MIKE21模型已被广泛应用在流体动力学与水质和富营养化方面的研究中,其网格如图1所示;SMS模型可以在二维方向模拟海岸、河流、湖泊和水库的水动力和水质过程^[4];BASINS模型具有地理信息系统(GIS)界面,可以开展标准化的富营养化过程的模拟,也可以开展水质不同组分的传输模拟^[5];WASR模型可以建立海岸、河流、湖泊和水库的一维及二维模型,其灵活性较高,适合与其他模型系统进行耦合^[6]。这些模型可为水源地取水口水质预报预警提供支持。

不同的数值模型具有各自的特点和优势,需要根据模拟区域的实际情况,结合各数值模型的适用性和优缺点,选择最合适的模型。常见数值模型的优缺点分析,以及它们在水源地取水口水质模拟中的适用场景如表1^[7-8]所示。

上述机理模型都是基于水环境系统复杂性分析技术,结合不确定性理论、水动力学以及污染物迁移规律,构建的复杂大型模型系统,其核心为对流扩散方程,模型对可溶性污染物的模拟主要基于以下基

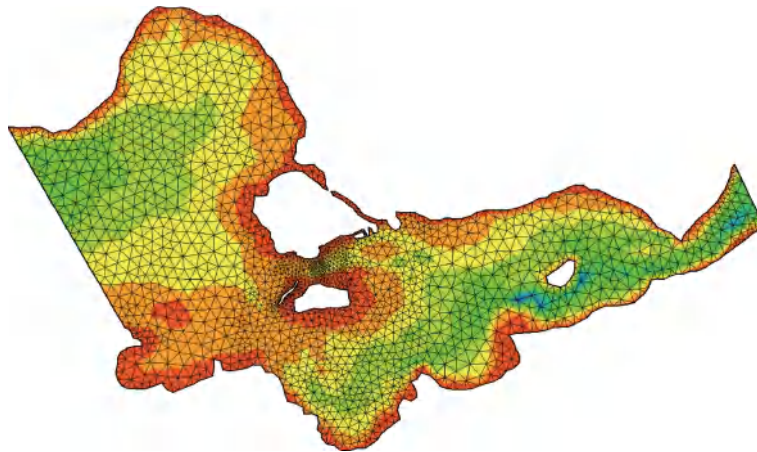


图1 MIKE21 三角形网格示意图

Fig. 1 Schematic Diagram of the MIKE21 Triangular Grid

表1 常见数值模型的优缺点及适用场景对比^[7-8]

Tab. 1 Comparison of Advantages, Disadvantages, and Applicable Scenarios of Common Numerical Models^[7-8]

模型	优势	缺点	适用场景
MIKE21	全面模拟水流与污染物扩散,功能丰富	计算量大,对输入数据要求高	河口、湖泊、复杂水体的污染物扩散和富营养化研究
SMS	灵活性高,适用广泛,支持二维模拟	可能缺乏对某些复杂水质反应过程的完整描述	水库、湖泊、水库的水质和水动力模拟
BASINS	结合 GIS,适用于流域尺度,适合富营养化过程模拟	空间分辨率较低,需大量环境数据	大范围流域水质模拟,富营养化和污染源分析
WASP	灵活模拟水质组分和污染物反应,适用一维、二维水体	输入数据要求高,计算复杂	河流、湖泊水质预测,污染物转化与反应模拟

本假定:物质守恒或符合一级反应动力学;符合 Fick 扩散定律,即扩散速度与浓度梯度成正比。

可溶性常规污染物的控制方程为对流扩散方程,可写为式(1)的形式。

$$\frac{\partial C}{\partial t} + u \frac{\partial C}{\partial x} + v \frac{\partial C}{\partial y} = K_x \frac{\partial^2 C}{\partial x^2} + K_y \frac{\partial^2 C}{\partial y^2} - KC + C_2 q \quad (1)$$

其中: C ——物质质量浓度,mg/L;

u, v —— x, y 方向的流速分量,m/s;

K_x, K_y —— x, y 方向的紊动扩散系数, m^2/s ;

q ——旁侧入流流量, m^3/s ;

C_2 ——源/汇质量浓度,mg/L;

t ——时间,s;

K ——降解或衰减系数, d^{-1} 。

对流扩散方程的水平混合扩散系数和垂向混合扩散系数取值分别与水动力水平、垂直湍流涡黏系数保持一致,即水平湍流扩散系数采用 Smagorisky 公式计算,垂向湍流扩散系数采用 $k-\xi$ 湍流闭合模

型计算。

目前数值在流体动力学与水质变化预测方面表现良好,但存在一些局限性。数值模型需要大量的输入数据,且输入数据的质量直接影响模型的预测精度;区域性差异对模型适应性构成挑战,特别是在复杂地形或非常规水质变化条件下,模型的精度可能降低;此外,在当前实时预警的需求下,数值模型的高计算成本也是其应用的一大障碍。

1.2 物理模型

在实际条件下,水流和污染扩散的过程极为复杂,数值模型和理论分析通常基于理想化假设和简化,无法完全适应每种具体的水流现象。因此,结合物理模型试验进行进一步研究显得尤为重要。物理模型试验根据试验需求和条件,选取适当的几何比例以满足雷诺数要求,其他物理量则依据相似性准则进行确定,然后将原型按比例缩小制作成模型进行试验研究。物理模型试验分为水工模型试验和河工模型试验^[9]。

程年生^[10]开展了关于水质物理模型试验的讨

论,研究了物理模拟试验中纵向离散系数、相似准则、输运问题和参数识别等问题。王永平等^[11]为研究长江感潮河段支流泵站排涝对下游自来水厂取水口的影响,采用物理模型开展了2种试验,分别为利用高锰酸钾进行定性示踪模拟,以及通过NaCl溶液测定电导率进行半定量模拟试验,结果表明,物理模型可应用于环境领域的污染物扩散效应研究。何梦云等^[12]通过分析现场资料并结合水质物理模型,研究了深圳前海水廊道的水动力条件及水体污染物浓度变化,为制定前海湾最佳水环境保护方案提供了科学依据。

总体上来看,物理模型通过在实验室或现场环境中模拟水流和污染扩散过程,提供了对复杂水质变化的直观理解。这类模型通常能较好地适应实际水体的复杂性,但也存在一些局限性。物理模型的构建和试验通常需要较高的成本和时间投入,同时其对试验条件的依赖性较强,且模型的缩放性和适应性也存在一定的局限。此外,物理模型还存在河工模型变态问题、模型量测技术问题等^[13],这些技术难题有待进一步研究解决。

1.3 机理模型研究进展分析与讨论

机理模型的优势在于能够提供理论基础,并通过模拟不同情境下的水质演变过程,预测污染源的扩散轨迹及其对水质的影响。近年来,许多学者已基于水动力学模型、水质反应模型以及水生生态学模型,开展了针对特定水体的水质预测研究,基于一维或二维水动力学模型的研究,能够有效模拟大范围水体的水流与污染物扩散,为水质预警系统提供了理论支撑。然而机理模型也存在一定的局限性。首先,模型对参数的敏感性较高,且需要大量的现场数据进行校准,导致其在实际应用中的复杂度和计算量较大。其次,许多模型难以准确反映水体中污染物的多种复杂反应,尤其是有机物和微生物群落的动态变化。尽管机理模型能够提供较为精确的水质预测结果,但其应用仍然受到数据质量、模型精度和计算能力等多重因素的限制。

2 水源地取水口水质预报预警非机理模型及方法

非机理模型是指不考虑污染物输移扩散机理过程,基于数理统计方法,即采用多元非线性回归或神经网络、机器学习等方法,建立依赖于污染物的监测

数据的预测模型,来模拟预测污染物浓度变化趋势的一种模型。可以分为统计模型、机器学习模型等。目前,统计模型简单易实现,但无法应对复杂的水体动态;机器学习方法则在应对非线性、时序数据时有较大优势,但需要大量高质量数据。

2.1 统计模型

统计模型是基于历史水质数据和环境因子的统计分析,通过建立水质与环境因子之间的相关性来预测水质变化。常见的统计模型包括回归分析、时间序列分析和多元统计分析等。李秋瑶^[14]基于水质自动监测数据,结合统计学基本原理,采用多元线性回归模型进行建模,进而研究河流水质的变化响应关系,结果表明,统计学方法能够有效揭示水质变化规律,并可作为辅助工具应用于实际的水质监测与预警工作中,为水质预测提供了一定的理论依据和实践指导。曹建业^[15]以东莞市为例开展案例,基于水质理化指标,运用综合污染指数法、综合营养状态指数法以及多元统计分析方法,根据地表水自动监测站提供的实时、连续监测数据,建立了水质预警与预测模型,能够有效预测水质变化。董永权^[16]采用指数模型和倒指数模型对长江水体污染在未来10年的发展态势进行了评估和预测,为长江水资源管理和污染控制提供了科学依据。

总体来看,统计模型优点是计算简单,易于实现,并能揭示水质变化的一些规律,但其主要缺点是不能充分考虑水体的复杂动态变化过程,统计模型在处理复杂的水质变化过程中,难以考虑到非线性和时序数据的影响,且难以满足突发污染事件的预测需求^[17]。

2.2 机器学习模型

随着人工智能技术的迅猛发展,基于机器学习和深度学习的预警预报模型逐渐受到关注,这些机器学习方法能够从非线性和复杂的水质数据中提取特征,从而提高预测精度。反向传播(BP)神经网络和支持向量机(SVM)等机器学习算法,能够通过对大量历史数据进行训练,自动学习水质变化的规律,并进行准确的预测,近年来,深度学习技术,如卷积神经网络(CNN)和长短时记忆(LSTM)网络在水质预测中的应用取得了显著进展^[18-19]。

BP神经网络适用于小范围数据集,尤其在已知水质变化模式较为固定的场景中有效,如局部水源

地的日常监测。张萌^[20]在阳泉市娘子关饮用水水源地的研究中,采用 Pearson 相关分析方法对多个水质指标进行初步筛选,确定各指标与水质变化之间的相关性,应用信息指标评价法分析各水质因素的信息持有度,识别对水质影响最大的关键因子,将筛选出的最佳水质影响因子输入 BP 神经网络进行训练,从而构建了一个改进的 BP 神经网络模型,能够有效地预测水质安全性,并为水源地水质预警和管理提供科学依据。

SVM 在处理较为复杂的水质数据集时表现良好,尤其在污染物浓度较为复杂的环境中有效。张彦^[21]以保定市地下水水源地水质中影响最大的因素总硬度为研究对象,构建了最优的地下水源地水质 SVM 回归预测模型,有效地模拟了总硬度对地下

水源地水质变化的影响,为地下水质的监测和预警提供了有力的技术支持。

CNN 以及 LSTM 网络在预测长期水质变化趋势方面具有较强优势,尤其适合处理时序数据,该方法在面对复杂非线性问题时,比传统统计模型有更高的预测准确性,LSTM 网络结构如图 2 所示。涂吉昌^[22]对金泽水源地的高锰酸盐指数和氨氮水质指标,进行了数据特性分析,并基于 CNN 构建了一个水质预测模型,能够对金泽水源地的高锰酸盐指数和氨氮的未来 3 d 水质变化进行有效预测;王渤权等^[23]采用 LSTM 网络模型,构建了西丽水库水质预测模型,结果表明,该模型在水质预测中的表现较为理想,能够较准确地反映水质变化趋势,从而为水质管理与预警提供了有效的技术支持。

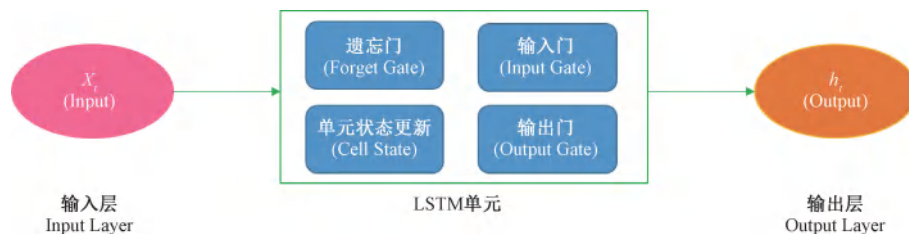


图 2 LSTM 模型结构

Fig. 2 Structure of LSTM Model

总的来说,机器学习方法的优势主要在于处理非线性、时序数据方面,但其劣势主要是在实际应用中面临训练及验证数据集质量不稳定、模型训练时间长、梯度易爆炸以及过拟合等问题^[24-26]。

2.3 非机理模型研究进展分析与讨论

非机理模型,尤其是基于机器学习、深度学习的水质预测模型,近年来取得了显著进展。这些模型通过分析大量的历史数据,学习水质变化的潜在规律,能够快速、实时地进行水质预报。与机理模型相比,非机理模型在计算速度、易用性和适应性方面具有明显优势,尤其在数据丰富且污染模式较为规律的环境中表现优异。SVM、人工神经网络(ANN)、随机森林(RF)等传统机器学习方法,以及近年来兴起的深度学习方法,如 CNN 和 LSTM 网络,已经被广泛应用于水质预测领域。这些方法能够通过大规模数据挖掘,捕捉水质变化中的潜在规律,减少了对传统物理模型的依赖。然而,非机理模型的应用也存在一些问题。例如,模型的泛化能力较差,可能在特定的水体类型或污染情境下表现不佳;除此之外,非机理模型在解释性上存在一定缺陷,难以揭示水

质变化的具体机制和原因。在实际应用中,非机理模型需要与机理模型进行结合,以弥补其解释能力不足的问题^[27-28]。

3 水源地取水口水质预警预报技术现存问题分析

目前,水源地取水口水质预警预报技术已取得显著进展,但依旧存在数据质量不高、预报精度不准和机制建设不健全等问题。

(1) 在线监测数据质量参差不齐。水质数据的质量直接影响到预警预报的准确性。水源地取水口环境复杂,在线监测数据可能受到传感器精度、外部干扰、环境变化、运维不及时等因素的影响,导致数据偏差。因此,如何提高数据采集的精度和稳定性,减少数据噪声,是一个重要的研究方向。

(2) 水质实时预报的精度不高。虽然现有的各种预报模型能够提供一定的水质预测结果,但实时预报的精度仍然不高。水质变化受多种因素影响,如气候气象、移动污染源、人类活动等,这使得水质的短期预测非常困难。因此,如何提高短期水质预报的准确性,依旧是后续的研究的重点。

(3)综合性的水源地取水口水质预警机制的缺失。目前,国内外在水质预警机制的研究上主要集中在建立基于单一污染物的预警模型,而忽视了污染源的多样性和各水质指标的相互关系。如何建立一个多维度、多因子、多层次的预警机制,是亟待解决的难题。同时水质预警机制的建立也需要考虑到不同污染源的动态变化以及多源数据的融合。

4 结论与展望

当前水源地取水口水质预警预报技术取得了一定进展,但由于水体环境的复杂性、气候变化的不可预测性,以及突发污染事件的频繁发生,现有技术仍面临诸多挑战。一是数据质量的稳定性和多源数据的融合问题依然存在,影响了预警系统的精度和可靠性;二是虽然机理模型和非机理模型各有优势,但如何将二者有效结合,提升预报的综合性能,仍是一个有待解决的难题;三是实时性和系统集成度的不足,也限制了水质预警系统在突发污染事件中的应用效果。面对这些问题,未来的研究方向可从以下几个方面展开。

(1)深度学习和传统机理模型融合。深度学习模型在水质预测中的应用具有较高的精度,但它们主要依赖于历史数据和模式识别,缺乏对水环境动力学过程的直接建模能力。而传统的机理模型可以通过描述水体污染物的扩散和迁移规律提供重要的物理背景信息。因此,未来的研究可以考虑将深度学习与传统机理模型相结合,融合数值模拟与数据驱动预测,利用传统模型提供的物理背景信息来约束机器学习模型的输出,这种结合有助于提升水源地取水口水质预警系统的可靠性和实时性。

(2)提升实时监测技术,保障数据质量。水源地取水口水质预警的精准性高度依赖于数据质量,尤其是在复杂环境中,监测数据可能受到外界因素的影响,导致数据不准确。因此,未来研究应重点提升数据采集技术和实时监测技术,如利用遥感技术、物联网设备、智能传感器等高科技手段,建立更加完善的水质监测网络。通过更高频次、更多维度的数据采集,可以提高预警的时效性和准确性。

(3)多源数据融合与智能化系统的建设。现有模型大多依赖单一的数据源或传统的数据分析方法,无法全面捕捉水质变化的多维度信息。尤其是在面对水源地取水口复杂的环境条件时,单一的数

据源无法有效预测水质变化。因此,未来的研究应注重多源数据的融合,集成气象、水文、污染源监测数据以及历史事件数据,通过先进的数据融合技术提高水质预警系统的准确性和稳定性。

(4)加强应对极端气候事件的应急预警能力。随着极端气候事件的增加,水源地取水口在面对突发污染事件(如咸潮入侵等)时的水质变化预测变得尤为重要。然而,现有模型对于应对短期、突发的极端气候事件的能力仍显不足,在应对极端气候事件时,传统的数值模型和机器学习模型可能无法在短时间内响应变化。因此,未来可以探索自适应模型,使得模型能够根据实时监测数据快速调整预测输出。这种适应性强的预测系统能够在极端气候变化时,灵活调整预警策略,提高预报的及时性和准确性。

随着技术的不断进步,尤其是人工智能、图像处理器(GPU)加速、大数据和数据融合技术的应用,水源地取水口水质预警预报系统有望实现更高的准确性和实时性。未来,水源地取水口水质预警预报系统将为水资源管理和水环境保护决策提供重要的技术支撑,为保障水源地水质安全、提高水资源利用效率提供重要保障。

参考文献

- [1] 张建杰. 突发水污染事件条件下三峡库区饮用水源地水质安全预警预报研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2017.
Zhang J J. Research on early warning and forecasting water quality safety of the three gorges reservoir region under sudden water pollution accident conditions [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2017.
- [2] 徐祖信, 廖振良. 水质数学模型研究的发展阶段与空间层次[J]. 上海环境科学, 2003(2): 79-85.
Xu Z X, Liao Z L. Developing stages and spatial levels of water quality modeling study [J]. Shanghai Environmental Sciences, 2003(2): 79-85.
- [3] 曹金保, 刘云珠. 水质模型的研究与发展[J]. 江西化工, 2006, 22(1): 51-54.
Cao J B, Liu Y Z. Development of water quality modeling study [J]. Jiangxi Chemical Industry, 2006, 22(1): 51-54.
- [4] 张明进, 张华庆. SMS水动力学软件[J]. 水道港口, 2006, 27(1): 57-59.
Zhang M J, Zhang H Q. Hydrodynamic software SMS [J]. Journal of Waterway and Harbor, 2006, 27(1): 57-59.
- [5] United States Environmental Protection Agency. Better assessment science integrating point and nonpoint sources,

- BASINS version 3.0, user's manual [Z]. Washington DC: United States Environmental Protection Agency, 2001.
- [6] Tim A W, Robert B A, James L M, et al. Water quality analysis simulation program (WASP) Version 6.0 Draft: User's manual [Z]. Atlanta: United States Environmental Protection Agency, 2000.
- [7] Talebbeydokhti N, Pourshahabi S, Rakhshandehroo G R, et al. Review of reservoir water quality monitoring and modelling [C]. Tehran: 4th International Conference on Long-Term Behaviour and Environmentally Friendly Rehabilitation Technologies of Dams (LTBD 2017), 2017: 134-142.
- [8] Lung W S, Larson C E. Water quality modeling of upper Mississippi River and lake pepin [J]. Journal of Environmental Engineering, 1995, 121(10): 691-699.
- [9] 姚仕明, 刘同宦. 河工模型在河流治理开发与保护中的作用 [J]. 人民长江, 2010, 41(9): 73-76.
Yao S M, Liu T H. Functions of physical model in river regulation, development and protection [J]. Yangtze River, 2010, 41(9): 73-76.
- [10] 程年生. 关于水质物理模型试验的讨论 [J]. 水道港口, 1990, 11(3): 41-43.
Cheng N S. Discussion on physical model test of water quality [J]. Journal of Waterway and Harbor, 1990, 11(3): 41-43.
- [11] 王永平, 禹化强, 于剑, 等. 长江支流泵站排涝对下游水厂影响物理模型研究 [J]. 中国农村水利水电, 2023(7): 189-194.
Wang Y P, Yu H Q, Yu J, et al. Research on the physical model influence of pumping station drainage on downstream water plant of the Yangtze River [J]. China Rural Water and Hydropower, 2023(7): 189-194.
- [12] 何梦云, 莫思平. 深圳前海水廊道水体交换物理模型试验研究 [J]. 人民长江, 2016, 47(5): 17-22.
He M Y, Mo S P. Physical model test on water exchange at Qianhai water corridor in Shenzhen [J]. Yangtze River, 2016, 47(5): 17-22.
- [13] 陈倩倩. 小沿河水源地水质提升工程流场流态试验研究 [D]. 扬州: 扬州大学, 2023.
Chen Q Q. Flow field test research of water quality lifting of Xiaoyan River headwaters [D]. Yangzhou: Yangzhou University, 2023.
- [14] 李秋瑶. 多元线性回归模型在河流水质预测中的应用 [J]. 信息系统工程, 2023(7): 79-82.
Li Q Y. Application of multiple linear regression model in river water quality prediction [J]. China CIO News, 2023(7): 79-82.
- [15] 曹建业. 地表水水质评价与预警预测模型研究 [D]. 广州: 华南理工大学, 2023.
Cao J Y. Surface water quality assessment and early warning prediction models [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2023.
- [16] 董永权. 基于指数模型的长江水质的评价和预测 [J]. 唐山师范学院学报, 2008, 30(2): 22-25.
Dong Y Q. Evaluation and forecast of Changjiang River's water contamination with exponential model [J]. Journal of Tangshan Teachers College, 2008, 30(2): 22-25.
- [17] Seis W, Zamzow M, Caradot N, et al. On the implementation of reliable early warning systems at European bathing waters using multivariate Bayesian regression modelling [J]. Water Research, 2018, 143: 301-312. DOI: 10.1016/j.watres.2018.06.057.
- [18] Torky M, Bakhiet A, Bakrey M, et al. Recognizing safe drinking water and predicting water quality index using machine learning framework [J]. International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 2023, 14(1): 23-33.
- [19] Chen Y Y, Song L H, Liu Y Q, et al. A review of the artificial neural network models for water quality prediction [J]. Applied Sciences, 2020, 10(17): 5776.
- [20] 张萌. 基于改进 BP 神经网络的阳泉市岩溶水饮用水水源地水质安全预测 [D]. 太原: 太原理工大学, 2018.
Zhang M. Prediction of water quality safety of karst drinking water sources in Yangquan based on improved BP neural network [D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2018.
- [21] 张彦. 基于 GA-SVM 在保定市地下饮用水水源地水质预测中的应用 [C]. 广州: 中国水利学会 2013 年学术年会论文集. 2013: 255-261.
Zhang Y. Application of GA-SVM in groundwater quality prediction for drinking water sources in Baoding City [C]. Guangzhou: Proceedings of the 2013 Annual Conference of the Chinese Society of Hydrology and Water Resources, 2013: 255-261.
- [22] 涂吉昌. 基于混合模型的水源地水质预测与评价研究 [D]. 西安: 西安工业大学, 2020.
Tu J C. Water quality prediction and evaluation of water source based on hybrid model [D]. Xi'an: Xi'an Technological University, 2020.
- [23] 王渤权, 金传鑫, 周论, 等. 基于长短期记忆网络的西丽水库水质预测 [J]. 长江科学院院报, 2023, 40(6): 64-70.
Wang B Q, Jin C X, Zhou L, et al. Water quality prediction for xili reservoir based on long-short term memory [J]. Journal of Changjiang River Scientific Research Institute, 2023, 40(6): 64-70.
- [24] Ma J, Ding Y X, Cheng J C P, et al. Soft detection of 5-day BOD with sparse matrix in city harbor water using deep learning techniques [J]. Water Research, 2020, 170: 115350. DOI: 10.1016/j.watres.2019.115350.
- [25] El Bilali A, Taleb A, Brouziyne Y. Groundwater quality forecasting using machine learning algorithms for irrigation purposes [J]. Agricultural Water Management, 2021, 245: 106625. DOI: 10.1016/j.agwat.2020.106625.

(下转第 193 页)

- Luo A X, Yang Y T. Comparison of determination of as and Se in water by inductively coupled plasma mass spectrometry (ICP-MS) and atomic fluorescence spectrometry AFS[J]. *Modern Chemical Research*, 2025(7): 70-72.
- [11] 赵海波, 赵少雷, 张宜文, 等. ICP-MS 灵敏度及检出限测量不确定度评定[J]. *分析仪器*, 2023(1): 112-116.
Zhao H B, Zhao S L, Zhang Y W, et al. Evaluation of measurement uncertainty of ICP-MS sensitivity and detection limit [J]. *Analytical Instrumentation*, 2023(1): 112-116.
- [12] 王意, 邓小娟, 薛涛, 等. 标准曲线配制对电感耦合等离子体质谱法测定饮用水中重金属元素的影响研究[J]. *计量学报*, 2022, 43(6): 819-825.
Wang Y, Deng X J, Xue T, et al. Study on the influence of standard curve preparation on heavy metals analysis in drinking water by inductively coupled plasma mass spectrometry method [J]. *Acta Metrologica Sinica*, 2022, 43(6): 819-825.
- [13] CNAS-CL01-G001; 2024 检测和校准实验室能力认可准则的应用要求[S].
CNAS-CL01-G001; 2024 Application of accreditation criteria for the competence of testing and calibration laboratories[S].
- [14] GB/T 27025—2019 检测和校准实验室能力的通用要求[S].
GB/T 27025—2019 General requirements for the competence of testing and calibration laboratories[S].
- [15] 刘岩, 章舒祺, 刘慧, 等. 电感耦合等离子体质谱法测定地表水中铅的不确定度研究[J]. *中国资源综合利用*, 2022, 40(5): 16-20.
Liu Y, Zhang S Q, Liu H, et al. Study on uncertainty of determination of lead in surface water by inductively coupled plasma mass spectrometry [J]. *China Resources Comprehensive Utilization*, 2022, 40(5): 16-20.
- [16] 王琳琳, 樊晓翠, 何东郡, 等. 电感耦合等离子体质谱法测定生活饮用水水表浸泡液中铅的不确定度评定[J]. *化学分析计量*, 2024, 33(5): 124-129.
Wang L L, Fan X C, He D J, et al. Uncertainty evaluation for the determination of lead in drinking water meter soak by inductively coupled plasma mass spectrometry [J]. *Chemical Analysis and Meterage*, 2024, 33(5): 124-129.

(上接第 185 页)

- [26] Zhi W, Feng D P, Tsai W P, et al. From hydrometeorology to river water quality: Can a deep learning model predict dissolved oxygen at the continental scale? [J]. *Environmental Science & Technology*, 2021, 55(4): 2357-2368.
- [27] Yu C, Wang K J, Tian C, et al. Aerobic granular sludge treating low-strength municipal wastewater: Efficient carbon, nitrogen and phosphorus removal with hydrolysis-acidification pretreatment [J]. *Science of the Total Environment*, 2021, 792: 148297. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2021.148297.
- [28] 李运东. 基于深度学习+耦合模型的城市河流水质模拟与减排方案研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2024.
Li Y D. Deep learning + integrated model based urban river water quality simulation and emission reduction research [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2024.