

文章编号: 1671-0444(2024)03-0116-07

DOI: 10.19886/j.cnki.dhdz.2022.0483

基于在线监测时间序列数据的水质预测模型研究进展

秦艳¹, 徐庆², 陈晓倩³, 刘振鸿¹, 唐亦舜¹, 高品¹

(1. 东华大学环境科学与工程学院, 上海; 2. 上海市环境监测中心, 上海;

3. 上海市检测中心生物与安全检测实验室, 上海)

摘要: 当前地表水突发性污染事件频发, 已造成严重的环境和社会影响, 对环境监管部门应急处置能力建设提出了新要求和新挑战。地表水水质在线监测数据具有高频率和高时效等特点, 系统论述了基于在线监测时间序列数据的水质预测模型的研究现状和进展, 包括数据软测量、预处理方法和水质预测模型等, 分析了不同水质预测模型在应用过程中存在的问题, 并对未来研究方向进行了展望, 以期水质预测预警和环境监管提供技术支持和方法参考。

关键词: 水质预测模型; 在线监测; 时间序列分析; 自回归模型; 人工神经网络

中图分类号: TP 389.1

文献标志码: A

Research progress on the water-quality prediction models based on the online time-series monitoring data

QIN Yan¹, XU Qing², CHEN Xiaoqian³, LIU Zhenhong¹, TANG Yishun¹, GAO Pin¹

(1. College of Environmental Science and Engineering, Donghua University, Shanghai, China; 2. Shanghai Environmental Monitoring Center, Shanghai, China; 3. Bioassay and Safety Assessment Laboratory, Shanghai Academy of Public Measurement, Shanghai, China)

Abstract: Sudden pollution incidents in surface water have occurred frequently and caused serious environmental and social impacts, which raised new requirements and challenges towards to environmental supervision departments. Online monitoring data of surface water quality have features of high-frequency and high time-efficiency. The recent research status and progress of water-quality prediction models with online time-series monitoring data were summarized, including data soft measurement, preprocessing methods, and water-quality prediction models. The problems in the practical applications of the relevant water-quality prediction models were analyzed. Also, the future research directions with respect to water-quality prediction are proposed. The aim of this work is to provide reference and technology support for water-quality prediction and warning, and environmental supervision.

Key words: water-quality prediction model; online monitoring; time-series analysis; autoregressive model; artificial neural network

当前, 全球范围内由化学品泄露等事故所导致的水质污染事件频发^[1-3], 造成了严重的环境和社会影响。突发性污染水质预测和应急预警已成为环境监管领域的关注焦点, 这对地表水水质管理而言非

常重要^[4]。河流水质预测是区域水环境管理的基础^[5], 通过对一定范围内的水质参数变化进行实时监测, 结合当前水质状况、生态环境状况、污染物迁移特性和社会经济发展等造成的污染过程, 分析水

收稿日期: 2022-12-15

基金项目: 上海市生态环境局科研项目(沪环科[2020]第51号)

通信作者: 高品, 男, 教授, 研究方向为水污染控制技术, E-mail: pingao@dhu.edu.cn

引用格式: 秦艳, 徐庆, 陈晓倩, 等. 基于在线监测时间序列数据的水质预测模型研究进展[J]. 东华大学学报(自然科学版), 2024, 50(3): 116-122.

QIN Y, XU Q, CHEN X Q, et al. Research progress on the water-quality prediction models based on the online time-series monitoring data [J]. Journal of Donghua University (Natural Science), 2024, 50(3): 116-122.

质参数变化对未来水质状况的影响,预测水质参数的变化趋势。随着信息技术和大数据等领域的飞速发展,我国水体监测基础设施日益完善,水质自动监测系统布设也日益广泛,监测数据日益成熟,现有的水质自动监测系统对常规水质指标已实现高频率、高时效连续监测^[6-7],如总氮(TN)、溶解氧(DO)、浊度等,即使部分难以实现连续监测的水质参数也可通过软测量等技术进行间接测量,这些为基于在线监测时间序列的水质预测奠定了数据基础。然而,水质预测目前仍处于发展阶段,如何有效利用已有庞大的水质在线监测数据实现水质精确预测,是构建和研发水质预测模型亟需解决的关键问题^[8]。

目前已报道的水质预测模型主要采用回归模型法和神经网络法等,这些方法考虑的影响因素较少,应用简便,预测结果良好。其中,回归模型法在旅游^[9]、人口^[10]、经济^[11]等领域应用优势较为显著,但在水质管理中的研究和应用较少^[12-13]。相比之下,虽然神经网络法需要较长时间序列的水质监测历史

数据,但其预测结果的准确度高,已成为国内外水质预测模型方法的研究重点^[14]。基于此,本文系统论述了当前基于在线监测时间序列数据的水质预测模型方法的研究现状和进展,包括数据软测量、预处理方法和水质预测模型等,同时针对水质预测的未来研究方向提出了展望,可为水质监管提供技术支持。

1 水质监测及数据预处理

1.1 水质监测与软测量

水质监测通常采用直接测量法和软测量法。对于可快速准确测定的水质参数如水温、DO、氧化还原电位(ORP)、pH、浊度等,可采用直接测量法,并将其用于水质预测;而对于生化需氧量(BOD)、TN等难以实现高频直接监测的参数,通常可通过建立软测量模型来进行测量^[15],利用可测辅助变量(如水温、DO、浊度等)实现对主导变量(BOD和TN等)的测量。软测量基本框架如图1所示。

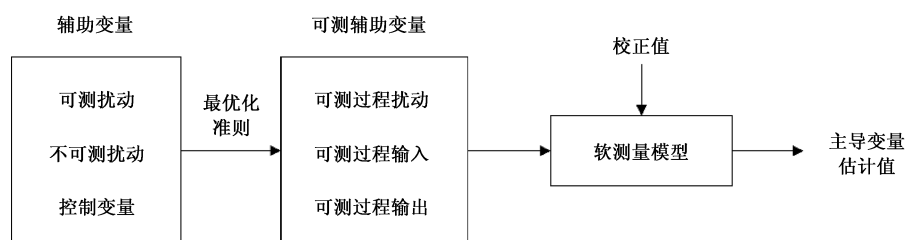


图1 软测量基本框架

Fig. 1 Frame of soft measurement model

在水质监测领域,软测量主要在利用流量、温度和浊度等易实现连续测量的水质参数与难以连续直接监测的水质参数之间建立相关关系,通过各种数学计算和估算,实现对难直接监测水质参数的测量,可有效解决一些在线监测方法无法解决的问题,这项技术已被广泛应用于不同水体水质参数的连续监测和预测^[16]。例如,通过构建城市污水中氨氮与pH、DO和化学需氧量(COD)之间的关联软测量模型,并采用多元线性回归模型拟合,可实现对污水氨氮的连续监测^[17]。类似地,以浊度和流量作为水质参数基础数据,采用多元回归分析建立总磷(TP)的软测量模型,获得软测量计算值的时间序列,实现对TP的高频连续监测,结果显示TP实测值均处于其软测量预测值的90%可信度范围内^[18]。

1.2 水质数据预处理

通常,直接使用在线监测数据进行软测量建模无法取得准确结果,甚至可能会因为误导操作而导致整个建模过程失败。为提高建模数据质量,识别和消除异常数据是非常关键的^[8],因此有必要对初始数据进行预处理。预处理方法的合理性会直接影

响软测量模型的精度,严重时会导致模型无法预测。基于此,在数据预处理时需剔除过失误差和随机误差。过失误差是由非随机事件(如传感器失灵、仪器损坏、药剂过期等)引发的测量结果严重偏离现实情况的现象,测量数据与真实值之间存在明显差异;随机误差是由测定过程中的人为或自然因素随机波动所产生的误差,主要由不稳定随机因素的变化造成,如气温、风速、天气情况等自然因素波动,仪器电压不稳定及测试人员不同操作习惯等。通常,过失误差多采用拉依达准则、格拉布斯准则和狄克逊准则进行筛选,而随机误差可采用滤波方法结合聚类分析进行预处理和归一化。其中,拉依达准则在实际操作中应用较多^[15],主要步骤如下:

假定样本数据分别为 $a_1, a_2, \dots, a_n$,平均值为 $\bar{a}$,偏差为 $b_i = a_i - \bar{a} (i = 1, 2, \dots, n)$,采用贝叶斯公式(式(1))得出样本标准偏差 δ 。

$$\delta = \sqrt{\left[\sum_{i=1}^n b_i^2 - \frac{(\sum_{i=1}^n a_i)^2}{n} \right] / (n-1)} \quad (1)$$

如某一样本 a_i 的偏差 $w_s (1 \leq s \leq n)$ 满足: $|w_s| > 3\delta$,则认为 a_i 是异常数据。此外,将 p 组数

据并列组成 n 行的矩阵,每组数据量为 n ,进一步采用标准化方法归一化样本数据,方法如式(2)所示。

$$y_{cd}^* = \frac{y_{cd} - \bar{y}_d}{K_d}, c=1,2,\dots,n; d=1,2,\dots,p \quad (2)$$

式中: y_{cd}^* 为归一化后第 c 行第 d 列数据; y_{cd} 是原始第 c 行第 d 列数据; $\bar{y}_d$ 为第 d 列数据平均值; K_d 是第 d 列数据标准偏差。样本数据经归一化处理后可消除各指标量纲不同所带来的误差影响,已有研究报道^[19]调用 premnmx 函数对输入变量进行归一化处理,可提高所建模型的训练速度和灵敏度。此外,数据预处理还可通过小波去噪法^[18,20],利用小波函数划分样本数据频率,将时间序列以二维平面的形式输出,并将原始时间序列分为低频和高频两部分。其中,低频部分主要包含原始时间序列的变化规律,是需保留的分量,而高频部分则包含影响预测精度的噪声,是需去除的分量,进而实现对初始数据样本的有效处理。

2 基于时间序列数据的水质预测模型

2.1 自回归 (autoregressive, AR) 模型

AR 模型采用前 i 个时间序列数据线性组合加上随机误差来预测下一个时间数值^[21],如式(3)所示。

$$Y_t = \Phi_1 Y_{t-1} + \Phi_2 Y_{t-2} + \dots + \Phi_i Y_{t-i} + \delta + at \quad (3)$$

式中: $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-i}$ 为前 i 个时间序列观测值, $\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_i$ 为与时间序列观测值对应的系数; δ 为常数; at 为误差值。

采用 AR 模型进行数据时间序列预测一般包括时间序列的平稳性检测、模型阶数确定、AR 模型建立等^[22],可基于历史时间序列水质监测数据对当前水质状况进行有效预测。朱炜玉等^[23]以美国东海岸的波托马克河为研究区域,首先确定了河水浊度、电导率和 DO 的 AR 模型阶数,分别使用前 7、12 和 7 个历史观测值的线性组合对这 3 种水质指标当前值进行预测,取得了较好的预测结果。AR 模型还可通过跟踪和预测水质背景数据获得残差,与设定阈值比较后进行水质异常判断,如秦文虎等^[21]采用基于向量的 AR 模型对水体异常 DO 进行检测,结果表明误报率低。笔者课题组构建了基于历史在线水质时间序列的优化非线性 AR 模型,通过优化输入数据、模型延迟阶数和隐含层神经元数,实现对地表水体 pH、DO 和浊度的良好预测^[12]。然而,也有研究报道^[24]AR 模型对于水质波动大和时间跨度大的水质指标预测效果较差,这可能与 AR 模型本身线性预测特征有关,其对波动较小的水质时间序列结果预测效果较好,但模型预测残差会随水质污染突发事件的发生或水量出现异常而发生变化。由此

可见,AR 模型虽操作简单且计算复杂度较低,但当突发污染事件发生时仍存在预测精度较低的缺陷。

2.2 自回归移动平均 (autoregressive moving-average, ARMA) 模型

ARMA 模型表达方式可用式(4)表示。

$$Y_t = \varphi_1 Y_{t-1} + \varphi_2 Y_{t-2} + \dots + \varphi_p Y_{t-p} + \mu_t - \theta_1 \mu_{t-1} - \theta_2 \mu_{t-2} - \dots - \theta_q \mu_{t-q} \quad (4)$$

式中: Y_t 为 (p, q) 阶 ARMA 模型,可记为 ARMA(p, q); $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p$ 为自回归参数; μ_t 为白噪声序列; $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ 为移动平均参数。若引入滞后算子 B ,可将式(4)表示为式(5)。

$$\varphi(B)Y_t = \theta(B)\mu_t \quad (5)$$

假定 $\theta(B)=0$,则序列 Y_t 为 p 阶 AR 模型,即 AR 模型是 ARMA 模型的特例。有研究^[25]采用 ARMA 模型预测分析三峡库区长江干流断面 DO、高锰酸盐指数和氨氮变化趋势,以评估三峡水库水位调度对库区水质的潜在影响,预测结果表明氨氮是入出库断面的首要污染物,但断面整体水质状况呈现好转趋势。此外,陈青松^[26]采用 ARMA 模型预测青衣江洪雅段地表水水质情况,将 2011 年 1 月至 2015 年 11 月间的 118 个水质数据作为初始样本构建模型,并用 2015 年 12 月的实测数据进行检验,结果显示 ARMA 模型的预测值与实测值之间的均方根误差始终低于 0.026。此外,ARMA 模型也被成功应用于水源水水质指标的预测^[27-28],通过构建水质浊度和 COD 时间序列预测模型,较准确地预测了水源水浊度和 COD 的变化趋势。然而,与 AR 模型相似,ARMA 模型在预测较小时间跨度的水质指标时精度较高,但对于时间跨度大的水质指标预测存在精度降低的缺陷^[29]。

2.3 BP 神经网络 (BP neural network, BPNN)

人工神经网络 (artificial neural network, ANN) 在环境水体水质指标预测等方面的研究和应用发展较为迅速,采用 ANN 方法可对非线性数据进行预测分析,结果精确度与实测水质历史数据样本量密切相关,具有泛化性强、稳健性高、训练速度快,以及可避免陷入局部最优解等突出特点,已被广泛应用于水质预测和预警^[30]。BPNN 是基于 ANN 发展而来的一种基于误差反向传播的多层前馈型神经网络算法^[14],是目前使用最为广泛的算法之一。与其他神经网络算法类似,BPNN 可在不明确输入和输出变量之间数学关系情况下,采用“黑箱”学习并存储大量输入和输出映射关系,然后通过前向传播不断调整网络权值和阈值,使其误差平方和最小。此外,BPNN 在前馈型网络结构上耦合后向传播算法,正向传播信息与反向传播误差循环交替,输入信

号通过输入层进入模型网络,通过加权求和与激活函数处理后从输出层输出,当输出值与期望值之间的误差未达到期望范围值时,模型网络会根据实际输出值与期望输出值之间的误差值再进行反向逐层传播,进而获得所有单元的误差信号,以此作为各神经元之间权值修正幅度的参考^[31]。网络的权值和

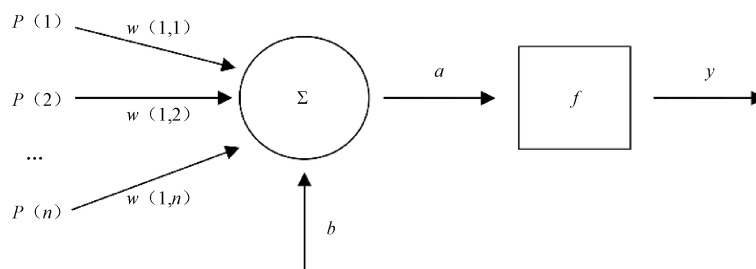


图2 BPNN 神经元模型示意图^[31]

Fig. 2 Schematic of BPNN neuron model^[31]

典型3层BPNN结构示意图如图3所示,其中: X 为外界输入; w 为网络中各层的权值; j, i, k 分别为输入层节点、隐含层节点和输出层节点; θ 和 a 分别为隐含层和输出层阈值,其下标为节点序号; Φ 和 Ψ 分别为隐含层和输出层的激励函数; O 为输出部分。从图3可以看出,一个典型的3层神经网络包括输入层、隐含层和输出层,不同层之间通过全互连方式进行连接,同一层上的神经元相互之间不干扰,网络结构中可含有一个或多个隐含层。

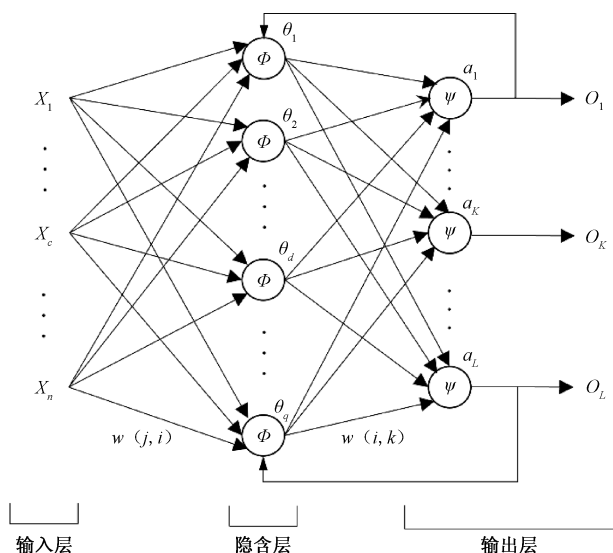


图3 典型3层BP神经网络结构示意图^[14,31]

Fig. 3 Schematic of the typical structure of three-layer BPNN^[14,31]

相比其他预测模型,BPNN 在水质预测领域的应用较为成熟^[33-34],如据振闯等^[19]构建了采用黄河内蒙古河段上游断面水质监测数据预测下游断面水质变化的BPNN模型,并采用各监测断面COD历史监测值进行模拟训练并预测,结果表明COD平均相对误差仅为5.66%,预测精度较高。在BPNN基础上,可进一步通过耦合其他算法或对初始数据进

行降维,提高BPNN预测精度。笔者课题组采用主成分分析法先对初始数据进行特征提取和降维,并通过动态滑动窗口进一步处理,构建了针对溶解性有机碳(DOC)、TN和浊度等水质指标的3层网络结构BPNN模型,通过优化网络拓扑结构,实现对苏州河非线性特征水质变化趋势的良好预测^[35]。类似地,BPNN模型也可通过粒子群算法优化和滑动窗口再处理,构建针对水质参数的预测模型,通过历史监测数据的训练可取得较好的预测精度^[36]。

2.4 长短期记忆神经网络(long- and short-term memory neural network, LSTMNN)

LSTMNN模型是为了解决循环神经网络(RNN)在对较长时间序列进行建模应用时存在梯度消失等问题而提出的^[37],其网络单元一般包括遗忘门、输入门和输出门,如图4所示。其中:遗忘门将之前隐含层信息 h_{t-1} 和现输入信息 X_t 同时输入到Sigmoid函数(σ),决定一些信息的去留;输入门将 h_{t-1} 和 X_t 输至 σ 和 $\tanh$ 函数,并将其输出相乘,以此决定当前输入信息中的重要部分,并更新单元状态;输出门确定隐含层状态 h_t 应携带的信息,最后把 h_t 作为当前单元输出,把LSTMNN单元新状态 C_t 和新隐含层状态 h_t 传输给下一时刻的LSTMNN单元,每个单元重复相同步骤直至最终输出^[38]。相比AR和ARMA模型,LSTMNN模型可较好地处理大时间尺度的数据,但会导致收敛速度较慢,无法直接确定参数,易陷入局部最优,适用于样本数量多且具有长期依赖性的时间序列预测。秦文虎等^[39]基于LSTMNN模型,采用2012—2016年太湖流域某原水厂的在线监测pH值、COD、DO和氨氮数据构建其未来2h的预测模型,取得了较好的预测结果,各指标预测值与实测值均方根误差为

0.012~0.109。有研究^[40]表明,LSTMNN 模型更适合短期预测,可通过优化不同链长和不同步长,实现对水质波动较大断面的良好预测。王嫒嫒^[41]通过对比研究发现,BPNN 模型只有在水质 DO 和 TN 实测值变化较为规律的情况下才能取得较好的预测精度,而 LSTMNN 模型对水质 DO 和 TN 波动较大时的预测效果更好。

2.5 预测模型特点与适用性分析

不同的水质预测模型各具特点,在选择应用时应根据初始样本数据特征,必要时可耦合其他算法或数据预处理方法,从而提高预测精度。不同水质预测模型的优缺点与适用场景如表 1 所示。

表 1 水质预测模型特点及适用场景

Table 1 Characteristics of water-quality prediction models and their application scenarios

模型	优点	缺点	适用场景
AR、ARMA	建模简单,数据计算与处理迅速	对初始数据的平稳性要求较高,在水质波动与突发性污染状况下预测精度较低	适合预测水质情况简单且波动较小的场景,如污水处理厂、污染较小的河道上游
BPNN	具有较强的非线性映射、自学习、自适应能力,可用较少样本训练网络	收敛速度慢,训练样本数据过多,易出现“过拟合”现象	适合样本数据有限的场景
LSTMNN	能较好地处理大时间尺度水质数据	收敛速度较慢,无法直接确定参数,易陷入局部最优	适合处理时间跨度大的样本数据或高频监测数据

3 总结与展望

目前针对在线监测时间序列水质数据预处理和预测模型建立运行等已有较多研究报道,但在模型预测可靠性和精确度等方面仍存在诸多问题。开展水质预测时,应对预测模型进行大量训练,根据不同区域、不同水体的水质特点,选择并建立合适的预测模型。未来还需在以下方面开展进一步研究:

- 1)在环境监测和预测预警领域,如何有效利用庞大的在线时间序列数据。
- 2)如何真正实现对未知时间序列的水质预测,因为目前报道的大部分研究仍停留在使用历史数据验证预测模型性能的阶段。

参 考 文 献

[1] YAO H, ZHANG T Z, LIU B, et al. Analysis of surface water pollution accidents in China: characteristics and lessons for risk management [J]. Environmental Management, 2016, 57(4): 868-878.

[2] ZHAO Y, PAN Y L, WANG W S, et al. A brain-inspired dynamic environmental emergency response framework for sudden water pollution accidents [J]. Water, 2021, 13 (21): 3097.

[3] 张丽峰. 国家重污染事故频发河流水体污染防治战略研究 [D]. 合肥: 合肥工业大学, 2012.

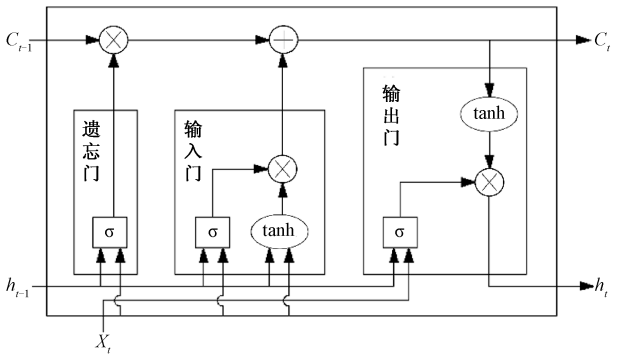


图 4 长短期记忆单元模型^[38]

Fig. 4 LSTM memory unit model^[38]

ZHANG L F. Water pollution prevention strategies for rivers of heavy pollution accident occurred frequently in China [D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2012.

[4] SHI B, WANG P, JIANG J P, et al. Applying high-frequency surrogate measurements and a wavelet-ANN model to provide early warnings of rapid surface water quality anomalies [J]. Science of the Total Environment, 2018, 610/611: 1390-1399.

[5] 张迪, 嵇晓燕, 宫正宇, 等. 滇池流域水环境综合管理技术支持平台构建研究[J]. 中国环境监测, 2016, 32(6): 118-122. ZHANG D, JI X Y, GONG Z Y, et al. Construction of technical support platform for integrated management of water environment in Dianchi River Basin [J]. Environmental Monitoring in China, 2016, 32(6): 118-122.

[6] 杨宇峰, 武曠, 王璐, 等. 基于随机森林模型的辽河高时间分辨率氮、磷浓度模拟与预测[J]. 环境科学学报, 2022, 42 (12): 384-391. YANG Y F, WU J, WANG L, et al. Simulation and prediction of nitrogen and phosphorus concentrations with high time resolution in Liao River using random forest model [J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 2022, 42(12): 384-391.

[7] 柳维, 杨维. 水质自动监测系统在水环境监测中的应用[J]. 中国资源综合利用, 2022, 40(10): 46-48. LIU W, YANG W. Application of water quality automatic monitoring system in water environment monitoring [J]. China Resources Comprehensive Utilization, 2022, 40(10): 46-48.

[8] 张梦迪, 徐庆, 马春燕, 等. 基于在线监测数据的水质预测及异常识别方法研究进展 [C]//第十八届长三角科技论坛环境

- 保护分论坛(上海市环境科学学会 2021 年学术年会)暨上海市环境科学学会第八届会员代表大会论文集. 上海, 2021: 77-85.
- ZHANG M D, XU Q, MA C Y, et al. Research progress on water quality prediction and anomaly identification methods based on online monitoring data [C] // Proceedings of the 18th Yangtze River Delta Science and Technology Forum on Environmental Protection and the Eighth General Meeting of the Shanghai Society of Environmental Science. 2021: 77-85.
- [9] 陈美璘, 何清龙. 基于熵权法混合模型的贵州省旅游人数预测研究[J]. 数学的实践与认识, 2018, 48(21): 307-313.
- CHEN M L, HE Q L. The forecast of tourists in Guizhou province based on entropy-weighted mixed model [J]. Mathematics in Practice and Theory, 2018, 48(21): 307-313.
- [10] WANG Q, WANG L L. The nonlinear effects of population aging, industrial structure, and urbanization on carbon emissions: a panel threshold regression analysis of 137 countries [J]. Journal of Cleaner Production, 2021, 287: 125381.
- [11] SHYTI B, VALERA D. The regression model for the statistical analysis of Albanian economy [J]. International Journal of Mathematics Trends and Technology, 2018, 62(2): 90-96.
- [12] 唐亦舜, 徐庆, 刘振鸿, 等. 基于优化非线性自回归神经网络模型的水质预测[J]. 东华大学学报(自然科学版), 2022, 48(3): 93-100.
- TANG Y S, XU Q, LIU Z H, et al. Prediction of water quality based on the optimized nonlinear auto-regressive neural network model [J]. Journal of Donghua University (Natural Science), 2022, 48(3): 93-100.
- [13] 周添一, 徐庆, 刘振鸿, 等. 优化 NARX 神经网络对时间序列溶解氧的预测[J]. 东华大学学报(自然科学版), 2022, 48(2): 105-110.
- ZHOU T Y, XU Q, LIU Z H, et al. Time-series dissolved oxygen prediction based on optimized NARX neural network [J]. Journal of Donghua University (Natural Science), 2022, 48(2): 105-110.
- [14] 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.
- [15] 周添一. 基于在线数据的水质时间序列预测及叶绿素 a 测量的研究[D]. 上海: 东华大学, 2022.
- ZHOU T Y. Research of water quality time series prediction and the soft measurement of chlorophyll a based on online data [D]. Shanghai: Donghua University, 2022.
- [16] 张梦秋. 基于软测量的污水水质预测系统[D]. 兰州: 西北师范大学, 2016.
- ZHANG M Q. Wastewater quality prediction system based on soft sensor [D]. Lanzhou: Northwest Normal University, 2016.
- [17] 李俊. 城镇污水处理厂污水氨氮和运营能耗的软测量模型研究[D]. 广州: 广东工业大学, 2018.
- LI J. Study on soft-measurement model of ammonia-nitrogen and operational energy consumption in urban sewage treatment plant [D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2018.
- [18] 史斌. 水污染动态预警监测模型构建与应急处置工程风险分析[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018.
- SHI B. The study on dynamic warning and monitoring modeling for water pollution and risk analysis for emergency disposal project [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2018.
- [19] 琚振闯, 王晓, 弓艳霞. 基于 BP 神经网络的黄河水质预测研究[J]. 青海大学学报, 2017, 35(3): 88-92.
- JU Z C, WANG X, GONG Y X. Prediction of water quality in Yellow River based on BP neural network model [J]. Journal of Qinghai University, 2017, 35(3): 88-92.
- [20] 袁梅雪, 魏守科, 孙铭, 等. 基于小波去噪和 LSTM 的 Seq2Seq 水质预测模型[J]. 计算机系统应用, 2022, 31(6): 38-47.
- YUAN M X, WEI S K, SUN M, et al. Seq2Seq water quality prediction model based on wavelet denoising and LSTM [J]. Computer Systems & Applications, 2022, 31(6): 38-47.
- [21] 秦文虎, 付亚涛. 基于向量自回归模型的水质异常检测研究[J]. 安全与环境学报, 2018, 18(4): 1560-1563.
- QIN W H, FU Y T. Water quality abnormality inspection and detection via the vector auto-regressive model [J]. Journal of Safety and Environment, 2018, 18(4): 1560-1563.
- [22] LIU C L, PAN C Z, CHANG Y W, et al. An integrated autoregressive model for predicting water quality dynamics and its application in Yongding River [J]. Ecological Indicators, 2021, 133: 108354.
- [23] 朱炜玉, 史斌, 姜继平, 等. 基于水质时间序列异常检测的动态预警方法[J]. 环境科学与技术, 2018, 41(12): 131-137.
- ZHU W Y, SHI B, JIANG J P, et al. Dynamic early warning method based on abnormal detection of water quality time series [J]. Environmental Science & Technology, 2018, 41(12): 131-137.
- [24] 王丙参, 夏鸿鸣, 何万生. 基于 AR(p) 模型的渭河水质预测[J]. 宜宾学院学报, 2011, 11(12): 13-15.
- WANG B C, XIA H M, HE W S. The prediction of water quality based on AR(p) model in Weihe, Tianshui Reach [J]. Journal of Yibin University, 2011, 11(12): 13-15.
- [25] 黄玥, 黄志霖, 肖文发, 等. 三峡水库蓄水运行后出入库断面水质评价与预测[J]. 环境污染与防治, 2019, 41(2): 211-215.
- HUANG Y, HUANG Z L, XIAO W F, et al. Water quality evaluation and prediction of the reservoir inflow and outflow after the Three Gorges Project operation [J]. Environmental Pollution & Control, 2019, 41(2): 211-215.
- [26] 陈青松. 青衣江水质分析方法研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2018.
- CHEN Q. Study on water quality analysis method of Qingyi River [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2018.
- [27] 董国庆, 孙伯寅, 李峥, 等. 时间序列模型在水源水化学耗氧量预测中的应用[J]. 环境与健康杂志, 2018, 35(3): 234-237.
- DONG G Q, SUN B Y, LI Z, et al. Application of time series model in prediction of chemical oxygen demand of source water [J]. Journal of Environment and Health, 2018, 35(3): 234-237.
- [28] 吕昌涛, 赖华. 基于 ARMA 模型的自来水厂原水水质短期预

- 报[J]. 工业仪表与自动化装置, 2016(2): 98-101.
- LYU C T, LAI H. Short-term forecast for source water quality of water plant based on ARMA model [J]. *Industrial Instrumentation & Automation*, 2016(2): 98-101.
- [29] 王晓鹏. 河流水质模拟预测的统计建模研究: 以湟水河小峡桥断面为例[J]. 青海师范大学学报(自然科学版), 2015, 31(4): 1-5.
- WANG X P. Study on simulation and prediction statistical modeling of river water quality—taking Xiaoxia Bridge section of the Huangshui River Basin as example [J]. *Journal of Qinghai Normal University (Natural Science)*, 2015, 31(4): 1-5.
- [30] 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.
- [31] 王佳楠. 基于BP神经网络的高锰酸盐指数预测研究: 以渭南潼关吊桥段为例[D]. 西安: 长安大学, 2017.
- WANG J N. Prediction of permanganate index based on BP neural network: a case study of Tongguan drawbridge area in Weinan City[D]. Xi'an: Chang'an University, 2017.
- [32] 刘品. BP神经网络结构优化研究及应用[D]. 北京: 中国地质大学(北京), 2016.
- LIU P. The BP neural network structure optimization research and application [D]. Beijing: China University of Geosciences (Beijing), 2016.
- [33] YAN J Z, XU Z B, YU Y C, et al. Application of a hybrid optimized BP network model to estimate water quality parameters of Beihai Lake in Beijing [J]. *Applied Sciences*, 2019, 9(9): 1863.
- [34] 刘洁, 祝榕婕, 姜德迅, 等. 基于遗传-神经网络的实时水质预测模型[J]. 南水北调与水利科技(中英文), 2020, 18(6): 93-100.
- LIU J, ZHU R J, JIANG D X, et al. Real-time water quality prediction model based on IGA-BPNN method [J]. *South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology*, 2020, 18(6): 93-100.
- [35] 张梦迪, 徐庆, 刘振鸿, 等. 基于动态滑动窗口BP神经网络的水质时间序列预测[J]. 环境工程技术学报, 2022, 12(3): 809-815.
- ZHANG M D, XU Q, LIU Z H, et al. Prediction of water quality time series based on the dynamic sliding window BP neural network model [J]. *Journal of Environmental Engineering Technology*, 2022, 12(3): 809-815.
- [36] 雷腾. 基于神经网络水质预测模型[D]. 海口: 海南大学, 2015.
- LEI T. Based on the neural network model to predict water quality [D]. Haikou: Hainan University, 2015.
- [37] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory [J]. *Neural Computation*, 1997, 9(8): 1735-1780.
- [38] 杜爽, 徐展琦, 马涛, 等. 基于神经网络模型的网络流量预测综述[J]. 无线电通信技术, 2020, 46(2): 216-222.
- DU S, XU Z Q, MA T, et al. A survey of network traffic prediction based on neural network models [J]. *Radio Communications Technology*, 2020, 46(2): 216-222.
- [39] 秦文虎, 陈溪莹. 基于长短时记忆网络的水质预测模型研究[J]. 安全与环境学报, 2020, 20(1): 328-334.
- QIN W H, CHEN X Y. Water quality forecast and prediction model based on long-and short-term memory network [J]. *Journal of Safety and Environment*, 2020, 20(1): 328-334.
- [40] 孙开争, 刘杨, 姜腾龙, 等. 城市河流水质预测的LSTM方法适用性研究[J]. 河北环境工程学院学报, 2022, 32(6): 78-82.
- SUN K Z, LIU Y, JIANG T L, et al. Study on applicability of LSTM prediction methods on urban river water quality [J]. *Journal of Hebei University of Environmental Engineering*, 2022, 32(6): 78-82.
- [41] 王嫒嫒. 基于LSTM的水质预测方法研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2019.
- WANG Y Y. Research of water quality prediction methods based on LSTM [D]. Nanjing: Nanjing University of Posts and Telecommunications, 2019.

(责任编辑:刘红梅)