

DOI:10.19853/j.zgjsps.1000-4602.2022.03.009

基于PSO-BP神经网络的水厂智能消毒预测模型

杨存满¹, 鞠佳伟¹, 袁芳², 李晓尚³, 兰华春^{1,4}

(1. 清华苏州环境创新研究院, 江苏 苏州 215000; 2. 中环保水务投资有限公司, 北京 100022; 3. 湘潭中环保水务有限公司, 湖南 湘潭 411100; 4. 清华大学 环境学院, 北京 100084)

摘 要: 为解决水厂运行过程中粗放式、经验式投加氯消毒剂的问题,建立基于PSO-BP神经网络的水厂智能消毒预测模型。选取流量、矾耗、水质参数作为预测模型的输入参数,利用粒子群算法优化神经网络权值和阈值,模型评价指标平均绝对百分比误差(MAPE)、均方根误差(RMSE)都低于传统BP神经网络模型,其中RMSE值下降207 kg,MAPE值下降1.80%,相对标准偏差(RSD)下降了2.4%,有效提高了模型预测的准确性和稳定性,并在实际应用过程中有助于降低水厂氯消毒剂药耗,平均可节约生产成本约1 756元/d。可见,PSO-BP智能消毒预测模型是合理、可行的,为城市自来水厂加氯量预测提供了一种简单可行的思路和方法。

关键词: 自来水厂; 加氯消毒; PSO-BP神经网络; BP神经网络; 预测

中图分类号: TU991 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4602(2022)03-0057-05

Research on Intelligent Disinfection Prediction Model of Waterworks Based on PSO-BP Neural Network

YANG Cun-man¹, JU Jia-wei¹, YUAN Fang², LI Xiao-shang³, LAN Hua-chun^{1,4}

(1. Research Institute for Environmental Innovation <Suzhou> Tsinghua, Suzhou 215000, China; 2. General Water of China Co. Ltd., Beijing 100022, China; 3. Xiangtan Zhonghuan Water Affairs Co. Ltd., Xiangtan 411100, China; 4. School of Environment, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: In order to solve the problem of rough and empirical dosing of chlorination disinfectant in the operation of waterworks, an intelligent disinfection prediction model of waterworks based on PSO-BP neural network was established. The flow, alum consumption and water quality parameters were selected as the input parameters of the prediction model, and the neural network weight and threshold were optimized by particle swarm optimization algorithm. The average absolute percentage error (MAPE) and root mean square error (RMSE) of the evaluation indexes of the model were lower than those of the traditional BP neural network model, particularly RMSE decreased by 207 kg, MAPE decreased by 1.80%, and relative standard deviation (RSD) decreased by 2.4%, which could effectively improve the accuracy and stability of the model prediction. In the process of practical application, it was helpful to reduce the consumption of chlorination disinfectant and the production cost could be saved by 1 756 yuan/d, averagely. It can be seen that the PSO-BP intelligent disinfection prediction model is reasonable and

基金项目: 中国节能环保集团有限公司重大科技创新项目(cecep-zdkj-2020-005)

通信作者: 杨存满 E-mail: man1204@163.com

feasible, which provides a simple and feasible idea and method for the prediction of chlorine addition in the disinfection system of urban waterworks.

Key words: waterworks; chlorination; PSO-BP neural network; BP neural network; prediction

随着中国城镇化不断发展和人民对美好生活的追求,对水资源的需求也会不断增加,这对生活用水的水质安全、可靠性提出了更高的要求,而消毒是保障水厂出水水质安全的一个重要环节。传统的消毒方法主要有紫外辐照^[1]、臭氧氧化^[2-3]、氯化^[4-5]等,但紫外消毒不具备持续杀菌能力,臭氧则存在不稳定、易分解等不足,因此往往需要联合其他技术协同杀毒以保证水质安全,但这也增加了处理成本。加氯消毒技术是通过次氯酸的氧化作用直接破坏细菌的酶系统,技术成熟,与其他技术联合应用不冲突,且在管网输送过程中具备持续杀菌的能力,因而在给水处理工程中使用最为广泛。

目前,水厂大多采用投加液氯、二氧化氯、次氯酸钠等消毒方式,加氯量主要靠人工经验调整,这导致水厂在允许的余氯范围内过量投加,以确保水质标准。这种粗犷的投药方式既不经济也不环保,难以应对水污染等突发的水质安全事件,且存在余氯超标的健康风险。因此,在建设智慧城市的大背景下,有必要引入“智能水厂”的概念与技术,借助物联网、云计算、大数据、移动互联网等新一代信息技术,探索消毒剂的智能和精准投加,以实现供水系统的自动化、智能化、智慧化,提高供水质量和生产可靠性^[6]。黄磊^[7]将基于PLC的智能控制技术引入自动加氯系统,较好地提升了金华仙源湖水厂加氯系统的整体性能。罗熠等^[8]将自动精密加药系统成功应用于湖北洪湖陵园水厂,实现了节能降耗并提高了供水水质。但这些应用仅仅基于水厂设备自动化改造,将手动控制改为自动控制^[9],利用流量、余氯等来控制加药量,具有一定的滞后性,没有考虑水质、流量、余氯、温度等多种因素的综合影响,缺乏应对突发应急事件的能力。

笔者以湖南湘潭中环某水厂作为研究对象,通过对水量、水质(浊度、氨氮、pH、水温、余氯、菌落总数等)、矾耗数据的自动化采集,建立一种粒子群优化算法BP神经网络(PSO-BP)智能消毒预测模型,并验证该模型的有效性,以期在确保水质达标的同

时实现精准加氯,降低氯耗,节约成本,保障供水安全,也为水厂智能化运营管理提供一种新思路。

1 材料与方法

1.1 水厂工艺流程

湖南湘潭中环某水厂的原水取自湘江,总供水规模为 $30 \times 10^4 \text{ m}^3/\text{d}$,采用次氯酸钠消毒工艺,主要设备及工艺单元的关键参数通过在线监测系统由PLC控制,水厂的工艺流程如图1所示。加氯量的控制主要通过液位计进行自动化的配比并结合人工经验判断来实现,自动化程度有所提高,但当季节性流量和水质变化较大时,系统对消毒剂的投加改变存在滞后性,最终可能出现消毒剂控制精度差、出水水质不稳定等现象。因此引入智慧控制,通过建立神经网络模型来进行深度学习,建立专家数据库,提高加氯量控制精度与应对风险能力。其中,滤前加氯作为预备,投加量较少,故主要以滤后加氯作为研究对象。

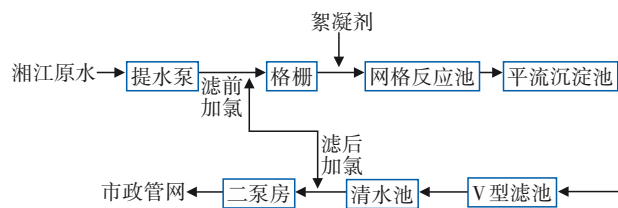


图1 水厂工艺流程

Fig.1 Flow chart of waterworks

1.2 模型参数

次氯酸钠(NaClO)在消毒过程中溶于水后形成次氯酸(HClO),次氯酸系中性分子,可以扩散到带负电的细菌表面,并穿过细胞膜深入细菌体内,且与氨作用生成的氯胺具备持续杀菌的能力。但次氯酸钠也存在不稳定性,遇光或热易分解,从而影响消毒效果。因此,水质输入参数在选择影响因素(水温、pH、余氯、氨氮)的基础上,将其他水质指标与加氯量进行SPSS相关性分析,以进一步完善模型的输入参数。

基于水厂在线监测设备收集水质、水量等信

息,并结合生产报表等资料,分析水质、流量、矾耗等因素与加氯量的相关性。为了提高智能消毒预测模型预测的精确性、收敛性和一致性,降低各指标因量纲不一致而对模型训练和检测产生影响,采用式(1)将训练样本的所有数据进行归一化处理。在满足消毒效果(即出厂水余氯值 ≥ 0.3 mg/L)的前提下,以加氯量作为模型的输出量,将模型计算的平均加氯量与实际投加量进行比较。

$$X_i' = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (1)$$

式中: X_i 为采集样本数据; X_{\max} 、 X_{\min} 为样本数据的最大值和最小值; X_i' 为归一化后的数值。

1.3 PSO-BP神经网络模型

神经网络模型中应用最为广泛的是BP神经网络模型,其包括输入层、隐含层、输出层,许多学者采用其对城市供水系统进行预测,并取得了良好的效果^[10-12]。在整个模型的学习训练过程中,主要是将预处理的输入信息向前传递到隐含层神经元上,再经过Sigmoid型函数运算后,传递到输出神经元,最后输出模型预测结果。但随着应用领域的不断扩大,BP神经网络也逐渐暴露出越来越多的问题,如收敛速度慢、易陷入局部极小值等。

粒子群算法(PSO)是模拟自然生物的一种随机

搜索智能优化算法。粒子在移动与飞行的过程中,依靠局部最优和全局最优实现最优位置的选取,建立最优函数,以确保粒子群中单个粒子运动方向最优^[13],具有良好的收敛性。笔者在BP神经网络模型的基础上,通过引入粒子群优化算法,计算出BP神经网络预测误差最小的最优种群个体,并作为初始值应用于BP神经网络模型,采用误差反向传播算法继续修正权值和阈值,直至得到满足要求的PSO-BP智能消毒预测模型。

2 结果与讨论

2.1 模型输入参数选择

选取水厂2020年11月—2021年6月的生产资料,收集常规水质指标,对影响因素(水温、pH、余氯、氨氮)之外的水质参数进行相关性分析。其中,水厂在该段时间运行稳定,色度、嗅和味、肉眼可见物三个指标检测值趋于稳定且较低,故不进行相关性分析。

结果显示,加氯量与总硬度、 COD_{Mn} 、氯化物、总大肠菌群呈显著正相关($p < 0.01$)(见表1)。水厂采用聚合氯化铝作为混凝剂,矾耗增减也会导致出水水质的变化。因此,选择水温、pH、总硬度、氯化物、总大肠菌群、 COD_{Mn} 、余氯、氨氮、流量、矾耗作为模型输入参数。

表1 水质指标与加氯量的相关性分析

Tab.1 Correlation analysis between water quality index and chlorine dosage

项 目	加氯量	浊度	总硬度	亚硝酸盐氮	COD_{Mn}	氯化物	细菌总数	总大肠菌群
加氯量	1.00							
浊度	-0.03	1.00						
总硬度	0.202**	-0.012	1.00					
亚硝酸盐氮	0.035	0.176**	0.376**	1.00				
COD_{Mn}	0.132**	-0.012	0.317**	0.221**	1.00			
氯化物	0.144**	0.044	0.723**	0.434**	0.196**	1.00		
细菌总数	-0.023	0.050	0.098	0.214**	-0.014	0.138**	1.00	
总大肠菌群	0.173**	0.066	0.216**	0.192**	0.092	0.164**	0.386**	1.00

注: **表示皮尔逊相关系数(p)在置信度(双侧) < 0.01 时,相关性显著。

2.2 PSO-BP模型的建立

基于Matlab R2014b平台建立模型,采用训练集和验证集训练得到水厂智能消毒预测模型。因输入参数较多,3层神经网络计算的输出结果与实际值的一致性较差,故采用4层神经网络进行水厂智能消毒预测模型研究。在模型训练过程中学习率设为0.1,训练次数的最大值为1 000次,最小均方

差设为 1×10^{-5} ,神经网络训练函数选用Levenberg-Marquardt算法。样本选取2020年11月—2021年6月的数据,其中20%作为测试样本,不参与模型的训练和隐含层数目的优化计算。测试集对于预测模型是全新的数据,避免了数据包含在训练集中导致模型“熟悉”数据的弊端,能更好地验证模型的预测效果和泛化能力。仿真训练过程中,通过粒子群

优化算法确定两个隐含层的节点数分别为44和33,网络训练至第9次左右误差便已达到 1×10^{-5} 以下,模型预测值与实际值的对比如图2所示。

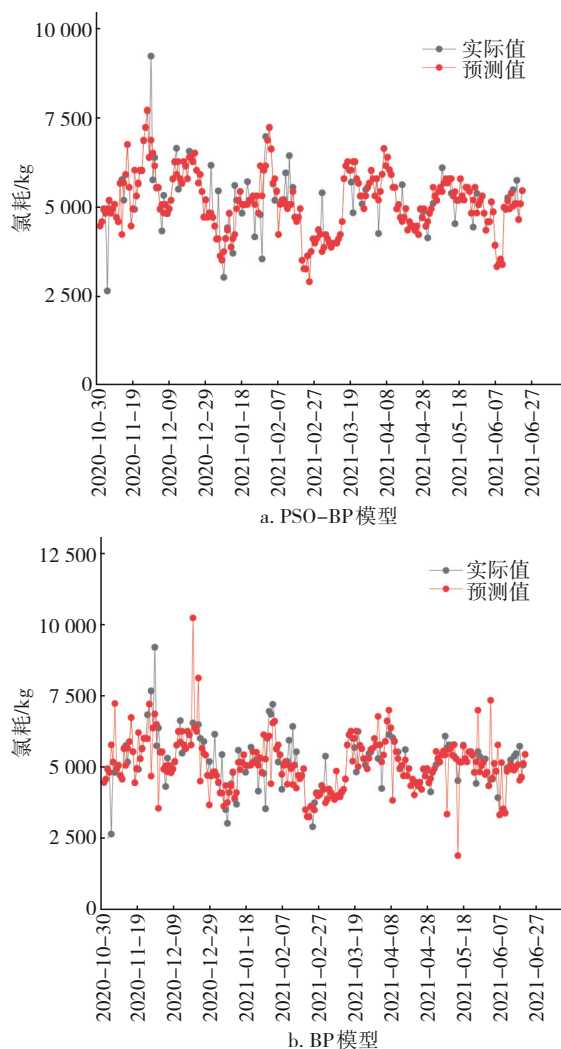


图2 PSO-BP、BP模型预测值与实际值对比

Fig.2 Comparison of predicted values and actual values in PSO-BP model and BP model

从图2(a)可以看出,PSO-BP智能消毒预测模型的预测效果良好,其平均绝对百分比误差(MAPE)为3.26%,满足模型预测性能要求。同时,为验证PSO-BP神经网络的优化效果,采用相同建模方式建立了BP神经网络模型。由图2(b)可知,传统BP神经网络模型经过训练之后也能够实现相对稳定的消毒剂投加量预测,整体规律性符合实际情况,能够满足实际应用需求。但经过PSO算法优化后的神经网络预测模型与传统BP模型相比,各类计算指标都有所下降(见表2)。其中,均方根误差

(RMSE)下降207 kg,MAPE值下降1.80%,相对标准偏差(RSD)下降了2.4%。可见,PSO算法有效地起到了优化作用,PSO-BP智能消毒预测模型要优于传统BP神经网络模型,预测结果更加理想,稳定性、准确性更好。

表2 PSO-BP与BP模型预测效果对比

Tab.2 Comparison of prediction accuracy between PSO-BP model and BP model

项 目	实际值	PSO-BP预测值	BP预测值
RMSE/kg	—	551	758
MAPE	—	3.26	5.06
平均值/kg	5 103	5 134	5 065
相对标准偏差/%	17.5	17.4	19.8

2.3 智能消毒预测模型的应用

选取该水厂2021年7月—8月数据进行分析,并将模型预测值与实际加氯量进行对比。2021年7月、8月实际平均加氯量分别为7 694、7 480 kg/d,预测平均加氯量为5 718、5 552 kg/d,预测结果比实际值相应减少25.8%和20.3%,以900元/t的市场价格计算,7月和8月分别可节约1 778、1 735元/d,平均节约成本1 756元/d。可见,在水厂实际运行过程中,为保证出厂水水质,根据人为经验投加可能出现消毒剂投加过量,而通过大数据建立的PSO-BP神经网络模型则能够实现智能、精准投加,节约生产成本。

3 结论

① 基于PSO-BP神经网络建立自来水厂智能消毒预测模型时,通过影响因素和相关性分析,可保障模型预测的可靠性,实现氯消毒剂的智能化、精准化投加,节约了生产成本。

② 经粒子群算法优化后的智能消毒预测模型可获得最优权值和阈值,改善了传统BP神经网络模型易陷入局部极值的问题,均方根误差下降207 kg,MAPE值下降1.80%,相对标准偏差下降了2.4%,预测结果更加稳定、准确。

③ 水厂已成熟运营,水源水质稳定,导致采集的水质参数值波动相对较小,这可能是导致模型输入参数相关性不明显的原因。因此,模型仍需要进一步的训练、优化,以提高模型预测的全面性。

参考文献:

[1] 高雪,杨唯艺,雷培树. 饮用水紫外线组合消毒技术

- 发展现状[J]. 中国给水排水, 2021, 37(18):52-55.
- GAO Xue, YANG Weiyi, LEI Peishu. Development status of combined ultraviolet disinfection technology in drinking water [J]. China Water & Wastewater, 2021, 37(18):52-55(in Chinese).
- [2] 任廷晟. 某水厂臭氧消毒工艺介绍及设备日常维护经验总结[J]. 净水技术, 2018, 37(S2):32-34.
- REN Tingsheng. Introduction of ozone disinfection process and summary of equipment daily maintenance of a water treatment plant in Shanghai [J]. Water Purification Technology, 2018, 37 (S2) : 32-34 (in Chinese).
- [3] 郑喜武. 臭氧消毒工艺在潼湖水厂的应用[J]. 科技创新导报, 2016, 13(4):29-30.
- ZHENG Xiwu. Application of ozone disinfection process in Tonghu Water Plant [J]. Science and Technology Innovation Herald, 2016, 13(4):29-30(in Chinese).
- [4] 王新宇, 卫佳, 杨计强, 等. 采用南水北调原水的清河清源净水厂工程设计[J]. 中国给水排水, 2020, 36(14):118-121.
- WANG Xinyu, WEI Jia, YANG Jiqiang, *et al.* Design of Qinghe Qingyuan Water Purification Plant with raw water of South-to-North Water Diversion [J]. China Water & Wastewater, 2020, 36 (14) : 118-121 (in Chinese).
- [5] 白玉华, 张欣宇, 刘百仓. 次氯酸钠消毒系统在呼延水厂的应用设计[J]. 水处理技术, 2021, 47(8):124-127.
- BAI Yuhua, ZHANG Xinyu, LIU Baicang. Design of sodium hypochlorite disinfection system in Huyan Water Treatment Plant [J]. Technology of Water Treatment, 2021, 47(8):124-127(in Chinese).
- [6] 高建宏, 曲莹, 孙弘. 智慧控制在水厂协同消毒中的应用[J]. 中国给水排水, 2021, 37(1):64-68.
- GAO Jianhong, QU Ying, SUN Hong. Application of intelligent control in collaborative disinfection of waterworks [J]. China Water & Wastewater, 2021, 37 (1):64-68(in Chinese).
- [7] 黄磊. 基于PLC的自动加氯系统在智能水厂中的应用[J]. 供水技术, 2020, 14(4):29-33.
- HUANG Lei. Application of PLC-based automatic chlorination system in intelligent waterworks [J]. Water Technology, 2020, 14(4):29-33(in Chinese).
- [8] 罗熠, 陈静燕, 祝捷, 等. 次氯酸钠自动精密加药系统在乡镇水厂中的应用[J]. 黑龙江水利科技, 2020, 48(8):162-165, 176.
- LUO Yi, CHEN Jingyan, ZHU Jie, *et al.* Application of sodium hypochlorite automatic precise dosing system in township water plants [J]. Heilongjiang Hydraulic Science and Technology, 2020, 48 (8) : 162-165, 176 (in Chinese).
- [9] 李云峰, 姜鹤, 李想. 国产加氯加药控制系统在北方某地表水厂建设中的应用[J]. 城镇供水, 2020(5):67-71, 75.
- LI Yunfeng, JIANG He, LI Xiang. Application of domestic chlorination and dosing control system in the construction of a surface water plant in North China [J]. City and Town Water Supply, 2020 (5) : 67-71, 75 (in Chinese).
- [10] 乔维德. 基于遗传神经网络的城市用水量预测研究[J]. 水科学与工程学报, 2007(3):1-3.
- QIAO Weide. Forecast research of city water consumption which based on genetic NN [J]. Water Resources and Engineering Technology, 2007(3):1-3 (in Chinese).
- [11] GHIASSI M, ZIMBRA D, SAIDANE H. Urban water demand forecasting with a dynamic artificial neural network model[J]. Journal of Water Resources Planning and Management, 2008, 134(2):138-146.
- [12] 王荣, 白尚旺, 党伟超. 基于粒子群优化BP神经网络的软件老化预测[J]. 太原科技大学学报, 2021, 42(6):469-674.
- WANG Rong, BAI Shangwang, DANG Weichao. Prediction of software aging trend based on particle swarm neural network [J]. Journal of Taiyuan University of Science and Technology, 2021, 42 (6) : 469-674 (in Chinese).
- [13] KOLASSA J, REICHLER R H, LIU Q, *et al.* Estimating surface soil moisture from SMAP observations using a neural network technique [J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 204:43-59.

作者简介:杨存满(1992-),男,江苏兴化人,硕士,工程师,主要研究方向为水处理工艺智能化及有毒污染物控制技术。

E-mail:man1204@163.com

收稿日期:2021-11-02

修回日期:2021-11-17

(编辑:李德强)