

沈恺乐, 李宗强. 基于 BP 神经网络的臭氧精确投加控制系统[J]. 净水技术, 2021, 40(4):78-84.

SHEN K Y, LI Z Q. Accurate ozone dosage control system based on BP neural network[J]. Water Purification Technology, 2021, 40(4):78-84.



扫我试试?

## 基于 BP 神经网络的臭氧精确投加控制系统

沈恺乐, 李宗强

(上海市水利工程设计研究院有限公司, 上海 200063)

**摘要** 自来水厂采用臭氧化工艺时臭氧投加量通常由生产经验判断确定, 缺乏一定的准确性和时效性。根据浙江省 T 水厂 150 组实际运行样本数据, 选用 BP 神经网络构建臭氧投加系统的前馈控制模型, 能够在给定的工艺参数条件下较好地预测出水水质情况, 也可根据进水水质情况和预期出水水质目标对所需的臭氧投加量进行预测。结果表明: 基于 BP 神经网络的臭氧投加模型可以满足不同的水质变化, 模拟精度较高, 具有明显的优越性, 对进一步提高供水安全性、节约制水成本具有重要的推动作用, 也为臭氧-活性炭深度处理运行的自动化控制提出了新的理论思路。

**关键词** BP 神经网络 臭氧氧化 预测模型

中图分类号: TU991.6 文献标识码: A 文章编号: 1009-0177(2021)04-0078-07

DOI: 10.15890/j.cnki.jsjs.2021.04.015

## Accurate Ozone Dosage Control System Based on BP Neural Network

SHEN Kaiyue, LI Zongqiang

(Shanghai Water Conservancy Engineering Design & Research Institute Co., Ltd., Shanghai 200063, China)

**Abstract** The determination of ozone dosage is usually judged by experiences from the operation of ozonation process in water plant, therefore, causing lack of certain accuracy and timeliness. According to 150 sets of actual sample data from operation in T Water Treatment Plant(WTP) in Zhejiang Province, the BP neural network was used to construct the feedforward control model of ozone dosage, which was able to predict the effluent water quality through the given parameters as well as the required ozone dosage according to influent water quality and the expected quality target of effluent water. The results showed that the ozone dosage model based on BP neural network could meet water quality changes, with high simulative accuracy and obvious advantages. It would play an important role in further improving the safety of water supply and saving the cost of water production. It also put forward a new theoretical idea for the automatic control of ozone and activated carbon advanced integral treatment operation in water plant.

**Keywords** BP neural network ozonation predictive model

臭氧因其强氧化性, 被广泛应用于水处理中。目前, 国内许多水厂采用臭氧-活性炭深度处理工艺, 因此, 臭氧投加直接影响着出水水质。其中预臭氧化的主要作用是去除色度、藻类, 改善臭味和混凝条件。后臭氧化工艺主要是将大分子有机物降解为小分子物质, 易于后续生物活性炭滤池的吸附、降

解, 也为炭滤池提高溶解氧。

在使用臭氧工艺时, 应注意进水中溴离子的浓度。有研究表明, 当原水溴离子浓度小于 20  $\mu\text{g}/\text{L}$  时, 一般不会形成溴酸盐, 当溴离子浓度在 50~100  $\mu\text{g}/\text{L}$  时有可能形成溴酸盐<sup>[1]</sup>。综合考虑有机物的去除效果和溴酸盐的因素, 《室外给水设计标准》(GB 50013—2018) 中给出预臭氧投加量 0.5~1.0 mg/L 及后臭氧投加量 1.0~2.0 mg/L 作为参考。

目前, 自来水厂臭氧的投加量, 通常根据化验室的水质检测结果和操作人员的生产经验确定, 往往

[收稿日期] 2020-10-15

[作者简介] 沈恺乐(1995—), 男, 硕士, 助理工程师, 研究方向为市政给水工程规划研究设计, E-mail: m18019253393@163.com。

精度不高。采用人工控制方法,若臭氧投加量过低,无法保障处理效果,增加后续工艺的运行负荷,若投加量过高,则会增加运行费用,提高处理工艺的制水成本,同时可能引起溴酸盐超标。根据文献和对部分水厂的调研发现,目前采用臭氧工艺的水厂大多存在臭氧投加量偏高的问题,尤其是后臭氧投加,导致臭氧浪费,造成水厂生产运行成本增高<sup>[2]</sup>。因此,需要研究一种臭氧自动投加控制系统,能根据进水相关参数自动调节臭氧投加量,降低水厂生产人员的工作量,提高制水效率,并进一步提高供水安全性。

由于臭氧投加是一个多干扰、非线性、多变量、时变、大滞后的流程,针对臭氧投加建立一个精确可靠的控制模型存在一定难度,常规加药控制系统对模型具有较强的依赖性,很难满足较高精度的控制要求。BP神经网络是利用误差反向传播训练算法的神经网络,可以拟合出任意复杂的非线性关系,将其运用到水质预测中,可以建立不同水质参数间复杂的非线性关系,预测结果相对客观,并能大大减少工作量<sup>[3-5]</sup>。

神经网络模型在90年代被证明可以逼近任意非线性函数,具有较好的自学习能力、自适应能力、抗干扰能力和鲁棒性,因此,基于神经网络的投药模型一直受到学者们的广泛关注。BP神经网络模型

最早被应用于混凝剂的投加预测中,Gagnon等<sup>[6]</sup>使用水厂运行的实际数据,以进水pH、浊度、电导率、温度为输入量,混凝剂投加量为输出量,模型得到的预测值与实际值的平均相对误差在5%左右,达到了较好的效果,而采用简单的多元线性回归方法相对误差在10%以上。此后,基于神经网络的投药研究层出不穷。方荣业等<sup>[7]</sup>针对城镇污水厂PAC投加系统,建立了BP神经网络前馈预测-PID反馈控制的PAC自动投加控制系统,证明该系统具有较强的自适应能力和较高的控制精度,出水COD<sub>Mn</sub>达标率较人工控制提高了8.88%,活性炭日均消耗量削减了16.61%,取得了较好的经济效益。神经网络算法有能力利用实际运行数据进行学习,通过建立臭氧投加量预测模型,进一步探索基于数据驱动的、能够进行在线学习的臭氧投加系统,在智慧水务的背景下,该项研究对于探索大数据技术在水务行业的应用是一项创新的尝试。

## 1 材料与方法

### 1.1 水厂工艺流程

T水厂位于浙江省,设计供水能力为20万m<sup>3</sup>/d,处理工艺流程包括预处理、常规处理和深度处理,其中,常规处理包括混凝、沉淀、砂滤和氯消毒,预处理为预臭氧化,深度处理为臭氧-活性炭工艺。工艺流程如图1所示。

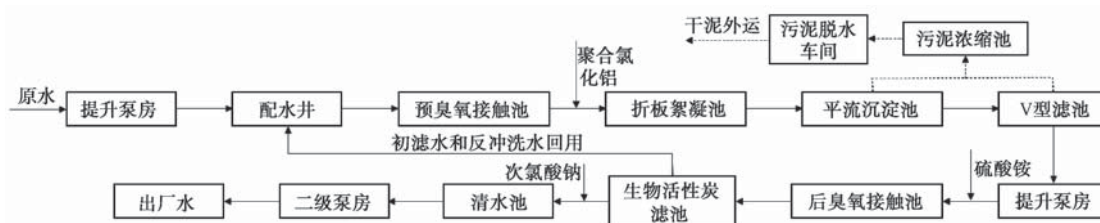


图1 水厂工艺流程图

Fig. 1 Process of Water Treatment Plant

### 1.2 试验水质

试验原水为东太湖水,试验期间内原水的水质情况如表1所示。

### 1.3 检测方法

浊度采用Hach 2100Q型便携式浊度仪测定;COD<sub>Mn</sub>采用酸性高锰酸钾法测定;UV<sub>254</sub>采用T6新世纪紫外可见分光光度计测定;DOC采用TOC-LCPH总有机碳分析仪测定;NH<sub>3</sub>-N采用纳式试剂比色法测定。

表1 原水水质

Tab. 1 Water Quality Parameters

项目	数值
水温/°C	8.3~19.5
浊度/NTU	7.5~331.0
pH值	7.70~8.06
COD <sub>Mn</sub> /(mg·L <sup>-1</sup> )	1.46~8.26
DOC/(mg·L <sup>-1</sup> )	1.78~11.43
UV <sub>254</sub> /(cm <sup>-1</sup> )	0.119~0.701
NH <sub>3</sub> -N/(mg·L <sup>-1</sup> )	0.04~0.58

## 1.4 模型建立

BP 神经网络的作用是在给定进水水质条件下,对出水水质或臭氧投加量进行预测。通过 BP 网络的输出值与实际出水水质或实际臭氧投加量进行比较,不断对网络权值进行调整,使得误差达到最小,尽可能逼近实际结果。利用神经网络的逼近能力及内差和外推的良好特性,精确预测各种不同进水条件下的出水水质和臭氧投加量。

为了解决同一数据集中不同的变量数量级不统一的问题,对数据采取离差标准化处理,将所有的值均映射到 0~1,削弱了异常值对整体样本的影响。离差标准化采用式(1)。

$$Y(x) = \frac{x - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \quad (1)$$

其中: $\min(x)$ ——样本的最小值;

$\max(x)$ ——样本的最大值;

$Y(x)$ —— $x$  的离差标准化值。

隐含层节点数对神经网络的学习效果非常重要,最佳隐含层的节点数  $q$  参考式(2)进行计算。

$$q = \sqrt{M + L} + C \quad (2)$$

其中: $M$ ——输入节点数;

$L$ ——输出节点数;

$C$ ——1~10 的常数。

本次神经网络模型建立试验研究,针对预臭氧工艺分为预臭氧出水水质预测和预臭氧投加量预测两部分。出水水质预测神经网络结构图如图 2 所示,模型以预臭氧投加量、预臭氧进水流量、浊度、 $\text{COD}_{\text{Mn}}$ 、 $\text{UV}_{254}$ 、 $\text{DOC}$ 、 $\text{NH}_3\text{-N}$  作为输入参数,以预臭氧出水浊度、 $\text{COD}_{\text{Mn}}$ 、 $\text{UV}_{254}$ 、 $\text{DOC}$  作为输出参数,预测模型采用 3 层 BP 神经网络,其中输入层神经元数为 7 个,隐含层神经元数为 10 个,输出层神经元数为 5 个。

预臭氧投加量预测神经网络结构图如图 3 所示,以预臭氧进水流量、浊度、 $\text{COD}_{\text{Mn}}$ 、 $\text{UV}_{254}$ 、 $\text{DOC}$ 、 $\text{NH}_3\text{-N}$  以及预臭氧预期出水浊度、 $\text{COD}_{\text{Mn}}$ 、 $\text{UV}_{254}$ 、 $\text{DOC}$  作为输入参数,以预臭氧投加量为输出参数,预测模型采用 3 层 BP 神经网络,其中输入层神经元数为 9 个,隐含层神经元数为 11 个,输出层神经元数为 1 个。

本次建模研究从 T 水厂实际生产运行中选择

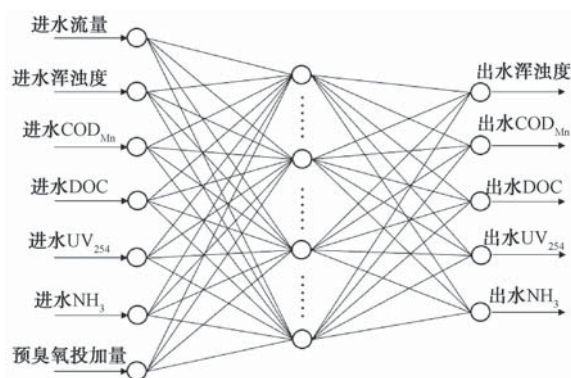


图 2 预臭氧出水水质预测神经网络结构

Fig. 2 Neural Network Structure of Pre-Ozonation Effluent Quality Prediction

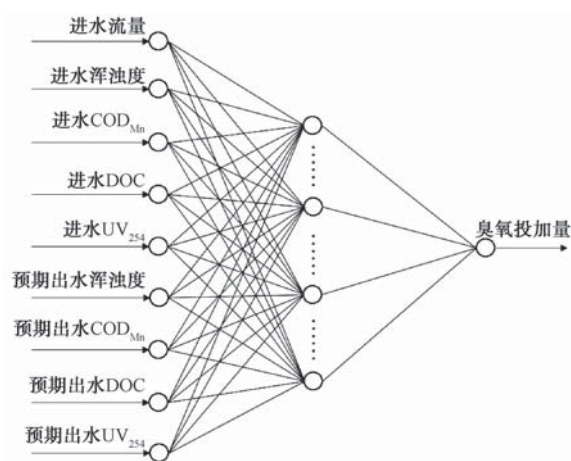


图 3 预臭氧投加量预测神经网络结构

Fig. 3 Neural Network Structure of Pre-Ozone Dosage Prediction

150 组数据作为样本,从中随机选取 120 组作为训练数据样本,15 组作为验证数据样本,15 组作为测试数据样本。

## 2 结果与讨论

### 2.1 相关性分析

分析各水质变量与预臭氧投加量的关系,采用 Pearson 相关系数、Spearman 秩相关系数和 Kendall 相关系数进行分析。

Pearson 相关系数是线性回归中最常见的相关系数,绝对值越大,说明两个变量之间的线性相关性越大。Spearman 秩相关系数不仅能衡量线性相关关系,还可以衡量两个变量的递增和递减关系,且异常值对其的影响较小。Kendall 相关系数与 Spearman 秩相关系数类似,表达两个变量序列之间



的排序关系。

预臭氧投加量与进水水质参数的相关系数如表 2 所示。由表 2 可知,同一参数使用 3 个不同的相关系数得到的变量相关性大小虽有不同,但很接近。预臭氧投加量与进水浑浊度、COD<sub>Mn</sub>、DOC、UV<sub>254</sub> 和 NH<sub>3</sub>-N 呈正相关,其中进水浑浊度、COD<sub>Mn</sub> 和 DOC 对预臭氧投加量影响较大。这是由于这些水质指标代表着水中有机物的含量,而臭氧能够改变水中有机物的官能团,对有机物中的不饱和键进行选择氧化,将大分子有机物的结构破坏使其分解为小分子有机物<sup>[8]</sup>。预臭氧投加量与进水流量呈弱负相关,这是由于夏季流量较大时,进水水质较好,所需的预臭氧投加量较小,而冬季进水流量较小时,进水有机物含量较高,所需预臭氧投加量较大。

表 2 预臭氧投加量与进水水质的相关系数

Tab. 2 Correlation Coefficient between Ozone Dosage and Influent Water Quality

相关系数	Pearson	Spearman	Kendall
进水流量	-0.068 9	-0.060 1	-0.018 1
进水浑浊度	0.670 2	0.559 4	0.741 8
进水 COD <sub>Mn</sub>	0.678 7	0.514 4	0.673 2
进水 DOC	0.587 9	0.492 6	0.650 2
进水 UV <sub>254</sub>	0.663 9	0.481 6	0.630 3
进水 NH <sub>3</sub> -N	0.449 3	0.293 7	0.423 5

## 2.2 水质预测模型

建立 1.4 所述的 T 水厂预臭氧出水水质参数预测的 BP 网络模型,经过仿真模拟,结果如图 4 所示。拟合整体的相关系数为 0.991 9,训练集的相关

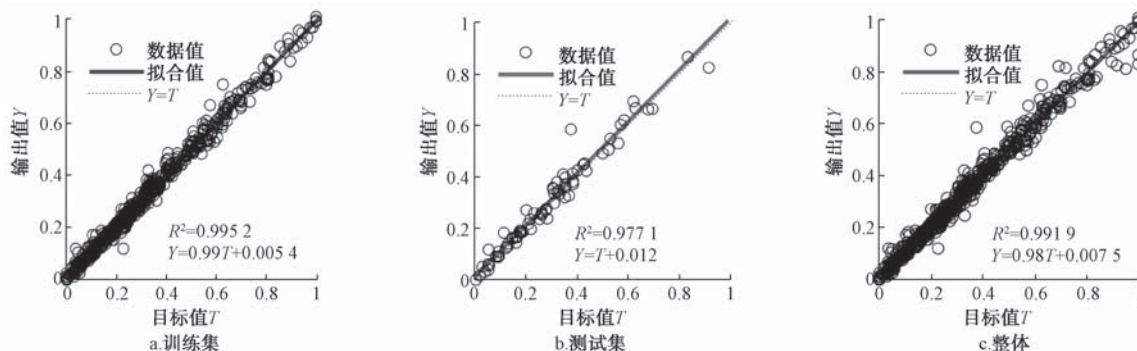


图 4 出水水质预测模型训练情况

Fig. 4 Training Results of Effluent Water Quality Prediction Model

系数为 0.995 2,测试集的相关系数为 0.977 1,均方根误差 RMSE=0.014 9,可知,本模型能较好地根据预臭氧进水水质和预臭氧投加量拟合预臭氧出水水质情况。

样本集中的 15 组数据经过模拟后得到的水质指标的预测值与实际值的对比如图 5 所示。

由图 5 可知,各水质指标的预测值和实际值呈现相同的变化趋势,并且有着一定的预测精度。测试集的 15 组数据经神经网络模型拟合后,浑浊度的拟合程度最好,预测值与实际值相对误差的绝对值基本在 10% 以内。代表有机物含量的 COD<sub>Mn</sub>、DOC 以及 UV<sub>254</sub> 的拟合度也相对较好,基本在 20% 以内。NH<sub>3</sub>-N 的预测值和实际值的拟合程度相比另外 4 个水质指标较差,测试集中超过一般的样本预测值相对误差基本都在 25% 以上,误差最大值为 48.6%,主要是原水 NH<sub>3</sub>-N 浓度较低,且投加臭氧的主要目

的并不是去除水中的 NH<sub>3</sub>-N,因而导致拟合误差偏大。

## 2.3 臭氧投加量预测模型

建立 1.4 中所述的 T 水厂预臭氧投加量预测的 BP 网络模型,经仿真模拟,结果如图 6 所示。拟合整体的相关系数为 0.892 3,训练集的相关系数为 0.919 4,测试集的相关系数为 0.793 5,说明通过输入水质参数的现状值和预期值,可以建立其与预臭氧投加量间的联系,本预测模型测试集的相关系数相比训练集较低,但整体仍有较好的拟合效果和预测精度。在训练次数为 132 次时,校正均方根误差 RMSE 达到最小,为 0.013 9,此时,训练集和测试集的 RMSE 也已稳定到了一定的低值,分别为 0.012 0 和 0.014 9。可见,BP 神经网络模型具有良好的自学习能力,而且模型的泛化性能高。

样本集中的 15 组数据经过模拟后得到的预臭

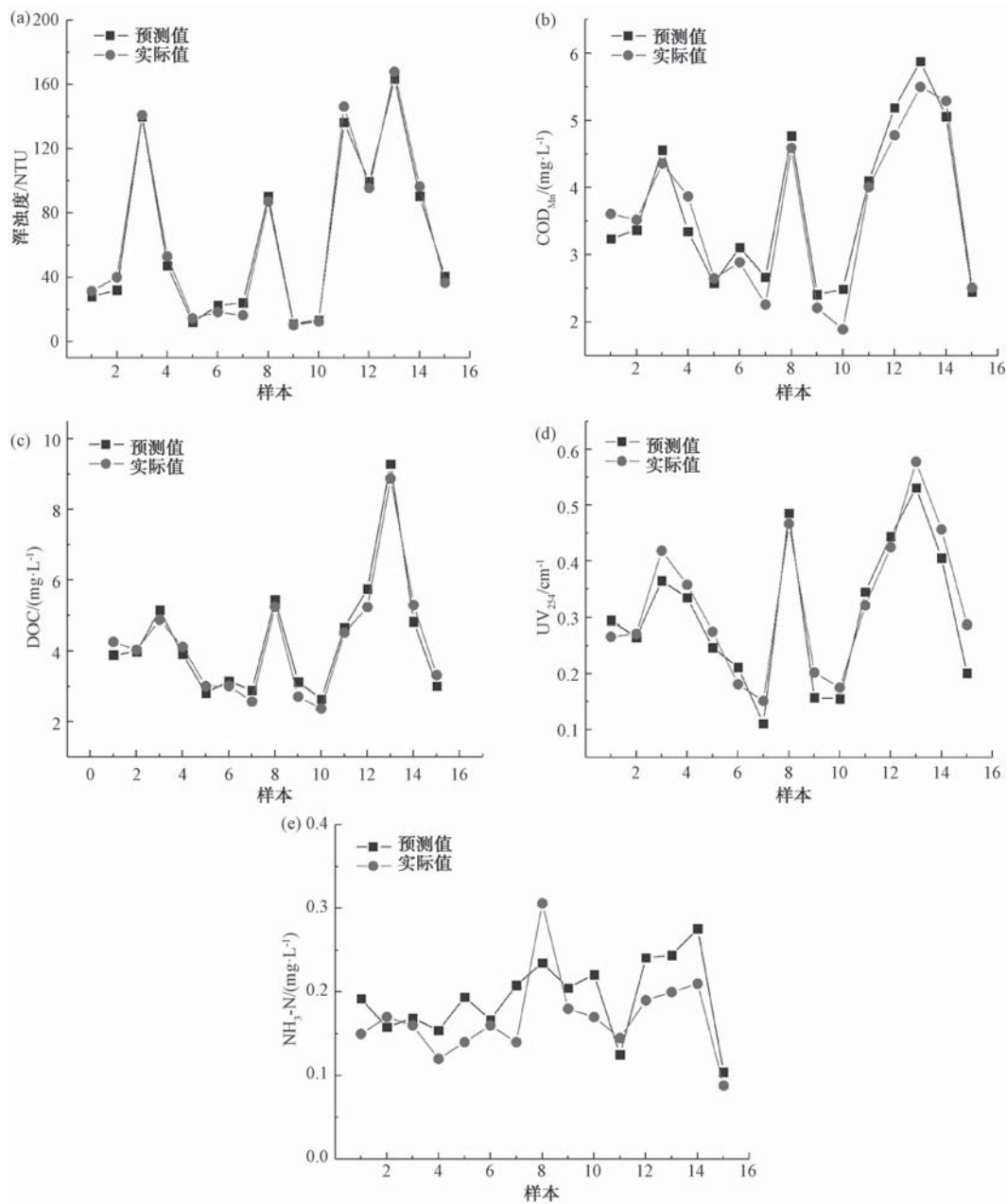


图5 水质参数预测值与实际值的结果 (a) 浊度; (b)  $COD_{Mn}$ ; (c) DOC; (d)  $UV_{254}$ ; (e)  $NH_3-N$

Fig. 5 Comparison of Water Quality Parameters Predictions and Real Values

(a) Turbidity; (b)  $COD_{Mn}$ ; (c) DOC; (d)  $UV_{254}$ ; (e)  $NH_3-N$

氧投加量的预测值,与实际值的对比如图7所示。

由图7可知,预测模型在给定的进水工艺条件和预期的出水水质条件下,能够较好地预测臭氧的投加量。测试集的15组数据经神经网络模型拟合后,与实际值的相对误差的绝对值最大为25.5%,最小为3.63%,其中8组预测值与实际值的偏差在10%以内。预臭氧投加量较大时的预测精度大于投加量较小时,当预臭氧投加量大于

1 mg/L时,预测值与实际值的相对误差均在6%以内。因此,本模型对于预臭氧投加量的预测有着较好的精度,若基于更多数据进行预测,能有更好的预测准确性。

## 2.4 模型应用

T水厂采用东太湖水作为原水,2019年原水浊度平均值为44.1 NTU,  $COD_{Mn}$  平均值为3.98 mg/L, DO平均值为8.9 mg/L,  $BOD_5$  平均值为2.84

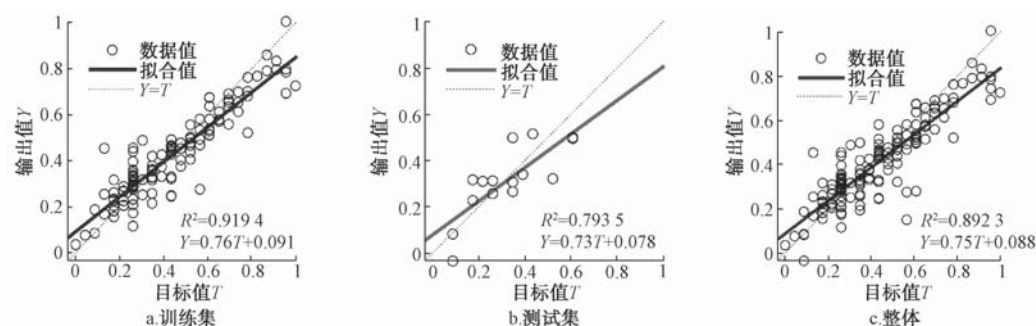


图6 臭氧投加量预测模型训练情况

Fig. 6 Training Results of Ozone Dosage Prediction Model

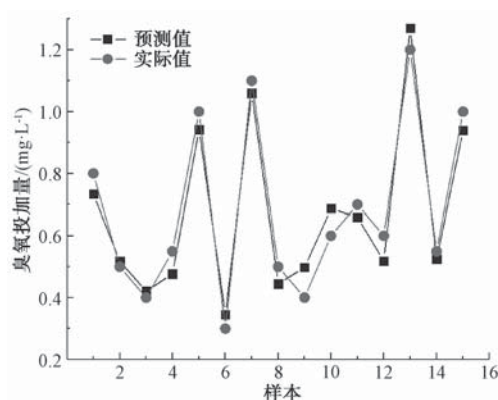


图7 臭氧投加量预测值与实际值的结果

Fig. 7 Comparison of Ozone Dosage Predictions and Real Values

mg/L,  $\text{NH}_3\text{-N}$  平均值为 0.25 mg/L。原水曾因上游养殖废水的排放,原水中溴离子浓度较高。现原水上游养殖场已关闭,溴离子浓度有了大幅下降,经检测,2019 年 T 水厂原水平均溴离子浓度为 41.7  $\mu\text{g/L}$ ,当臭氧浓度较高时,依旧存在一定的溴酸盐生成风险。根据 T 水厂实际生产运行情况,对其臭氧投加系统进行优化。根据原水溴离子浓度和高锰酸盐指数情况,综合考虑有机物去除和预防溴酸盐生成,拟定 T 水厂总臭氧投加量为 1.5 mg/L,其中预臭氧投加量通过 BP 神经网络模型确定,后臭氧投加量为总臭氧投加量减去预臭氧投加量。控制流程如图 8 所示。

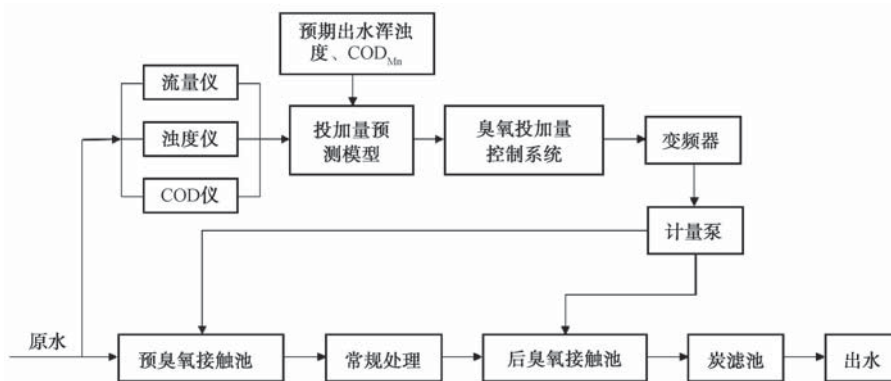


图8 臭氧投加控制系统图

Fig. 8 Ozone Dosing Control System

由于水厂在线检测仪器仅能在线检测浊度、 $\text{COD}_{\text{Mn}}$ ,无法在线检测  $\text{UV}_{254}$ 、DOC 等指标,而  $\text{COD}_{\text{Mn}}$  与  $\text{UV}_{254}$ 、DOC 都可以代表水中有机物的含量。由 2.1 节可知,臭氧投加量与该 3 项水质指标的相关系数接近,因此,在水厂运行控制中采用  $\text{COD}_{\text{Mn}}$  作为有机物指标即可。基于 BP 神经网络的臭氧投加量模型,以进水流量、进水浊度和进水  $\text{COD}_{\text{Mn}}$  作

为输入,并设定预期的预臭氧出水浊度和  $\text{COD}_{\text{Mn}}$ ,基于神经网络预测模型计算得到所需预臭氧投加量,将控制指令信号传输至臭氧制备车间的投加控制系统中,投加控制系统对预臭氧和后臭氧接触池进行臭氧投加。

T 水厂仅在原水进水端安装浊度和  $\text{COD}_{\text{Mn}}$  在线检测仪,未在后臭氧接触池前安装在线检测装

置,因而,本 BP 神经网络预测模型仅针对预臭氧工艺。后续若条件允许,将进行基于 BP 神经网络的后臭氧投加量的预测,进一步完善水厂臭氧投加量自动化控制系统。

### 3 结论

(1)根据相关性分析,进水流量与臭氧投加量呈负相关,进水浑浊度、 $\text{COD}_{\text{Mn}}$ 、DOC、 $\text{UV}_{254}$ 、 $\text{NH}_3\text{-N}$ 与臭氧投加量呈正相关,其中  $\text{COD}_{\text{Mn}}$ 、DOC、 $\text{UV}_{254}$  的相关系数更大。

(2)运用 BP 神经网络建立出水水质系统预测模型和臭氧投加量预测模型,通过输入臭氧投加量和进水水质参数,可以预测出水水质情况,也可通过输入进水水质参数和预期出水参数来预测臭氧投加量。在给定的工艺参数条件下,都有着较高的预测精度,相关系数和均方误差较好,说明该模型具有良好的泛化能力,能满足水处理预测的实际要求,对在线控制有指导意义。

(3)将来可应用臭氧投加量预测模型建立臭氧投加控制系统,为臭氧—活性炭深度处理运行的自动化控制提出了新的理论思路。

### 参考文献

- [1] 强志民,陆晓巍,张涛. 饮用水臭氧氧化处理过程中溴酸根的产生及控制[J]. 环境工程学报, 2011, 5(8): 1689-1695.
- [2] 段蕾,高乃云,隋铭皓. 基于人工神经网络的  $\text{O}_3\text{-BAC}$  出水  $\text{COD}_{\text{Mn}}$  预测与结构分析[J]. 给水排水, 2009, 45(s1): 436-439.
- [3] 陆超,张峻,赵俊. 基于神经网络的污水处理厂水质预测模型[J]. 净水技术, 2013, 32(4): 100-105.
- [4] 刘圣誉,李彭,何义亮,等. 基于人工神经网络的反硝化滤池外碳源投加控制[J]. 中国给水排水, 2020, 36(7): 19-25.
- [5] 王冬生,周杏鹏. 净水厂臭氧自动投加控制系统的设计与实现[J]. 给水排水, 2010, 46(9): 108-111.
- [6] GAGNON C, GRANDJEAN B P A, THIBAUT J. Modelling of coagulant dosage in a water treatment plant[J]. Artificial Intelligence in Engineering, 1997, 11(4): 401-404.
- [7] 方荣业,史宇滨,蒋婷,等. 基于 BP 神经网络的城镇污水厂活性炭自动投加系统研究[J]. 浙江大学学报(理学版), 2018, 45(4): 468-475.
- [8] EDWARDS M, BENJAMIN M M. Transformation of NOM by ozone and its effect on iron and aluminum solubility[J]. Journal American Water Works Association, 1992(6): 56-66.
- (上接第 11 页)
- [6] 杨舒,吴梦怡,王慕,等. 太湖某饮用水厂臭味物质迁移特征解析[J]. 中国给水排水, 2021, 37(1): 57-63.
- [7] 高乃云,马艳,楚文海,等. 高藻和高有机物湖泊型原水处理技术集成与示范[J]. 给水排水, 2013, 49(3): 13-16.

**【项目团队介绍】**同济大学环境科学与工程学院是全国高等院校中最早以学院建制成立的环境教育和科研学术机构,其前身是 1952 年成立的上下水道系及 1981 年成立的环境工程系。学院现设有市政工程系、环境工程系、环境科学系 3 个系,拥有污染控制与资源化研究国家重点实验室、城市污染控制国家工程研究中心、环境科学与工程国家级实验教学示范中心、长江水环境教育部重点实验室、联合国环境规划署-同济大学环境与可持续发展学院等国内最为完善的科研平台。

尹大强,同济大学环境科学与工程学院教授、博士生导师,长江水环境教育部重点实验室主任,上海领军人才,宝钢优秀教师奖获得者,兼任国家“水污染控制与治理”科技重大专项饮用水主题专家组成员、中国环境学会 POPs 专业委员会委员。

楚文海,同济大学环境科学与工程学院教授、博士生导师,兼任国际水协消毒专委会秘书长,主持国家优秀青年科学基金、国家科技重大专项独立课题等,入选国家环境保护专业技术青年拔尖人才、上海市青年拔尖人才等。