

沱江水质模糊综合评价及主要污染物的预测研究

符东, 吴雪菲, 易珍言, 陈永灿

引用本文:

符东, 吴雪菲, 易珍言, 等. 沱江水质模糊综合评价及主要污染物的预测研究[J]. 农业环境科学学报, 2020, 39(12): 2844–2852.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.11654/jaes.2020-0730>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

丹江口水库水质评价及水污染特征

朱媛媛, 田进军, 李红亮, 江秋枫, 刘琰

农业环境科学学报. 2016, 35(1): 139–147 <https://doi.org/10.11654/jaes.2016.01.019>

洱海农田生产/生活景观区交替分布及昼夜节律对丰水期沟渠水质影响

谢坤, 吴凡, 罗元, 张克强, 沈仕洲, 王淑茹, 王凤, 吴国云, 姚金玲

农业环境科学学报. 2018, 37(11): 2427–2433 <https://doi.org/10.11654/jaes.2018-1135>

土地利用驱动下洱海流域入湖河流水质时空分布规律

项颂, 万玲, 庞燕

农业环境科学学报. 2020, 39(1): 160–170 <https://doi.org/10.11654/jaes.2019-0904>

大伙房水库控制流域水质变化及污染源识别

韩爽, 夏春龙, 王永东, 蔡喜运

农业环境科学学报. 2020, 39(7): 1568–1575 <https://doi.org/10.11654/jaes.2020-0234>

洱海海西不同种植类型下农灌沟渠雨季水质变化特征与综合评价

谢坤, 罗元, 冯弋洋, 何秋平, 张克强, 沈仕洲, 王凤

农业环境科学学报. 2020, 39(10): 2387–2396 <https://doi.org/10.11654/jaes.2020-0741>



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

符东, 吴雪菲, 易珍言, 等. 沱江水质模糊综合评价及主要污染物的预测研究[J]. 农业环境科学学报, 2020, 39(12): 2844–2852.

FU Dong, WU Xue-fei, YI Zhen-yan, et al. Fuzzy comprehensive assessment of water quality and prediction of main pollutants in the Tuo River[J]. *Journal of Agro-Environment Science*, 2020, 39(12): 2844–2852.



开放科学 OSID

沱江水质模糊综合评价及主要污染物的预测研究

符东^{1,2}, 吴雪菲¹, 易珍言¹, 陈永灿^{1,3*}

(1. 西南科技大学环境与资源学院, 四川 绵阳 621010; 2. 四川文理学院化学化工学院, 四川 达州 635000; 3. 清华大学水沙科学与水利水电工程国家重点实验室, 北京 100084)

摘要: 为准确掌握沱江水质状况, 探明沱江主要污染物, 对沱江水质进行了模糊综合评价和BP神经网络预测。使用沱江31个监测断面2018年1月—2019年10月的逐月水质数据, 通过筛选优化评价因子, 对各断面水质进行模糊综合评价。对沱江水质进行主成分分析以确定主要污染源和主要污染因子, 并构建了BP神经网络对主要污染因子进行预测。研究发现, 沱江有9个断面水质符合Ⅰ类水质标准, 其余22个断面水质均为Ⅴ类水且在沱江上游、中游和下游均有分布。TN浓度在所有监测断面中均超过了Ⅳ类水质标准, 其中27个断面的TN浓度超过了Ⅴ类水质标准。使用上游断面水质数据构建的BP神经网络预测下游断面的TN浓度, 平均相对误差为2.041%。研究表明, 沱江受TN的污染较为严重, 其主要污染源为农业面源和工业废水, 同时根据构建沱江其他断面的BP神经网络模型可实现对沱江TN浓度的准确预测。

关键词: 沱江; 模糊综合评价; BP神经网络

中图分类号: X824; X52 文献标志码: A 文章编号: 1672-2043(2020)12-2844-09 doi:10.11654/jaes.2020-0730

Fuzzy comprehensive assessment of water quality and prediction of main pollutants in the Tuo River

FU Dong^{1,2}, WU Xue-fei¹, YI Zhen-yan¹, CHEN Yong-can^{1,3*}

(1. School of Environment and Resource, Southwest University of Science and Technology, Mianyang 621010, China; 2. School of Chemistry and Chemical Engineering, Sichuan University of Arts and Science, Dazhou 635000, China; 3. State Key Laboratory of Hydrosience and Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: To accurately investigate the water quality of the Tuo River and to predict its main pollutants, the fuzzy comprehensive assessment model and the BP neural network were used, respectively. By selecting and optimizing the evaluation factors, a fuzzy comprehensive assessment of the water quality was conducted using the monthly water quality data of 31 monitored sections of the Tuo River from January 2018 to October 2019. Principal component analysis of water quality in the Tuo River was carried out to identify the main pollution sources and pollutants, and BP neural network was constructed to predict the main pollution factors. The results showed that the water quality of 9 sections of the Tuo River met Class I water quality standards, and the remaining 22 sections were of Class V water quality, and were distributed along the upper, middle, and lower reaches of the Tuo River. The concentration of TN exceeded Class IV water quality standards in all monitoring sections, of which 27 sections exceeded Class V water quality standards. BP neural network constructed using the water quality data of the upstream section successfully predicted the TN concentration of the downstream section, with an average

收稿日期: 2020-06-28 录用日期: 2020-08-10

作者简介: 符东(1992—), 男, 四川巴中人, 博士研究生, 主要从事水质评价及预测研究。E-mail: fudongemail@163.com

*通信作者: 陈永灿 E-mail: chenyc@mail.tsinghua.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金项目(51809219); 四川省科技计划项目(2018JZ0001, 2019YFG0143); 水沙科学与水利水电国家重点实验室开放基金项目(2019-B-02)

Project supported: The National Natural Science Foundation of China(51809219); Sichuan Science and Technology Program(2018JZ0001, 2019YFG0143); The Open Research Fund Program of State Key Laboratory of Hydrosience and Engineering(sklhse-2019-B-02)

relative error of 2.041%. The results implied that the Tuo River was significantly polluted by TN, with non-point agricultural and industrial wastewater being the main sources of pollution. Additionally, according to this work, BP neural network of other sections of the Tuo River can be built to effectively predict the TN concentration in the Tuo River. Our findings can provide a reference for the comprehensive management and pollution control of the Tuo River basin.

Keywords: Tuo River; fuzzy comprehensive assessment; BP neural network

沱江位于四川省中部,是长江上游的一条支流。沱江自北向南流经金堂县赵镇,穿过金堂峡进入简阳市,经过资阳市、内江市、自贡市,最后在泸州市汇入长江。作为四川盆地重要的自然资源,在过去几十年,由于受到工农业活动的影响,沱江水质呈现出了不同程度的恶化^[1]。虽然沱江的水资源对整个四川盆地的经济社会发展起着重要作用,但是对整个沱江的水质评价、污染源解析及水质模拟的综合研究却较少。因此,对沱江水体进行水质综合评价和预测显得尤为重要。水质评价及预测可以为沱江水环境综合治理提供科学合理的分析,有助于制定水环境综合治理针对性方案,同时可以模拟水质的变化趋势,为水环境规划与管理提供科学支撑。

目前,水质评价方法主要有模糊综合评价(Fuzzy comprehensive assessment, FCA)法^[2]、人工神经网络(Artificial neural network, ANN)评价法^[3]、地理信息系统方法^[4]以及多种方法的相互耦合^[5]等。由于水环境的连续性及不确定性,国内外学者常选择模糊综合评价法应用于地下水和湖库河流、海水等地表水环境的评价中^[6-10]。例如,徐晓云等^[11]利用模糊综合评价法对京杭大运河扬州段的水质进行了评价,并分析了水质的主要污染来源。樊庆铎等^[12]利用灰色关联度和主成分分析法优化评价指标,并结合模糊综合评价对松花江哈尔滨段的水质进行了评价。向文英等^[13]通过改进权重赋值方法,利用模糊综合评价对某水库水质进行了评价。在水质评价的基础上进行污染源解析和水质预测,可以对主要污染因子的时空变化趋势进行分析,掌握水体水质的变化状况。人工神经网络能够精确地计算复杂的非线性输入输出关系,因此被广泛用于水质的预测^[14-16]。当前水质预测主要包括以当前数据预测未来水质变化趋势^[17-18]和以当前采样点数据预测其他采样点水质变化趋势^[19-20]两个方面。虽然模糊综合评价和人工神经网络预测在水环境中应用广泛,但大多数研究对模糊综合评价中评价因子的筛选没有详细的描述和论证,同时对人工神经网络输入指标的选择大多都基于主观性,使得计算结果不能真实反映水体的状况。鉴于沱江的重要性,本

文在前人研究的基础上,拟采用沱江流域31个监测断面2018年1月—2019年10月的逐月水质数据,通过筛选评价因子对各断面使用模糊综合评价方法进行水质评价。在水质评价的基础上,利用主成分分析(Principal component analysis, PCA)识别沱江的主要污染源和污染因子,然后构建BP(Back Propagation, BP)神经网络,并利用内江二水厂断面数据预测申家沟断面主要污染因子浓度。以为沱江的综合管理提供一定的参考。

1 研究区域及指标

本文选择了沱江上游至下游的31个(SS1~SS31)监测断面,沱江流域及各监测断面分布如图1所示。水质数据来源于中国环境监测总站在各监测断面2018年1月—2019年10月的逐月监测浓度。水质指标包括化学需氧量(COD_{Cr})、溶解氧(DO)、五日生化

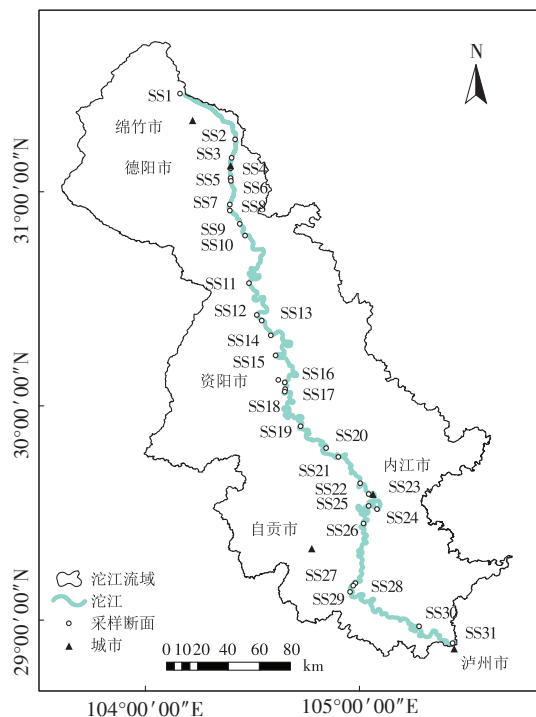


图1 沱江及各监测断面位置分布图

Figure 1 Tuo River and location distribution of the monitoring sections

需氧量(BOD₅)、高锰酸盐指数(COD_{Mn})、总氮(TN)、总磷(TP)、氨氮(NH₃-N)、硝酸盐(NO₃⁻)、硫酸盐(SO₄²⁻)、氟化物(F⁻)、氯化物(Cl⁻)、pH、氰化物(CN⁻)、硫化物(S)、阴离子表面活性剂(LAS)、石油类(Oils)、挥发酚(V-phen)、电导率(EC)、粪大肠菌群(*E.coli*)、汞(Hg)、铅(Pb)、铜(Cu)、锌(Zn)、铁(Fe)、锰(Mn)、六价铬(Cr⁶⁺)、镉(Cd)和温度(*T*)等。为保证所选指标能真实反映水体状况,需对模糊综合评价的评价因子集进行筛选和优化。GB 3838—2002《地表水环境质量标准》中^[21]未对 pH、*T*、SO₄²⁻、NO₃⁻、Cl⁻、Fe、Mn 和 EC 的浓度做出等级划分和明确要求,故将这些指标排除。CN⁻、S、LAS、Oils、V-phen、Hg、Pb、Cu、Zn、Fe、Mn、Cd、Cr⁶⁺浓度均符合 I 类水质标准且浓度长期稳定无变化,因此将这些指标排除。*E.coli* 由于监测次数较少,数据不连续,所以排除该指标。经过筛选后的评价因子集包含 COD_{Cr}、DO、BOD₅、COD_{Mn}、TN、NH₃-N、TP 和 F⁻,各指标的统计分析如表 1 所示。在模糊综合评价和主成分分析的基础上,选取主要污染物,利用 BP 神经网络对其进行预测。构建 BP 网络前,利用各指标的相关性,确定 BP 网络的输入变量。

2 方法及原理

2.1 模糊综合评价模型

2.1.1 评价因子集与评价标准

沱江流域工业集中、农业发达、食品业和养殖业密集。针对各行业废水特点以及检测数据,兼顾相关标准的水质要求,经过对 28 个物理化学水质参数筛选,最后使用选定的 8 个指标构建因子集,因子集可以表示为 U={C_{BOD₅}, C_{COD_{Cr}}, C_{COD_{Mn}}, C_{DO}, C_{NH₃-N}, C_{F⁻}, C_{TN}, C_{TP}}。评价标准依据《地表水环境质量标准》,具体如表 1 所示。

2.1.2 评价因子权重

模糊综合评价过程中,需要对每一个评价因子赋予相应的权重。本文选择污染因子贡献率法计算各评价因子的权重:

$$a_i=x_i/S_i, w_i=\frac{a_i}{\sum a_i} \tag{1}$$

式中:*x_i*为污染物*i*的实测浓度;*S_i*为各评价因子的第Ⅲ类水质标准;*w_i*为归一化后的*i*因子权重。评价因子的权重向量可表示为 W={*w*₁,*w*₂,...,*w_n*},*n*为评价因子个数。由于 DO 属于数值越大,水质越好,所以对于 DO, *a_i*=*S_i*/*x_i*。

2.1.3 隶属函数与模糊矩阵

建立各评价因子的隶属函数,得到其对每一类水质的隶属度,进而得到模糊关系矩阵 *R*。目前,隶属度一般采用“降半梯形分布法”计算^[22]。对于数值越大污染越重的因子,可根据公式(2)~公式(4)计算其对应评价标准各等级的隶属度。

I 类水的隶属函数,即 *j*=1 时:

$$r_{i1}=\begin{cases} 1 & x_i \leq S_{i1} \\ (S_{i2} - x_i) / (S_{i2} - S_{i1}) & S_{i1} < x_i < S_{i2} \\ 0 & x_i \geq S_{i2} \end{cases} \tag{2}$$

Ⅱ~Ⅳ类水的隶属函数,即 *j*=2~4 时:

$$r_{ij}=\begin{cases} (x_i - S_{i,j-1}) / (S_{ij} - S_{i,j-1}) & S_{i,j-1} < x_i \leq S_{ij} \\ (S_{i,j+1} - x_i) / (S_{i,j+1} - S_{ij}) & S_{ij} < x_i < S_{i,j+1} \\ 0 & x_i \leq S_{i,j-1} \text{ 或 } x_i \geq S_{i,j+1} \end{cases} \tag{3}$$

V 类水的隶属函数,即 *j*=5 时:

$$r_{i5}=\begin{cases} 0 & x_i \leq S_{i4} \\ (x_i - S_{i4}) / (S_{i5} - S_{i4}) & S_{i4} < x_i < S_{i5} \\ 1 & x_i \geq S_{i5} \end{cases} \tag{4}$$

式中:*x_i*为评价因子*i*的实际监测浓度(*i*=1,2,⋯,8);

表 1 评价因子统计分析 & 水质标准 (mg·L⁻¹)

Table 1 Statistical analysis of evaluation factors and water quality standards (mg·L⁻¹)

评价因子 Parameters	最小值 Minimum	最大值 Maximum	平均值 Mean	标准差 S.D.	GB 3838—2002				
					I	Ⅱ	Ⅲ	Ⅳ	V
BOD ₅	0.30	6.90	1.99	1.37	≤3	3	4	6	10
COD	7.50	17.40	9.39	1.80	≤15	15	20	30	40
COD _{Mn}	0.70	4.60	2.45	0.71	≤2	4	6	10	15
DO	5.36	8.90	7.00	0.62	≥7.5	6	5	3	2
NH ₃ -N	0.04	2.56	0.48	0.34	≤0.15	0.5	1.0	1.5	2.0
TN	2.13	9.85	5.12	1.50	≤0.2	0.5	1.0	1.5	2.0
TP	0.01	0.30	0.16	0.07	≤0.02	0.1	0.2	0.3	0.4
F ⁻	0.19	1.36	0.41	0.15	≤1.0	1.0	1.0	1.5	1.5

S_{ij} 为第*i*个因子的第*j*类水质标准($j=1,2,\dots,5$)。由于DO属于数值越小,污染越严重,其隶属函数如公式(5)~公式(7)所示。

I类水的隶属函数, $j=1$ 时:

$$r_1 = \begin{cases} 1 & x_{DO} \geq S_1 \\ (S_2 - x_{DO}) / (S_2 - S_1) & S_2 < x_{DO} < S_1 \\ 0 & x_{DO} \leq S_2 \end{cases} \quad (5)$$

II~IV类水的隶属函数,即 $j=2\sim4$ 时:

$$r_j = \begin{cases} (x_{DO} - S_{j-1}) / (S_j - S_{j-1}) & S_j < x_{DO} < S_{j-1} \\ (S_{j+1} - x_{DO}) / (S_{j+1} - S_j) & S_{j+1} < x_{DO} \leq S_j \\ 0 & x_{DO} \leq S_{j+1} \text{ 或 } x_{DO} \geq S_{j-1} \end{cases} \quad (6)$$

V类水的隶属函数,即 $j=5$ 时:

$$r_5 = \begin{cases} 0 & x_{DO} \geq S_4 \\ (x_{DO} - S_4) / (S_5 - S_4) & S_5 < x_{DO} < S_4 \\ 1 & x_{DO} \leq S_5 \end{cases} \quad (7)$$

将各监测断面的评价因子浓度带入相应的隶属函数中,计算得到不同评价标准的隶属度。然后建立每个断面的单因素评价矩阵*R*:

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & \cdots & r_{1j} \\ \vdots & \cdots & \vdots \\ r_{i1} & \cdots & r_{ij} \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中: r_{ij} 为第*i*个评价因子对第*j*类水的隶属度。

2.1.4 模糊综合评价

根据上述求得的权重向量和单因素评价矩阵,选取相乘相加算子^[23]计算评价结果: $B=W \cdot R=\{b_1, b_2, b_3, b_4, b_5\}$,选取 $b_{\max}$ 对应的水质类别作为评价结果。

2.1.5 主成分分析

主成分分析是一种数学方法,它可以减少水质数据集的维数,同时使数据集中有用信息的损失程度较小,进而使数据集更容易理解。本文对31个监测断面在2018—2019年监测的12种变量(增加 Cl^- 、 SO_4^{2-} 、 NO_3^- 和EC 4个指标)进行了主成分分析,以确定沱江的潜在污染源。

2.2 BP神经网络模型

2.2.1 网络参数选择

在构建BP神经网络时,需对选用的输入输出数据进行训练,以沱江内江二水厂断面(断面编号SS23)的水质数据对沱江申家沟断面(断面编号SS24)主要污染指标进行预测。BP网络相关的参数选择如下:输入层与隐含层之间的传递函数为tansig函数,隐含层与输出层之间的传递函数为purelin函数,数据归一化函数为mapminmax,训练函数为trainlm,

最大学习次数1 000,目标误差为0.000 5,学习速率为0.01,其余参数为默认值。

2.2.2 网络拓扑结构

本研究输入层神经元个数的确定方法为,根据模糊综合评价结果确定沱江的主要污染因子,然后利用各水质参数与主要污染的相关性分析确定输入层神经元个数。输出层的神经元为沱江流域下游某断面的主要污染物浓度,所以输出层神经元个数为1。输入层和输出层数均为1。对于含有1个隐含层的BP神经网络,其可以逼近任意一个非线性函数,所以本研究采用1个隐含层。隐含层神经元个数的确定目前没有明确的方法,因此本文采取试错法确定隐含层神经元的个数^[24]。

3 结果与讨论

3.1 沱江水质模糊综合评价

本文经过指标筛选并构建评价因子,利用公式(1)计算各监测断面评价因子的归一化权重。通过复合运算 $B=W \cdot R$,以最大隶属度原则可得出当前断面的水质类别。以断面SS2为例,单因素评价矩阵为:

$$R = \begin{bmatrix} 0 & 0.67 & 0.33 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0.735 & 0.265 & 0 & 0 & 0 \\ 0.67 & 0.33 & 0 & 0 & 0 \\ 0.77 & 0.23 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0.75 & 0.25 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

断面SS2的权重向量为 $W=\{0.057, 0.076, 0.075, 0.130, 0.060, 0.075, 0.356, 0.171\}$,则断面SS2的评价结果为 $B=\{0.365, 0.125, 0.154, 0, 0.356\}$,根据最大隶属度原则,评价结果为I类。沱江各断面的评价结果如表2所示。

从表2可以看出,沱江31个监测断面中有9个断面评价为I类水,占比29.03%,其余22个断面均为V类水,占比70.97%。按照现有沱江水质功能区划分,普遍水质标准为III类水^[25],因此目前沱江已被严重污染。从各监测断面评价结果可知,断面SS2、SS3、SS18~SS22、SS30和SS31为I类水。综合图1可以发现,这部分断面均位于远离城郊的农村地区,森林覆盖率较高,同时周围没有工业和服务业,受人为活动的影响较小。其余22个断面为V类水,上游、中游和下游均有分布。此部分断面具有靠近市区和城镇、人口密度大、种植业发达等特点,因此受人为活动的影

表2 沱江水质模糊综合评价结果
Table 2 Results of fuzzy comprehensive assessment of water quality in Tuo River

断面编号 Section number	归一化权重向量 Normalized weight vector								评价结果				水质类别	
	BOD ₅	COD _{Cr}	COD _{Mn}	DO	NH ₃ -N	F ⁻	TN	TP	Assessment results				Water quality category	
SS1	0.040	0.096	0.039	0.162	0.010	0.112	0.516	0.025	0.484	0	0	0	0.516	V
SS2	0.157	0.103	0.079	0.134	0.044	0.068	0.377	0.038	0.381	0.190	0.052	0	0.377	I
SS3	0.128	0.083	0.051	0.119	0.080	0.071	0.416	0.052	0.470	0.114	0	0	0.416	I
SS4	0.106	0.079	0.071	0.110	0.043	0.052	0.513	0.026	0.433	0.054	0	0	0.513	V
SS5	0.141	0.086	0.049	0.105	0.023	0.047	0.528	0.021	0.309	0.059	0.103	0	0.529	V
SS6	0.135	0.085	0.046	0.093	0.086	0.040	0.427	0.088	0.244	0.144	0.183	0.002	0.427	V
SS7	0.109	0.071	0.060	0.088	0.084	0.052	0.419	0.117	0.214	0.173	0.193	0	0.419	V
SS8	0.087	0.062	0.061	0.102	0.065	0.067	0.441	0.115	0.297	0.182	0.081	0	0.441	V
SS9	0.102	0.064	0.060	0.082	0.062	0.051	0.482	0.097	0.233	0.213	0.072	0	0.482	V
SS10	0.102	0.067	0.066	0.082	0.120	0.049	0.379	0.135	0.218	0.115	0.261	0.027	0.379	V
SS11	0.074	0.065	0.065	0.093	0.082	0.070	0.412	0.139	0.333	0.101	0.154	0	0.412	V
SS12	0.103	0.066	0.054	0.083	0.044	0.058	0.471	0.121	0.268	0.137	0.124	0	0.471	V
SS13	0.069	0.072	0.048	0.109	0.061	0.054	0.471	0.116	0.371	0.111	0.046	0	0.471	V
SS14	0.060	0.066	0.047	0.102	0.048	0.053	0.514	0.110	0.346	0.084	0.055	0	0.514	V
SS15	0.044	0.058	0.060	0.104	0.067	0.049	0.494	0.124	0.257	0.148	0.099	0	0.495	V
SS16	0.056	0.073	0.068	0.126	0.067	0.057	0.394	0.159	0.328	0.135	0.143	0	0.395	V
SS17	0.063	0.074	0.068	0.124	0.084	0.057	0.370	0.160	0.312	0.175	0.144	0	0.370	V
SS18	0.075	0.082	0.075	0.137	0.096	0.110	0.263	0.162	0.406	0.215	0.168	0.211	0	I
SS19	0.060	0.082	0.081	0.140	0.087	0.074	0.317	0.159	0.343	0.228	0.111	0.063	0.254	I
SS20	0.064	0.091	0.082	0.146	0.071	0.080	0.293	0.173	0.392	0.176	0.139	0.293	0	I
SS21	0.059	0.082	0.079	0.137	0.121	0.087	0.241	0.194	0.353	0.174	0.310	0.164	0	I
SS22	0.057	0.076	0.075	0.130	0.060	0.075	0.356	0.171	0.365	0.125	0.154	0	0.356	I
SS23	0.061	0.066	0.067	0.110	0.048	0.064	0.463	0.121	0.299	0.153	0.085	0	0.463	V
SS24	0.049	0.055	0.058	0.098	0.168	0.056	0.396	0.120	0.233	0.095	0.172	0.104	0.396	V
SS25	0.064	0.073	0.072	0.116	0.072	0.074	0.370	0.159	0.339	0.133	0.159	0	0.370	V
SS26	0.047	0.061	0.062	0.106	0.072	0.074	0.436	0.142	0.287	0.136	0.142	0	0.435	V
SS27	0.047	0.057	0.059	0.102	0.099	0.051	0.456	0.129	0.236	0.145	0.164	0	0.456	V
SS28	0.033	0.054	0.047	0.097	0.044	0.050	0.564	0.111	0.251	0.107	0.078	0	0.564	V
SS29	0.038	0.074	0.055	0.113	0.054	0.066	0.475	0.125	0.312	0.138	0.075	0	0.475	V
SS30	0.071	0.085	0.082	0.136	0.091	0.086	0.278	0.171	0.371	0.197	0.154	0.278	0	I
SS31	0.074	0.085	0.085	0.138	0.111	0.090	0.292	0.125	0.356	0.278	0.074	0.233	0.058	I

响较大。从权重赋值可以得出,在挑选的8个水质评价因子中,TN的浓度很高,几乎所有断面的TN浓度都超过了V类水的水质标准,所以导致沱江属于V类水的监测断面比例较高。但是在沱江9个I类水断面中,有2个断面(SS2、SS3)的TN浓度超过V类水水质标准,有4个断面(SS19、SS20、SS30、SS31)的TN浓度超过了IV类水水质标准。因此,即使该监测断面评价结果为I类水,也需对其中的TN浓度加以控制。从各断面监测数据可以看出,除了TN以外,其他水质指标均能满足Ⅲ类水水质标准。

3.2 沱江潜在污染源

利用沱江12个水质参数的主成分分析法对不同污染物的来源进行识别。Bartlett球形检验的值为785,KMO值为0.709($P<0.01$),说明数据集适合主成分分析。以特征值大于1为基础,从沱江水质数据集中提取4个主成分^[26],如表3所示。

第一个主成分(F1)对NO₃⁻、SO₄²⁻、EC和TN具有较强的正载荷,对TP具有中等的正载荷,对NH₃-N具有较弱的正载荷,F1占总方差的28.263%。根据模糊综合评价结果可知,整个沱江的TN浓度很高。同时,沱

表3 12种指标的旋转因子载荷矩阵

Table 3 Loadings of 12 measured variables on VARIMAX rotated factors

指标 Index	F1	F2	F3	F4
BOD ₅	0.285	0.092	0.860	-0.087
Cl ⁻	0.356	0.689	0.062	0.189
COD _{Cr}	0.280	0.159	0.880	0
COD _{Mn}	0.055	0.750	0.216	-0.340
DO	0.296	-0.674	-0.198	-0.147
F ⁻	0.026	0.097	-0.035	0.929
NH ₃ -N	0.479	0.201	-0.474	-0.045
NO ₃ ⁻	0.826	0.022	0.146	0.164
SO ₄ ²⁻	0.795	0.311	0.225	-0.103
TN	0.895	-0.164	0.071	0.023
TP	0.676	0.559	-0.257	0.117
EC	0.770	0.286	0.256	-0.082
特征值	3.392	2.357	2.038	1.103
方差/%	28.263	19.644	16.987	9.195
累计方差/%	28.263	47.906	64.893	74.089

江流域农业相对发达,氮和磷可以通过氮肥和磷肥的径流进入河流^[27-30]。SO₄²⁻可能来自矿物岩石^[31],但是SO₄²⁻在所有断面的浓度低且较为稳定,因此综合氮和磷的来源分析,F1可以看作是农业面源污染。第二个主成分(F2)对COD_{Mn}有强的正载荷,对Cl⁻和TP有中等的正载荷,对DO有中等的负载荷,F2解释了总方差的19.644%。根据COD_{Mn}和DO的载荷,F2可能是一种耗氧污染源^[32]。同时,沱江流域的化工厂和制造业较多,Cl⁻可能来自工业废水。因此F2可能代表

工业废水污染^[29]。第三个主成分(F3)占总变异量的16.987%,对COD_{Cr}和BOD₅的正载荷较大,对NH₃-N的负载荷较小。F3包括营养物质和有机污染物,可归因于生活污水和工业废水^[33]。由于大多数采样点的大肠杆菌浓度很高,基本超过地表水V类标准(由于数据的不连续性,未对大肠杆菌浓度做其他分析),因此F3更有可能是生活污水污染源。第四个主成分(F4)对F⁻有较强的正载荷,对COD_{Mn}有较弱的负载荷,解释了总方差的9.195%。F⁻通常来自氟化工厂、水泥厂和冶炼厂,但沱江各采样点F⁻的平均浓度均未超过地表水I类水质标准值,污染程度几乎为零或极低,因此沱江中的F⁻可能是当地土壤随径流进入的结果^[34]。所以F4可以看作是土壤风化。综合以上分析,可以确认农业面源和工业废水是沱江的主要污染源^[35]。

3.3 沱江水质预测

根据模糊综合评价和主成分分析结果,选取TN为预测指标,即输出层为1个神经元。将上述用于主成分分析的12个指标作为BP神经网络的输入备选集。数据统计技术可以帮助确定BP神经网络的输入参数^[36-37]。本文通过相关性分析,选取与TN浓度显著相关且相关系数大于0.3的指标作为最终的BP输入参数,具体如表4所示。最终选择COD_{Cr}、NH₃-N、NO₃⁻、SO₄²⁻、EC和TN为输入变量,即利用内江二水厂断面的COD_{Cr}、NH₃-N、NO₃⁻、SO₄²⁻、EC和TN浓度预测申家沟断面的TN浓度。通过试错法确定了隐含层的神经元个数为4,所以BP网络的拓扑结构为6-4-

表4 各指标的相关性

Table 4 The correlation of each index

	BOD ₅	Cl ⁻	COD _{Cr}	COD _{Mn}	DO	F ⁻	NH ₃ -N	NO ₃ ⁻	SO ₄ ²⁻	TN	TP	EC
BOD ₅	1											
Cl ⁻	0.158	1										
COD _{Cr}	0.852**	0.257**	1									
COD _{Mn}	0.328**	0.412**	0.302**	1								
DO	-0.070	-0.347**	-0.213*	-0.295**	1							
F ⁻	-0.043	0.164	-0.027	-0.105	-0.040	1						
NH ₃ -N	-0.073	0.235**	-0.111	0.089	0.037	0.046	1					
NO ₃ ⁻	0.275**	0.368**	0.354**	0.018	0.029	0.063	0.242**	1				
SO ₄ ²⁻	0.410**	0.465**	0.398**	0.338**	0.040	-0.011	0.207*	0.604**	1			
TN	0.290**	0.183*	0.316**	-0.030	0.277**	0.002	0.367**	0.773**	0.576**	1		
TP	-0.045	0.465**	-0.008	0.476**	-0.314**	0.205*	0.290**	0.208*	0.378**	0.136	1	
EC	0.419**	0.440**	0.409**	0.284**	0.007	-0.007	0.179*	0.572**	0.869**	0.563**	0.345**	1

注:**表示在0.01水平显著相关(双尾检验);*表示在0.05水平显著相关(双尾检验)。

Note: ** Correlation is significant at the 0.01 level(2-tailed). *Correlation is significant at the 0.05 level(2-tailed).

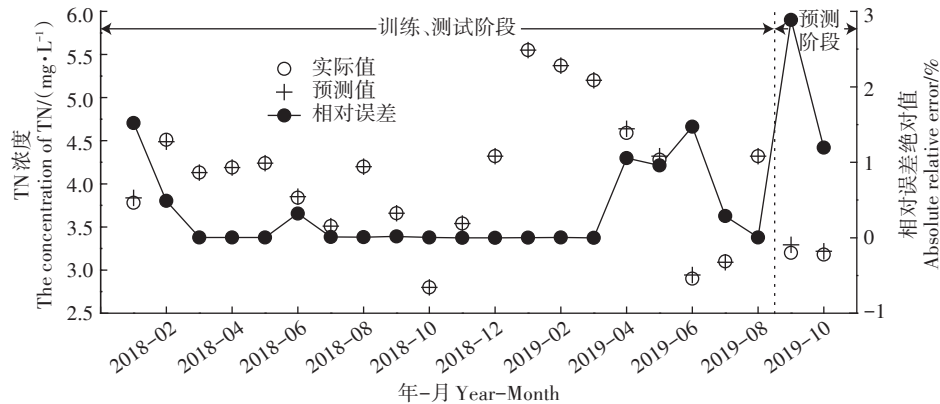


图2 BP神经网络预测值与实际值的散点图

Figure 2 The scatter plot of predicted value and measured value of BP neural network

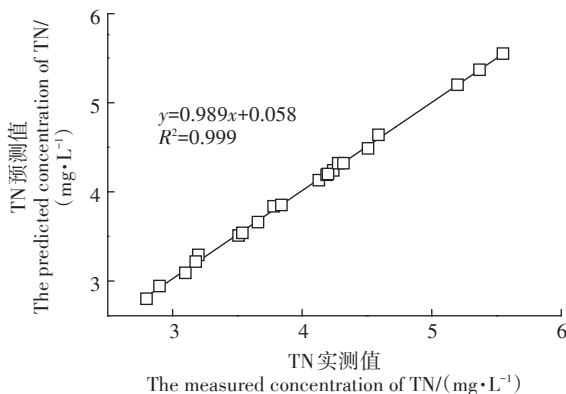


图3 TN线性回归方程

Figure 3 Linear regression equation of TN

1. 根据相关系数 r 、决定系数 R^2 和相对误差评价模型预测精度^[38-40],模型预测结果及相对误差如图2和图3所示。

BP神经网络达到收敛时的MSE为0.000 49。另外从图2和图3可以看出,本文构建的BP神经网络在预测TN浓度时的决定系数 R^2 为0.999,模型在训练、测试和验证阶段的相对误差均小于1.5%。虽然在预测阶段的相对误差有明显增大,但均小于3%,这有可能与用于BP神经网络训练的水质样本数量较少有关。同时利用SPSS计算实测值与预测值的Pearson相关系数,其结果表明TN的实测值与预测值极显著相关($r=0.99, P<0.01$)。以上评价参数都表明构建的BP神经网络符合水质预测要求,在样本较少的情况下能够对沱江水质进行有效预测。

4 结论

(1)沱江31个评价断面中有9个断面水质符合Ⅰ类水,占29.03%,其余22个断面均为Ⅴ类水,占比

70.97%。Ⅴ类水水质断面在沱江上游、中游和下游均有分布,表明沱江整体污染较为严重。

(2)沱江各监测断面TN浓度均超过Ⅳ类水质标准,其中27个监测断面超过Ⅴ类水质标准,说明沱江的主要污染物为TN。通过主成分分析,确定沱江TN的主要来源为农业面源和工业废水。

(3)通过对输入数据筛选,构建的BP神经网络性能较好,预测精度高。在对沱江申家沟断面TN浓度的预测时,平均相对误差为2.041%。基于本文的内容,可构建沱江其他断面的BP神经网络模型,并用于以沱江上游水质数据预测下游水质断面的TN浓度。

参考文献:

- [1] 秦延文, 马迎群, 温泉, 等. 沱江流域总磷污染负荷、成因及控制对策研究[J]. 环境科学与管理, 2020, 45(2): 20-25.
QIN Yan-wen, MA Ying-qun, WEN Quan, et al. Pollution load, causes and control strategy of total phosphorus pollution in Tuojiang River basin[J]. *Environmental Science and Management*, 2020, 45(2): 20-25.
- [2] 付宁, 任学昌, 朱文萍, 等. 模糊数学法在兰州市地表水环境质量评价中的应用分析研究[J]. 环境科学与管理, 2016, 41(12): 168-186.
FU Ning, REN Xue-chang, ZHU Wen-ping, et al. Application analysis of fuzzy mathematics in water quality evaluation of surface water in Lanzhou[J]. *Environmental Science and Management*, 2016, 41(12): 168-186.
- [3] Salaria M, Shahida E S, Afzali S H, et al. Quality assessment and artificial neural networks modeling for characterization of chemical and physical parameters of potable water[J]. *Food and Chemical Toxicology*, 2018, 118: 212-219.
- [4] Liu S G, Lou S, Kuang C P, et al. Water quality assessment by pollution-index method in the coastal waters of Hebei Province in western Bohai Sea, China[J]. *Marine Pollution Bulletin*, 2011, 62(10): 2220-2229.

- [5] Chang F J, Chung C H, Chen P A, et al. Assessment of arsenic concentration in stream water using neuro fuzzy networks with factor analysis [J]. *Science of the Total Environment*, 2014, 494/495:202–210.
- [6] Icaiga Y. Fuzzy evaluation of water quality classification[J]. *Ecological Indicators*, 2007, 7(3):710–718.
- [7] Hua G J, Bakhtavara E, Hewage K, et al. Heavy metals risk assessment in drinking water: An integrated probabilistic–fuzzy approach[J]. *Journal of Environmental Management*, 2019, 250:109514.
- [8] 杨浩, 张国珍, 杨晓妮, 等. 基于模糊综合评判法的洮河水环境质量评价[J]. 环境科学与技术, 2016, 39(增刊1):380–386, 392.
YANG Hao, ZHANG Guo-zhen, YANG Xiao-ni, et al. Comprehensive evaluation on water environment quality of the Tao River based on fuzzy comprehensive method[J]. *Environmental Science & Technology*, 2016, 39(Suppl1):380–386, 392.
- [9] 方运海, 郑西来, 彭辉, 等. 基于模糊综合与可变模糊集耦合的地下水质量评价[J]. 环境科学学报, 2018, 38(2):546–552.
FANG Yun-hai, ZHENG Xi-lai, PENG Hui, et al. Groundwater quality evaluation based on fuzzy synthetic evaluation and variable fuzzy sets [J]. *Acta Scientiae Circumstantiae*, 2018, 38(2):546–552.
- [10] 李延吉, 宋政刚, 李润东, 等. 蒲河重金属污染现状及模糊综合评价[J]. 水土保持研究, 2011, 18(2):121–128.
LI Yan-ji, SONG Zheng-gang, LI Rong-dong, et al. Investigation and fuzzy comprehensive evaluation on pollution status of heavy metal of Pu River[J]. *Research of Soil and Watre Conservation*, 2011, 18(2):121–128.
- [11] 徐晓云, 陈效民, 谢继征. 模糊综合评价法用于京杭运河扬州段的水质评价[J]. 中国给水排水, 2008, 24(24):107–108.
XU Xiao-yun, CHEN Xiao-min, XIE Ji-zheng. Evaluation on water quality of Jinghang Canal in Yangzhou by fuzzy comprehensive assessment method[J]. *China Water & Wastewater*, 2008, 24(24):107–108.
- [12] 樊庆铤, 杨先兴, 邱微. 松花江哈尔滨段城市水环境质量评价[J]. 中国环境科学, 2014, 34(9):2292–2298.
FAN Qing-xin, YANG Xian-xing, QIU Wei. Study on water environmental quality in Harbin section of the Songhua River[J]. *China Environmental Science*, 2014, 34(9):2292–2298.
- [13] 向文英, 杨静, 张雪. 模糊综合评价法的改进及其在水库水质评价中的应用[J]. 安全与环境学报, 2015, 15(6):344–348.
XIANG Wen-ying, YANG Jing, ZHANG Xue. Improvement of fuzzy comprehensive evaluation method and its application to the evaluation of reservoir water quality[J]. *Journal of Safety and Environment*, 2015, 15(6):344–348.
- [14] Palani S, Liong S Y, Tkalich P. An ANN application for water quality forecasting[J]. *Marine Pollution Bulletin*, 2008, 56(9):1586–1597.
- [15] Gazzaz N M, Yusoff M K, Aris A Z, et al. Artificial neural network modeling of the water quality index for Kinta River (Malaysia) using water quality variables as predictors[J]. *Marine Pollution Bulletin*, 2012, 64(11):2409–2420.
- [16] 周露洪, 谷孝鸿, 曾庆飞, 等. 利用BP神经网络短期预测太湖不同湖区叶绿素a浓度[J]. 水生态学杂志, 2012, 33(4):1–6.
ZHOU Lu-hong, GU Xiao-hong, ZENG Qing-fei, et al. Applications of back propagation neural network for short-term prediction of chlorophyll-a concentration in different regions of Lake Taihu[J]. *Journal of Hydroecology*, 2012, 33(4):1–6.
- [17] Thoe W, Wong S H C, Choi K W, et al. Daily prediction of marine beach water quality in Hong Kong[J]. *Journal of Hydro-environment Research*, 2012, 6(3):164–180.
- [18] 张青, 王学雷, 张婷, 等. 基于BP神经网络的洪湖水水质指标预测研究[J]. 湿地科学, 2016, 14(2):212–218.
ZHANG Qing, WANG Xue-lei, ZHANG Ting, et al. Prediction of water quality index of Honghu Lake based on back propagation neural network model[J]. *Wetland Science*, 2016, 14(2):212–218.
- [19] Khalil B, Ouarda T B M J, St-Hilaire A. Estimation of water quality characteristics at ungauged sites using artificial neural networks and canonical correlation analysis[J]. *Journal of Hydrology*, 2011, 405(3/4):277–287.
- [20] 宋国浩. 人工神经网络在水质模拟与水质评价中的应用研究[D]. 重庆:重庆大学, 2008.
SONG Guo-hao. Application research of artificial neural network method on water quality simulation and assessment[D]. Chongqing: Chongqing University, 2008.
- [21] 国家环境保护总局. 地表水环境质量标准:GB 3838—2002[S]. 北京:中国标准出版社, 2002.
Ministry of Environmental Protection of PRC. Environmental quality standards for surface water: GB 3838—2002[S]. Beijing: Standards Press of China, 2002.
- [22] Zhang B, Song X F, Zhang Y H, et al. Hydrochemical characteristics and water quality assessment of surface water and groundwater in Songnen plain, northeast China[J]. *Water Research*, 2012, 46(8):2737–2748.
- [23] 赵和平. 环境综合评价模糊数学方法中4个算子的比较[J]. 贵州环保科技, 2001, 7(3):28–35.
ZHAO He-ping. Comparison of four operators in fuzzy mathematics method of environmental comprehensive assessment[J]. *Guizhou Environmental Protection Science and Technology*, 2001, 7(3):28–35.
- [24] Sahoo G B, Raya C, Wade H F. Pesticide prediction in ground water in north Carolina domestic wells using artificial neural networks[J]. *Ecological Modelling*, 2005, 183(1):29–46.
- [25] 张明锦, 陈昌华, 郭光明. 沱江流域(自贡市)2013—2018年水质时空变化特征分析及评价[J]. 四川环境, 2020, 39(2):128–132.
ZHANG Ming-jin, CHEN Chang-hua, GUO Guang-ming. Spatial and temporal variation characteristics of water quality in Tuojiang River basin (Zigong City) from 2013 to 2018[J]. *Sichuan Environment*, 2020, 39(2):128–132.
- [26] Pekey H, Karakas D, Bakoglu M. Source apportionment of trace metals in surface waters of a polluted stream using multivariate statistical analyses[J]. *Marine Pollution Bulletin*, 2004, 49(9/10):809–818.
- [27] Jha D K, Vinithkumar N V, Sahu B K, et al. Multivariate statistical approach to identify significant sources influencing the physico-chemical variables in Aerial Bay, north Andaman, India[J]. *Marine Pollution Bulletin*, 2014, 85(1):261–267.
- [28] Yang Y H, Zhou F, Guo H C, et al. Analysis of spatial and temporal water pollution patterns in Lake Dianchi using multivariate statistical

- methods[J]. *Environmental Monitoring and Assessment*, 2010, 170(1): 407–416.
- [29] Chen H Y, Teng Y G, Yue W F, et al. Characterization and source apportionment of water pollution in Jinjiang River, China[J]. *Environmental Monitoring and Assessment*, 2013, 185(11): 9639–9650.
- [30] Gu Q, Zhang Y, Ma L, et al. Assessment of reservoir water quality using multivariate statistical techniques: A case study of Qiandao Lake, China[J]. *Sustainability*, 2016, 8: 243.
- [31] Li T, Li S, Liang C, et al. A comparative assessment of Australia's Lower Lakes water quality under extreme drought and post-drought conditions using multivariate statistical techniques[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2018, 190: 1–11.
- [32] Kannel P R, Lee S, Lee Y S. Assessment of spatial-temporal patterns of surface and ground water qualities and factors influencing management strategy of groundwater system in an urban river corridor of Nepal[J]. *Journal of Environmental Management*, 2008, 86(4): 595–604.
- [33] Singh K P, Malik A, Sinha S. Water quality assessment and apportionment of pollution sources of Gomti River (India) using multivariate statistical techniques: A case study[J]. *Analytic Chimica Acta*, 2005, 538(1/2): 355–374.
- [34] Huang F, Wang X, Lou L, et al. Spatial variation and source apportionment of water pollution in Qiantang River (China) using statistical techniques[J]. *Water Research*, 2010, 44(5): 1562–1572.
- [35] 胡芸芸, 王永东, 李廷轩, 等. 沱江流域农业面源污染排放特征解析[J]. *中国农业科学*, 2015, 48(18): 3654–3665.
- HU Yun-yun, WANG Yong-dong, LI Ting-xuan, et al. Characteristics analysis of agricultural nonpoint source pollution on Tuojiang River basin[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2015, 48(18): 3654–3665.
- [36] Chau K W, Muttill N. Data mining and multivariate statistical analysis to ecological system in coastal waters[J]. *Journal of Hydroinformatics*, 2007, 9(4): 305–317.
- [37] Chen Q, Mynett A E. Integration of data mining techniques and heuristic knowledge in fuzzy logic modelling of eutrophication in Taihu Lake[J]. *Ecological Modelling*, 2003, 162(1/2): 55–67.
- [38] 查木哈, 卢志宏, 翟继武, 等. 双隐含层BP神经网络模型在老哈河水质预测中的应用[J]. *水资源与水工程学报*, 2018, 29(2): 56–61.
- CHA Mu-ha, LU Zhi-hong, ZHAI Ji-wu, et al. Using double-suppressed BP neural network model to predict water quality in Laoha River[J]. *Journal of Water Resources & Water Engineering*, 2018, 29(2): 56–61.
- [39] Maier H R, Jain A, Dandy G C, et al. Methods used for the development of neural networks for the prediction of water resource variables in river systems: Current status and future directions[J]. *Environmental Modelling & Software*, 2010, 25(8): 891–909.
- [40] 据振闯, 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(2): 88–92, 102.
- JU Zhen-chuang, WANG Xiao, GONG Yan-xia. Prediction of water quality in Yellow River based on BP neural network model[J]. *Journal of Qinghai University*, 2017, 35(2): 88–92, 102.