

DOI: 10.19797/j.cnki.1000-0852.20230258

# 基于BP神经网络的复合单沙模型在西江泥沙监测的应用初探——以梧州水文站为例

朱颖洁

(梧州水文中心,广西 梧州 543002)

**摘要:**梧州水文站河段水流形态、泥沙输移规律复杂,适用的仪器少,实现泥沙自动在线监测是一大难题。通过多元回归和BP神经网络建立单沙模型,研究复合单沙模型在西江黄金水道梧州水文站河段泥沙监测的适用性。结果表明,基于BP神经网络的复合单沙模型推算出的单沙满足规范要求,应用效果较好,可在梧州水文站河段泥沙监测中应用;通过使用浊度自动监测系统进行了浊度观测,并利用BP神经网络方法建立单沙与浊度和水位之间的关系来推算单沙,实现含沙量的自动在线监测功能,具有一定应用推广意义。

**关键词:**BP神经网络;浊度;单沙;西江;梧州

**中图分类号:**P33;TV121

**文献标识码:**A

**文章编号:**1000-0852(2024)03-0036-05

## 0 引言

单沙是单样含沙量的简称,指断面上有代表性的垂线或测点的单位体积浑水中所含干沙的质量。单沙作为水文观测要素之一,是水利工程设计管理、河道治理、河床演变研究的重要基础数据。

传统泥沙测验要通过采样、过滤、沉降、烘干和称重等工序才得出数据,需要大量的人力和时间;同时,高洪期间泥沙采样不安全系数高,难以获得实时连续监测数据。目前,国内外单沙自动在线监测主要采用震动法、声学法、光学法、同位素法、称重法等。这些单沙自动在线监测方法有各自的适用范围和特点,但在使用中常存在以下问题:震动法稳定性差;声学法不适合高含沙量的监测;光学法受泥沙容重、距离、不同泥沙颗粒组成、泥沙沉降等情况的影响<sup>[1]</sup>;同位素法对放射源的生产、销售、使用、运输有严格的规定,仪器管理工作量较大;称重法数据采集时间较长。其中,光学法已广泛应用于国内外不同水域的悬浮泥沙监测,其余

方法成功应用案例较少。浊度自动监测系统是光学法中应用最广泛的设备之一。浊度自动监测系统采用后散射探头和侧散射探头接收红外辐射光散射量观测浊度<sup>[2]</sup>。一些学者开始通过与浊度的关系率定计算单沙<sup>[3-4]</sup>。浊度自动监测系统在浊度与单沙线性关系较好的水域应用较容易成功,但是在单沙变化不规律的河段单沙与浊度的相关性不高,还未见成功案例报道。

梧州水文站是珠江流域西江干流的重要控制站,属国家重要水文测站。设置一类精度泥沙站,目前主要采用水文测船施测含沙量。单沙测验采用横式2 000 ml采样器使用固定二线垂线混合法采样。断面平均含沙量采用单断沙关系线法推求。梧州水文站上游约2 000 m是干流浔江与支流桂江交汇处,下游180 m为云龙大桥(图1),河段水流形态、泥沙输移规律复杂,适用的仪器少,实现泥沙自动在线监测是一大难题。为进行泥沙自动在线监测,2021年8月引进OBS501型浊度自动监测系统。考虑到当以西江干流浔江来水为主时中泓(河流各横断面表面最大流速点)

收稿日期:2023-08-02

网络首发日期:2023-12-25

网络首发地址:<https://kns.cnki.net/kcms2/detail/11.1814.P.20231224.1016.001.html>

基金项目:国家自然科学基金项目(41461005);广西自然科学基金重点项目(2022GXNSFDA080009);广西水利厅科技项目(201618)

作者简介:朱颖洁(1984—),女,广西梧州人,工程师,硕士研究生,主要从事水文与水资源工作。Email:351703292@qq.com



图1 梧州站位置示意图

Fig.1 Position diagram of Wuzhou station

居右,以支流桂江来水为主时中泓居左,泥沙输移变化不规律,分别在基本水尺断面下游180 m的云龙桥的2号和4号桥墩上安装一台浊度自动监测系统,安装高程为3.15 m,起点距分别为157.9 m、329.6 m(见图2),2号桥墩上安装的浊度自动监测系统的监测传感器简称为右探头,4号桥墩上安装的浊度自动监测系统的监测传感器简称为左探头。浊度自动监测系统在线监测频率为1 h。

神经网络在水文领域多用于水位、流量、水质、蒸发量等模拟预测<sup>[5-12]</sup>,缺乏在单沙模型方面的应用研究。基于BP神经网络研究单沙模型,可为梧州水文站实现泥沙自动在线监测奠定基础。本研究通过使用浊度自动监测系统进行浊度观测,利用BP神经网络方法建立单沙与浊度之间的关系来推算单沙,实现含沙量的自动在线监测。

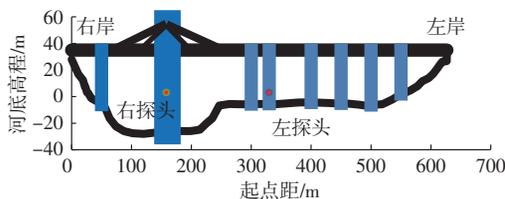


图2 浊度自动监测系统安装位置

Fig.2 Installation location of automatic turbidity monitoring system

## 1 数据与方法

### 1.1 分析数据

2021年9月13日—2023年3月30日泥沙自动监测系统监测到有效浊度数据期间对应实测单样含沙量为0.005~1.13 kg/m<sup>3</sup>,共收集到218份资料。分析资料的最高水位21.65 m,最低水位3.18 m,水位变幅18.47 m,占梧州水文站历年实测最大水位变幅(最高水位27.80 m,最低水位1.33 m)的69.8%,浊度自动监测系统监测传感器右探头监测浊度为0.002~3.12 NTU,左探头监测浊度为0.001~0.349 NTU。

### 1.2 分析方法

首先,通过多元回归和BP神经网络<sup>[13]</sup>利用浊度与单沙建立相关关系模型,分别计算不同模型的Pearson相关系数;接着,通过训练效果、纳什效率系数、符号检验、偏离检验、适线检验和单沙过程线合理性分析,对基于BP神经网络的复合单沙模型效果进行分析;最后,对推算单沙与实测值进行对比分析,进一步检验基于BP神经网络的复合单沙模型的正确性。

BP算法多层前馈网络是应用最广泛的神经网络之一。在正向传播中,输入信息从输入层经隐含层逐层处理,并传向输出层。如果输出层不能得到期望的输出结果,则转入反向传播,将误差信号沿原来的通路返回,通过修改各层神经元的权值,使得误差最小<sup>[14]</sup>。

Pearson相关系数是一种线性相关系数,用来反映两个变量的线性相关程度,相关系数绝对值越大相关性越强。

利用纳什效率系数(NSE)验证模型的可靠性。根据《水文情报预报规范》(GB/T22482—2008),NSE大于0.9时为甲等方案,0.7~0.9为乙等方案,0.5~0.7为丙等方案。

## 2 结果分析

### 2.1 模型建立

#### 2.1.1 BP神经网络模型

水位( $H$ )、左右探头浊度( $D_{左}$ 、 $D_{右}$ )与单沙( $S$ )之间联系密切。以2021年9月13日—2023年3月30日水位、左右探头浊度与单沙实测资料作为学习样本来拟合、建立单沙模型。模型以水位和左右探头浊度为输入,单沙为输出,隐含层层数取2,建立(3,  $q$ ,  $p$ , 1)BP神经网络模型( $q$ 为第一隐层神经元数目; $p$ 为第二隐层神经元数目)。第一隐层的神经元采用tansig传递函数,第二隐层的神经元采用logsig传递函数,输出层的神经元采用线性传递函数,训练函数选用traingdm,学习率取0.5,动量项取0.95,目标取0.000 01,最大训练次数取25 000。

单沙变化情况复杂,为进一步提高单沙模型精度,分别建立基于BP神经网络的单沙模型和基于BP神经网络的复合单沙模型。基于BP神经网络的复合单沙模型分四种情况:① $H \leq 6$  m,  $D_{右} \leq 0.010$  NTU或 $D_{左} \leq 0.010$  NTU;② $H \leq 6$  m,  $D_{右} > 0.010$  NTU,  $D_{左} > 0.010$  NTU;③ $6$  m  $< H < 11$  m;④ $H \geq 11$  m。经试算,基于BP神经网络的单沙模型神经元数目 $q$ 、 $p$ 分别取110、108;基于

BP神经网络的复合单沙模型中,第①种情况神经元数目 $q$ 、 $p$ 分别取50、49;第②种情况神经元数目 $q$ 、 $p$ 分别取18、17;第③种情况神经元数目 $q$ 、 $p$ 分别取28、27;第④种情况神经元数目 $q$ 、 $p$ 分别取49、47。

### 2.1.2 模型相关分析

基于浊度、水位和实测单沙数据,通过多元回归和BP神经网络采用不同数据组合建立相关关系模型,并计算各模型的Pearson相关系数(见表1)。从表1可知,基于BP神经网络的复合单沙模型的Pearson相关系数最接近1,相关性最好;故采用基于BP神经网络的复合单沙模型建立单沙模型。

## 2.2 模型效果分析

### 2.2.1 训练效果

由图3训练结果可知,训练后的模型能较好地逼近给定的目标函数。对于训练样本,从检验结果可得:218份实测单沙中推算值与实测值的相对误差小于 $\pm 10\%$ 的为204份,相对误差小于 $\pm 20\%$ 的为213份,合格率为97.7%。从实测单沙与推算单沙对比(图3)可

知,实测值与推算值紧密分布在经过原点的 $45^\circ$ 线。利用实测值与推算值建立了过原点的直线拟合方程(直线方程的截距为零,其形式为 $Y_{\text{推算值}}=KX_{\text{实测值}}$ ,方程通过了置信度为99%的显著性检验),拟合直线方程的斜率 $K$ 可近似代表推算值与实测值的比值,推算值与实测值的比值为1.000,说明“基于BP神经网络的复合单沙模型”的泛化能力较好,具有较好的推算能力,推算的结果较可靠。

### 2.2.2 模型精度

梧州水文站为泥沙一类精度站,根据《水文资料整编规范》(SL/T 247—2020)5.3.5规定,一类精度的水文站悬移质泥沙采用单一线法定线时定线精度指标为:系统误差 $\pm 2\%$ ,随机不确定度18%,采用多线法定线时定线精度指标为:系统误差 $\pm 3\%$ ,随机不确定度20%。

训练阶段基于BP神经网络的复合单沙模型纳什效率系数 $NSE$ 为1.000,超过0.9,符合甲等方案标准。从基于BP神经网络的复合单沙模型检验计算结果可知,模型适线检验免检、符号检验和偏离数值检验均合

表1 单沙模型分析统计  
Table 1 Statistical analysis of single sand model

相关方程	Pearson 相关系数
$S = 2.45459D_{\text{左}} - 0.0572D_{\text{右}} - 0.02143$	0.80675
$S = 2.88795D_{\text{左}} - 0.05494D_{\text{右}} - 0.00506H + 0.00311$	0.81109
$S = -0.0092D_{\text{右}} + 0.01962H - 0.09598$	0.66010
$S = 2.79453D_{\text{左}} - 0.00532H + 0.00316$	0.80586
$H \leq 6\text{ m}$ 且 $D_{\text{右}} \leq 0.010\text{ NTU}$ 或 $D_{\text{左}} \leq 0.010\text{ NTU}$ 时, $S = 0.03255D_{\text{左}} + 0.21010D_{\text{右}} + 0.00639$ $H \leq 6\text{ m}$ 且 $D_{\text{右}} > 0.010\text{ NTU}$ , $D_{\text{左}} > 0.010\text{ NTU}$ 时, $S = -0.04701D_{\text{左}} - 0.00884D_{\text{右}} + 0.01144$ $6\text{ m} < H < 11\text{ m}$ 时, $S = -0.20041D_{\text{左}} - 0.01093D_{\text{右}} + 0.01897$ $H \geq 11\text{ m}$ 时, $S = 2.85767D_{\text{左}} - 0.18637D_{\text{右}} - 0.07075$	0.83416
$H \leq 6\text{ m}$ 且 $D_{\text{右}} \leq 0.010\text{ NTU}$ 或 $D_{\text{左}} \leq 0.010\text{ NTU}$ 时, $S = 0.02742D_{\text{左}} + 0.18579D_{\text{右}} + 0.00086H + 0.00297$ $H \leq 6\text{ m}$ 且 $D_{\text{右}} > 0.010\text{ NTU}$ , $D_{\text{左}} > 0.010\text{ NTU}$ 时, $S = -0.05122D_{\text{左}} - 0.00805D_{\text{右}} - 0.00029H + 0.01291$ $6\text{ m} < H < 11\text{ m}$ 时, $S = -0.23128D_{\text{左}} - 0.00965D_{\text{右}} + 0.00122H + 0.01119$ $H \geq 11\text{ m}$ 时, $S = 2.93115D_{\text{左}} - 0.19358D_{\text{右}} - 0.00662H + 0.00824$	0.81724
$H \leq 6\text{ m}$ 且 $D_{\text{右}} \leq 0.010\text{ NTU}$ 或 $D_{\text{左}} \leq 0.010\text{ NTU}$ 时, $S = 0.18708D_{\text{右}} + 0.00087H + 0.00308$ $H \leq 6\text{ m}$ 且 $D_{\text{右}} > 0.010\text{ NTU}$ , $D_{\text{左}} > 0.010\text{ NTU}$ 时, $S = -0.01281D_{\text{右}} - 0.00011H + 0.011432$ $6\text{ m} < H < 11\text{ m}$ 时, $S = -0.17191D_{\text{右}} - 0.000005H + 0.016543$ $H \geq 11\text{ m}$ 时, $S = -0.07794D_{\text{右}} + 0.01044H - 0.0227$	0.53053
$H \leq 6\text{ m}$ 且 $D_{\text{右}} \leq 0.010\text{ NTU}$ 或 $D_{\text{左}} \leq 0.010\text{ NTU}$ 时, $S = 0.03577D_{\text{左}} + 0.00102H + 0.00379$ $H \leq 6\text{ m}$ 且 $D_{\text{右}} > 0.010\text{ NTU}$ , $D_{\text{左}} > 0.010\text{ NTU}$ 时, $S = -0.00062D_{\text{左}} - 0.00062H + 0.01473$ $6\text{ m} < H < 11\text{ m}$ 时, $S = -0.32854D_{\text{左}} + 0.00188H + 0.00745$ $H \geq 11\text{ m}$ 时, $S = 1.90042D_{\text{左}} + 0.00829H - 0.13972$	0.83668
BP神经网络	0.85646
复合BP神经网络	0.99663

注:表1中 $H$ 为水位; $D_{\text{左}}$ 为左探头浊度; $D_{\text{右}}$ 为探头浊度; $S$ 为单沙。

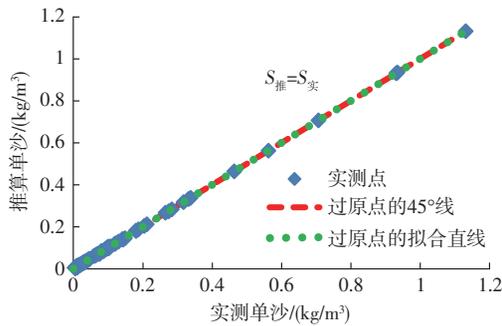


图3 实测单沙与推算单沙关系(训练阶段)

Fig.3 Relationship between measured and calculated single sediment (training stage)

格,系统误差 $<3\%$ ,随机不确定度 $<20\%$ ,模型的精度符合规范要求,具有较高的精度和可靠性。

### 2.2.3 单沙过程线合理性分析

对比分析2022年6月20日—28日采用基于BP神经网络的复合单沙模型推算单沙与实测单沙。通过对比(见图4)可知,除因水中泥沙不均匀产生的数据波动外,推算单沙与实测单沙随时间的变化过程基本一致,采用基于BP神经网络的复合单沙模型算出的单沙大部分时间落在实测单沙 $\pm 5\%$ 范围内,说明基于BP神经网络的复合单沙模型推算出的单沙是合理的,满足规范要求。

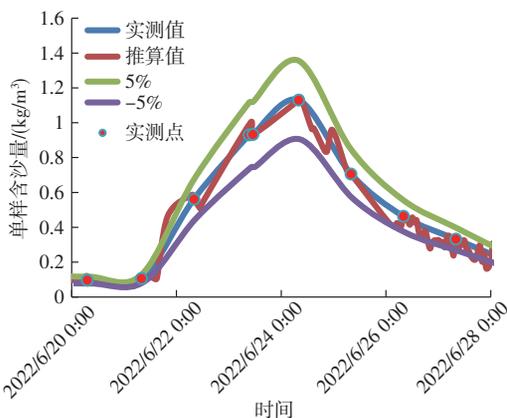


图4 基于BP神经网络的复合单沙模型推算单沙与实测单沙对比

Fig.4 Comparison of single sand calculated by composite models and measured single sand

## 2.3 模型检验

把2023年4月1日—7月1日的实测水位和左右探头浊度数据输入到基于BP神经网络的复合单沙模型。程序运行后网络输出的推算值与实测值进行比较,检验模型的应用效果。

实测单沙与推算单沙对比分析结果可知,75份实测单沙中推算值与实测值的相对误差小于 $\pm 10\%$ 的为

70份,相对误差小于 $\pm 20\%$ 的为72份,合格率为96.0%。从实测单沙与推算单沙对比(图5)可知,实测值与推算值紧密分布在经过原点的45°线。过原点的直线拟合方程的斜率 $K$ 为1.001,推算值与实测值的比值为1.001,非常接近于1。检验阶段基于BP神经网络的复合单沙模型纳什效率系数 $NSE$ 为0.995,超过0.9,符合甲等方案标准。综上所述,推算单沙与实测值基本一致,模型推算的单沙满足规范要求,模型应用效果较好,可在梧州水文站河段泥沙监测中应用。

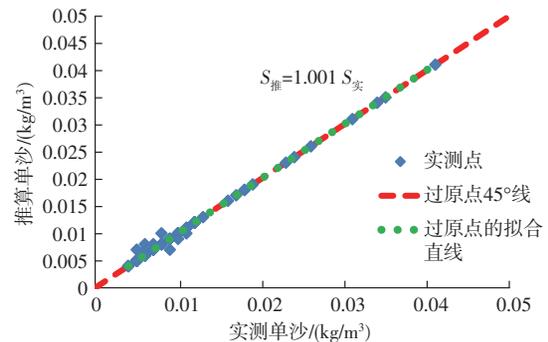


图5 实测单沙与推算单沙关系(检验阶段)

Fig.5 Relationship between measured and calculated single sand (inspection stage)

## 3 结论及建议

研究基于BP神经网络的复合单沙模型在西江黄金水道梧州水文站河段泥沙监测的适用性,主要结论及建议如下:

(1)基于BP神经网络的复合单沙模型推算出的单沙合理,满足规范要求,模型应用效果较好,可在西江梧州水文站河段泥沙监测中应用。通过使用浊度自动监测系统对浊度观测,并利用BP神经网络方法建立单沙与浊度和水位之间的关系来推算单沙,实现含沙量的自动在线监测功能,具有一定应用推广意义。

(2)对于泥沙分布复杂的站点,采用双探头或多探头自动监测系统效果会更为理想,可为泥沙复杂站点仪器选型提供参考。

(3)在有通航要求、过往船只多的河道,利用桥梁安装多探头自动监测系统既能满足测验要求,又不影响通航安全,可为有通航要求的泥沙监测站点仪器安装提供经验。

(4)今后将在梧州水文站进一步收集高水位级数据,继续研究基于BP神经网络的复合单沙模型在高水位级的适用性。

## 参考文献:

- [1] 展小云,曹晓萍,郭明航,等.径流泥沙监测方法研究现状与展望[J].中国水土保持,2017(6):13-16.
- [2] 桂笑,魏树强,胡婷.OBS501浊度仪在监测含沙量中的应用[J].水资源研究,2018,7(6):517-522.
- [3] 刘望天.OBS浊度计在三水、马口及岗根水文站含沙量比测试验研究[J].广东水利水电,2015(1):27-30,42.
- [4] 潘仁红.广西河流OBS浊度仪在线监测系统含沙量关系模型研究与应用[J].广西水利水电,2021(6):51-61,67.
- [5] 王文圣,熊华康,丁晶.日流量预测的小波网络模型初探[J].水科学进展,2003,15(3):382-386.
- [6] 袁晶,张小峰.宜昌站洪水过程BP网络预测模型研究[J].人民长江,2003,34(2):10-11.
- [7] 雷晓云,张丽霞,梁新平.基于MATLAB工具箱的BP神经网络年径流量预测模型研究——以塔城地区乌拉斯台河为例[J].水文,2008,28(1):43-46.
- [8] 杨赤,刘志雨,李洋.淮河流域水文极值预测模型研究[J].气候变化研究进展,2015,11(1):22-30.
- [9] 张秀菊,王柳林,李秀平.基于BP神经网络的潇河流域水质预测[J].水资源与水工程学报,2021,32(5):19-26.
- [10] 赵程铭,董晓华,李中华,等.基于神经网络的黄柏河东支流域水质遥感估算[J].环境科学与技术,2022,45(6):195-202.
- [11] 陆云燕,王振龙,吕海深,等.基于主成分分析和BP神经网络的五道沟水面蒸发计算研究[J].水文,2022,42(1):35-39.
- [12] 梁亚军,张定海.流域梯级水库联合实时优化调度模型研究[J].水利规划与设计,2023,(4):108-113,121.
- [13] 苑希民,李鸿雁,刘树坤,等.神经网络和遗传算法在水科学领域中的应用[M].北京:中国水利水电出版社,2002.
- [14] 朱颖洁.灰预测和BP神经网络在梧州站年径流预测中的应用[J].人民珠江,2014,28(2):86-88.

## Application of Composite Single Sand Model for Sediment Monitoring Based on BP Neural Network in Xijiang River: A Case Study of Wuzhou Hydrometric Station

ZHU Yingjie

(Wuzhou Hydrological Center, Wuzhou 543002, China)

**Abstract:** The automatic online monitoring of sediment in Wuzhou River is a difficult problem due to the complex flow patterns and sediment transport laws, and the lack of suitable equipments. A composite single sand model was established by multiple regression and BP neural network for the sediment monitoring at Wuzhou hydrometric station in Xijiang River. The results show that the single sand calculated by the neural network model is compliant with specifications, which could be applied to sediment monitoring of Wuzhou hydrometric station. Using turbidity monitoring equipment and neural network to establish the relationship among single sand, turbidity and water level is applicable to the online monitoring of sediment.

**Keywords:** BP neural network; turbidity; single sand; Xijiang River; Wuzhou

(上接第15页)

## Study on Non-stationary Design Floods Based on GAMLSS: A Case Study of Longtanzhai Hydrological Station in the Panlong River, Yunnan

YU Hang<sup>1</sup>, YANG Maoling<sup>2</sup>, LI Xinghua<sup>3</sup>, FU Ben<sup>4</sup>

(1. College of Water Conservancy, Yunnan Agricultural University, Kunming 650201, China;

2. Survey Design Institute of Water Conservancy and Hydropower in Zhaotong, Zhaotong 657099, China;

3. Yunnan Xingdian Group Co., Ltd., Wenshan 663000, China;

4. Hydrology and Water Resources Bureau of Yunnan Province, Kunming 650101, China)

**Abstract:** Owing to the climate change and human activities, it is important to use non-stationary methods for design flood calculation. Taking Longtanzhai hydrological station on the Panlong River in Yunnan Province as a case, using the observed, simulated, and predicted precipitation and flood datasets based on the GAMLSS model and Equal Reliability method, the stationary and non-stationary design floods were calculated. The results show that: (1) the non-stationary probability models with precipitation as the covariate are better than the non-stationary probability models with time as the covariate and the stationary probability model. The precipitation-covariate models can both simulate the trend and fluctuation of floods. (2) The stationary design flood (269-423 m<sup>3</sup>/s) is generally greater than the non-stationary one (182-432 m<sup>3</sup>/s) at Longtanzhai hydrological station. (3) It is more reasonable to use precipitation as a covariate for the study case. The results could provide the references for flood management as well as the design of water conservation projects.

**Keywords:** Yunnan; Panlong River; non-stationary; design flood; GAMLSS