

基于偏振信息的污泥沉降比快速测量研究

王新强 覃杉 孙晓兵 熊伟 叶松 王方原 童宣科

Rapid measurement of sludge sedimentation ratio based on polarization information

WANG Xinqiang, QIN Shan, SUN Xiaobing, XIONG Wei, YE Song, WANG Fangyuan, TONG Xuanke

引用本文:

王新强, 覃杉, 孙晓兵, 等. 基于偏振信息的污泥沉降比快速测量研究[J]. 应用光学, 2025, 46(1): 121–128. DOI: 10.5768/JAO202546.0103001

WANG Xinqiang, QIN Shan, SUN Xiaobing, et al. Rapid measurement of sludge sedimentation ratio based on polarization information[J]. Journal of Applied Optics, 2025, 46(1): 121–128. DOI: 10.5768/JAO202546.0103001

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.5768/JAO202546.0103001>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于PCA和BP神经网络的硝酸盐氮浓度检测方法

Nitrate nitrogen concentration detection method based on principal component analysis and BP neural network

应用光学. 2020, 41(4): 761–768 <https://doi.org/10.5768/JAO202041.0410002>

基于卷积神经网络的胚胎活性精准检测方法研究

Research on accurate detection method of egg embryo activity based on convolutional neural network

应用光学. 2021, 42(2): 268–275 <https://doi.org/10.5768/JAO202142.0202003>

基于深度神经网络的太阳能电池组件缺陷检测算法研究

Research on detection algorithm of solar cell component defects based on deep neural network

应用光学. 2020, 41(2): 327–336 <https://doi.org/10.5768/JAO202041.0202006>

基于轻量化卷积神经网络的光伏电池片缺陷检测方法研究

Defects detection method of photovoltaic cells based on lightweight convolutional neural network

应用光学. 2022, 43(1): 87–94 <https://doi.org/10.5768/JAO202243.0103003>

基于卷积神经网络的路面裂缝分割设计与研究

Design and research on pavement crack segmentation based on convolutional neural network

应用光学. 2024, 45(2): 373–384 <https://doi.org/10.5768/JAO202445.0202004>

基于注意力机制与图卷积神经网络的单目红外图像深度估计

Depth estimation of monocular infrared images based on attention mechanism and graph convolutional neural network

应用光学. 2021, 42(1): 49–56 <https://doi.org/10.5768/JAO202142.0102001>



关注微信公众号，获得更多资讯信息

文章编号: 1002-2082 (2025) 01-0121-08

引用格式: 王新强, 覃杉, 孙晓兵, 等. 基于偏振信息的污泥沉降比快速测量研究 [J]. 应用光学, 2025, 46(1): 121-128.

WANG Xinxiang, QIN Shan, SUN Xiaobing, et al. Rapid measurement of sludge sedimentation ratio based on polarization information[J]. Journal of Applied Optics, 2025, 46(1): 121-128.



在线阅读

基于偏振信息的污泥沉降比快速测量研究

王新强^{1,3}, 覃 杉^{1,3}, 孙晓兵^{2,4}, 熊 伟^{2,4}, 叶 松^{1,3}, 王方原^{1,3}, 童宣科^{1,3}

(1. 桂林电子科技大学 光电工程学院, 广西 桂林 541004; 2. 中国科学院合肥物质科学研究院 安徽光学精密机械研究所, 安徽 合肥 230031; 3. 广西光电信息处理重点实验室, 广西 桂林 541004;
4. 中国科学院通用光学定标与表征技术重点实验室, 安徽 合肥 230031)

摘要: 污水处理是人类生产、生活中保持水源清洁的重要环节, 污泥沉降比是衡量污水处理效果的关键指标。现有的污泥沉降比测量需要等杂质沉淀完成, 耗费时间长, 检测效率低下。为了实现实时、非接触、低耗测量污泥沉降比, 研究了均匀污泥水样光偏振信息与沉降比之间的关系, 通过测量污泥沉淀前混合溶液的偏振图像, 提取偏振特征参量, 利用 BP(back propagation) 神经网络对偏振参量与沉降比进行训练建模, 建立了输入层为 I, Q, U, P, θ , 隐含层节点数为 13, 输出层为污泥沉降比, 网络拓扑结构为“5-13-1”的 BP 神经网络预测模型。模型训练采用 L-M (Levenberg-Marquardt) 算法, 网络传递函数采用 tansig-purelin。结果表明: 预测模型的平均相对误差为 4.361%, 平均绝对误差为 0.00821, 均方误差为 0.00014, 均方根误差为 0.01213, 四者均在误差允许的范围内, 能够用于污泥沉降比的快速预测。

关键词: 偏振信息; 污泥沉降比; 定量检测; BP 神经网络

中图分类号: TN206; O436.3

文献标志码: A

DOI: [10.5768/JAO202546.0103001](https://doi.org/10.5768/JAO202546.0103001)

Rapid measurement of sludge sedimentation ratio based on polarization information

WANG Xinxiang^{1,3}, QIN Shan^{1,3}, SUN Xiaobing^{2,4}, XIONG Wei^{2,4},
YE Song^{1,3}, WANG Fangyuan^{1,3}, TONG Xuanke^{1,3}

(1. School of Optoelectronic Engineering, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China;
2. Anhui Institute of Optics and Fine Mechanics, Hefei Institutes of Physical Science, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230031, China; 3. Guangxi Key Laboratory of Optoelectronic Information Processing, Guilin 541004, China; 4. Key Laboratory of General Optical Calibration and Characterization of Chinese Academy of Sciences, Hefei 230031, China)

Abstract: Wastewater treatment is an important part to keep water clean in human production and life, and sludge sedimentation ratio is the key index to measure the effectiveness of wastewater treatment. The existing measurement of sludge sedimentation ratio needs to wait for the completion of impurities settling, which is time-consuming and inefficient to detect. In order to achieve real-time, non-contact and low-consumption measurement of sludge sedimentation ratio, the relationship between optical polarization information and

收稿日期: 2023-10-24; 修回日期: 2024-02-02

基金项目: 国家重点研发项目 (2022YFB3901800); 国家自然科学基金 (41961050, 41975033); 中国科学院通用光学定标与表征技术重点实验室研究项目; 桂林电子科技大学研究生教育创新计划资助项目 (2023YCXS227)

作者简介: 王新强 (1977—), 男, 硕士研究生, 正高级实验师, 主要从事光学测量和高光谱遥感研究。

E-mail: xqwang2006@126.com

通信作者: 童宣科 (1992—), 男, 硕士研究生, 中级实验师, 主要从事嵌入式开发与图像处理、计算机视觉、人工智能研究。

E-mail: tong@guet.edu.cn

sedimentation ratio of homogeneous sludge water samples was studied. The polarization feature parameters were extracted by measuring the polarization image of the mixed solution before sludge sedimentation, the back propagation (BP) neural network was used to train and model the polarization parameters and sedimentation ratio, and the BP neural network prediction model with input layer of I, Q, U, P, θ and hidden layer of 13 nodes, output layer of sludge sedimentation ratio and network topology of "5-13-1" was established. The Levenberg-Marquardt (L-M) algorithm was used for model training, and tansig-purelin was used for the network transfer function. The results show that the average relative error of the prediction model is 4.361%, the average absolute error is 0.008 21, the mean square error was 0.000 14, and the root mean square error was 0.012 13, all of which are within the error tolerance and can be used for rapid prediction of sludge sedimentation ratio.

Key words: polarization information; sludge sedimentation ratio; quantitative detection; BP neural network

引言

在水污染问题日趋严重情况下,为了合理利用水资源,污水处理成为了解决水污染问题的必要措施^[1-2]。污泥沉降比是衡量污水处理效果的重要指标,对指导运行管理十分重要。目前,基于图像处理的污泥沉降比检测技术在环境领域中已有较多研究,杨大明等人依据计算机图像处理技术,采用数字图像检测方法,捕捉污泥沉降后分界面的刻度线和液柱头位置,测定污泥沉降比;黄勇昊等人设计了一种无需量筒刻度信息识别污泥沉降比的新方法,该方法主要是捕捉污泥沉降后的图像,采用图像处理技术获得沉降污泥和上层清液的高度,并根据污泥高度计算污泥沉降比。此类方法的主要缺陷是需等待污泥沉降完成之后,才能完成污泥沉降比的检测^[3-4]。现有的研究方法耗费时间长,检测效率低,难以满足日益增长的实时污水处理监测需求,所以发展实时、智能化污泥沉降比检测,是目前污水处理环节提出的新课题^[5-7]。

近年来在遥感领域,物质的光学偏振测量与应用获得长足发展^[8-10]。偏振特性能够反映物质的性质与状态,如粒子的尺寸、种类、分布等特点都能够在其反射或者透射光的偏振参数上有所体现^[11-13]。通过测量目标的辐射参数,可以获取 Stokes 参数 I, Q, U, V , 以及偏振度、偏振角等多维度信息。因此利用光的偏振信息反映污泥混合溶液的浓度进而联系沉降比,不失为一种可行的研究方向。

基于此,本文采用三分束偏振相机采集不同沉降比对应的均匀污泥水样偏振图像,以其多维度偏振参量作为输入,沉降比作为输出,引入基于 L-M

(Levenberg-Marquardt) 算法的 BP(back propagation) 神经网络,建立污泥沉降比与偏振参数之间的关系模型,以期实现对污泥沉降比精确、快速的预测。

1 基本理论

1.1 偏振信息的表述

描述偏振参量之间的关系通常使用 Stokes 矢量表示,通常把 Stokes 参量表示成 $(I, Q, U, V)^T$ 的形式。实际测量中通常假定 $V=0$,用 Mueller 矩阵可表示为

$$I(\varphi) = \frac{1}{2}(I + Q \times \cos 2\varphi + U \times \sin 2\varphi) \quad (1)$$

由式(1)可知, I, Q, U 可利用 3 或 4 个偏振角获取的光强计算出来,例如取 $0^\circ, 45^\circ$ 和 90° 这 3 个偏振方向进行观测,式(1)变为式(2),其中 I 代表入射光总光强, Q 代表 X (水平) 分量与 Y (垂直) 分量之间的光强差, U 代表 45° 方向线偏振光分量。

$$\begin{cases} I = I(0^\circ) + I(90^\circ) \\ Q = I(0^\circ) - I(90^\circ) \\ U = 2I(45^\circ) - I(0^\circ) - I(90^\circ) \end{cases} \quad (2)$$

通过式(2)得到目标的 I, Q, U 之后,将 3 个参量带入式(3)计算可求出目标的偏振度 P 和偏振角 θ :

$$\begin{cases} P = \frac{\sqrt{Q^2 + U^2}}{I} \quad (0 \leq P \leq 1) \\ \theta = \frac{1}{2} \tan^{-1} \left(\frac{U}{Q} \right) \end{cases} \quad (3)$$

1.2 L-M 算法改进的 BP 神经网络原理

被测溶液在污泥浓度、成份不同的情况下,在同一测量环境中会呈现出不同的偏振状态。BP 神

经网络具有非线性映射预测功能, 适用于沉降比预测模型的建立。BP 神经网络的处理过程是通过对权值、阈值的调整, 使实际输出值达到最小均方误差来实现。BP 神经网络由输入层、隐含层、输出层构成, 结构如图 1 所示。

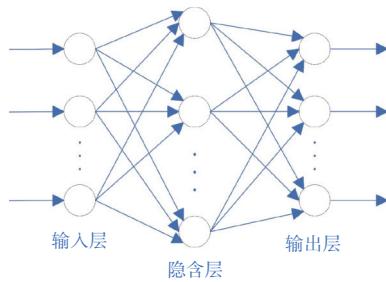


图 1 BP 神经网络结构图

Fig. 1 Structure diagram of BP neural network

常用 BP 算法采用梯度下降法, 但在实际运用中, 梯度下降法存在收敛速度慢、局部极小化等缺点。本文采用 L-M 算法改进的 BP 神经网络, L-M 算法是高斯-牛顿算法的改进形式, 可有效克服 BP 神经网络上述缺点^[14-17]。

算法原理如下:

当 $x^{(m)}$ 表示在第 m 次迭代权值以及阈值共同组成的向量时, 阈值与权值的变化可用 Δx 表示。牛顿法则中 Δx 表示如式(4)所示。其中, $\nabla^2 D(x)$ 为 $D(x)$ 的海塞矩阵, $D(x)$ 为误差指标函数, $\nabla D(x)$ 表示 $D(x)$ 的梯度。

$$\Delta x = -[\nabla^2 D(x)]^{-1} \nabla D(x) \quad (4)$$

设 $D(x)$ 为

$$D(x) = \sum_{i=1}^N e_i^2(x) \quad (5)$$

则:

$$\begin{cases} \nabla D(x) = J^T(x)e(x) \\ \nabla^2 D(x) = J^T(x)e(x) + J(x) \end{cases} \quad (6)$$

式(6)中, $J(x)$ 为雅可比矩阵, 表示为

$$J(x) = \left(\begin{array}{cccc} \frac{\partial e_1(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial e_1(x)}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_1(x)}{\partial x_n} \\ \frac{\partial e_2(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial e_2(x)}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_2(x)}{\partial x_n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial e_N(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial e_N(x)}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_N(x)}{\partial x_n} \end{array} \right) \quad (7)$$

高斯-牛顿法中, Δx 可表示如式(8):

$$\Delta x = -[J^T(x)J(x)]^{-1}J(x)e(x) \quad (8)$$

对于 L-M 算法, Δx 则可表示如式(9):

$$\Delta x = -[J^T(x)J(x) + \mu I]^{-1}J(x)e(x) \quad (9)$$

式(9)中, $\mu > 0$ 为常数时, I 为单位矩阵。

1.3 BP 神经网络建模流程

完整的建模过程如表 1 所示。

表 1 算法步骤表

Table 1 Algorithm steps

内容: 基于偏振信息的污泥沉降比BP神经网络模型构建及验证

输入: 污泥水样的 I 、 Q 、 U 、 P 、 θ 偏振信息

输出: 污泥沉降比

步骤1: 读取所有沉降比实验数据及对应的偏振信息数据

步骤2: 将数据分为训练集以及预测集, 将训练集数据归一化

步骤3: 设置训练次数、学习速率以及目标最小误差

步骤4: 用训练集进行BP神经网络模型的构建

步骤5: 预测集数据归一化, 使用预测集数据进行模型的验证, 预测结果反归一化, 并计算真实值与预测值之间的误差

2 实验部分

测试数据来源于自行搭建的测量系统, 图 2 为搭建的快速测量污泥沉降比的检测系统。该系统由上位机、三分束偏振相机、平面光源、特制方形沉降盒组成, 平面光源以及特制的方形沉降盒可以避免圆锥沉降杯透射不均匀带来的影响。

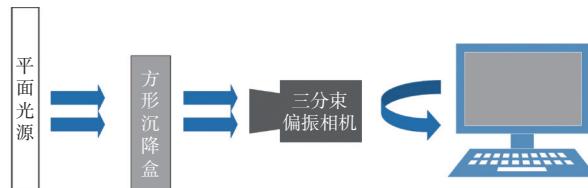


图 2 快速测量污泥沉降比的检测系统结构图

Fig. 2 Structure diagram of detection system for rapid measurement of sludge sedimentation ratio

三分束偏振相机是 FluxData 公司研制的 FD-1665P, 可独立控制曝光时间以及增益, 具有良好的信噪比、自动测量、高精度、稳定性强等特点, 3 个通道拍摄图像可实现自动配准。部分参数如表 2 所示。

表 2 三分束偏振相机参数列表

Table 2 Parameters list of three-fractional beam polarization camera

参数	指标
分辨率/pixel	1392×1040
CCD尺寸/mm	24×36
像元尺寸/ μm	6.45×6.45
偏振探测波段/nm	500~1000
镜头焦距/mm	51.7
偏振片角度/(°)	0、45、90

三分束偏振相机探测原理如图 3 所示, 目标光束进入镜头后, 由三向棱镜分束器等分成 3 个方向的入射光分别射向 3 个 CCD, 每个 CCD 前分别配置有 0°、45°、90° 的偏振片, 保证每个 CCD 采集到相同时刻的偏振图像^[18-20]。

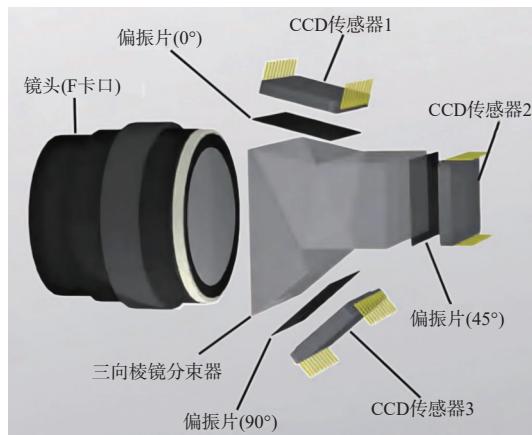


图 3 三分束偏振相机探测原理图

Fig. 3 Detection schematic of three-fractional beam polarization camera

实验中的被测样品为污水处理站处理后的剩余污泥, 将 200 ml 水与若干剩余污泥混合均匀后置于沉降盒中待测, 实际场景如图 4 所示。

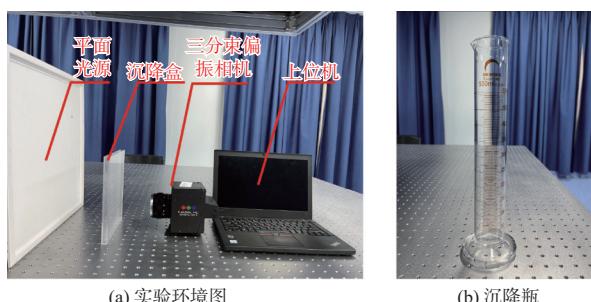
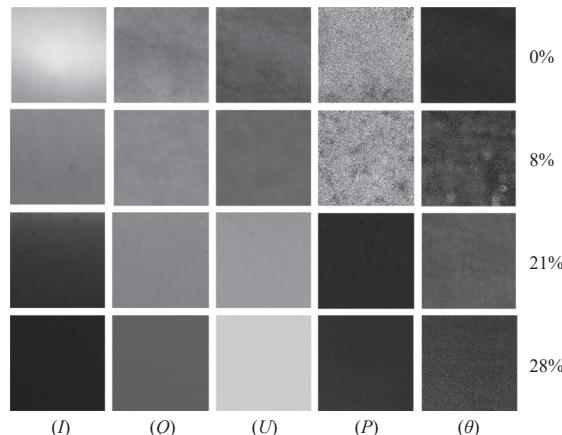


图 4 实际实验环境图

Fig. 4 Actual experimental environment

利用偏振相机采集目标 3 个偏振角度上的强度图像, 然后选取图像中心区域的数据进行处理, 依据式(2) 和式(3) 计算相应的 I 、 Q 、 U 、 P 、 θ 值作

为建模的输入参数。部分水样的偏振信息参量图像 (I 、 Q 、 U 、 P 、 θ) 如图 5 所示。在采集完目标偏振图像后, 将混合水样倒入沉降瓶中, 待污泥沉降在沉降瓶静置 30 分钟后, 计算污泥体积与混合液体积之比作为该组沉降比真值。实验选取了 10 组不同沉降比的污泥溶液进行测试, 真实值分别为 0%、5%、8%、14%、18%、21%、23%、25%、28%、31%。每组沉降比均匀水样各拍摄 180 组偏振图像作为数据集, 测量时保持光路不变, 只改变样品浓度。

图 5 部分水样的 I 、 Q 、 U 、 P 、 θ 原始图像Fig. 5 Original images of I , Q , U , P and θ of selected water samples

3 模型构建及分析

完成所有实验数据采集后, 将 I 、 Q 、 U 、 P 、 θ 作为建模的输入参量, 污泥沉降比作为预测目标, 设置 BP 神经网络输入层节点为 5, 输出层节点为 1。由于城市污水处理厂的实际沉降比值一般在 20%~30% 之间, 故选取沉降比为 0%、5%、14%、18%、23%、28%、31% 的样本作为训练集, 每个沉降比选取 150 组数据, 共 1050 组数据作为训练数据; 将沉降比为 8%、21%、25% 的数据作为测试集, 随机选取 100 组数据作为测试数据, 通过训练 BP 神经网络得到预测模型, 进行污泥沉降比预测。并基于同一数据集, 选取 I 单独作为输入, 使用 BP 神经网络进行建模预测作为对照, 以验证采用偏振信息作为输入的优越性。

基于偏振信息的污泥沉降比 BP 神经网络预测建模中, 数据集不涉及时间序列, 采用单层隐含层即可, 隐含层节点数设置在 8~13 范围内, 经过测试分析后可确定最佳测试节点。该神经网络为 5-T-1 ($8 \leq T \leq 13$) 网络拓扑结构。单隐含层不同隐含节点的均方误差(MSE) 曲线如图 6 所示。

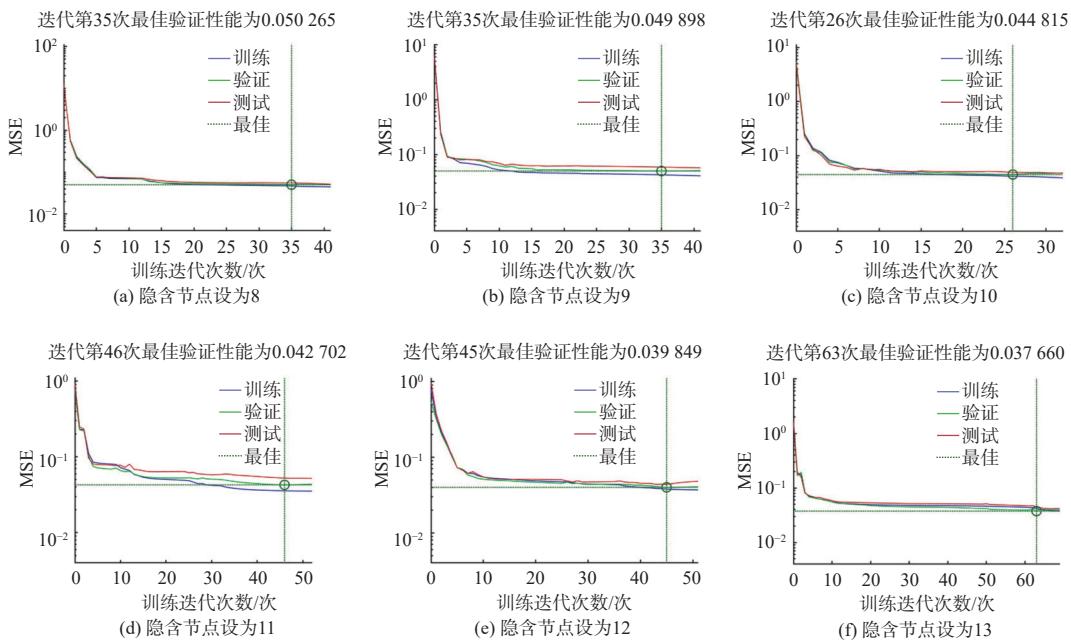


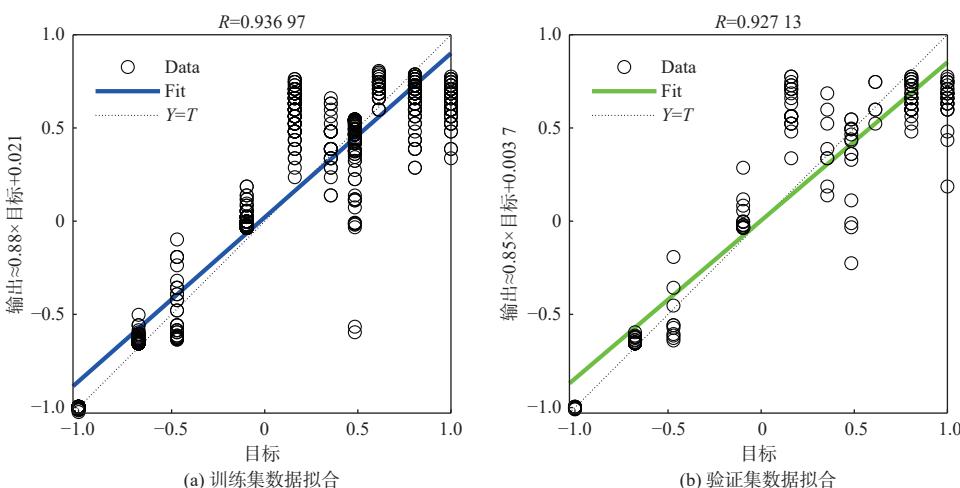
图 6 基于偏振信息的污泥沉降比 BP 神经网络节点数为 8~13 的 MSE 曲线

Fig. 6 MSE curves of sludge settling ratio BP neural network with node number from 8 to 13 based on polarization information

由图 6 可知, 当隐含节点数为 13 时, 对应的 MSE 最小, 为 0.03766。可见在该隐含节点设置条件下, BP 神经网络预测模型具有良好的泛化性能, 故选取 13 作为基于偏振信息的污泥沉降比 BP 神经网络模型的隐含层节点数, 设置该 BP 神经网络的学习速率为 0.01, 训练次数为 10000, 训练目标最小误差为 0.00001, 选择 tansig 函数作为隐含层传递函数, purelin 作为输出层传递函数, 用以提高预测精度。

训练过程中, 网络会将训练集数据再进行细分, 分为训练数据和测试数据。图 7 为 I 单独作输入时, 训练过程中实际值和预测值之间的回归拟合。

合情况: 模型训练数据的 R 为 0.93697, 验证数据的 R 为 0.92713, 测试集的 R 为 0.90501, 被测水样全部数据的 R 为 0.93062。图 8 为 5 个偏振信息共同作为输入时训练过程中实际值和预测值之间的回归拟合情况, 可以看出: 实际值和预测值之间线性拟合良好, 模型训练数据的 R 为 0.94937, 验证数据的 R 为 0.9504, 测试集的 R 为 0.95475, 被测水样全部数据的 R 为 0.95051, 以上准确率均表明模型与训练数据能够较好吻合。综上所述, 当光强 I 单独作为输入时, 训练过程中的准确率均低于偏振信息共同作为输入时的准确率, 表明采用偏振信息作为输入时模型准确率更高。



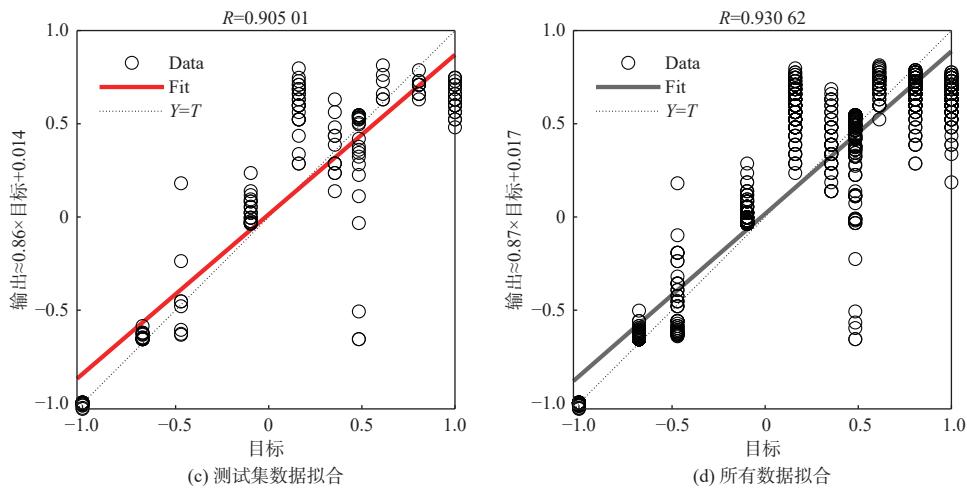
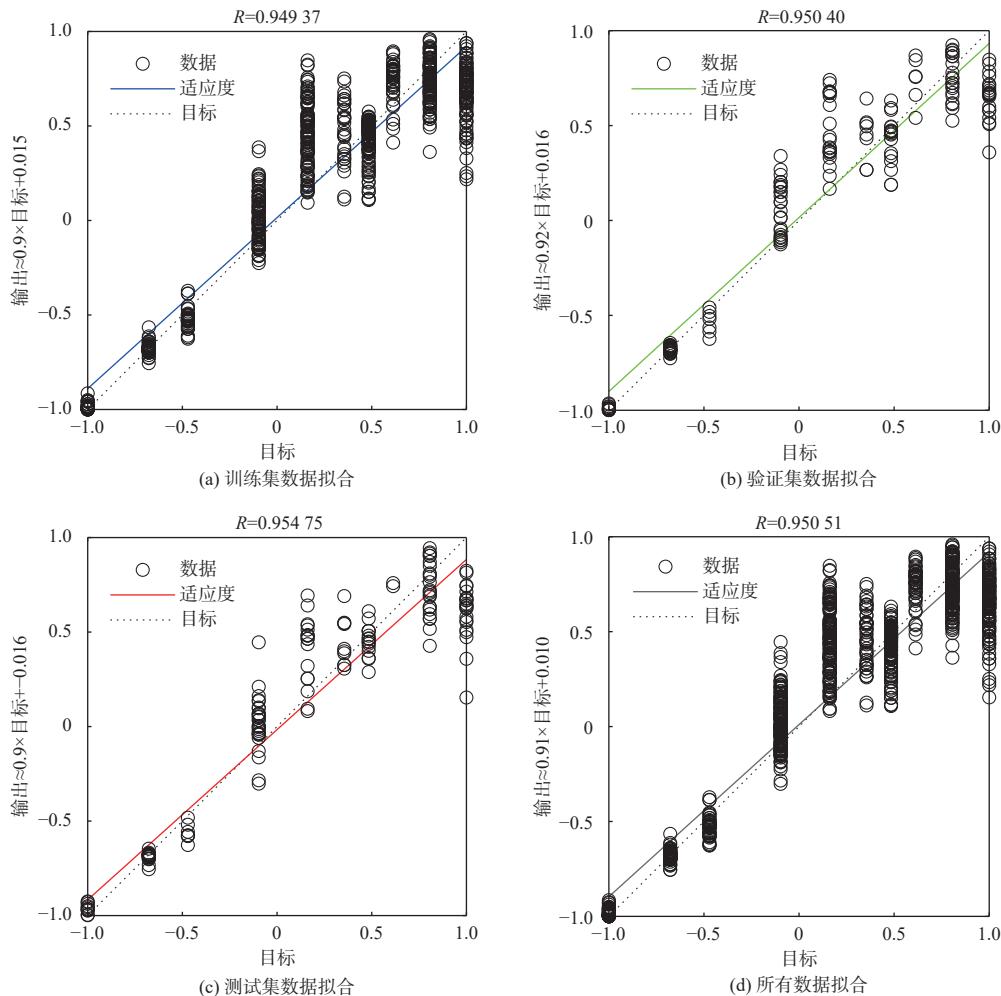
图 7 基于 I 单独输入时污泥沉降比 BP 网络训练模型中各样本集和总体的相关性图Fig. 7 Correlation diagrams of each sample set and population in BP network training model for temporal sludge sedimentation ratio based on I single input

图 8 基于偏振信息的污泥沉降比 BP 网络训练模型中各样本集和总体的相关性图

Fig. 8 Correlation diagrams of each sample set and population in BP network training model for sludge sedimentation ratio based on polarization information

在实验拍摄过程中存在一定的延时(1 s~2 s), 可使拍摄到的部分非均匀状态下的污泥水样图像产生一定偏差, 相对误差对比曲线如图9所示。经计算, I 、 Q 、 U 、 P 、 θ 输入与 I 单独作为输入的测试误差如表3所示。从表3可知, 偏振信息作为输入时的预测误差优于光强 I 单独作为输入时的误差, 进一步证明了采用偏振信息作为输入的优势。结果表明, 基于偏振信息的污泥沉降比网络训练模型有较好的预测精度, 可用于污泥沉降比的预测。应用中只要测出目标溶液的 I 、 Q 、 U 、 P 、 θ , 就可立刻预测对应的污泥沉降比, 节省了资源和时间。

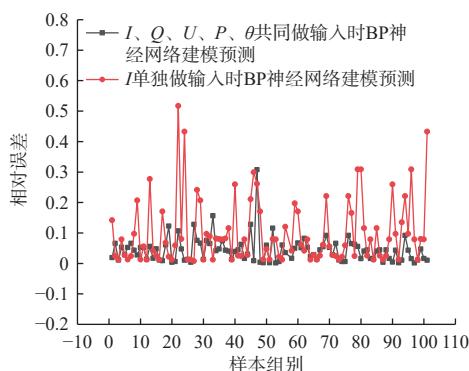


图9 不同输入时污泥沉降比预测相对误差对比曲线
Fig. 9 Comparison curves of relative errors of sludge sedimentation ratio prediction at different inputs

表3 不同输入时的模型预测误差

Table 3 Model prediction errors at different inputs

输入类型	平均相对误差/%	均方误差	均方根误差
偏振信息共同作为输入	4.361	0.00014	0.01213
光强 I 单独作为输入	9.789	0.00032	0.01790

4 结论

现有的污泥沉降比检测需要剩余污泥完成沉降后才能进行, 单次测量时间约为30分钟, 效率低下, 不利于污水处理效果的实时监测与反馈。本文提出了一种基于偏振信息提取的污泥沉降比快速检测方法。只要采集容器中混合溶液的偏振图像, 通过提取偏振信息参数作为输入, 使用搭建的神经网络模型就可以实现沉降比的快速预测, 预测准确率为95%。另一方面, 由于偏振信息与被测目标的性质与状态密切相关, 本文方法还有很好的延拓性, 可应用于环境监测等相关行业其他参数的非接触、快速测量, 为这些测量需求提供了新

的理论参考和研究思路。

参考文献:

- [1] CAINGLET A, KUJALA K, LIIMATAINEN M, et al. The influence of coagulant type on the biological treatment of sewage sludge[J]. *Science of the Total Environment*, 2023, 869: 161706.
- [2] SHUAI Y, XIE J, LU K X, et al. Multi-attention network for sewage treatment plant detection[J]. *Sustainability*, 2023, 15: 5880.
- [3] 黄勇昊, 姜乔, 冯华军. 基于图像处理的污泥沉降比检测方法研究[J]. *科学技术创新*, 2023(3): 80-83.
HUANG Yonghao, JIANG Qiao, FENG Huajun. Research on sludge settling velocity detection method based on image processing[J]. *Scientific and Technological Innovation*, 2023(3): 80-83.
- [4] 杨大明, 李娟. 利用计算机图像处理系统测量污泥沉降比[J]. *工业水处理*, 2010, 30(6): 66-68.
YANG Daming, LI Juan. Application of image treatment detection system to the analysis of sludge settlement ratio[J]. *Industrial Water Treatment*, 2010, 30(6): 66-68.
- [5] 王告. 基于改进 LeNet-5 网络的污泥沉降比检测研究[J]. *软件导刊*, 2023, 22(1): 224-228.
WANG Gao. Study on sludge sedimentation ratio detection based on improved LeNet-5 network[J]. *Software Guide*, 2023, 22(1): 224-228.
- [6] RONG Y, ZHANG Y, SUN Z H, et al. Characteristics of rural sewage discharge and a case study on optimal operation of rural sewage treatment plant in Shaanxi, China[J]. *Chemical Engineering Journal*, 2023, 453: 139853.
- [7] SRUNGAVARAPU C S, SHEIK A G, TEJASWINI E S, et al. An integrated machine learning framework for effluent quality prediction in sewage treatment units[J]. *Urban Water Journal*, 2023, 20(4): 487-497.
- [8] 赵永刚, 孙春生. 一种分焦平面偏振成像系统光源标定方法[J]. *应用光学*, 2022, 43(5): 967-972.
ZHAO Yonggang, SUN Chunsheng. Light source calibration for divided focal plane polarization imaging system[J]. *Journal of Applied Optics*, 2022, 43(5): 967-972.
- [9] 汪杰君, 刘少晖, 李树, 等. 基于机器学习的偏振遥感云检测优化算法[J]. *光子学报*, 2021, 50(2): 174-182.
WANG Jiejun, LIU Shaohui, LI Shu, et al. Optimization algorithm for polarization remote sensing cloud detection

- based on machine learning[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2021, 50(2): 174-182.
- [10] WANG Y, SU Y Q, SUN X Y , et al. Principle and implementation of stokes vector polarization imaging technology[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(13): 6613.
- [11] 霍永胜. 基于偏振的暗通道先验去雾 [J]. *物理学报*, 2022, 71(14): 144202.
HUO Yongsheng. Polarization-based research on a priori defogging of dark channel[J]. *Acta Physica Sinica*, 2022, 71(14): 144202.
- [12] 钟菁菁, 刘骁, 王雪霁, 等. 偏振光谱多维信息的重构融合算法[J]. *光谱学与光谱分析*, 2023, 43(4): 1254-1261.
ZHONG Jingjing, LIU Xiao, WANG Xueji, et al. Multidimensional information fusion algorithm for polarization spectrum reconstruction based on nonsubsampled contourlet[J]. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 2023, 43(4): 1254-1261.
- [13] RUSLAN D K, VICTORIA A R, SERGEY N Y , et al. Analysis of polarization images in the microphysical blood parameters research for the hematocrit diagnostics[J]. *Micromachines*, 2022, 13(12): 2241.
- [14] HUANG Y Q, TANG C, HAO W F, et al. Acoustic source localization in metal plates using BP neural network[J]. *Metals*, 2023, 13(4): 755.
- [15] LIU L, PENG Q L, JIANG H P, et al. BP neural network for non-invasive IGBT junction temperature online detection[J]. *Microelectronics Reliability*, 2023, 141: 114882.
- [16] SONG Y K, LEI Z J, LU X G, et al. Optimization of a lobed mixer withbp neural network and genetic algorithm[J]. *Journal of Thermal Science*, 2023, 32(1): 387-400.
- [17] ZHAO Y H. Application of BP neural network algorithm in visualization system of sports training management. [J]. *Soft Computing-A Fusion of Foundations, Methodologies & Applications*, 2023, 27(10): 1-10.
- [18] LAAN J D V D , REDMAN B J, SEGAL J W, et al. Increased range and contrast in fog with circularly polarized imaging[J]. *Applied Optics*, 2023, 62(10): 2577-2586.
- [19] 王莉雅, 段锦, 付强, 等. 多角度探测的不同材质表面偏振特性实验分析[J]. *应用光学*, 2023, 44(1): 137-144.
WANG Liya, DUAN Jin, FU Qiang, et al. Experimental analysis of polarization properties of different material surfaces by multi-angle detection[J]. *Journal of Applied Optics*, 2023, 44(1): 137-144.
- [20] 孙晓兵, 宋茂新, 吴洋, 等. 航空遥感大气多角度偏振辐射计及测试实验分析[J]. *光学精密工程*, 2022, 30(22): 2847-2859.
SUN Xiaobing, SONG Maoxin, WU Yang, et al. Analysis of the atmospheric multi-angle polarimetric radiometer for aerial remote sensing and its test experiments[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2022, 30(22): 2847-2859.