

基于工业视觉的水体表面污染监测系统

曾祥吉¹, 鄢 锋¹, 李勇刚², 潘 岩¹, 杨静雅¹, 施 耘¹

(1. 长沙有色冶金设计研究院有限公司 研发中心, 长沙 410019;

2. 中南大学 自动化学院, 长沙 410083)

摘要: 针对工矿企业突发性水污染事故具有明显悬浮物或明显颜色变化, 且多数污染可通过表层水体视觉方式直观判断等特点, 基于突发性水污染事故监测需求分析, 研究了一种基于工业视觉的水体表面污染监测系统; 针对连续多帧图像信息受水流流速、颗粒悬浮物和系统噪声等影响问题, 提出了随机扰动信号滤波方法和基于颜色信息评价的多级图像信息调节方法, 进而采用优化神经网络建立污染分析模型, 并开发了监测装置对水体图像进行实时分析, 实现污染状态快速判断; 在某冶炼企业应急站投用该系统后, 降低了劳动强度, 缩短判断时间, 提高判断准确度, 降低环保事故发生率、减少岗位人员数量、降低成本, 取得了显著的应用效果。

关键词: 工业视觉; 图像分析; 水体污染; 颜色信息评价; 神经网络

Water Surface Pollution Monitoring System Based on Industrial Vision

ZENG Xiangji¹, YAN Feng¹, LI Yonggang², PAN Yan¹, YANG Jingya¹, SHI Yun¹

(1. Department of R & D Center, CINF Engineering Co., Ltd., Changsha 410019, China;

2. School of Automation, Central South University, Changsha 410083, China)

Abstract: Sudden water pollution accidents in industrial and mining enterprises have obvious suspended solids or obvious color changes, and most pollution can be judged intuitively through the visual way of surface water, based on the monitoring demand analysis of sudden water pollution accidents, a water surface pollution monitoring system based on industrial vision is studied. Aiming at the problem that continuous multi-frame image information is affected by water flow velocity, particle suspended solids and system noise and so on, based on color information evaluation, a random disturbance signal filtering method and a multi-level image information adjustment method are proposed. Then, the pollution analysis model is established by using the optimized neural network, and a monitoring device is developed to analyze the water image in real time to realize the rapid judgment of pollution state. After the system is used in the emergency station of a smelting enterprise, it reduces the labor intensity, shortens the judgment time, improves the judgment accuracy, reduces the incidence of environmental protection accidents, the number of post personnel and the cost, and achieves remarkable application results.

Keywords: industrial vision; image analysis; pollution of water; color information evaluation; neural network

收稿日期: 2021-09-10; 修回日期: 2021-10-26。

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2019YFB1704705); 湖南省科技创新计划项目(2021RC4047)。

作者简介: 曾祥吉(1986-), 男, 湖南益阳人, 大学本科, 工程师, 主要从事有色金属行业智能制造、图像处理、工业视觉、模式识别、流程仿真等方向的研究。

李勇刚(1974-), 男, 湖南长沙人, 博士, 教授, 主要从事复杂过程建模与优化控制、工业自动化装置与系统、工业过程参数智能在线检测等方面的研究。

通讯作者: 鄢 锋(1981-), 男, 湖北襄阳人, 博士, 正高级工程师, 主要从事智能矿山、重有色金属冶炼领域智能工厂关键技术方向的研究。

引用格式: 曾祥吉, 鄢 锋, 李勇刚, 等. 基于工业视觉的水体表面污染监测系统[J]. 计算机测量与控制, 2022, 30(2): 44-50.

0 引言

有色金属矿山、冶炼企业生产的水污染物一直是国家重点监控的对象,突发性水体污染事件时有发生^[1],经过对多家有色金属矿山、冶炼企业调研发现,造成突发性水污染事故的主要原因有:1)生产废水不稳定导致废水处理超标排放;2)生产工业设备发生重大泄露;3)地面水污染;4)有色金属矿山尾矿库溢流井泄露等。其主要特点有污染伴有悬浮物或明显颜色变化且多数污染可通过表层水体视觉方式直观判断,同时针对污染监测旨在及时发现污染,而不是了解污染成分。

目前突发性水污染事件监测主要依靠在线监测设备或人工视频监控方式。现有水质污染在线监测设备主要采用化学滴定方法检测水体中离子含量,同时设置PH计、溶氧量传感器及浊度计等传感器等设备^[2-3],不同产品、不同工艺所的污水所包含的污染物不同,其污染率也同样发生变化,故在线监测设备需要进行定制化配置,导致价格昂贵,监测速度慢且污染监测需使用各种化学药剂,使用及维护成本高;人工视频监控方式由人工通过视频观察现场情况,主要用于监测是否存在水体表面污染的偷排、漏排现象,人工判断是否存在异常情况。因此水污染处理环节经常出现滞后现象,导致污水处理后的排放经常不达标。

随着国家对环保标准的迅速提高,企业对于绿色生产的重视及投入性价比有较高期望。本文考虑以上实际需求,以某冶炼厂污水应急处理为背景,针对突发性水体污染监测过程运行成本高,监测效率低、劳动强度大的特点,在研究污水处理过程的基础上,采用模式识别的方式进行水体表面污染监测,以提高突发性水污染事故监测的快速性、高效性和稳定性。

故而本系统结合某冶炼厂的实际需求,采用工业视觉技术获取现场水体样本图像^[4-9],提取水体样本颜色信息并将其与水体污染指数对应,训练基于有导师学习神经网络的污染分析模型^[10-19],建立通用水体表面污染监测系统。该系统投入使用后,实现了突发性水污染事故的精确监测,为工矿企业提供急需一种经济、可靠、高效的自动水体表面污染监测系统,以替换现有的人工监测。

1 建立水体样本特征库

针对一般突发性水污染事故监测结果研究发现,

被污染水体与可排放水体的视觉图像存在明细的颜色区分,针对不同现场的不同水体污染监测,其图像特征也并不完全一致,因此系统所需提取的特征值也不一致。

企业针对污水处理已经进行了化学化验,进行了污染参数分析,根据其不同的污染程度形成了污染指数报表,同时存留了污染水体样本,如图1所示。本系统根据某现场污水处理化验采集留存的水体样本作为对象,由工业相机对采样水体进行拍摄,得到了1500幅图像,调取某现场污水处理化学化验历史数据,提取水体样本图像颜色信息特征值并将其与水体污染指数对应形成数据集 $\{\theta | R, G, B, C_r\}$,其中 R, G, B 为彩色图像的3个颜色分量, C_r 为对应的水体污染指数。经加权计算获得图像颜色特征值 X, Y, Z ,污染指数特征值 S ,得到数据集 $\{\theta | X, Y, Z, S\}$,据此构建了一个水体样本特征库。

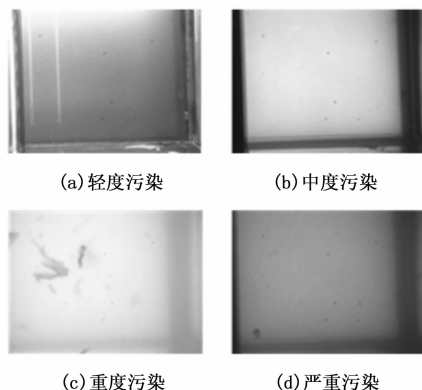


图1 不同污染等级水体图像示意图

表1 水体样本特征库

水体污染等级	轻度污染	中度污染	重度污染	严重污染
图像数量/幅	402	395	368	335
污染指数/%	0~25	25~50	50~75	75~100

2 基于神经网络算法训练的水体污染分析模型

根据上述研究可知:确定工艺条件下水体污染程度与图像颜色信息有特定的确定关系,因此本系统首先提取水体样本特征库中的1400幅图像的特征值 X, Y, Z 与污染指数的特征值 S ,形成神经网络训练集 $\{\theta | X, Y, Z, S\}$,本文选取彩色图像颜色信息3组特征值 X, Y, Z 作为输入,污染指数特征值 S 作为输出,

得到水体污染监测模型。

2.1 优化神经网络结构

设样本 (X, Y, Z, S) 为 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]'$, $Y = [y_1, y_2, \dots, y_n]'$, $Z = [z_1, z_2, \dots, z_n]'$, $S = [s_1, s_2, \dots, s_n]'$ 隐含层神经元为 $O = [o_1, o_2, \dots, o_n]'$ 。输入层与隐含层神经元的网络权值矩阵 W^1 和隐含层与输出层神经元的网络权值 W^2 分别为:

$$W^1 = \begin{bmatrix} \omega_{11}^1 & \omega_{12}^1 & \dots & \omega_{1m}^1 \\ \omega_{21}^1 & \omega_{22}^1 & \dots & \omega_{2m}^1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \omega_{l1}^1 & \omega_{l2}^1 & \dots & \omega_{lm}^1 \end{bmatrix},$$

$$W^2 = \begin{bmatrix} \omega_{11}^2 & \omega_{12}^2 & \dots & \omega_{1l}^2 \\ \omega_{21}^2 & \omega_{22}^2 & \dots & \omega_{2l}^2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \omega_{n1}^2 & \omega_{n2}^2 & \dots & \omega_{nl}^2 \end{bmatrix} \quad (1)$$

隐含层神经元的阈值 θ^1 和输出层神经元的阈值 θ^2 分别为:

$$\theta^1 = [\theta_1^1, \theta_2^1, \dots, \theta_l^1]', \theta^2 = [\theta_1^2, \theta_2^2, \dots, \theta_n^2]' \quad (2)$$

则隐含层神经元的输出为:

$$O_j = f\left(\sum_{i=1}^m \omega_{ji}^1 x_i - \theta_j^1\right) = f(\text{net}_j), \quad j = 1, 2, \dots, l \quad (3)$$

其中: $\text{net}_j = \sum_{i=1}^m \omega_{ji}^1 x_i - \theta_j^1, j = 1, 2, \dots, l; f(\cdot)$ 为隐含层的传递函数。

输出层神经元的输出为:

$$z_k = g\left(\sum_{j=1}^l \omega_{kj}^2 O_j - \theta_k^2\right) = g(\text{net}_k), \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

其中: $\text{net}_k = \sum_{j=1}^l \omega_{kj}^2 O_j - \theta_k^2, k = 1, 2, \dots, n; g(\cdot)$ 为输出层的传递函数。

网络输出与期望输出的误差为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n (y_k - z_k)^2 =$$

$$\frac{1}{2} \sum_{k=1}^n \left[y_k - g\left(\sum_{j=1}^l \omega_{kj}^2 O_j - \theta_k^2\right) \right]^2 =$$

$$\frac{1}{2} \sum_{k=1}^n \left\{ y_k - g\left(\sum_{j=1}^l \omega_{kj}^2 \left[\sum_{i=1}^m \omega_{ji}^1 x_i - \theta_j^1\right] - \theta_k^2\right) \right\}^2 \quad (5)$$

误差 E 对隐含层与输出层神经元的权值 ω_{kj}^2 的偏导数为:

$$\frac{\partial E}{\partial \omega_{kj}^2} = \frac{\partial E}{\partial z_k} \frac{\partial z_k}{\partial \omega_{kj}^2} =$$

$$-(y_k - z_k) g'(\text{net}_k) O_j = -\delta_k^2 O_j \quad (6)$$

其中: $\delta_k^2 = (y_k - z_k) g'(\text{net}_k)$ 。

误差 E 对输入层与隐含层神经元的权值 ω_{ji}^1 的偏导数为:

$$\frac{\partial E}{\partial \omega_{ji}^1} = \sum_{k=1}^n \sum_{j=1}^l \frac{\partial E}{\partial z_k} \frac{\partial z_k}{\partial O_j} \frac{\partial O_j}{\partial \omega_{ji}^1} =$$

$$-\sum_{k=1}^n (y_k - z_k) g'(\text{net}_k) f'(\text{net}_j) x_i = -\delta_j^1 x_i \quad (7)$$

其中:

$$\delta_j^1 = \sum_{k=1}^n (y_k - z_k) g'(\text{net}_k) \omega_{kj}^2 f'(\text{net}_j) x_i =$$

$$f'(\text{net}_j) \sum_{k=1}^n \delta_k^2 \omega_{kj}^2$$

由式 (6) 和式 (7) 可得权值的调整公式为:

$$\begin{cases} \omega_{ji}^1(t+1) = \omega_{ji}^1(t) + \Delta\omega_{ji}^1 = \omega_{ji}^1(t) - \eta^1 \frac{\partial E}{\partial \omega_{ji}^1} = \\ \omega_{ji}^1(t) + \eta^1 \delta_j^1 x_i \\ \omega_{kj}^2(t+1) = \omega_{kj}^2(t) + \Delta\omega_{kj}^2 = \omega_{kj}^2(t) - \eta^2 \frac{\partial E}{\partial \omega_{kj}^2} = \\ \omega_{kj}^2(t) + \eta^2 \delta_j^2 O_j \end{cases} \quad (8)$$

其中: η^1 和 η^2 分别为隐含层和输出层的学习步长。

同理, 误差 E 对输出层神经元的阈值 θ_k^2 的偏导数为:

$$\frac{\partial E}{\partial \theta_k^2} = \frac{\partial E}{\partial z_k} \frac{\partial z_k}{\partial \theta_k^2} = -(y_k - z_k) g'(\text{net}_k) (-1) =$$

$$(y_k - z_k) g'(\text{net}_k) = \delta_k^2 \quad (9)$$

误差 E 对隐含层神经元的阈值 θ_j^1 的偏导数为:

$$\frac{\partial E}{\partial \omega_{kj}^2} = \sum_{k=1}^n \frac{\partial E}{\partial z_k} \frac{\partial z_k}{\partial O_j} \frac{\partial O_j}{\partial \theta_j^1} =$$

$$-\sum_{k=1}^n (y_k - z_k) g'(\text{net}_k) \omega_{kj}^2 f'(\text{net}_j) (-1) =$$

$$\sum_{k=1}^n (y_k - z_k) g'(\text{net}_k) \omega_{kj}^2 f'(\text{net}_j) = \delta_j^1 \quad (10)$$

由式 (9) 和式 (10) 可得阈值的调整公式为:

$$\begin{cases} \theta_j^1(t+1) = \theta_j^1(t) + \Delta\theta_j^1 = \theta_j^1(t) + \eta^1 \frac{\partial E}{\partial \theta_j^1} = \\ \theta_j^1(t) + \eta^1 \delta_j^1 \\ \theta_k^2(t+1) = \theta_k^2(t) + \Delta\theta_k^2 = \theta_k^2(t) + \eta^2 \frac{\partial E}{\partial \theta_k^2} = \\ \theta_k^2(t) + \eta^2 \delta_k^2 \end{cases} \quad (11)$$

2.2 水体污染分析模型的建立

2.2.1 训练过程

将水体样本图像库中的图像划分成训练集和测试集。每次随机选择水体样本特征库中的 1 400 幅图像特征值作为训练集, 针对训练集进行了 1 400 次训练测试, 剩余 100 幅图像作为测试集。训练时, 首先输入训练图像的特征值 X 、 Y 、 Z , 然后将训练图像集提取的特征和对应的水体污染指数特征值 S , 输入优化神经网络, 得到水体污染监测模型。测试时, 将提取输入训练图像的特征值 X 、 Y 、 Z , 接着将特征值输入到优化神经网络中, 最后利用水体污染监测模型估计测试图像的污染指数 C_r 。

2.2.2 仿真测试

利用 Matlab 工具以及其 Simulink 提供的神经网络工具箱等功能模块, 对系统进行了建模和仿真分析, 为了验证水体污染监测方法的性能, 进行了优化神经网络预测污染指数仿真, 并将其预测结果与真实值进行了比较, 如图 2 所示。

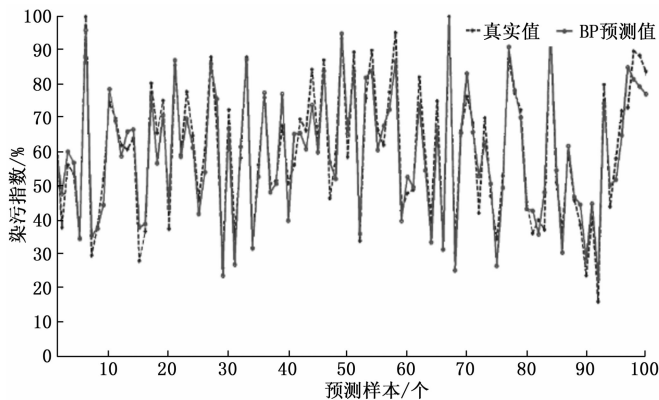


图 2 仿真结果图

可以看出, 本方法的预测误差围绕标准差仅小范围波动, 预测精度较高, 符合相关实际需求。

3 基于图像的水体污染监测方法

在得到水体污染监测模型后, 将现场获取的实际图像输入图像预处理模块, 将处理后图像中所有像素点的 R 、 G 、 B 值提取的特征值 X 、 Y 、 Z 输入水体污染监测模型, 经模型识别后将该图像中的水体污染指数输出 C_r , 从而判断现场采集水体样本的污染程度, 按照不同污染等级, 保存污染水体图像同时控制系统进行预警、提醒、报警、消息推送等操作。

其中图像预处理模块包括以下子模块: 随机扰动

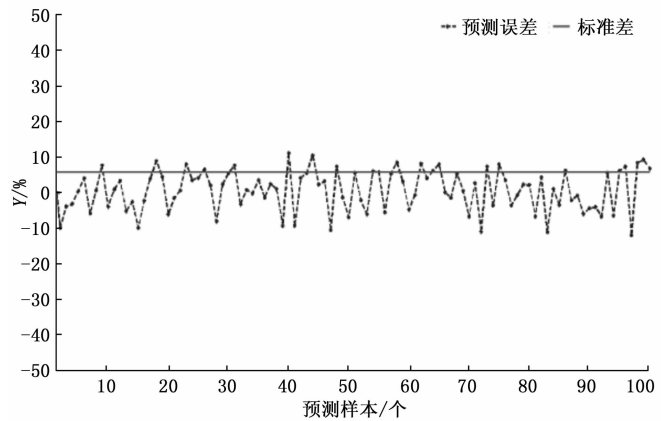


图 3 仿真误差图



图 4 水体污染监测流程图

图像信号的滤波处理、基于颜色信息评价的多级图像信息调节、水体污染指数评价。

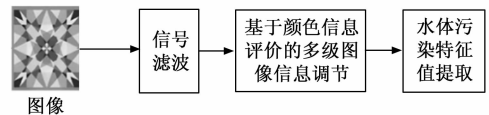


图 5 预处理流程图

3.1 随机扰动图像信号的滤波处理

图像获取过程中受水流流速、颗粒悬浮物和系统噪声等影响, 经过水体图像上可能显示随机的颜色突变点, 这些突变点与周围其他像素点的 R 、 G 、 B 相差较大, 因此通过检测局部区域连续像素点的 R 、 G 、 B 的突变来实现噪声检测, 可以得到噪声污染状况以及噪声分布。噪声滤波采用中值滤波法进行滤波处理, 具体为: 初始设置 3×3 滤波窗口, 根据图像中各区域受噪声污染状况确定滤波窗口的尺寸, 以每个噪声点为中心按照滤波窗口尺寸取一个矩形框, 对该噪声点进行中值滤波。

3.2 基于颜色信息评价的多级图像信息调节

为了提高水质分析的准确性, 避免图像异常对水质分析的影响, 本系统从时间连续性和空间连续性上来判断图像是否异常。

如果水体被污染, 例如悬浮物污染或整片水体污染 (污染颗粒不是静止不变的, 而是运动的), 在时间连续性上, 不可能存在多张连续图像同一像素点的移动距离超出对应的设定范围, 也不可能存在多张连

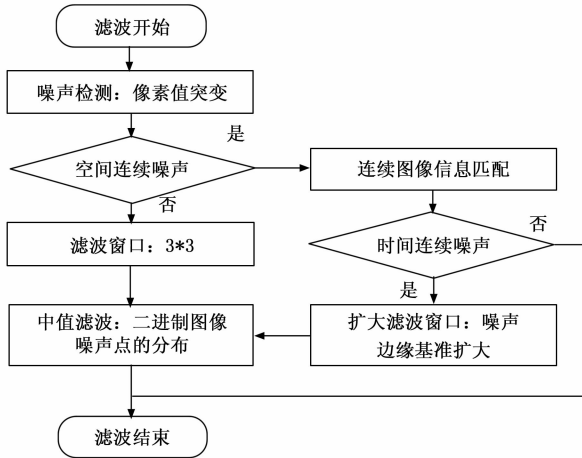


图 6 信号滤波流程图

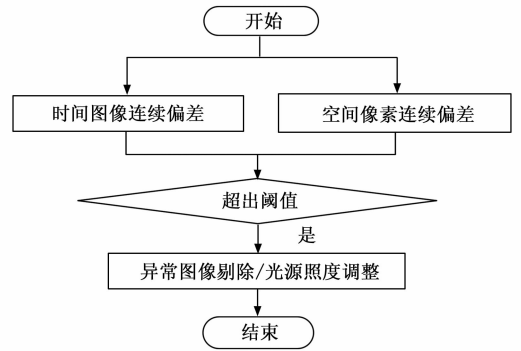


图 7 多级图像信息调节流程图

续图像中的某一图像的某个像素点的 R, G, B 值突变。根据污染物的沉降速度确定时间区间 T , 判断时间区间 T 内无异常水体图像中每个像素点的 R, G, B 值是否超出对应均值 $\pm \Delta\delta$ 。时间区间 T 值受颗粒漂移和沉降影响, 悬浮物沉降速度 (简称沉速) 有如下极限沉速公式^[20-21]:

$$\omega_d^2 = \frac{4}{3} \cdot \frac{1}{C_d} \cdot \frac{\gamma_s - \gamma}{\gamma} g d \quad (12)$$

其中: ω_d 为泥沙颗粒 (球体) 的沉速; C_d 为阻力系数; γ_s 为泥沙容重; γ 为流体 (水) 容重; g 为重力加速度; d 为泥沙颗粒直径。根据沉速, 再结合水体表面至底部的距离可以得到时间区间 T 。

在空间连续性上, 不可能存在某一图像上的某个区域内多个像素点的 R, G, B 值均高于其他区域, 根据时间连续性和空间连续性的结合来判断图像为异常图像, 如存在异常图像则剔除该组图像, 同时调整光源照度, 消除可能因反光等其他原因造成的图像异常, 而并非真正的水体被污染。

3.3 水体污染特征值提取

由实时测量的水体彩色图像得到数据集 $\{\theta | R, G, B\}$, 其中, R, G, B 分别表示水体彩色图像中每个像素点的 3 个颜色分量值, 通过统计图像中像素点的 R, G, B 值, 经加权计算获得图像颜色特征值 X, Y, Z 。将特征值 X, Y, Z 输入至水体污染分析模型内进行水体图像分析, 预测水体污染指数 C_r 。

4 实验结果与分析

为实现水体污染监测, 控制系统的实现采用台达 AS320 PLC 控制器、变频器和机器视觉计算机, 主

站使用 AS320P-B CPU, 变频器和机器视觉计算机通过工业以太网与 CPU 通讯。主站配置有数字量输入模块, 数字量输出模块。数字量输入模块主要接收水泵、阀门状态和故障状态等信号, 数字量输出模块主要发送水泵电机、阀门启停和开关等信号, 变频器接收取和发送水泵电机的运行速度反馈信号和电机速度信号。

雨水排放口逐一布置智能监测装置, 系统正常工作时, 首先由控制系统发送取水泵启动和速度信号, 取水泵开始抽水。样本输送至水箱, 水箱内水位达到工作液位后, 视觉计算机控制工业相机和光源控制器进行拍照。

获取样本图像后, 水体污染分析系统进行图像预处理:

- 1) 检测图像噪点, 自适应设置滤波窗口进行中值滤波。
- 2) 滤波后图像检测多张图像同一像素点的移动距离和像素点颜色分量突变, 若超出阈值则剔除该组图像, 未超出阈值进入下一步处理
- 3) 针对滤波后图像, 提取每个像素点的 3 个颜色分量 R, G, B , 经加权计算获得图像颜色特征值 X, Y, Z , 将特征值 X, Y, Z 输入至水体污染分析模型内。

所获取的多路图像水体彩色图像经图像分析软件进行同时分析后, 由水体污染指数评价模块进行评价, 输出水体污染指数 C_r 。以含有《污水综合排放标准 GB 8978-1996》中规定的第二类污染物类别的色度 (稀释倍数) 或悬浮物的水体为识别对象, 污染指数为 0%~25% 为轻度污染 (一级可排放水体), 25%~50% 为中度污染 (二级可排放水体), 50%~75% 重度污染 (二级以上污染水体),

75%~100%为严重污染(二级以上污染水体)。一级可排放水体污染指数 C_r 值为0, 图示重度污染水体污染指数 C_r 值为72%, 严重污染水体污染指数 C_r 值

表2 可排放水体污染指数指标

水体污染等级	色度/稀释倍数	浊度/(mg/L)	污染指数/%
轻度污染(一级水体)	50	70	0~25
中度污染(二级水体)	70	150	25~50
重度污染(二级以上污染水体)	—	—	50~75
严重污染(二级以上污染水体)	—	—	75~100

为88%, 均已超过二级可排放水体色度(稀释倍数)或悬浮物指标。按照不同污染等级, 保存污染水体图像同时控制系统进行报警、消息推送等操作并启动连锁保护。

5 结束语

本文分析了突发性水污染事故监测需求, 研究了一种基于工业视觉的水体表面污染监测系统。该系统对水体图像进行分析, 通过水中浊度、色度监测, 实现快速判断是否存在污染, 缩短判断时间、提高判断准确度, 降低设备成本。在某冶炼企业应急站投用该系统后, 降低了劳动强度, 降低了环保事故发生率、减少了岗位人员数量、降低了成本, 取得了显著的应用效果。

参考文献:

- [1] 戴胜利, 段新. 突发性水污染事件污染传导类型研究[J]. 环境保护科学, 2019, 42(2): 107-112.
- [2] 陈卓然, 李思羽, 杨泽群. 水质在线监测系统在二次供水设施管理中的应用[J]. 天津科技, 2021, 48(7): 107-108.
- [3] 兰翔. 自动化监测技术在水质检测中的应用与研究[J]. 能源与环保, 2021, 43(7): 269-274.
- [4] 宋辉, 李钊. 基于工业机器人的汽车轮毂表面缺陷的视觉检测系统设计[J]. 计算机测量与控制, 2018, 26(9): 13-16.
- [5] 杨文桥, 郑力新. 浅谈机器视觉[J]. 现代计算机, 2020(30): 66-69.
- [6] 唐波, 覃乔, 黄力. 基于色彩模型和纹理特征的输电线路绝缘子串航拍图像识别[J]. 电力科学与技术学报, 2020, 35(4): 13-19.
- [7] 陈俊君, 徐冰. 雾霾天气条件下的机器视觉图像清晰化研究[J]. 计算机工程, 2017, 43(2): 280-285.
- [8] 李军锋, 李逃昌, 彭继慎. 农业机器人视觉导航路径识别方法研究[J]. 计算机工程, 2018, 44(9): 38-44, 58.
- [9] 华丹. 基于区块链技术的工业机器人视觉检测及避障系统设计[J]. 计算机测量与控制, 2020, 28(7): 69-73.
- [10] 许崇立, 王冬青, 周振. 机械臂滑模控制算法研究[J]. 工业仪表与自动化装置, 2021(1): 3-7, 12.
- [11] HOU Q, CHENG M, HU X, et al. Deeply super-

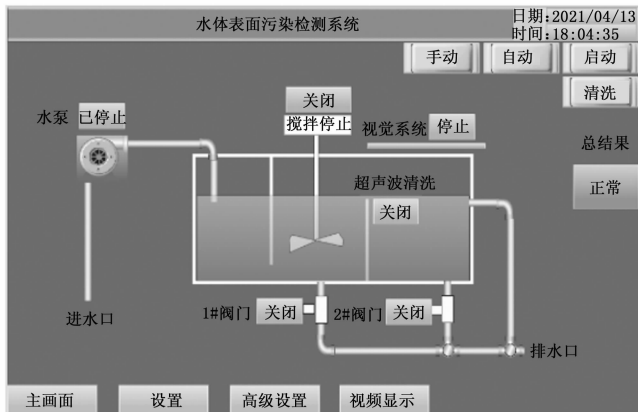


图8 控制系统界面



(a) 重度污染水体(二级以上污染水体)



(b) 严重污染水体(二级以上污染水体)

图9 图像分析系统界面

vised salient object detection with short connections [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2019, 41 (4): 815-828.

- [12] 刘华玲, 马俊, 张国祥. 基于深度学习的内容推荐算法研究综述 [J]. 计算机工程, 2021, 47 (7): 1-12.
- [13] 王宏刚, 田洪迅, 李浩松, 等. 考虑小样本统计的 BP 神经网络配电系统可靠性预测方法 [J]. 电力科学与技术学报, 2019, 34 (2): 40-46.
- [14] 孟丽楠, 谢红薇, 宁晨, 等. 基于深度卷积神经网络的心音分类算法 [J]. 计算机测量与控制, 2021, 29 (8): 211-217, 222.
- [15] 黄宝洲, 杨俊华, 卢思灵, 等. 基于改进粒子群优化神经网络算法的波浪捕获功率预测 [J]. 太阳能学报, 2021, 42 (2): 302-308.
- [16] 肖迁, 李文华, 李志刚, 等. 基于改进的小波-BP

神经网络的风速和风电功率预测 [J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42 (15): 80-86.

- [17] 封雨鑫, 邓宏贵, 程钰. 基于卷积神经网络的焊缝表面缺陷检测方法 [J]. 计算机测量与控制, 2021, 29 (7): 56-60, 66.
- [18] 魏新尧, 余世刚, 容伟, 等. 基于布谷鸟算法优化 BP 神经网络的锂电池健康状态预测 [J]. 计算机测量与控制, 2021, 29 (4): 65-69.
- [19] 翟嘉琪, 杨希祥, 程玉强, 等. 机器学习在故障检测与诊断领域应用综述 [J]. 计算机测量与控制, 2021, 29 (3): 1-9.
- [20] 张宇卓, 张根广, 李青, 等. 基于电解质浓度参数的泥沙沉速公式研究 [J]. 泥沙研究, 2020, 45 (3): 1-7.
- [21] 姬昌辉, 谢瑞, 吉立, 等. 灌河口海域泥沙悬浮和沉降试验研究 [J]. 水运工程, 2020 (4): 22-26.

(上接第 16 页)

微波引导装备定检及故障维修能力, 对提高飞行安全保障能力具有重要意义。

参考文献:

- [1] 谢洪森, 刘云飞, 等. 舰载航空导航系统 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2018.
- [2] 吴德伟. 无线电导航系统 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2015.
- [3] 黎琼炜, 才滢. 飞机微波着陆模拟器计量参数指标体系及方法研究 [J]. 宇航计量技术, 2017 (1): 14-18.
- [4] 匡锐丹. 微波着陆地面系统校准技术研究 [D]. 西安: 电子科技大学, 2010.
- [5] 岳红霞. 微波着陆模拟信号产生与接收的设计和实现 [D]. 西安: 电子科技大学, 2017.
- [6] 张建明, 付泳. 基于 VSA 的微波着陆模拟器角精度校准方法研究 [J]. 现代导航, 2017 (5): 343-348.
- [7] 米正衡, 于珩. 模拟中频滤波幅相特性对微波着陆相位信号解算的影响分析 [J]. 现代导航, 2016, 7 (5): 335-338.
- [8] 王亭亭. 微波着陆系统角度动态信号的处理 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2019.
- [9] 郑俊. 微波着陆系统接收信号处理的研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2018.
- [10] 吴松, 吴德伟, 王伟. 无人机微波着陆引导系统坐标变换算法研究实现 [J]. 计算机测量与控制,

2012, 20 (6): 1665-1668.

- [11] 徐飞, 张建明. 一种 MLS 地面静态标校测角接收机的设计与实现 [J]. 现代导航, 2019 (4): 253-257.
- [12] 田孝华, 赵颖辉, 何晶, 等. 一种提高 MLS 角度精度的综合测量方法 [J]. 电光与控制, 2020 (11): 64-67.
- [13] 谢洪森, 王鼎, 亓沂滨. 微波着舰引导设备动态校验系统设计与技术实现 [J]. 计算机测量与控制, 2020, 28 (11): 126-130.
- [14] 刘云飞. 某型微波着陆引导设备模拟训练系统设计 [J]. 电子制作, 2017 (16): 5-7.
- [15] 韩昆, 赵颖辉, 吴德伟. 无人机微波着陆引导设备扫描波束指向精度改进方法 [J]. 空军工程大学学报 (自然科学版), 2015, 16 (5): 15-19.
- [16] 张辉. 一种产生微波着陆方位信号中扫描信号的方法 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2019.
- [17] 米正衡, 于珩. 模拟中频滤波幅相特性对微波着陆相位信号解算的影响分析 [J]. 现代导航, 2016, 7 (5): 335-338.
- [18] 韩昆, 吴德伟, 赵颖辉. 基于伪随机码的微波着陆系统自适应测距方法 [J]. 探测与控制学报, 2016, 38 (1): 84-89.
- [19] 郭小伟. 一种微波着陆系统数据字编码算法 [J]. 现代导航, 2016, 7 (3): 192-195.
- [20] 王振欣. 微波着陆设备综合检修系统设计 [D]. 大连: 大连理工大学, 2015.