

水质浊度红外光检测及聚类灰色融合预测模型

杜玉红^{1,2}, 魏坤鹏^{1,2}, 史屹君³, 刘恩华¹, 鄢启胤^{1,2}, 董广宇^{1,2}

(1. 天津工业大学 机械工程学院, 天津 300387; 2. 天津市现代机电装备技术重点实验室, 天津 300387;
3. 天津市中环电子计算机公司技术中心, 天津 300190)

摘要: 为了对水处理过程中水质浊度进行实时、准确检测, 设计了基于红外光的散射浊度检测系统, 并提出一种聚类灰色融合的预测模型对水质浊度的变化趋势进行有效预测。利用 890 nm 波长的红外发光二极管作为发光器件, 光敏二极管作为接收器, 检测装置响应时间短, 零点误差小。采用灰色预测算法和聚类融合的方法对传感器所采集的数据进行处理, 将聚类融合处理后的数据作为灰色预测控制的输入数据, 灰色预测控制的输出数据与融合数据进行对比分析, 确定预测浊度值。通过实际项目进行了数据跟踪和运算, 聚类灰色融合算法的浊度预测输出值和实测值的平均误差值为 0.008 7 NTU, 聚类灰色融合算法预测性能优于单一的灰色预测算法, 能够保证水质浊度参数的平稳, 满足了水质的要求。

关键词: 浊度; 红外光; 灰色预测; 聚类融合

中图分类号: TN219 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201645.1028002

Infrared detection and clustering grey fusion prediction model of water quality turbidity

Du Yuhong^{1,2}, Wei Kunpeng^{1,2}, Shi Yijun³, Liu Enhua¹, Feng Qiyin^{1,2}, Dong Guangyu^{1,2}

(1. School of Mechanical Engineering, Tianjin Polytechnic University, Tianjin 300387, China;
2. Tianjin Key Laboratory of Modern Mechanical and Electrical Equipment Technology, Tianjin 300387, China;
3. The Technology Center of Tianjin Zhonghuan Creative Technology Limited, Tianjin 300190)

Abstract: In order to realize real-time and accurate detection of water turbidity in the water treatment process, the turbidity detection system was designed based on infrared light scattering and the turbidity forecasting model was put forward based on clustering grey fusion. The infrared light emitting diode with 890 nm wavelength was used as the light emitting device, the photosensitive diode was used as the receiver, and the response time of the detector was short, and the zero error was small. The data collected by the sensor was processed by the method of grey prediction algorithm and cluster fusion. The data processed by the cluster fusion were as the input data of the grey predictive control, and the output data of the grey predictive control and the fusion data were compared and analyzed. Data tracking and operation were carried out through the actual project. The average error of the measured value and the output value of the turbidity prediction is 0.008 7 NTU. Grey fusion algorithm is superior to the single

收稿日期: 2016-02-14; 修订日期: 2016-03-15

基金项目: 国家自然科学基金(51205288); 天津市高校“中青年骨干创新人才培养计划”项目;
天津市科委面上基金(13jcyj15900); 天津市技术创新引导专项(15JCTPJC61200)

作者简介: 杜玉红(1974-), 女, 副教授, 博士, 主要从事图像处理与自动控制系统方面的研究。Email: DYH202@163.com

grey prediction algorithm, to ensure that the water quality turbidity parameters are stable and meet the requirements of water quality, and ensures that the water quality turbidity parameters are more stable and meet the requirements of water quality.

Key words: turbidity; infrared light; grey forecasting; clustering fusion

0 引言

浊度是表征光线在水中传播时受到悬浊物阻碍程度的一种光学效应^[1],是衡量水质的重要参数之一,准确地检测浊度是实现产出水水质稳定的重要保障。针对目前水处理过程中的水质浊度检测系统存在的大滞后性、多参数和非线性等特性^[2],国内外专家学者进行了大量研究。

Dana D R 等^[3]通过改变一定的散射角度来改进浊度的测量范围;宋启敏等^[4]的实验表明,在 30°前向散射检测时可以加大检测浊度的范围,并且对非线性度的改善也很明显;Kunio Ebiea 等^[5]在前向散射检测浊度的基础上,利用双光束来减少光源本身的干扰提高检测浊度的精度。结合 CCD 成像原理,王清泉等建立了溶液 RGB 值和浊度的函数关系^[6-7]。纪莹蕾等^[8]将多角度光学测量值和环境参数进行数据融合,采用最小二乘支持向量回归(LS-SVR)对浊度建模。费霞等^[9]设计了带有参考信号的双光束红外组厚度在线检测光学系统,实现了浊度在线监测的高精度和远程监控。王军栋等^[10]建立了基于EMD-SVM 的江水浊度预测模型,其预测精度高于径向基神经网络和单一支持向量机的预测结果。赵四海等^[11]利用红外光散射检测浊度的方法来测定乳化液浓度。孙玉霞等^[12]设计了基于波长为 850 nm 的红外光 90°散射法检测细菌悬浊液浓度的集成电子检测装置。高建勤等^[13]在传统自来水处理工艺中建立了反冲洗废水在线红外光浊度测定系统,实现了反冲洗终点的精确控制。薛鹏松等^[14]使用马尔科夫链修正误差残值的方法改进灰色神经网络,使修正值更加接近实际值,提高了水质预测精度。Yan An 等^[15]提出了一种非线性灰色伯努利模型,该模型能显著提高预测精度。俞蕾等^[16]采用聚类灰色预测模型较好地反映了性能需求。段赵磊等^[17]利用聚类灰色预测模型明显优化了集群性能。

文中结合水处理实际情况设计了一套在线、实

时的红外光散射浊度检测系统,并提出了一种聚类灰色融合的预测算法。通过大量实践数据分析和单一的灰色预测模型对比,该预测算法更有效地预测了水质浊度的变化趋势,提高了水处理过程中对水质浊度控制的精度。

1 水质处理中浊度检测系统

1.1 水质检测系统构成

某水处理系统通过调节加药量控制水质参数,为更好地检测水质,建立了监控系统,由监控中心、转输提升监控单元及水处理监控单元构成,各单元之间采用光纤模块连接^[18],通过浊度、溶氧、流量等传感器采集模拟量信号,将控制指令送至控制单元,通过光纤模块传送给控制中心的数据交换机,将反馈信号反馈给传输提单元,控制加药系统,水质控制系统组成框图如图 1 所示。

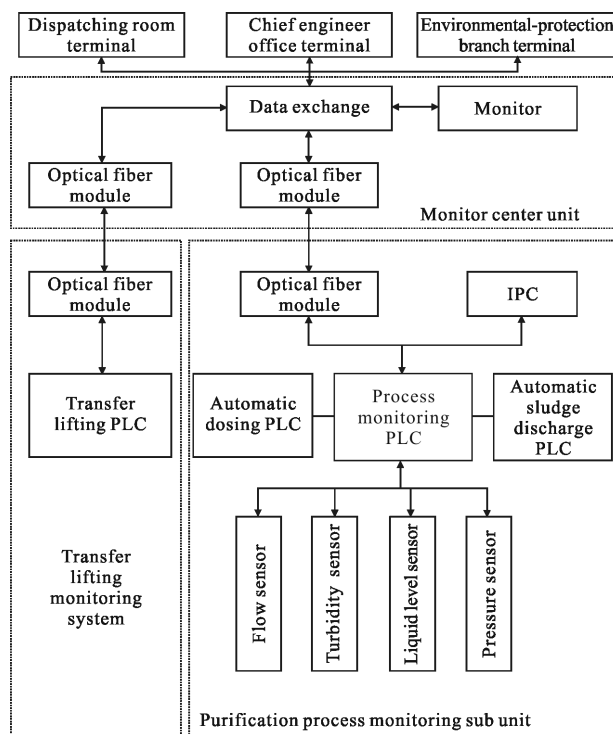


图 1 水质控制系统组成框图

Fig.1 Block diagram of water quality control system

1.2 红外散射光水质浊度检测系统

浊度反映的是水质的一种光学特性,体现为水中悬浮物和胶体物质等对光线透过水样时所产生的透射光强衰减程度来测量^[19]。该项目浊度检测利用红外发光二极管发出光线穿过待测水质样本检测散射光强的大小^[20]。

1.2.1 红外散射光浊度检测理论

浊度检测采用散射光原理,根据瑞利定律或米氏定律,当红外光束入射待测水质样本时,在一定波长范围内的红外光通过浊度液的散射光强度 I_s , 公式为:

$$I_s = K_s N I_x V^2 / \lambda^4 \quad (1)$$

式中: K_s 为红外光散射系数; N 为浊度液浓度; I_x 为发生散射处的入射红外光强; V 为微粒的体积; λ 为入射光的波长。

根据比尔定律:

$$I_x = K_0 I_0 e^{-K_1 T x} \quad (2)$$

式中: I_0 为强度; K_0 为红外光以入射角为 0° 从空气入射到浊度液中的透射系数; K_1 为衰减系数。

红外光束经传播到达接收红外光的二极管时光强 I_s 在接收范围 x_1-x_2 内:

$$I_s = \frac{K_s K_0}{K_1} I_0 e^{-K_1 T(y+x_1)} (1 - e^{-K_1 T(x_2+x_1)}) V^2 / \lambda^4 \quad (3)$$

式中: I_{ss} 为浊度仪接收光强; T 为浊度。

1.2.2 红外散射光水质浊度检测硬件

红外散射光浊度检测系统由检测光路、数据采集装置、数据处理器等组成。检测光路是系统的核心部分,由光源、光栏、透镜、光敏器件等构成,该项目检测光路构成如图 2 所示。

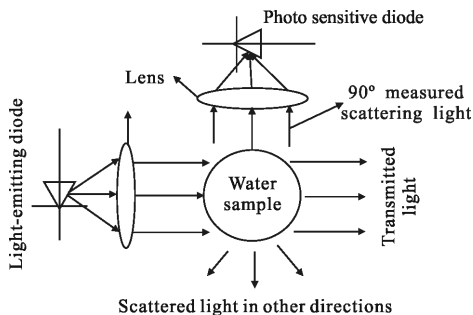


图 2 红外散射光浊度检测光路构成示意图

Fig.2 Schematic diagram of infrared light scattering turbidity detection light path

根据公式(3)在浊度和体积一定的条件下,波长越短的光散射强度 I_s 变化越大,依据瑞利散射原理,短波长的光散射比长波长的光强,通过红外光散射作用测量所选用波长是悬浮颗粒波长的1~1.5倍^[21],由于该系统所测颗粒大小在 $0.4\sim 0.8\ \mu\text{m}$ 之间,取两者平均值后确定选择 $890\ \text{nm}$ 波长的红外发光二极管作为浊度仪的发光器件,接收器件采用输出特性线性度好的光敏二极管,中间为被测水质。利用发光光谱较窄的红外 LED 通过透镜的聚焦作用,使之成为一束质量较好的细光束,红外光在悬浮颗粒表面发生散射并被光敏二极管检测到。

红外散射光水质浊度检测的影响因素有气泡干扰、进水流量、水样色度和水分子吸收作用等。该系统的进水流量为 $300\ \text{mL/min}$,采用溢流采样装置消除气泡影响,保证了采样浊度和系统整体的一致性。ISO7027 标准中推荐采用 $860\ \text{nm}$ 左右的红外光消除色度对浊度检测的影响^[22],该系统红外光波长为 $890\ \text{nm}$,检测系统响应时间短,到达光敏二极管接收器的杂散光少,减小了浊度检测系统的零点误差。因红外光在水中的衰减程度约为 $0.4\ \text{cd/m}$,该系统光程较小,水分子对红外光的光吸收作用小,所以对浊度检测影响相对较小。

该浊度检测系统光能量损失主要为介质界面的反射损失和介质吸收损失。由于入射的红外光垂直照射检测光窗,降低反射作用就减少了界面反射损失,提高了光能量透过率。水质浊度检测系统的透镜和采样管光窗均采用光吸收系数低的光学玻璃,利用仪器硬件特性减少了介质吸收损失。所以本系统光能量损失小。

2 红外散射光水质浊度灰色预测算法及检验

2.1 水质浊度灰色预测算法

为提高浊度检测结果的准确性,该系统控制算法采用水质浊度灰色预测算法。该算法是一种事前控制,从已发生的行为特征量中寻找系统的发展规律,预测系统未来的行为,并根据趋势确定相应的控制决策。水质浊度灰色预测建模步骤如下:

(1) 利用红外散射光浊度检测出 n 个水质浊度,定义为水质浊度原始数据 $x^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots,$

$x^{(0)}(n)$ }, 计算原始数据 $x^{(0)}$ 序列的级比进行浊度数据

$$\text{检验 } \lambda(k) = \frac{x^{(0)}(k-1)}{x^{(0)}(k)}, k=2, 3, \dots, n;$$

(2) 对浊度原始数列 $x^{(0)}$ 序列进行一次累加处理, 生成新数列 $x^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\}$, 其中

$$x^{(1)}(k) = \sum_{m=1}^k x^{(0)}(m);$$

(3) 对浊度新数列 $x^{(1)}$ 建立白化微分方程 $\frac{dx^{(1)}}{dt} +$

$$ax^{(1)} = b;$$

(4) 对模型参数 a 和 b 进行辨识得: $[a, b]^T =$

$$(B^T B)^{-1} B^T X_n, \text{ 其中 } B = \begin{bmatrix} -0.5[x^{(1)}(1)+x^{(1)}(2)] & 1 \\ -0.5[x^{(1)}(2)+x^{(1)}(3)] & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -0.5[x^{(1)}(n-1)+x^{(1)}(n)] & 1 \end{bmatrix}, X_n =$$

$$[x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(n)]^T;$$

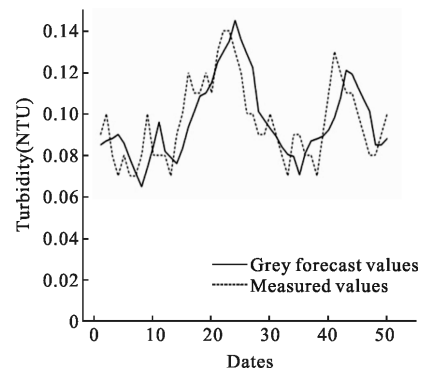
(5) 确定 a, b 后, 利用 $x^{(1)}(k+1) \left[x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right] e^{-ak} + \frac{b}{a}$ (a 为发展系数; b 为灰色作用量) 累减还原得 $x^{(0)}(k+1) = x^{(1)}(k+1) - x^{(1)}(k)$, 可得水处理浊度原始数据列的 p 步前向预测值: $x^{(0)}(k+p) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right) (1 - e^a) e^{-a(k+p+1)}$;

(6) 计算相对误差 $\varepsilon(k) = \frac{x^{(0)}(k) - \hat{x}^{(0)}(k)}{x^{(0)}(k)}, k=1, 2, \dots,$

n , 灰色预测误差范围若小于 0.05 NTU, 则浊度预测达到较高的要求; 若小于 0.1 NTU, 则浊度预测达到一般要求。

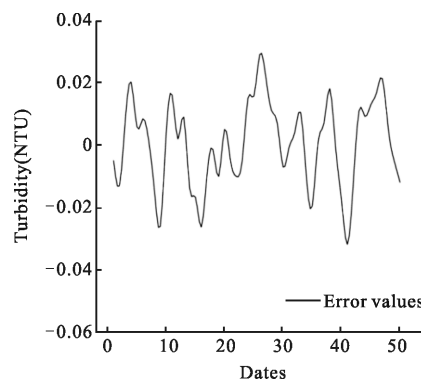
2.2 红外散射光水质浊度灰色预测算法应用

利用红外散射光水质浊度灰色检测系统对某水处理系统现场进行实际测量, 得到相同时间间隔的 150 组水质浊度数据。将前 100 组作为学习数据, 后 50 组作为测试的样本数据, 利用上述水质浊度灰色预测算法步骤进行水质预测, 得出浊度灰色预测值和实测值数据曲线如图 3(a) 所示, 浊度实测值和单一灰色预测值误差曲线如图 3(b) 所示。浊度的灰色预测值波动范围在 0.075~0.145 NTU 之间, 实测值在 0.07~0.14 NTU 之间, 灰色预测值比实测值波动范围大, 且误差曲线范围在 -0.03~0.032 NTU 之间波动, 预测误差范围约为 0.062 NTU, 预测效果只能达到一般要求, 所以采用单一的灰色预测的水质浊度预测控制算法效果不理想。



(a) 浊度实测值和灰色预测值曲线

(a) Curve of turbidity measured and grey predicted value



(b) 浊度实测值和灰色预测值的误差曲线

(b) Error curve of turbidity measured and grey predicted value

图 3 浊度灰色预测值和实测值对比曲线

Fig.3 Comparison of turbidity grey predicted value and measured value

3 红外散射光水质浊度的聚类灰色融合预测算法及检验

由于单一的灰色预测算法无法达到较高要求, 文中提出采用聚类和灰色预测融合的算法进行水质浊度预测控制。

3.1 聚类融合算法

水质检测除了浊度以外, 还有溶氧、电导率、pH 值等, 文中用信息融合^[23]的方法对水质进行综合性预测。浊度、溶氧、电导率水处理传感器分别测量待测数据, 以实例进行聚类灰色融合算法推导, 采用由三类传感器测量的六组数据进行聚类融合计算, 数据值如表 1 所示。

假设第 i 组传感器测量数据用 n 维列向量 $X_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{in})^T$ 表示。定义测量数据 X_a, X_b 之间的距离为欧氏距离 L_{ab} , 距离值越小, 则 X_a, X_b 越接近, 聚类融合系统 $n=3, k=6$, 传感器的欧氏距离 L_{ab} 为:

$$L = \begin{bmatrix} 0 & 364.5018 & 60.5010 & 242.0005 & 684.5018 & 162.0010 \\ & 0 & 128.0036 & 12.5040 & 50.0037 & 40.5037 \\ & & 0 & 60.5005 & 338.002 & 24.5000 \\ & & & 0 & 112.5015 & 8.0005 \\ & & & & 0 & 180.5002 \\ & & & & & 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

表 1 三个参数的六组测量值

Tab.1 Six groups of measurement values for three parameters

	1	2	3	4	5	6
X_{11} conductivity	402	429	413	424	439	420
X_{12} dissolved oxygen	0.09	0.15	0.07	0.06	0.08	0.07
X_{13} turbidity	0.13	0.12	0.09	0.12	0.07	0.09

将第 i 个传感器的测量数据 X_i 作为一类, 记为 $\Phi_i, i=1, \dots, k$ 。选择 L 中除去主对角元素 0 之外的最小元素, 若为 l_{ij} , 则将 Φ_i, Φ_j 合并为一个新类, 记为 $\Phi_j = \{\Phi_i, \Phi_j\}$ 。在 L 中消去第 Φ_i, Φ_j 所对应的行与列后, 加入新类 Φ_j 与其他未合并的类的距离所组成的一行和一列, 得到新的距离矩阵 $L_{(1)}$ 。由 $L_{(1)}$ 出发上述步骤的做法得到 $L_{(2)}, \dots$, 直到 k 组测量数据聚为一类为止。由公式(4)可以看出最小元素为 $l_{46}=8.0005$, 所以将 Φ_4, Φ_6 合并为新类 Φ_7, Φ_7 与剩下的类的距离为:

$$\begin{aligned} l_{71} &= \min\{l_{41}, l_{61}\} = 162.0010 \\ l_{72} &= \min\{l_{42}, l_{62}\} = 12.5040 \\ l_{73} &= \min\{l_{43}, l_{63}\} = 24.5000 \\ l_{75} &= \min\{l_{45}, l_{65}\} = 112.5015 \end{aligned} \quad (5)$$

采用 Odeberg H^[29] 的算法对新类 $\Phi_j = \{\Phi_i, \Phi_j\}$ 融合, 消去 Φ_i, Φ_j 后加上 Φ_j , 融合测量数据 X_4, X_6 得到:

$$\begin{aligned} f(x_{41}, x_{61}) &= \frac{c(x_{41} + x_{61}) + (c-1)x_{41}x_{61}}{1 + c^2 - (c-1)^2(x_{41} + x_{61} - 2x_{41}x_{61})} = 422 \\ f(x_{42}, x_{62}) &= 0.0648 \\ f(x_{43}, x_{63}) &= 0.1047 \end{aligned}$$

则 $X_7 = (422, 0.0648, 0.1047)^T$ 。

重复计算归并为一个大类, 将 X_7, X_5 融合得到 $X_8 = (430, 0.0721, 0.0871)^T$, 融合 X_8, X_3 得到 $X_9 = (421, 0.0708, 0.0882)^T$, 融合 X_9, X_1 得到 $X_{10} = (411, 0.0801, 0.1088)^T$, 最后融合 X_{10}, X_2 , 得到六个传感器的最终融合数据为 $X_{11} = f(X_1, \dots, X_6) = (420, 0.1147, 0.1140)^T$ 。

3.2 聚类灰色融合的水质预测应用

将已有实测数据组融合为灰色预测的原始输入数据组, 同时将灰色预测值与聚类融合值实时比对, 进行误差监控, 当误差超过设定的范围时, 修正灰色预测数据为融合数据。聚类灰色融合算法步骤如下:

(1) 等时距把传感器测量的水质参数数据分为若干组, 每一组用列向量 $X_i = (X_{i1}, X_{i2}, X_{i3})^T$ 表示, 根据欧氏距离定义求出对应的传感器数据之间的距离矩阵 L ;

(2) 确定 L 中非 0 最小元素并融合浊度、电导率、溶解氧传感器测量数据新类, 然后得到新的距离矩阵 $L_{(1)}$;

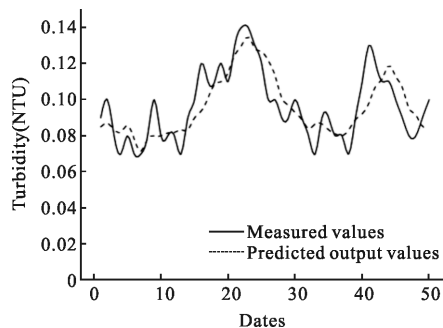
(3) 迭代融合, 得到水处理浊度、电导率、溶解氧传感器数据的最终融合值 $R_{(i)}$;

(4) 将融合值 $R_{(i)}$ 作为灰色预测的原始数列 $X^{(0)}$, 进行数据检验和处理;

(5) 对 $X^{(0)}$ 序列进行一次累加生成 $X^{(1)}$, 对 $X^{(1)}$ 序列建立白化形式的微分方程, 解得每类水质参数的时间响应序列;

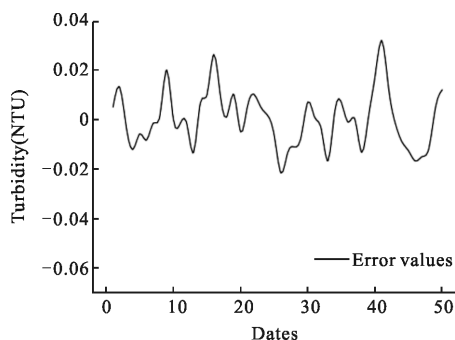
(6) 累减生成水处理预测每类参数序列 $X^{(1)}(k+p)$, 整理数据组得到水处理浊度、电导率、溶解氧等参数灰色预测值 $H_{(i)}$; 对比水处理浊度、电导率、溶解氧等参数灰色预测值 $H_{(i)}$ 和融合值 $R_{(i)}$, 误差范围内取灰色预测值 $H_{(i)}$ 作为输出, 否则输出融合值 $R_{(i)}$ 。

对利用实际检测到的 150 组数据进行预测, 并利用 50 组数据检验。聚类融合过程中, 针对不同的水质参数, 取传感器当次实测值和前五个实测值共六个值为一组数据, 将该组数据进行聚类融合为一个融合值。同时取该融合值和前五个融合值共六个融合值为一组数据, 将该组数据作为灰色预测的原始输入数据, 灰色预测步长 p 取 4, 预测误差范围若小于 0.05 NTU, 则浊度预测达到较高的要求; 若小于 0.1 NTU, 则浊度预测达到一般要求。预测模型浊度的对比分析如图 4 所示。



(a) 浊度实测和预测输出值曲线

(a) Curve of turbidity measured and predicted output value



(b) 浊度实测和预测输出值误差曲线

(b) Error curve of turbidity measured and predicted output value

图 4 浊度预测结果和误差值曲线

Fig.4 Forecast and error value of turbidity

由图 4 可知,浊度的实测值和预测输出值的波动范围分别在 0.07~0.13 NTU 之间和 0.075~0.125 NTU 之间,两组数据整体波动趋势相似,实测值的小幅波动较多,预测输出值更稳定,两者误差绝对值的平均值为 0.008 7 NTU,最大值为 0.028 NTU,范围在 -0.02~0.028 NTU 之间,小于 0.05 NTU,所以基于聚类灰色融合算法进行水质浊度预测控制可以达到较高的要求。

4 结 论

为了改善水处理控制系统存在的滞后性、多参数和非线性等特性,结合水质浊度预测控制的实际情况,文中提出一种基于聚类灰色融合的红外散射光水质浊度预测算法,能够保证在原水质浊度不可预知的情况下,使产出水水质浊度保持相对稳定。

该项目的红外散射光浊度检测系统利用 890 nm 波长的红外发光二极管作为发光器件,响应时间短,到达光敏二极管接收器杂散光少,减小了浊度检测

系统的零点误差。

针对水质浊度预测推导了灰色预测算法,对红外散射光浊度检测出水水质浊度原始数据进行一次累加生成序列处理,建立白化微分方程,进行了前向预测。

提出了基于聚类融合的红外光水质浊度预测算法,建立水质信息欧氏距离矩阵,确定时间响应序列,将处理后的数据作为原始数据,在预测控制过程中对灰色预测输出数据与融合数据相对误差进行监控,通过条件判断合适的数据进行浊度的预测。

对某水处理实际项目等时段提取 150 组数据进行灰色和融合算法验证,得出灰色预测值范围大于实测值波动范围,而融合预测值范围小于实测值;实测值的小幅波动较多,融合预测输出值更稳定;两者误差绝对值的平均值为 0.0087 NTU,范围小于 0.05 NTU,所以聚类灰色融合的算法对水质浊度预测控制准确度很高。

经过实际运行表明,将聚类融合和灰色预测的方法应用到水质浊度预测控制过程是可行的,运行稳定、准确度高,有一定的理论和实用价值。

参 考 文 献:

- [1] Hu Xiaoli, Yu Ming, Mo Bin, et al. Design and realization of an ultra low range turbidity sensor [J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2014, 33(8): 116-118. (in Chinese)
- [2] Wang Xin. Research and design based on PLC sewage treatment control system and the control of PH value [D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2015. (in Chinese)
- [3] Dana D R, Maffione R A. Determining the backward scattering coefficient with fixed-angle backscattering sensors-Revisited [J]. *Ocean Optics XVI, Santa Fe, New Mexico*, 2002: 18-22.
- [4] Song Qimin, Lu Minggang. Research on range and linearity of turbidity measurement with scattered light [J]. *Journal of Shanghai University (Natural Science Edition)*, 1997, 3(5): 564-569. (in Chinese)
- [5] Ebie Kunio, Yamaguchi Dabide, Hoshikawa Hiroshi, et al. New measurement principle and basic performance of high-sensitivity turbidimeter with two optical systems in series [J]. *Water Research*, 2006, 40(4): 683-691.
- [6] Ran Feng, Yang Hui, Huang Shuping. Design of real-time color video capture system for area array CCD [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2010, 18(1): 273-280. (in Chinese)

- [7] Wang Qingquan, Li Xuyu, Zhang Maolin. Different turbidity fast detection technology based on CCD [J]. *Instrument Technique and Sensor*, 2013(1): 97–101. (in Chinese)
- [8] Ji Yinglei, Cheng Feng. Research of photoelectric turbidity sensor based on LS-SVR [J]. *Transducer and Microsystem Technologies*, 2015, 34(1): 73–75. (in Chinese)
- [9] Fei Xia, Li Wei, Zhang Shaohua, et al. Design of remote water quality monitoring system based on Infrared Technology [C]//Proceedings of the Fourteenth National Symposium on Infrared Heating and Infrared Medical Development, 2013. (in Chinese)
- [10] Wang Jundong, Qi Weigui. Prediction of river water turbidity based on EMD-SVM [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2009, 37(10): 2130–2133. (in Chinese)
- [11] Zhao Sihai, Li Wenchang, Li Ming, et al. Study on the method of detecting consistence of emulsion using testing light turbidity [J]. *Journal of China Coal Society*, 2011, 36(1): 157–160. (in Chinese)
- [12] Sun Yuxia. The research of scheme and system for tiny particles concentration detection [D]. Zhejiang: Zhejiang University of Technology, 2015. (in Chinese)
- [13] Gao Jianqin, Yang Jiajian, Qian Wenjiao, et al. Optimization control of backwash termination in sand filter [J]. *China Water & Wastewater*, 2013, 17: 25. (in Chinese)
- [14] Xue Pengsong, Feng Minquan, Xing Xiaopeng. Water quality prediction model based on Markovchain improving gray neural network[J]. *Engineering Journal of Wuhan University*, 2012, (3): 319–324. (in Chinese)
- [15] Yan An, Zhihong Zou, Yanfei Zhao. Forecasting of dissolved oxygen in the Guanting reservoir using an optimized NGBM (1,1) model [J]. *Journal of Environmental Sciences*, 2015(3): 158–164.
- [16] Yu Lei, Zhou Lan, Xiong Liang. Study of asphalt pavement rutting based on clustering gray forecasting model [J]. *Journal of Hefei University of Technology*, 2015, 38(2): 219–221. (in Chinese)
- [17] Duan Zhaolei, Gu Zhimin. Grey prediction based hot spot relief strategy in Web Cache cluster [J]. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2010, 30(7): 794–797. (in Chinese)
- [18] Zhao Mingfu, Wang Nian, Luo Binbin, et al. Simultaneous measurement of temperature and concentration of sugar solution based on hybrid fiber grating sensor [J]. *Chinese Optics*, 2014(3): 476–482. (in Chinese)
- [19] Liu Ruipeng, Liu Qiao, Qi Zhimei. Interference-resistant turbidity detector based on measurement of scattered light power ratio [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2011, 1906: 1221–1227. (in Chinese)
- [20] Wang Yuqing, Wang Suojian. Quality assessment method of IR and visible fusion image[J]. *Chinese Optics*, 2014(3): 396–401. (in Chinese)
- [21] Li Chenyang, Duan Fajie, Xu Fei, et al. Optical online detection method of oil and suspended matters in sewage[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2015, 44(11): 3431–3436. (in Chinese)
- [22] Zhang Qin, Zheng Lihua, Li Minzan, et al. Portable water turbidimeter based on NIR spectroscopy [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2013(S2): 235, 236–240. (in Chinese)
- [23] Ma Linli, Sun Yao. Information fusion and its application in controlling system fault diagnosis [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2002, 31(1): 36–40. (in Chinese)
- [24] Odeberg H. Fusion sensor information using fuzzy measures [J]. *Robotica*, 1989, 31: 217–242.