

污水处理控制系统设计与出水参数的软测量^{*}

徐方舟, 潘 丰^{*}

(江南大学 通信与控制工程学院, 江苏 无锡 214122)

摘要:随着工业技术的发展,各种污染已经严重影响了人类的生存环境。近年来人们由于对水环境保护意识不断增强,更多的技术被要求应用于污水处理过程之中。针对某焦化厂污水处理系统,设计了一套基于 WINCC、PLC 的污水处理控制系统,从而实现了污水处理系统自动化控制。利用已测得进水数据,基于最小二乘支持向量机(LSSVM)建立了软测量模型,并且引入小波分析这一数学分析方法,选用径向基小波核函数。针对支持向量机参数,采用自适应粒子群优化(PSO)算法对其进行了调整。实验结果表明,此方法能够实现对污水处理系统出水 BOD₅、COD 浓度的软测量预测。

关键词:控制系统;最小二乘支持向量机;核函数;自适应粒子群优化

中图分类号:TH185;TP273

文献标识码:A

文章编号:1001-4551(2010)09-0042-04

Design for the sewage treatment control system and soft sensing of the water parameters

XV Fang-zhou, PAN Feng

(School of Network Engineering Structures, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract: With the quick development of the industrial technology, all kinds of pollution severely influenced the environment of human. Recently, nations pay attention to water protecting project, more technology is demanded in waste water treatment control system. Aiming at the waste water treatment system of coking plant, a suit control system was designed which based on WINCC, PLC and intelligent instruments, the automation of control schedule and business management was achieved. Through the input water data, the soft-sensing model was built with least squares support vector machine(LSSVM). With the method of wavelet analysis, the WRBF kernel function was adopted. For the parameters selection in LSSVM, the adaptive particle swarm optimization(PSO) algorithm was used. The test results indicate that the method can realize the soft sensing of the BOD₅、COD concentrations in the whole waste water treatment control system.

Key words: control system; least squares support vector machine(LSSVM); kernel function; adaptive particle swarm optimization(PSO)

0 引 言

现今社会,随着环境污染的加重,工业污水排放所带来的问题越来越受到人们的重视。对富含有机物的工业废水如何进行自动化处理使其合理排放一直是个困难的问题。以某焦化厂为背景,其焦化污水成分和性质非常复杂,其中富含酚类、氰化物等难降解的有机/无机污染物,常规活性污泥法对污水中的难降解有

机物去除效果不理想,出水 COD 浓度较高。为此,根据污水水质的特点以及国内外工程实践经验,选择技术先进、成熟、可靠的“厌氧、好氧”生物处理工艺作为主处理工艺尤为重要^[1]。

针对整个污水处理流程,本研究设计了一套基于 PLC 和上位机软件的污水处理控制系统,以实现整个处理过程的信息自动化。同时,针对出水参数 BOD₅、COD 浓度的测量问题,传统的化学测量方法如高锰酸

收稿日期:2010-05-25

基金项目:国家高技术研究发展计划(“863”计划)资助项目(2006AA020301-11)

作者简介:徐方舟(1985-),男,江苏无锡人,主要从事过程控制与建模方面的研究. E-mail: sd3302964@yahoo.com.cn

通信联系人:潘 丰,男,教授,博士生导师. E-mail: pan_feng_63@163.com

钾法和重铬酸钾法需消耗试剂,产生二次污染,且测量周期长,不适用于在线分析。 BOD_5 、COD 浓度在线检测仪仍存在测量精度差、寿命较短、成本高昂等缺点。为此,笔者引入了支持向量机(SVM)这一软测量方法,以软件代替硬件传感器功能,从而解决了 BOD_5 、COD 的在线估计问题。其具有响应迅速、投资低、维护保养简单等优点。

1 污水处理工艺

污水的有机污染浓度较高,但其可生化性较好,适合进行厌氧生物处理。本方案采用厌氧折流反应器(ABR)进行厌氧处理反应,其是在升流式厌氧污泥床反应器(UASB)基础之上开发出的一种新型高效厌氧反应器。该反应器继承了 UASB 反应器成熟稳定的特点,并且结构简单、运行管理方便^[2]。对于通常采用的 A^2/O 好氧工艺处理焦化厂废水,在“硝化-反硝化”作用前未对酚、氰等有抑制作用的物质进行处理,且选用常规活性污泥,因而废水中氨氮的去除效果较差。在此基础之上文献[3]提出了 HSB/O-A-O-A 工艺以弥补不足。本研究采用的污水处理流程图如图 1 所示,将两者结合设计出的废水处理工艺,其处理效果好、工程投资合理、能耗和运行成本低、管理简单方便。

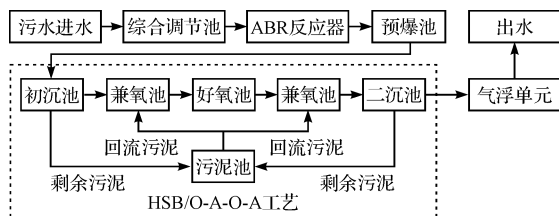


图1 污水处理流程图

2 污水处理控制系统设计

废水处理系统要求能够实行自动化监控,在此本研究采用集散式控制系统,将之划分为两个结构层分布控制。污水处理系统结构图如图 2 所示,其中上层为中央管理层,设有工业控制计算机,能够通过以太网执行系统的监视及管理任务;下层为现场监控级,由各个控制节点通过工业现场总线连接构成。整个控制系统主要包括 PLC 核心、现场检测仪表和上位机监控 3 部分。操作人员既能对现场设备进行远程控制,也可在现场进行手动控制。本研究选用了智能化仪表及高性能调节阀,以保证调节精度。

系统下位机 PLC 选用西门子公司 S7300 可编程控制器进行控制,其模块式控制功能使用户在组态

系统时具有额外的灵活性和更强的处理能力,配合工业现场总线及以太网双网卡接口模块,实现对现场仪表数据(如流量、液位、压力、pH 值等)的数据采集和对电机、水泵、阀门的控制,同时可将上述信息通过以太网通信层送至上位机进行处理,以完成显示、报警、绘制历史曲线等功能。污水监控系统上位机采用 WINCC 组态软件,根据工艺过程对画面进行组态设计,并能够与 PLC 通过高速工业以太网协议进行通信。在登录者拥有控制权限的情况下,可以对相关设备进行远程遥控,并且还可以对设备运行参数进行设定,如水泵启动台数,格栅组的运行间隔时间等,也可在上位机进行报警值的设定。

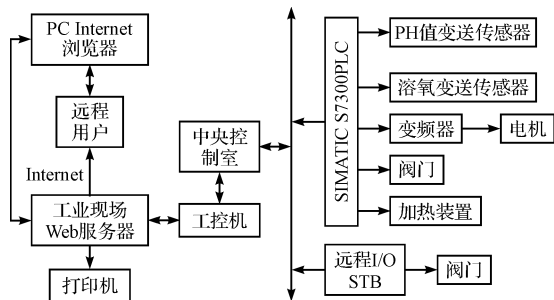


图2 污水处理系统结构图

3 软测量建模

3.1 支持向量机理论

污水处理的过程较为复杂,建立其精确的机理模型比较困难,因而本研究运用智能建模方法,在此引入支持向量机(SVM)这一软测量方法。随着第二代统计学习理论的出现,Suykens J. A. K 提出了最小二乘支持向量机(LSSVM),其核心思想是用等式约束替换标准支持向量机中的不等式约束,使原来的求解二次规划问题转换为求解一个线性方程组,令其训练时间大大降低^[4-5]。引入小波分析这一数学分析方法,采用小波核函数,其与普通的高斯核函数相比,具有逼近精度高、泛化能力强的优势^[6]。

3.2 预测模型建立

结合上述特点,本研究选用小波核函数建立最小二乘法支持向量机预测模型。对于给定样本集 $\{(x_i, y_i)\}_{i=1}^n, x_i \in R^d, y_i \in R$, 选用二尺度学习建立回归模型^[7]:

$$f(x) = f_1(x) + f_2(x) = \omega_1 \varphi_1(x) + \omega_2 \varphi_2(x) + b_1 + b_2 = \omega_1 \varphi_1(x) + \omega_2 \varphi_2(x) + b \quad (1)$$

对于最小二乘支持向量机优化问题,最小化所构造的目标函数和 Lagrange 函数如下:

$$R(\omega_1, \omega_2, \xi_{1i}, \xi_{2i}) = \frac{1}{2} \|\omega_1\|^2 + \frac{1}{2} \|\omega_2\|^2 + \frac{1}{2} C_1 \sum_{i=1}^n \xi_{1i}^2 + \frac{1}{2} C_2 \sum_{i=1}^n \xi_{2i}^2 \quad (2)$$

$$L(\omega_1, \omega_2, b, \xi_{1i}, \xi_{2i}) = \frac{1}{2} \|\omega_1\|^2 + \frac{1}{2} \|\omega_2\|^2 + \frac{1}{2} C_1 \sum_{i=1}^n \xi_{1i}^2 + \frac{1}{2} C_2 \sum_{i=1}^n \xi_{2i}^2 - \sum_{i=1}^n \alpha_i (\omega_1^T \varphi_1(x_i) + b + \xi_{1i} - y_i) - \sum_{i=1}^n \beta_i (\omega_1^T \varphi_1(x_i) + \omega_2^T \varphi_2(x_i) + b + \xi_{2i} - y_i) \quad (3)$$

对 Lagrange 函数各因子及 α_i, β_i 求偏导极值, 消去 w_1, w_2, ξ_1, ξ_2 相关项后得到的线性方程组, 可以用来表示最小二乘支持向量机的求解:

$$\begin{bmatrix} 0 & \vec{I} & -\vec{I} \\ \vec{I} & \Omega_1 + \frac{1}{C_1} \vec{I} & \Omega_1 \\ \vec{I} & \Omega_1 + \frac{1}{C_1} \vec{I} & \Omega_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \\ \beta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y \\ y \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中: $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_n)^T, \beta = (\beta_1, \dots, \beta_n)^T, \vec{I} = [I, I, \dots, I]^T, \Omega_{1il} = \varphi_1(x_i)^T \varphi_1(x_l), \Omega_{2il} = \varphi_2(x_i)^T \varphi_2(x_l), i, l = 1, \dots, n$.

根据 Mercer 定理, 函数估计的最小二乘支持向量回归模型为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i + \beta_i) K_1(x, x') + \sum_{i=1}^n \beta_i K_2(x, x') + b \quad (5)$$

其中, α_i, β_i 和 b 通过求解方程组式(4)得到, 从而能够得到模型的全局最优解。

所选取的径向基小波核函数为:

$$K(x, x') = K(x - x') = \prod_{i=1}^d \psi\left(\frac{x_i - x'_i}{\sigma}\right) = \prod_{i=1}^d \left[d - \frac{\|x_i - x'_i\|^2}{\sigma^2} \right] \exp\left(-\frac{\|x_i - x'_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (6)$$

3.3 自适应粒子群算法优化系统参数

鉴于建立模型时选用的核函数模型参数 $\sigma_1, \sigma_2, C_1, C_2$ (通常 $C_1 = C_2 = C$) 对训练误差有较大影响, 用合适的参数选取方法代替人工试凑法将大为缩短建模时间并给予以理论支持, 在此, 本研究引入粒子群优化算法(PSO)以优化系统参数。

设参数粒子群存在于 N 维空间, 其位置 $X_i = (x_1, x_2, \dots, x_N)$, 速度 $V_i = (v_1, v_2, \dots, v_N)$ 。每个粒子都有一个目标函数决定的适应值, 并知道当前的最优位置

P_{best} 和现在的位置 X_i , 以及群体最优位置 G_{best} 。PSO 初始化为随机粒子, 然后通过迭代不断跟踪“极值” ($P_{\text{best}}, G_{\text{best}}$) 来更新自己, 从而得到最优解。文献[7]中给出了一种非线性动态自适应粒子群算法 (APSO), 其在 PSO 算法的基础之上加入了 α 惯性因子这一参数, 粒子迭代公式更新为:

$$\begin{cases} V_i = \alpha V_i + c_1 \times \text{rand}() \times (P_{\text{best}i} - x_i) + \\ c_2 \times \text{rand}() \times (G_{\text{best}i} - x_i) \\ x_i = x_i + V_i \end{cases} \quad (7)$$

式中 rand —介于 (0, 1) 间的随机数; c_1, c_2 —学习因子。

惯性因子 α 的选择直接影响算法的收敛性, 为了避免粒子在算法后期易在全局最优解附近出现“振荡”[8], 令其表达式为:

$$\alpha = \begin{cases} \alpha_{\max} - \frac{(\alpha_{\max} - \alpha_{\min})(f - f_{\text{avg}})}{f_{\max} - f_{\text{avg}}} & f > f_{\text{avg}} \\ \alpha_{\max} & f \leq f_{\text{avg}} \end{cases} \quad (8)$$

式中 $\alpha_{\max}, \alpha_{\min}$ —惯性权的最大值和最小值; $f, f_{\text{avg}}, f_{\max}$ —微粒的自身、平均和最大的适应值。

由此可得出参数 σ, C 优化选取的 APSO 算法流程如下:

- (1) 对象初始化 (群体规模为 m), 包括初始位置、速度、核函数宽度 σ 、惩罚因子 C ;
- (2) 评价每个微粒的适应度, 计算各微粒适应度函数值 $F(X_i) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (f_i - y_i)^2$;
- (3) 对每个微粒, 将其适应值与其经过的最好位置 P_{best} 作比较, 如果较好, 则将其作为当前的最好位置 P_{best} , 并以相同方式求出当前群体最优位置 G_{best} ;
- (4) 根据式(7)对微粒的速度和位置进行调整, 得到新的粒子位置;
- (5) 未达到终止条件则转至步骤(2)。

迭代循环的终止条件可选为所设定的最大迭代次数或直至搜索到的最优位置满足预定最小适应阈值, 之后所得到的微粒最优位置即为 LSSVM 建模所对应的参数值 σ_1, σ_2, C 。

4 污水处理参数预测模型的建立及验证

在文献[9]和文献[10]中, 以 RBF 神经网络为工具, 进水 COD、BOD₅、SS、PH、TP、NH₃N 等为输入, 分别建立了出水 COD、BOD₅ 的预测模型。文献[11]中阐述了 SBR 处理有机污水过程中溶解氧 DO 与 COD、

BOD₅ 的浓度变化关系,因此笔者选用 DO 这一重要的参数变量参与建模。另外因整个系统处理效率受 pH 值、温度、生物接触氧化池内 MLSS 等的影响,故在已测数据的基础之上,本研究最终选用污泥池进水 COD 浓度(mg/L)、进水温度 T、进水 pH 值、悬浮物浓度 SS (mg/L)、溶解氧 DO 浓度(mg/L)作为模型的辅助变量输入,采用径向基小波核函数的最小二乘支持向量机对污泥池出水水质参数 BOD₅ 浓度和 COD 浓度进行预估。

在此本研究采用了某厂污水处理车间一个月内所取的 200 组污水进水数据,选取其中的 100 组数据进行训练,剩余的 100 组作为检验样本来做预估,检验系统的泛化能力。初始时刻设定参数选择优化参数范围 $\sigma_1 = [0, 1], \sigma_2 = [1, 10], C = [10, 1\ 000]$, APSO 参数初始值 $\alpha_{\max} = 10, \alpha_{\min} = 0.4, c_1 = c_2 = 2$, 最大迭代次数设为 100。通过对训练数据的学习及 APSO 对预测模型的参数优化调整,可得到核函数宽度 $\sigma_1 = 0.13, \sigma_2 = 2.47$, 惩罚因子 $C = 805$ 。将之代入模型,所得到的 BOD₅ 浓度和 COD 浓度的预测值与实际值的比较如图 3、图 4 所示。

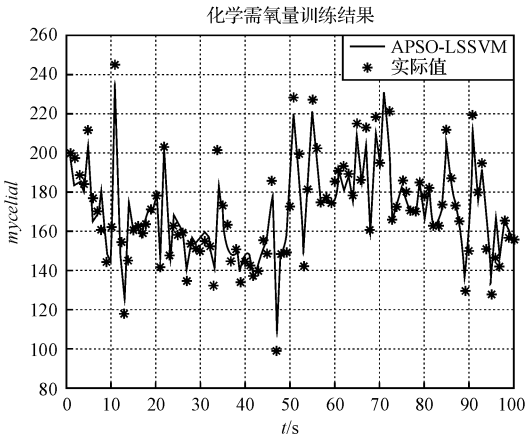


图3 预估 COD 浓度测试效果

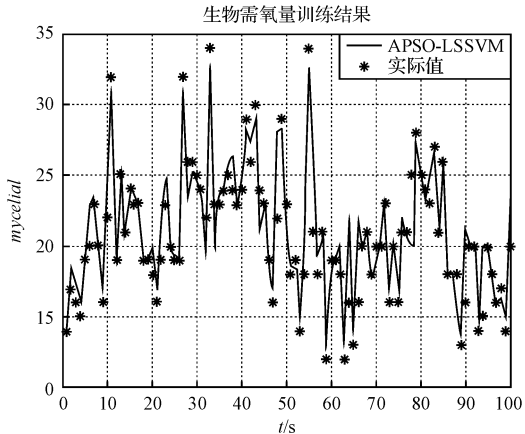


图4 预估 BOD₅ 浓度测试效果

所得到的系统模型的预测误差如表 1 所示。

表 1 模型预测值误差

系统软测量建模		预测最大相	预测平均相	训练时间/s
		对误差/(%)	对误差/(%)	
PSO-SVM	BOD ₅	8.46	3.47	61.2
	COD	10.89	4.15	
APSO-LSSVM	BOD ₅	7.87	2.86	3.1
	COD	10.21	3.57	

由表 1 所示,利用 APSO-LSSVM 小波核建立的出水模型和利用普通的 PSO-SVM 的软测量建模相比较,其预测误差相对较小、泛化能力较强,并且由于引入了最小二乘,使得训练时间大幅缩短,经检测,满足系统要求。

5 结束语

本研究以某焦化厂为背景,叙述分析了整个污水处理流程,并选用合适的“厌氧、好氧”生物处理工艺,设计了基于 WINCC、PLC 和智能仪表等的污水处理自动控制系统,实现了整个控制系统无人值守运行及业务管理的信息化。对于某些参数在线测量困难的问题,利用支持向量机进行建模,并使用粒子群算法对其参数进行优化调整,从而实现对污水处理重要指标出水 BOD₅、COD 浓度的预测,经仿真分析,满足要求。

参考文献(References):

[1] 谢冰,徐亚同. 废水生物处理原理和方法[M]. 北京:中国轻工业出版社,2007:127-129.

[2] 胡玉玲,乔俊飞. 活性污泥法污水处理过程的建模与仿真研究[J]. 信息与控制,2006,3(1):25-29.

[3] 冯书辉,王光华,雷剑. HSB/O-A-O-A 工艺在焦化废水处理中的应用[J]. 煤化工,2007(4):49-54.

[4] VAPNIK V, GOLOWICH S, SMOLA A. Support Vector Method for Function Approximation, Regression Estimation, and Signal Processing[C]//Advances in Neural Information Processing System, Cambridge, MA, MIT,1997:1-287.

[5] BURGERS C. A tutorial on support vector machines for pattern recognition[J]. Data Mining and Knowledge Discovery,1998,2(2):121-167.

[6] KUGARAJAH T, ZHANG Q. Multidimensional wavelet frames[J]. IEEE Trans. Neural Networks,1995,6(11):1552-1556.

[7] 刘晓华,刘波,栾志业,等. 基于 APSO 的非线性预测控制在 pH 中和反应中的应用[J]. 化工自动化及仪表,2006,33(1):24-27.

[8] RYING E A, BILLBRO G L, LU J C. Focused local learning with wavelet neural networks[J]. IEEE Trans. Neural Networks,13(2):304-320.

[9] 聂勋科. 基于神经网络的污水出水 COD 预测模型[J]. 自然科学,2008(8):156-172.

[10] 徐中,叶希贵. 基于 RBF 神经网络的水处理系统建模与仿真[J]. 计算机应用,2006(6):132-134.

[11] 李探微,王亚宜,彭永臻,等. SBR 中 DO 的变化及其作为污水处理控制参数的研究[J]. 浙江工业大学学报,2001(6):95-98.

[编辑:张翔]