

一种基于 LSSVM 的飞灰含碳量软测量方法及装置

楼锐¹, 黄冬兰¹, 刘宇穗¹, 王升太², 张世荣²

(1. 中国能源建设集团广东省电力设计研究院有限公司, 广州 510663; 2. 武汉大学 动力与机械学院, 武汉 430072)

摘要: 飞灰含碳量是反映火电厂锅炉燃烧效率的重要指标之一。实时准确地检测飞灰含碳量对指导锅炉运行, 提升锅炉效率具有重要意义。现行检测装置大都采用灼烧、反射等物理化学方法测量飞灰含碳量, 测量滞后大、准确度不高, 且设备复杂昂贵, 维护成本高, 现场应用效果较差; 本文采用软测量技术对飞灰含碳量进行间接测量, 提出了一种基于 LSSVM 的飞灰含碳量软测量方法, 选取方便测量的相关运行参数为辅助变量, 通过软测量模型对飞灰含碳量进行实时预测, 并将 LSSVM 软测量系统嵌入到 PLC 中, 研制了一种飞灰含碳量在线软测量装置, 无需采取灰样, 预测速度快, 准确度较高。

关键词: LSSVM; 飞灰含碳量; 软测量; PLC

中图分类号: TM611

文献标志码: A

文章编号: 2095-8676(2017)04-0042-07

A Soft Measurement Method and Device for Carbon Content of Fly Ash Based on LSSVM

LOU Rui¹, HUANG Donglan¹, LIU Yusui¹, WANG Shengtai², ZHANG Shirong²

(1. China Energy Engineering Group Guangdong Electric Power Design Institute Co., Ltd., Guangzhou 510663, China;

2. School of Power and Mechanical Engineering, Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: The carbon content of fly ash is one of the important indexes to reflect the combustion efficiency of boiler in thermal power plant. Real-time and accurate detection of carbon content of fly ash is of great significance for guiding the operation of the boiler and enhancing the efficiency of the boiler. Most of the current detection devices use burning and reflection methods to measure the carbon content of fly ash, this kind of measurement subjects to long lag, low accuracy, high maintenance cost and poor field application effect. In this paper, the ash content of fly ash based on LSSVM was proposed, and the relevant operating parameters of convenience measurement were taken as auxiliary variables. The soft measurement model was used to forecast the carbon content of fly ash in real time. And this paper embedded LSSVM soft sensor system into the PLC, developed a kind of fly ash carbon content on-line soft sensor device which can achieve measurement quickly and accurately without the ash sample.

Key words: LSSVM; carbon content of fly ash ; soft measurement; PLC

电厂锅炉飞灰含碳量反映着锅炉机械未完全燃烧损失水平, 进而对锅炉燃烧效率也有表征意义。热工测量技术不断发展丰富, 但对锅炉飞灰含碳量的测量仍缺乏有效手段, 现行的灼烧法、反射法以

及微波法等都存在测量滞后大、准确度不高等问题和缺陷^[1-2]。因此, 更加快捷可靠的实时在线测量飞灰含碳量的方法需要被研发出来。

软测量技术由推断控制理论^[3]发展而来, 将自动控制理论和工业实际生产过程知识相结合, 选取与难以直接测量的参数有密切联系的易测变量作为辅助变量, 依据它们之间的数学关系建立测量模型, 用软件方式来代替硬件传感器进行检测^[4]。本文基于最小二乘支持向量机(Least Squares Support Vector Machines, LSSVM)算法^[5]对飞灰含碳量进

收稿日期: 2017-07-14

基金项目: 中国能建广东院科技项目: 大容量机组高效宽负荷率控制技术研究(EV03141W)

作者简介: 楼锐(1984), 男, 贵州遵义人, 高级工程师, 硕士, 主要从事热力发电厂仪表与控制系统的設計工作(e-mail)lourui@gedi.com.cn。

行软测量建模,借助 MATLAB 对软测量系统模型进行仿真优化,并将系统嵌入到 S7-300 系列 PLC 中,研制了飞灰含碳量在线软测量装置,无需进行飞灰采样,预测速度快,预测准确度较好。

1 基于 LSSVM 的飞灰含碳量软测量系统

软测量的技术原理即通过对相关生产过程进行深入分析,选取与需要进行测量的参数密切联系且容易测取的参数作为辅助变量,建立相应软测量模型,输入辅助参数,对难测参数进行预测,以软件方式进行“测量”^[6]。软测量系统结构如图 1 所示。

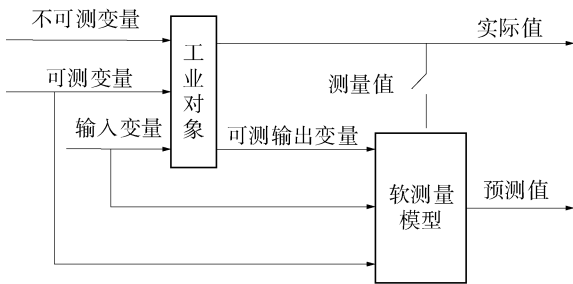


图 1 软测量系统结构

Fig. 1 System structure of soft measurement

1.1 LSSVM 算法

标准 SVM 建模较为复杂,计算量较大。而本文研究的飞灰含碳量在线软测量,涉及数据量较大,对于建模求解的实时性有着较高要求,故标准 SVM 并不适合本文。采用等式约束的最小二乘支持向量机,求解线性方程组即可完成建模,降低了标准 SVM 计算复杂度^[7]。

LSSVM 决策函数如式(1)所示,式中 α_k 为对样本支持值。

$$y_i(x) = \sum_{k=1}^N \alpha_k K(x, x_k) + b \quad (1)$$

样本支持值 $\alpha = [\alpha_1, \dots, \alpha_n]$ 和偏置 b 由式(2)和式(3)求解:

$$b = \frac{E^T U_{N \times N} y}{E^T U_{N \times N} E} \quad (2)$$

$$\alpha = U_{N \times N} \left(y - \frac{E E^T U_{N \times N} y}{E^T U_{N \times N} E} \right) \quad (3)$$

式中: $y = [y_1, \dots, y_N]^T$; $E = [1, \dots, 1]^T_{1 \times N}$, I 为单位矩阵。

$$U = (K(x_k, x_d) + \gamma^{-1} I)^{-1} \quad k, d = 1, \dots, N \quad (4)$$

式中: $K(x_k, x_d)$ 为核函数, γ 为惩罚因子。

1.2 核函数选择

支持向量机核函数用于将低维输入空间映射到高维空间,使原本在低维空间内复杂非线性关系简单化。本文拟构建飞灰含碳量软测量系统于 PLC 中,因此对系统建模复杂度与运行速度有一定要求,使用不同核函数,构成的 SVM 有较大差异。径向基核函数中参数较少,建模较为简便,适用范围大。文献[8]中对支持向量机各核函数进行了分析验证,表明 RBF 函数具有极强适应能力,几乎可以应用在所有样本集上,并且参数整定较为简便,模型性能较好。因此本文选用径向基 RBF 核函数,其表达式为:

$$K(x, x_k) = \exp \left\{ - \|x - x_k\|^2 / 2\sigma^2 \right\} \quad (5)$$

1.3 软测量辅助变量选取

恰当选取辅助变量可以很大程度上减小模型运算量,提高模型预测速度和准确度。软测量技术中辅助变量的选取就是在众多影响主导变量的因素中找出最具代表性的因素,也就是对所测变量影响最大的那些变量作为辅助变量,同时所选的辅助变量要能够保持全部影响因素的多元结构特征^[9]。而锅炉燃烧过程十分复杂,与飞灰含碳量相关且可以直接测量的变量很多。

笔者从某 1 000 MW 机组 SIS 系统收集了从 2015 年 7 月 1 日 0 点至 9 月 1 日 0 点的相关运行数据,运行数据采样间隔为 5 min。通过机理分析,结合电厂历史运行数据,初选飞灰含碳量的影响因素为:锅炉负荷、炉膛与风箱差压、燃烧器摆角、燃料风挡板开度、燃尽风挡板开度、磨煤机给煤量、一次风总风压、出口烟气温度的、出口烟气含氧量等。然后通过相关性分析选取辅助变量,剔除与飞灰含碳量值相关性过低的参数,再计算剩下的影响因素两两之间的相关度以剔除冗余。最终选取模型辅助输入量如图 2 所示。

1.4 最小二乘支持向量机参数

使用以径向基函数为核函数的支持向量机建模,决定模型性能很重要的一个环节即为选取合适惩罚因子 C (即 γ) 和核参数 σ 。惩罚因子 C 越小,软测量系统模型的支持向量就越少,模型就越简单。而核参数选择的越大,软测量模型建模所需时间就越长,模型更加复杂^[10]。对这两个参数的选取还没有严格意义上的指导性做法,多采用经验结



图2 软测量模型结构

Fig. 2 Soft measurement model structure

合仿真实际分析的手段来进行优化选择。

1.5 动态软测量

当前已经有较多采用支持向量机等学习建模方法对飞灰含碳量进行软测量的研究,大都只考虑了其“静态”关系,以输入向量 \mathbf{X} 当前采样值为输入,预测当前输出。然而对于锅炉此类动态过程,当前时刻飞灰含碳量输出 $\mathbf{Y}(t)$ 并不仅仅与该时刻输入向量 \mathbf{X} 有关,还与输入向量及飞灰含碳量的历史状态有关,以上“静态”处理方法并不符合实际物理过程。为此,本文在建模中为输入量及输出量分别引入阶数和延迟进行变量扩维;延迟时间的大小与锅炉系统的时间常数有关。按照式(6)重新构建模型的输入变量:

$$\begin{aligned} \mathbf{X}(t) = & [\mathbf{x}(t-m-dx), \mathbf{x}(t-m-1-dx), \dots \\ & \mathbf{x}(t-dx), \mathbf{x}(t), \\ \mathbf{Y}(t-n-dy), & \mathbf{Y}(t-n-1-dy), \dots \\ \mathbf{Y}(t-1-dy), & \mathbf{Y}(t-1)] \end{aligned} \quad (6)$$

式中: m 为输入量阶数; n 为输出量阶数; dx , dy 分别为输入量和输出量纯时滞。由于重新构建的向量中包含了时间参数, 依此建立的软测量模型具备动态特征, 更为贴合实际物理过程。

1.6 软测量模型在线更新

任何学习模型都面临着模型失配问题。本文采用模型在线学习更新方法来确保模型具有可靠预测能力。该方法核心思想是“用新样本替换旧样本”, 使用校验样本对模型预测准确度进行校验, 若误差过大, 则选取此时刻输入量与训练样本集中各训练样本进行欧式距离计算, 删除欧式距离最大的样本, 用校验样本作为新样本替代它构成新训练样本集, 重新对软测量模型进行学习训练。该方法保持

训练样本集大小不变, 通过校验更新剔除过时样本并增加新样本, 对软测量模型进行更新训练, 使得模型更为贴近实际过程, 模型预测准确度和可靠性大大增强。

2 软测量系统建模分析

2.1 系统建模

LSSVM 软测量系统的建模步骤如下:

第一步, 按照格式准备数据, 建立数据包。

第二步, 调用数据处理函数进行处理, 输入量扩维重构, 确定训练样本和测试样本。

第三步, 设定惩罚因子 C 和核参数 σ 调用建模函数训练软测量系统模型。

第四步, 使用校验样本检验模型预测性能, 分析预测结果。

2.2 模型参数分析及优选

使用网络搜寻法对模型参数进行优化选取。设定惩罚因子 C 和 Sigma (即核参数 σ) 取值区间为 $1 \sim 100$, 取值间隔为 1 , 以均方根误差来反映模型的预测能力。分析所采集的锅炉机组运行数据, 结合数据采集时间段的锅炉负荷曲线, 择取稳态下运行数据。其中, 锅炉负荷范围大致为 $350 \sim 1\,000$ MW, 以步长 6.5 MW 选取 100 组数据为训练样本集, 另从其他数据样本中随机选取 100 组为校验样本集。分析结果如图3所示。

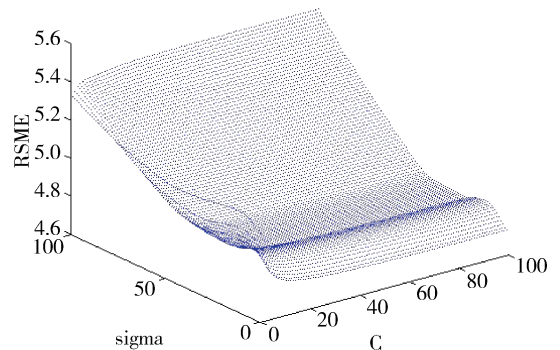


图3 软测量模型参数分析

Fig. 3 Soft measurement model parameter analysis

从图中可知, 模型预测均方根误差随着惩罚因子的增大而减小, 即模型预测准确度随着惩罚因子增大而提高, 当惩罚因子 C 增大到一定程度后, 再增大 C , 模型预测准确度提升有限。模型预测均方根误差随着核参数的增大先减小后上升, 在核参数 σ 为 60 左右时, 模型预测均方根误差达到一个极

小值。从图中不难看出两个模型参数具有耦合性。在图3的基础上,兼顾模型预测准确度及模型复杂度,选取优化参数惩罚因子 $C=30$,核参数 $\sigma=45$ 。根据研究的锅炉机组的不同,模型参数的优化结果也会有差异。

2.3 软测量模型仿真预测

利用2.2节中选取的模型参数对飞灰含碳量进行训练和测试。设定模型参数,选取训练样本和预测样本各100组,通过反复测试调整,模型输入量延迟 $dx=6$,输出量延迟 $dy=1$ 时预测效果最佳。模型预测效果如图4所示。从图4中可以看出,模型预测性能良好,能够很好地跟随飞灰含碳量校验值的变化,预测误差较小。此时模型对飞灰含碳量的预测与实际值的相对误差均在5%以内,模型的预测精度满足实际要求,而且模型预测速度也在合理范围。仿真结果表明,本文所提出的基于LSSVM的锅炉飞灰含碳量软测量方法具备较好的使用效果,预测速度及预测准确度均有良好表现。

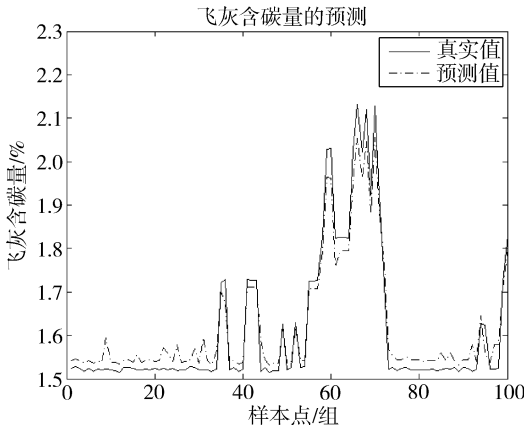


图4 软测量模型预测效果图

Fig. 4 Soft measurement model prediction effect map

3 基于PLC的软测量装置设计

3.1 硬件设计

软测量装置控制器选型为西门子S7-315-2DP。电源模块为PS307 5A。其他硬件模块为MMC存储卡、微硬PBMD485-K20 Profibus转Modbus网关、威纶通TK6070iP触摸屏、西门子导轨以及MPI和Profibus连接电缆等。装置使用机箱封装,机箱尺寸为250 mm×200 mm×200 mm,正面开孔尺寸为192 mm×138 mm以安装触摸屏,机箱底板内侧有螺栓以固定西门子PLC导轨,背板留有电源接口和RS232接口。软测量装置硬件组成如图5所示。

300系列PLC模块为导轨式设计,CPU、电源等模块可以方便地以拔插式安装到导轨之上。作为CPU的S7-315-2DP有两个通讯口,左侧为MPI口,连接PC进行编程下载及连接触摸屏;右侧为DP通讯口,连接转换网关,进行DP-Modbus通讯。网关带有RS485接口,连接RS485/RS232转换器,转换器再连接到机箱背板的RS232接头上。触摸屏除显示装置相应工作状态和飞灰含碳量预测值之外,亦可输入校验样本。装置与电厂DCS系统之间通信可采用Modbus RTU方式进行通信,装置作为Modbus从站;亦可通过MPI通讯电缆或RS232转USB线缆连接上位机,以外挂方式连接到电厂数据系统。

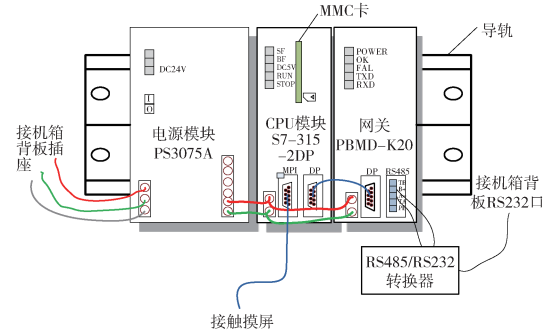


图5 软测量装置硬件连接图

Fig. 5 Soft measurement device hardware connection diagram

3.2 软件系统设计

锅炉飞灰含碳量PLC在线动态软测量系统在STEP7中基于西门子SCL语言编制。本文将系统功能规划到不同的功能模块中完成,系统各模块如表1所示:

表1 软测量系统模块组成

Tab. 1 Soft measurement system module composition

组织块	功能块	函数	数据块
OB1			
OB100			
	FB1		
	FB2		
	FB3		
	FB4		
	FB5		
	FC1		
	DB1~5		
	DB6		
	DB7		

检测装置软件系统的运行流程如图6所示。系统初始化完成后,OB1循环检测输入量输入标志位FlagX(当有预测样本输入时,置为1)。当OB1检测到FlagX标志位置1则调用FB1进行预测计算。OB1还实时检测校验样本输入标志位FlagY,若FlagY为False,则直接输出飞灰含碳量预测值,并送触摸屏显示。若FlagY为True,则计算预测误差(软测量模型输出与校验样本值之差),若误差大于设定值(5%)就调用FB2功能块更新训练样本集。调用FB3、FB4和FB5,对测量模型进行再训练,完成系统模型的更新。

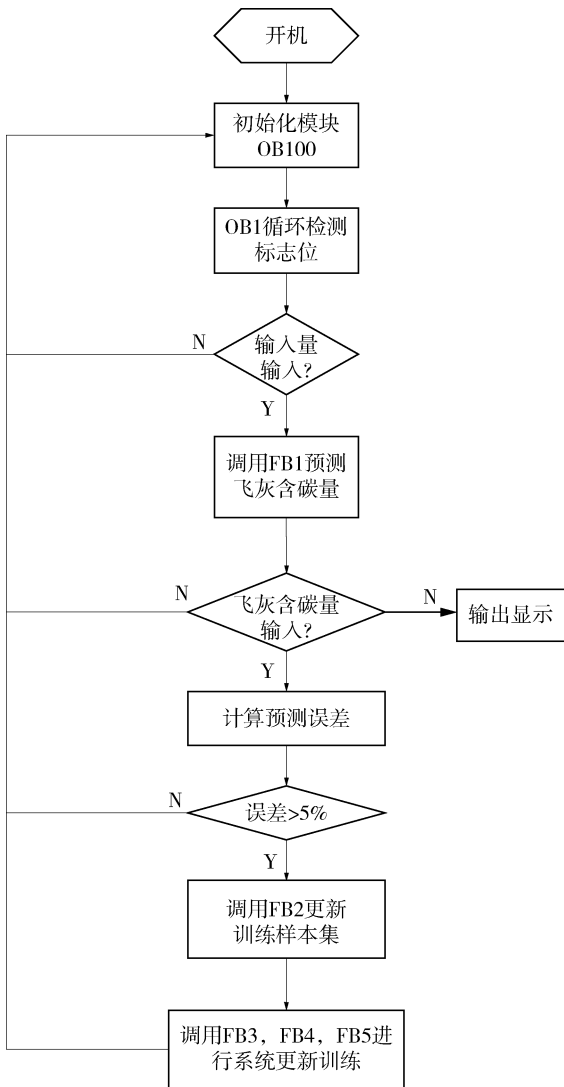


图6 软测量系统运行流程图

Fig. 6 Soft measurement system operation flow chart

软测量系统模型训练运算较复杂,而西门子S7-300PLC可编程控制器的基础循环OB1有“看门

狗”的限制,功能块大小以及工作存储器大小等均有一定限制。本软件系统的处理方法是将软测量系统训练过程拆分细化,以多次循环来一步步完成系统的训练,如图7所示:

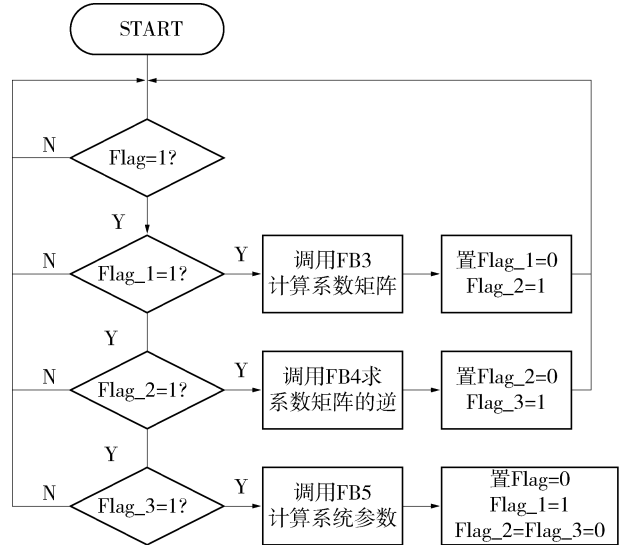


图7 软测量系统训练

Fig. 7 Soft measurement system training

Flag为系统训练或更新的标志位,在有训练或更新需求时置为1。Flag₁、Flag₂和Flag₃为分步进行的标志位,初始化设置为Flag=0,Flag₁=1,Flag₂=Flag₃=0。当系统训练或更新标志位Flag置为1时,进入训练或更新任务。第一步调用FB3计算系数矩阵,并置Flag₁为0,Flag₂为1,使OB1在下一个工作周期进入下一步训练工作即调用FB4求系数矩阵的逆。求逆后置Flag₂为0,Flag₃为1。OB1在下一个循环时开始第三步工作——调用FB5计算系统参数,并置各标志位为初始状态,完成软测量系统的训练。具体SCL编程实现为:

```

IF DB7. flag = true THEN
  IF DB7. flag_1 AND DB7. flag_2 AND DB7.
  flag_3 THEN
    FB1. DB1 ( Xnew; = DB6. xnew ); // 预测
    y_pre; = DB1. Ynew
    DB7. flag_1; = false
    DB7. flag_2; = true
    DB7. flag_3; = true
    DB7. flag; = false
  END_IF

```

```

IF DB7. flag_3 =false THEN//计算系统参数
FB5. DB5(Y; =DB5. Y, U; =DB7. U)
DB7. flag_3: =true
END_IF
IF DB7. flag_2 =false THEN
FB4. DB4(H; =DB7. H); //求逆功能块
DB7. flag_2: =true
DB7. flag_3: =false
END_IF
IF DB7. flag_1 =false THEN
FB3. DB3(X; =DB6. X); //计算 H
DB7. flag_1: =true
DB7. flag_2: =false
END_IF
END_IF

```

飞灰含碳量软测量系统数据量较大, 变量较多。使用符号表对特定地址指定一个符号标志, 在程序中使用这一符号标志来实现对该地址的读写等操作, 程序编制维护更为便利。编制符号表如表 2 所示:

表 2 符号表

Tab. 2 Symbols table

符号	地 址	数据类型	描 述
X1_1	PIW 256	WORD	空预器 A 出口
X1_2	PIW 258	WORD	烟气温度 1
X2_1	PIW 260	WORD	空预器 A 出口
X2_2	PIW 262	WORD	烟气温度 2
X3_1	PIW 264	WORD	空预器 B 出口
X3_2	PIW 266	WORD	烟气温度 1
...
X25_1	PIW 352	WORD	磨煤机 F 进口
X25_2	PIW 354	WORD	一次风压
Y_OUT_1	PQW 256	WORD	飞灰含碳量
Y_OUT_2	PQW 258	WORD	预测值
X_IN	PIW 360	WORD	输入量标志位
Y_IN	PIW 362	WORD	输出量标志位
X_OK	PQW 260	WORD	预测完成标志
Y_OK	PQW 262	WORD	更新完成标志
Y_TRUE_1	PIW 356	WORD	飞灰含碳量
Y_TRUE_2	PIW 358	WORD	校验值

4 软测量装置测试

对飞灰含碳量在线软测量装置 Modbus 直连工

作方式进行了性能测试。实验测试平台组成为: 数据写入软件、openPlant 数据库、软测量装置上位机软件及软测量装置。为模拟电厂数据环境, 在实验室搭建了 openPlant 数据库, 并且将从现场收集到的实际机组运行数据实时写入到数据库中, 模拟电厂 SIS 系统的实时数据采集和数据管理。编制了软测量装置上位机软件从数据库获取生产数据下发到装置 PLC, 并读取装置预测所得的飞灰含碳量。测试平台如图 8 所示。

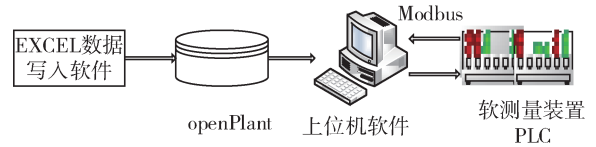


图 8 Modbus 实验测试平台

Fig. 8 Modbus test platform

实验测试步骤如下:

- 1) 装置开机, 使用 USB 转 RS232 线缆连接上位机。
- 2) 打开 openPlant Monitor, 开启 openPlant 及 Apache Tomcat 服务。
- 3) 运行 Excel 数据写入软件, 连接 openPlant 数据库, 将存储在 Excel 中的机组运行数据写入 openPlant 数据库。
- 4) 运行软测量装置上位机软件, 连接数据库, 设置串口参数, 打开串口对装置进行读写控制, 上位机软件运行界面如图 9 所示。

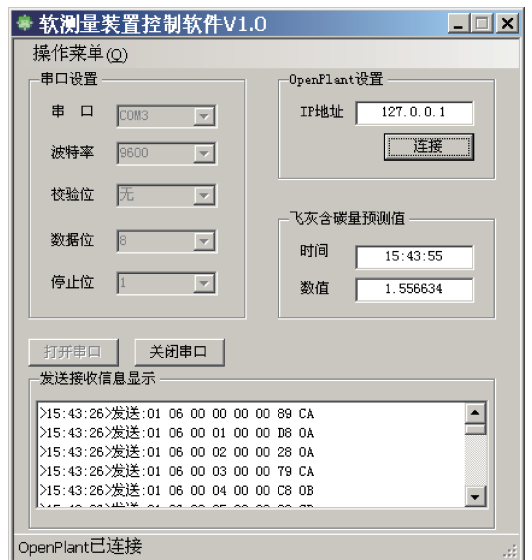


图 9 Modbus 测试

Fig. 9 Modbus test

实验结果显示飞灰含碳量软测量装置以 Modbus 方式通讯正常稳定,能够实时获取软测量辅助变量数据,完成飞灰含碳量的预测工作。记录 20 组预测值,如表 3 所示,据表 3 数据计算装置预测均方根误差 RMSE 为 3.6%,软测量装置预测准确度较高。

表 3 预测结果
Tab. 3 Forecast results

样本点	真实值	预测值	样本点	真实值	预测值
1	1.829	1.811	11	2.12	2.049
2	2.029	1.987	12	1.923	1.965
3	2.031	1.999	13	2.127	2.076
4	1.824	1.855	14	1.923	1.966
5	1.826	1.819	15	1.719	1.774
6	1.827	1.815	16	1.522	1.556
7	1.824	1.836	17	1.527	1.543
8	2.026	1.996	18	1.519	1.544
9	2.131	2.080	19	1.525	1.492
10	2.023	2.001	20	1.526	1.539

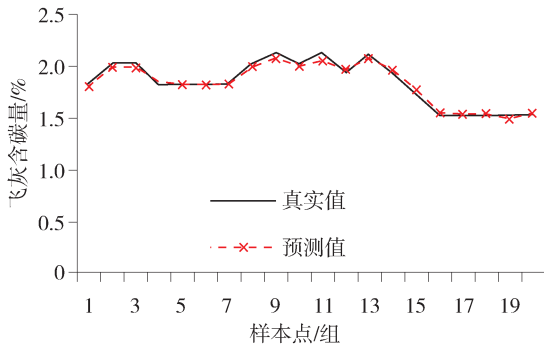


图 10 预测效果图

Fig. 10 Predictive renderings

5 结论

飞灰含碳量不仅仅反映着锅炉效率乃至电站经济效益的高低,而且对机组设备安全有效运行也有相当大的影响,同时还关系着环境保护。而目前飞灰含碳量测量装置存在准确度不高、时间滞后大等问题,难以及时指导实际运行生产。本文研究了软测量技术在锅炉飞灰含碳量中的应用,讨论了软测量系统的设计与实现,以及飞灰含碳量在线软测量装置的研制与测试。本次研究完成了下述工作:

1) 研究了软测量技术在飞灰含碳量测量上的应用,提出了一整套基于 LSSVM 的锅炉飞灰含碳量动态软测量方法,并在 MATLAB 上进行了软测量系统仿真分析,验证了本方法的可行性与可靠性。

2) 将飞灰含碳量 LSSVM 在线动态软测量系统嵌入到 S7-300 PLC 平台,为系统运行提供高度可

靠性保障,设计了以 S7-300 PLC 为核心的相应软测量装置。装置无需进行飞灰采样,通过获取电站工况数据即可在线实时地对飞灰含碳量进行预测,避免了传统测碳仪取样难,滞后大等问题。

3) 对软测量装置进行了实验室测试,测试结果显示软测量装置通讯正常稳定,预测速度快,预测误差在 3.6% 内,能够胜任实时在线检测飞灰含碳量的工作,具备实际应用潜力。

参考文献:

- [1] 董宇翔. 厂级负荷优化分配策略研究 [D]. 北京: 华北电力大学, 2012.
- [2] 陈立军, 王莹, 邹晓旭, 等. 锅炉飞灰含碳量检测技术的发展和现状 [J]. 化工自动化及仪表, 2010, 37(9): 1-4.
CHEN L J, WANG Y, ZOU X X, et al. Development and present situation of carbon content detection technology for boiler fly ash [J]. Chemical Industry Automation and Instrumentation, 2010, 37(9): 1-4.
- [3] 李国正, 王猛, 曾华军. 支持向量机导论 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2005.
- [4] SLISHOVIC D. Methods for plant data-based process modeling in soft-sensor development [J]. Automatika, 2011, 52(4): 306-318.
- [5] YANG T T, CUI C. Modeling on SCR process of a coal-fired boiler using LSSVM method [C]//IEEE. Chinese Control and Decision Conference, New York; IEEE, 2015: 4025-4028.
- [6] 乔弘, 李瀚, 王天堃. 火电厂飞灰含碳量多模型融合软测量方法 [J]. 南方能源建设, 2015, 2(增刊1): 11-14.
QIAO H, LI H, WANG T K. Multi-model fusion soft sensor method for thermal power plant carbon content of fly ash [J]. Southern Energy Construction, 2015, 2(Supp. 1): 11-14.
- [7] 顾燕萍, 赵文杰, 吴占松. 最小二乘支持向量机的算法研究 [J]. 清华大学学报(自然科学版), 2010, 50(7): 1063-1066.
- [8] KEERTHI S S, LIN C J. Asymptotic behaviors of support vector machines with gaussian kernel [J]. Neural Computation, 2003, 15(7): 1667-1689.
- [9] 贺瑶, 方彦军. 基于 PSO-SVR 的飞灰含碳量软测量研究 [J]. 自动化与仪表, 2013(4): 1-4+36.
HE Y, FANG Y J. Study on soft measurement of carbon content in fly ash based on PSO-SVR [J]. Automation and Instrumentation, 2013(4): 1-4+36.
- [10] 崔宇, 薛美盛. 局部 LSSVM 方法在飞灰含碳量软测量中的应用 [J]. 仪表技术, 2009(5): 62-64.
CUI Y, XUE M S. Application of local LSSVM method in soft measurement of carbon content of fly ash [J]. Instrument Technique, 2009(5): 62-64.