

# 火电厂飞灰含碳量多模型融合软测量方法

乔弘<sup>1</sup>, 李瀚<sup>2</sup>, 王天堃<sup>3</sup>

(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. 国网北京市电力公司朝阳供电公司, 北京 100020; 3. 神华集团有限责任公司, 北京 100011)

**摘要:** 针对目前火电厂燃煤锅炉飞灰含碳量测量方法存在时间滞后和精度不高等问题, 在对锅炉飞灰含碳量影响因素进行分析的基础上, 采用基于多个模型的组合可以提高模型精度和鲁棒性的思想, 提出基于支持向量机融合的多模型动态软测量建模方法。该建模方法利用时间序列数据建立模型, 每个子模型表达某一工况对输出的估计, 各个子模型的预测输出通过 SVM 方法实现变权数融合。应用火电厂历史数据进行飞灰含碳量软测量建模研究, 结果表明该方法能够达到较好的测量效果。

**关键词:** 支持向量机; 多模型; 飞灰含碳量; 软测量

中图分类号: TM621

文献标志码: A

文章编号: 2095-8676(2015)S1-0010-05

## Multi-model Fusion Soft Sensor Method for Thermal Power Plant Carbon Content of Fly Ash

QIAO Hong<sup>1</sup>; LI Han<sup>2</sup>; WANG Tiankun<sup>3</sup>

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

2. Chaoyang Electric Power Supply Company, State Grid Beijing Electric Power Company, Beijing 100020, China;

3. Science and Technology Development Department, Shenhua Group Corporation Limited, Beijing 100011, China)

**Abstract:** In view of the present fly ash carbon content measurement method for thermal power plant coal-fired boiler exists the problems such as time delay and low precision, on the basis of the boiler fly ash carbon content influencing factors' analysis, using the thought that the combination of multiple models can improve the model accuracy and robustness, we proposed a multi-model dynamic soft sensor modeling method based on support vector machine (SVM) fusion. This modeling method uses the time series data to build a model, each submodel express the estimate of the output in one condition, and each submodel's predicted output realizes the variable weighting fusion through SVM method. We did a modeling study of fly ash carbon content soft sensor, using the historical data of thermal power plant, and the result shows that the method can achieve better measurement effect.

**Key words:** support vector machine (SVM); multi-model; carbon content of fly ash; soft sensor

飞灰含碳量是火电厂燃煤锅炉固体未完全燃烧损失的直接表征, 对锅炉的运行效率和机组总体性能有较大影响。实时准确监测飞灰含碳量, 有利于操作人员及时调整运行方式, 将飞灰含碳量控制在最佳范围, 从而尽量提高完全燃烧程度, 提高机组运行水平。同时, 低含碳量飞灰还可以废物利用, 不但增加电厂的经济收益, 而且减少飞灰的填埋成本和环境污染, 这对于电厂节能、提高经济效益、

保护环境都有着现实意义。但飞灰含碳量受煤种、锅炉结构、运行操作水平等多种因素的影响且关系复杂, 所以很难直接在线测量。而传统的燃烧失重法, 由于工序复杂、受人为因素的影响大、化验滞后时间长、分析结果代表性差等严重缺点, 不能及时有效地指导生产。电厂出于降低煤耗、提高经济效益的目的, 迫切需要找到快速、准确、低改造成本的飞灰含碳量在线测量方法。软测量技术是利用一些易于实时测量的与被测变量密切相关的变量(二次变量), 通过在线分析, 来估计不可测或难测量变量的方法。多年的研究成果表明, 软测量技术已成为过程控制和过程检测领域的一大研究热点和主要发展趋势之一<sup>[1]</sup>。

收稿日期: 2015-11-15

作者简介: 乔弘(1981), 男, 内蒙古呼伦贝尔人, 高级工程师, 博士, 主要从事火电厂热工过程参数建模和软测量研究工作(e-mail) qiaohong@gedi.com.cn。

支持向量机(SVM)是一种基于结构风险最小化的小样本学习方法,采用经验风险和置信范围两项同时最小化的风险泛函,这种体系下的统计推理规则不仅考虑了对渐近性能的要求,而且追求在现有有限信息的条件下得到最优结果<sup>[2]</sup>。由于SVM算法对于建立不明机理或机理数据模型过于复杂的过程有很大优势,能够通过黑箱数据模型描述各参数之间的内在联系,因此应用SVM建立软测量模型已经成为一种广泛采用的方法。但是这些模型采用的学习数据也大多是与时间无关的离散数据,所建立的模型大都是软测量静态模型。然而一般的生产过程都是动态的,只有系统在非常平稳的固定工况才可以近似看作是静态的。软测量静态模型常常会导致软仪表的估计性降低、鲁棒性差等缺点,降低了其实用性,建立过程的动态软测量模型是解决该问题的有效方法。

许多研究成果已经证实将一组单个模型的预测以某种方法融合,会提高整体的预测精度,也有许多学者将多SVM建模方法应用于软测量,用以提高模型的精度和鲁棒性。本文提出一种应用SVM算法和多模型思想建立动态软测量模型的通用方法,并应用于火电厂飞灰含碳量的软测量建模,取得了良好的效果。

## 1 基于SVM融合的多模型动态软测量模型

### 1.1 基于SVM融合的多模型结构

1969年Bates和Granger提出通过将几个模型相加来提高模型的预测精度和鲁棒性的方法<sup>[3]</sup>,文献[4-5]采用多模型(Multiple Model)方法对非线性系统进行辨识和建模取得了良好的效果,多模型建模方法的基本思想是将系统划分为若干子系统,分别对每个子系统建模,而整个系统的模型也可视作各子系统模型的某种组合,其对于非线性强、工况范围广的复杂工业过程的动态性能具有很强的逼近能力。

在软测量建模中,由可测的辅助变量集 $x$ (软仪表的输入)来推断不可测主导变量 $y$ (软仪表的输出),并考虑系统非线性的动态特性,可以表示为:

$$y(t) = f(x(t), x(t-1), \dots, x(t-n+1)) \quad (1)$$

而基于SVM的单模型建模方法,常常将 $x(t)$ ,  $x(t-1)$ ,  $\dots$ ,  $x(t-n+1)$ 单独作为模型某时刻的输入,来逼近 $f(\cdot)$ ,这样建立的静态模型很难有效表

征对象的非线性动态特性和保证建模精度<sup>[6]</sup>。而一般的多模型建模方法,大都采用选取固定权值的静态加权融合方法,也较难适应对象的工况状态变化。

本文提出的基于SVM融合的多模型建模结构如图1所示,其基本思想是:将一个复杂的SVM建模转化为若干个简单的具有较明确物理意义的子模型建模(上一时刻辅助变量对主导变量的影响),然后应用SVM进行随工况变化的变权重非线性融合作为模型的输出,该多模型建模思想可以用式2进行描述:

$$y(t) = g(f_1(x(t)), f_2(x(t-1)), \dots, f_n(x(t-n+1))) \quad (2)$$

式中: $f_i(\cdot)$  ( $i=1, 2, \dots, n$ )分别用基于SVM的子模型进行逼近; $g(\cdot)$ 是所有子模型的变权重非线性融合器。

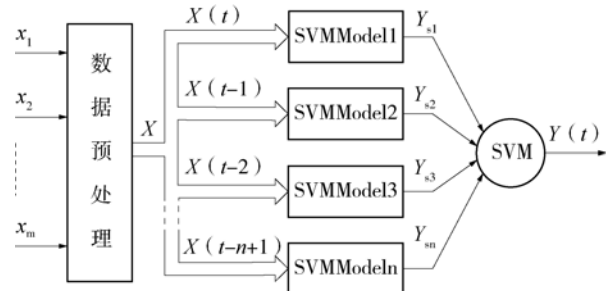


图1 多模型建模结构

Fig. 1 Multi-model Modeling Structure

建立基于SVM融合的多模型步骤如下:

#### 1) 数据样本的获取与处理

假设 $y$ 和 $x$ 的数据样本经过处理后采样周期均为 $T$ 定义为采样的单位周期,主导变量 $y$ 可记为 $y(t)$ ;辅助变量 $x$ 在包括 $t$ 时刻在内的 $n$ 个时刻的采样可以表示为 $x(t), x(t-1), \dots, x(t-n+1)$ ,则如果建立多模型考虑辅助变量前 $v-1$ 个时刻对主导变量 $y(t)$ 的影响,则第 $v$ 个子模型的训练样本可以表示为 $\{y(t), x(t), x(t-1), x(t-2) \dots x(t-v+1)\} t=iT (i=1, 2, \dots, m)$   $m$ 为样本总数。

#### 2) 建立子模型

应用处理过的样本数据,如果确定需要考虑 $n$ 个时刻辅助变量对主导变量 $y(t)$ 的影响,则可以建立 $n$ 个LS-SVM子模型,则模型 $v$ 表示 $x(t-v+1)$ 对输出 $y(t)$ 的影响。

#### 3) 子模型输出的变权值融合

多个子模型的输出为 $y_{s1}, y_{s2}, \dots, y_{sn}$ ,分别

表示过去  $n$  个时刻辅助变量对模型输出的估计, 根据图 1 所示的多模型结构需要将各个子模型的输出进行融合, 获得最终的模型输出。对于多模型建模方法, 常见的融合方法是线性融合方法, 包括最小二乘法、主成份分析法等, 这些方法适用于子模型输出与最终的主导变量存在较强的线性关系的情况, 其忽略了  $y_{sv}$  与  $y(t)$  的非线性关系, 而且常规的融合方法, 权值一旦确定则不能更改, 不能适应模型的动态特性要求。所以, 需要将  $g(\cdot)$  用一个非线性函数实现, SVM 具有强大的线性非线性拟合能力, 可以以  $\{y_s, y(t)\}$  为样本, 用 SVM 建立多个子模型的输出融合器。

## 1.2 基于 LS-SVM 的子模型

SVM 基于结构风险最小化 (SRM) 思想, 通过定义适当的核函数进行非线性变换, 将输入空间变换到一个高维空间, 然后在这个新空间应用线性回归寻找支持向量, 即距离最优分类面最近, 并且根据平行于最优分类面的超平面上的训练样本构造最优分类面, 增加了对测试样本的泛化能力。标准 SVM 算法复杂度不依赖于输入空间的维数, 而依赖于样本数据的个数, 样本数据越大, 求解相应的二次规划 (QP) 问题越复杂, 计算速度越慢。与标准 SVM 不同, 最小二乘支持向量机 (LS-SVM) 用等式约束代替不等式约束, 求解过程变成了解一组等式方程, 避免了求解耗时的 QP 问题, 求解速度相对加快<sup>[7]</sup>。相对于 SVM 常用的不敏感损失函数, LS-SVM 不再需要指定逼近精度。而是利用 SRM 准则构造式 3 所示的最小化目标函数。

$$\min_{w,b,e} J^* = \frac{1}{2} w^T w + c \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l e_k^2$$

$$s. t. y_k = w^T \varphi(x_k) + b + e_k \quad k = 1, 2, \dots, l \quad (3)$$

式中:  $x_k$ 、 $y_k$  ( $k=1, 2, \dots, n$ ) 分别为子模型的输入和输出,  $w$  表征着子模型的复杂度,  $e_k$  表示容许的经验误差, 常数  $c$  用于控制模型的复杂度与经验误差之间的折衷,  $\varphi(x)$  为非线性函数用于将样本空间映射到高维特征空间。

定义 Lagrange 函数

$$L = J^* - \sum_{k=1}^l \alpha_k [w^T \varphi(x_k) + b - y_k + e_k] \quad (4)$$

式中:  $\alpha_k$  为 Lagrange 乘子。根据 KKT 条件:

$$\frac{\partial L}{\partial w} = 0 \Rightarrow w = \sum_{k=1}^l \alpha_k \varphi(x_k),$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = 0 \Rightarrow \sum_{k=1}^l \alpha_k = 0,$$

$$\frac{\partial L}{\partial e_k} = 0 \Rightarrow \alpha_k = c e_k,$$

$$\frac{\partial L}{\partial \alpha_k} = 0 \Rightarrow w^T \varphi(x_k) + b - y_k + e_k = 0. \quad (5)$$

利用式(5)所示方程组, 消去  $w$  和  $e_k$ , 得到如下方程

$$\begin{vmatrix} 0 & e^{*T} \\ e^* & ZZ^T + c^{-1}I \end{vmatrix} \begin{vmatrix} b \\ a \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 0 \\ \gamma \end{vmatrix} \quad (6)$$

式中:  $e^* = [1 \cdots 1]^T$ ,  $Z = [\varphi(x_1)^T \cdots \varphi(x_l)^T]^T$ ,  $\gamma = [y_1 \cdots y_l]^T$ ,  $\alpha = [\alpha_1 \cdots \alpha_l]^T$ 。

用最小二乘法求出  $\alpha$  和  $b$ , 则可得到预测输出为:

$$y(x) = \sum_{k=1}^l \alpha_k \varphi(x)^T \varphi(x_k) + b \quad (7)$$

应用核函数思想, 令

$$K(x, x_k) = \varphi(x)^T \varphi(x_k) \quad (8)$$

则偏差的预测输出为:

$$y(x) = \sum_{k=1}^l \alpha_k K(x, x_k) + b \quad (9)$$

满足核函数条件的  $K$  的形式很多, 常用的有样条核函数、多项式核函数、RBF 核函数等。SVM 进行非线性建模时, 核函数的选取对模型的精度有很大影响, 研究发现 RBF 核函数有着相对优良的性能。因此, 本文采用 RBF 核函数来进行 SVM 建模。

## 2 飞灰含碳量软测量建模

### 2.1 辅助变量选取

燃煤锅炉飞灰含碳量特性受到如煤种、运行参数和锅炉设计制作安装等因素的影响, 关系较为复杂。在软测量建模时, 由于锅炉已经建成运行, 其设计和安装参数均已确定, 因此可以选择煤质特性参数和锅炉运行工况作为软测量的输入。选择二次变量时, 一般可采用燃煤的收到基低位发热量、挥发分、灰分和水分, 来反映煤质特性; 采用锅炉负荷、省煤器出口氧量、各磨煤机给煤量、炉膛与风箱差压、一次风总风压、各层二次风压、燃烧器摆角等参数反映锅炉运行工况。因此, 本文选取反映煤质特性的四个参数、煤粉细度、一次总风压、各层二次风压、锅炉负荷、省煤器出口氧量、各磨煤机给煤量、排烟温度、炉膛与风箱压差均值、燃烧器摆角、炉膛出口氧量均值等 24 个参数为软测量

模型的输入。

## 2.2 模型建立

锅炉的燃烧过程是一个复杂的物理、化学过程,影响锅炉飞灰含碳量诸多因素具有耦合性强、非线性强等特征。因此锅炉飞灰含碳量的软测量,比较适合采用多模型建模方法进行辨识建模,本文提出的飞灰含碳量多模型软仪表结构如图 2 所示。

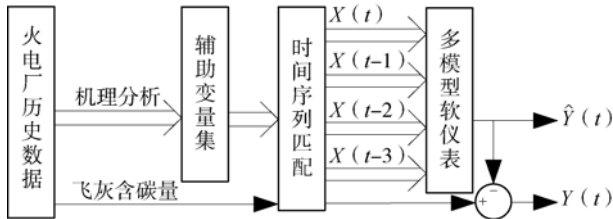


Fig. 2 Multi-model Thermal Power Plant Fly ash Carbon Content Soft Instrument Structure

多模型中采用四子模型结构,即考虑前三个工况下辅助变量对当前飞灰含碳量预测输出的影响。子模型采用基于 RBF 核的 LS-SVM 算法进行建模,多个子模型输出采用基于 RBF 核的  $\varepsilon$ -SVM 进行融合,而应用 SVM 建模的精度受学习机的训练参数影响很大( $c$ 、 $\sigma$  和  $\varepsilon$ )。

参数  $c$  平衡着模型的复杂程度与经验风险,值越大则模型的经验风险越低,但模型的复杂性增大。因此需要找到参数  $c$  的折衷方案,文献[8]给出一种基于训练数据的参数选择方法,如 10 式所示,参数的选择不再依靠建模人员的经验进行试验选择,更好的利用了数据性能信息,降低建模人员的经验要求。

$$c = \max(|\bar{y} + 3\delta_y|, |\bar{y} - 3\delta_y|) \quad (10)$$

式中:  $\bar{y}$  和  $\delta_y$  分别是训练数据样本中飞灰含碳量的均值和标准差。

RBF 核函数的参数  $\sigma$  对学习机的性能影响较大,其决定计算机能有效计算 RBF 核对应特征映射的泰勒展开式的项数,也就是特征空间的维数。当  $\sigma$  取值越大,特征空间的维数越小,所得到的拟合函数越平滑;相反, $\sigma$  的取值越小,特征空间的维数越高,支持向量的个数越多,所得到的拟合函数起伏越大。对于固定的核函数形式(如 RBF 核)的  $\varepsilon$ -SVM 的  $\varepsilon$  值控制支持向量(SVs)的个数,即  $\varepsilon$  增大对应的 SVs 个数会减少,模型的复杂性会降低,但随之也会牺牲精度。本文建模中对  $\sigma$  和  $\varepsilon$  的

取值进行多次试验,取检验最优值。

## 3 仿真研究

研究对象为国内某火电厂 300 MW 机组,其粉煤燃烧锅炉为亚临界中间再热控制循环锅炉,采用正压直吹式制粉系统,配 5 台中速磨煤机,采用同心反切燃烧系统,炉膛四角布置切向摆动式燃烧器,燃烧器为一二次风间隔布置,燃烧器可在上、下方向摆动以调节再热汽温,安装有飞灰含碳量在线测量装置,通过 modebus 连接进入分散控制系统(DCS)系统进行监测。本文仿真数据均取自机组 DCS 历史数据站,机组稳定运行情况下,取 40 组连续工况数据,训练样本和测试样本数量各为 20 组,分别进行样本训练和模型测试。

首先,确定样本训练集合和检验集合后,利用式 10 给出的 SVM 训练参数计算方法获得子模型和融合 SVM 的参数  $C = 13.2393$ 。然后,以子模型训练数据集预测精度为目标调整 RBF 核函数参数  $\sigma$ ,最终确定  $\sigma = 0.15$  作为最终选择结果,四个子模型取相同的学习机参数。最后,再以训练数据集预测精度为目标,优化选取融合 SVM 的参数,经多次试验确定  $\sigma = 0.17$ ,  $\varepsilon = 0.08$ 。基于 SVM 融合的变权数多模型软仪表样本训练和模型仿真结果如图 3、4 所示。

采用检验数据集的泛化均方根误差(RMSE)和最大正、负泛化绝对误差(MAXE+、MAXE-),来判断模型的建模效果优劣。

$$RMSE = \frac{1}{N} \sqrt{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (11)$$

$$MAXE = \pm \max_{i=1}^N (|y_i - \hat{y}_i|) \quad (12)$$

式中:  $y_i$  检验样本的真实值;  $\hat{y}_i$  为模型的预测输出值;  $N$  为检验样本总数。

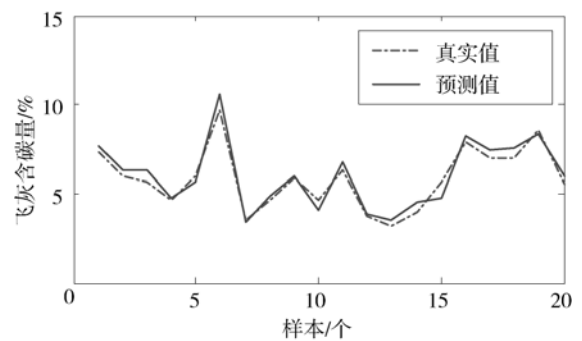


图 3 多模型软仪表样本训练结果

Fig. 3 Multi-model Soft Instrument Sample Training Results

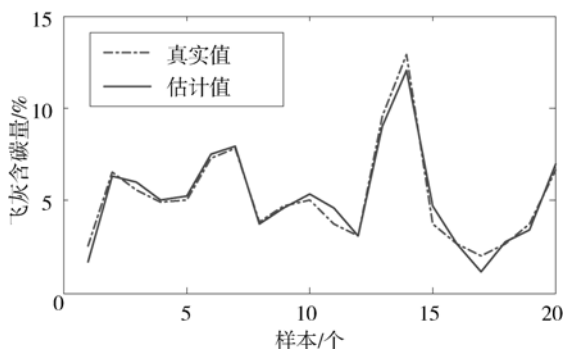


图4 多模型软仪表检验结果

Fig. 4 Multi-model Soft Instrument Test Results

为对比验证模型精度,分别用LS-SVM和BP神经网络算法对相同的训练和检验数据集建立静态软测量模型,与本文提出的多模型方法进行精度对比,结果如表1所示。

表1 模型检验对比结果

Table 1 Model Test Comparison Results

模型	多模型方法		BP网络	LS-SVM
	模型训练	模型检验	模型检验	模型检验
RMSE	0.102 4	0.112 6	0.165 8	0.136 4
MAXE +	0.857 2	0.962 3	1.125 4	0.981 6
MAXE -	-0.890 2	-0.907 2	-1.223 6	-1.089 1

由以上试验结果可知,三种软测量模型输出的RMSE均很小,说明三种模型均获得了正确的输入-输出对应关系,但是对比三种模型的精度性能,本文提出的多模型动态软测量模型的预测精度明显优于另外两种静态模型。

## 4 结论

本文提出一种基于SVM变权数融合的多模型

通用软测量建模方法。该建模方法采用多模型思想提高模型的精度和鲁棒性;运用时间序列数据作为模型输入,各个子模型能够估计过去工况对当前输出的影响,具有较明确的物理意义;采用 $\varepsilon$ -SVM实现多子模型的变权值融合,能有效实现各子模型输出间的非线性融合,更好的适应了工况变化要求和系统的动态特性。

以火电厂燃煤锅炉飞灰含碳量为研究对象,采用历史站数据进行动态仿真,建立飞灰含碳量软测量模型,分别与基于BP神经网络和LS-SVM的静态软测量模型进行精度对比,结果说明应用本文提出的多模型软测量模型具有更高精度,可以准确、有效的对火电厂飞灰含碳量进行估计。

### 参考文献:

- [1] 李海青,等.软测量技术原理及应用[M].北京:化学工业出版社,2000.
- [2] 王春林,周昊,等.基于支持向量机的大型电厂锅炉飞灰含碳量建模[J].中国电机工程学报,2005,25(20):72-76.
- [3] BATES J M, GRANGER C W J. The Combination of Forecasts [J]. Operations Research Quarterly, 1969(20): 319-323.
- [4] 吕伟杰,刘鲁源.多模型小波网络非线性动态系统辨识[J].信息与控制,2003,32(3):272-276.
- [5] 赵江,张贵伟,齐欢.发酵过程的多模型融合建模算法[J].信息与控制,2005,34(2):172-176,183.
- [6] 罗健旭,邵惠鹤.应用多神经网络建立动态软测量模型[J].化工学报,2003,52(12):1770-1773.
- [7] 袁平,毛治忠,王福利.基于多支持向量机的软测量模型[J].系统仿真学报,2006,18(6):1458-1461.
- [8] CHERKASSKE V, MA Y. Practical Selection of SVM Parameters and Noise Estimation for SVM Regression [J]. Neural Networks, 2004, 17(1): 113-126.

(责任编辑 张春文)

(下接第18页 Continued from Page 18)

### 参考文献:

- [1] 赵春,王培红.燃气蒸汽联合循环热经济学分析评价指标研究[J].中国电机工程学报,2013,33(23):44-50.
- [2] 乐园园,葛园贤.燃气蒸汽联合循环发电厂的几个环保问题[J].电力科技与环保,2013,29(5):1-3.
- [3] 赵敏.燃气蒸汽联合循环机组的技术发展概况及其主要设计原则[J].电力建设,2001(22):14-17.
- [4] 顾华年,危奇等.燃气轮机压缩空气模块的国产化研制与系

- 统优化[J].发电设备,2011,25(3):15-21.
- [5] 谭振云.火力发电厂压缩空气系统设计优化及比较[J].广西电力,2009(5):100-103.
- [6] GB 50029—2003,压缩空气站设计规范[S].
- [7] GB 50660—2011,大中型火力发电厂设计规范[S].
- [8] DL/T 5204—2005,火力发电厂油气管道规程[S].
- [9] EBASCO 电站设计导则[S].

(责任编辑 张春文)