

基于 LS-SVM 和单纯形的烟气含氧量软测量

刘长良, 李淑娜

(华北电力大学自动化学院, 河北保定 071003)

摘 要: 烟气含氧量是影响火电厂燃烧经济性的一个重要因素。由于受到多个因素的影响, 导致了火电厂烟气含氧量测量存在一定的困难性。软测量模型是以容易测得的二次变量为基础, 利用二次变量和难测得的待测过程变量之间的数学关系, 对待测过程变量进行测量而建立的模型。本研究选用合适的二次变量, 提出了基于最小二乘支持向量机的火电厂烟气含氧量软测量模型。并把单纯形寻优算法应用在最小二乘支持向量机的两个必需确定的参数优化问题中, 结合现场数据对模型进行预测检验。仿真结果表明, 该方法能够比较准确地对火电厂烟气含氧量进行测量, 对于实现火电厂经济燃烧有着重大的意义。

关 键 词: LS-SVM; 单纯形; 烟气含氧量; 软测量; 寻优算法

中图分类号: TP391.9 TK314 文献标识码: A

引 言

锅炉烟气含氧量作为送引风调节系统中的重要参数直接反映锅炉燃烧过程的风煤比, 是关系燃经济性的一个重要指标。含氧量过高会导致排烟损失增大, 过低则会导致未完全燃烧损失增大, 直接影响火电机组大型锅炉的效率。目前, 火力发电机组大多采用氧化锆氧量计直接测量锅炉排烟氧量, 然而却存在很多问题。比如单测点会导致较大的采样误差, 多测点取平均值又会增加维护成本^[1]。因此很有必要通过软测量方法建立模型对烟气含氧量进行预测和控制。

1 软测量方法

软测量的建模方法多种多样且各种方法互有交叉, 目前又有相互融合的趋势, 主要有机理建模、状态估计、人工神经网络、数据融合、支持向量机等方法^[2~3]。与其它方法建立的模型相比, 机理模型的可解释性强、外推性能最好, 是最理想的软测量模

型, 但是专用性太强可移植性差^[4]。基于状态估计的软测量方法缺点是对复杂的对象, 往往难以建立系统的状态空间模型。另外, 当过程中出现持续缓慢变化的不可测扰动时, 利用该方法建立的软测量模型可能导致严重的误差^[5]。烟气含氧量软测量在建模方法上早期采用比较多的是神经网络技术, 目前, 人工神经网络已经广泛应用到工业过程建模和控制中, 但用神经网络建模还存在很多问题, 针对比较典型的 RBF 神经网络, 具体表现在: (1) 网络基函数中心点难以确定; (2) 输出权值计算过程中存在数值变态问题; (3) 网络的在线校正效果不明显; (4) 网络的泛化能力不强^[6]。之后又出现了采用数据融合的方法。

文献[7]采用燃烧机理分析以及统计分析相结合的建模方法, 首先建立起多个送风量和给煤量的软测量模型, 然后对送风量和给煤量的多个软测量模型输出进行了加权数据融合, 该方法在一定程度上解决了软测量所需过程数据的处理问题, 但其计算复杂度较高。

近年来, 作为机器学习领域中备受瞩目的支持向量机 (SVM, Support Vector Machine) 在许多领域取得了成功的应用, 它基于结构风险最小化原则尽量提高学习机的泛化能力, 同时支持向量机算法又是一个凸优化问题局部最优解一定是全局最优解; 支持向量机算法中的核函数利用隐式非线性变换, 巧妙地解决了维数灾难问题, 在软测量应用中显示出巨大的优越性。在优化目标函数时最小二乘法支持向量机利用结构风险原则, 选取了误差的二范数作为损失函数, 从而使优化问题由标准支持向量机的二次规划简化为最小二乘支持向量机线性方程的求解。研究表明, 最小二乘支持向量机算法具有学习能力强、泛化能力好、对样本的依赖程度低等优点。

收稿日期: 2009-07-02 修订日期: 2009-08-24

基金项目: 国家高技术研究发展计划 (863) 基金资助项目 (2007AA041106)

作者简介: 刘长良 (1965-) 男, 河北保定人, 华北电力大学教授, 博士。

根据特定对象的特殊性和复杂性探讨用最小二乘支持向量机对研究对象——电厂烟气含氧量测量进行建模, 并结合电厂 DCS 数据库实际数据进行训练和检验, 实现软仪表测量。结果表明, 所建模型能根据相关参数准确预报同一工况下的烟气含氧量, 并具有良好的泛化性和较强的现场应用性。

2 最小二乘支持向量机的参数优化选择方法

对于采用径向基核的最小二乘支持向量机的主要参数是正则化参数 C 和核函数宽度 σ , 对于 RBF 核 $k(x, x_i) = \exp(-\|x - x_i\|^2 / \sigma^2)$ 求解最佳 (C, σ) 有多种方法可以选择。完成一个完全的网格搜索是非常费时的。而双线性搜索法的局限性又表现在需要先得到线性 SVM 的最优参数 C 才能开始 RBF 核 SVM 的训练^[8]。混沌优化算法对于搜索空间小时效果显著, 但当搜索空间大时却不能令人满意^[9]。LOO 方法是通过实验的手段来优化 SVM 参数, 缺乏坚实的理论基础。该方法虽然可以保证对已知样本集的错分率最小, 但是对于未知样本的分类能力并不一定是好的^[10]。PSO 算法与已有的进化算法一样也存在着计算时间较长、容易陷入局部极值等缺点, 而传统优化方法之一的梯度法, 能够沿着负梯度的方向寻找极值, 因而可以减少优化的时间较快地寻找到全局极值^[11]。本研究的单纯形寻优算法恰好沿着负梯度方向对最小二乘法支持向量机的两个参数进行寻优。

2.1 传统单纯形算法存在的问题

非线性单纯形算法 (简称单纯形算法或 SPX) 是最优化技术无约束极值直接法中比较有效的方法之一, 它是美国数学家 G. B. 丹齐克于 1947 年首先提出来的其基本原理就是在 n 维空间中, 用 $n+1$ 个顶点构成一个多面体, 即单纯形, 然后根据一些简单的规则不断改变单纯形的顶点, 使单纯形朝着目标函数 (准则函数) 最小的方向移动, 然后找到函数最小值的近似解。对于二维系统如图 1 所示, 在平面上取 3 点 (A, Q_1)、(B, Q_2)、(C, Q_3) 构成一个三角形。将 3 点中最大的 A 去掉, 取 A 对面的 A_1 由 A_1, B, C 构成新三角形, 如此循环。

然而在寻优过程却存在的一些问题, 如单纯形算法的迭代次数太多, 收敛速度缓慢, 在迭代过程中, 有时会出现单纯形最大边长较长, 而单纯形体积却已接近于零这一病态现象而导致的退化现象和搜索失败等, 这些缺点严重影响了单纯形算法的使用。所以初始三角形的选取和三角形的变形是有待于改

进的两大关键。

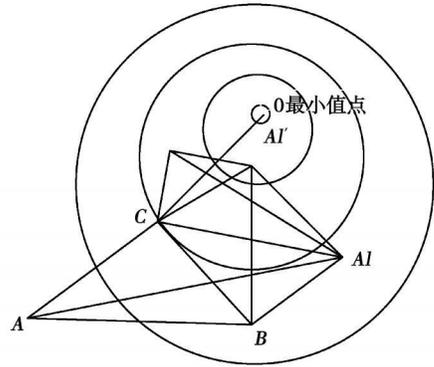


图 1 单纯形寻优算法简图

2.2 单纯形算法的改进与参数优化应用

针对传统单纯形寻优算法在初始单纯形的选取、反射点的求取、单纯形的压缩方面存在的问题, 提出了一些改进措施:

- (1) 为保证三角形的形状, 将 C, σ 寻优区间等量化。
- (2) 任取不在同一直线上的 3 点 $A(x_0, y_0), B(x_1, y_1), C(x_2, y_2)$ 构成初始单纯形, 但若初始三角形 3 点选取不当则会增大寻优过程的复杂度。这里取初始三角形为等边三角形。

表 1 最小二乘支持向量机参数优化过程

仿真次数	误差指标	正则化参数 C	核函数宽度 σ
1	0.093 0	96 773 5	18 346 4
2	0.023 6	91 924 8	11 404 6
3	0.020 3	43 834 3	10 637 5
4	0.017 4	58 382 9	9 834 9
5	0.013 3	80 322 3	8 479 7
6	0.012 0	87 325 4	3 112 3
7	0.011 2	70 010 4	4 285 9
8	0.010 5	65 529 2	5 198 1

- (3) 在寻优过程中巧妙地采用了一种方法, 即在误差指标出现较小时通过缩小两个参数的随机初值选择区间来减少最佳参数的选择时间, 遵循了目标区间越来越小化, 这种改进的单纯形参数寻优算法在本来单纯形算法的优越基础上又降低了参数选择的难度。应用单纯形算法对参数进行寻优, 优化过程如表 1 所示结果对于验证样本, 预测模型对烟气含氧量相对预测误差最大值仅为 1.05%, 在工程误差范围以内, 因此可以认为模型具有良好的预

测能力, 正规化参数和径向基核参数分别取:

$$c=65.5292 \quad \sigma=5.1981$$

3 基于 LS-SVM的烟气含氧量软测量应用

本研究所用测试的数据主要来源于国电双鸭山发电有限公司的 DCS 数据。

3.1 辅助变量的选取

输入变量的选择主要依据对过程机理的分析, 同时为保证模型的预测精度, 应尽量全面选取相关的信息变量。烟气含氧量最小二乘支持向量机软测量模型中的二次变量 (即软测量模型的输入) 要选择对烟气含氧量有直接或隐含关系的可实时检测变量。尾部烟气含氧量主要受煤质变化、锅炉炉膛漏

风和未完全燃烧等因素的影响。因此, 需要选择能反映负荷、燃料、风量和排烟等方面的变量作为二次变量。具体选择了主蒸汽流量、给水流量、燃料量、送风量、送风机电流、引风量、引风机电流和排烟温度等 8 个工艺参数作为模型的输入量, 烟气含氧量作为输出。

3.2 数据采集与处理

本研究采集了 75 组数据作为初始数据, 并对初始数据进行预处理。依次剔除重复数据, 再进行进一步的筛选, 对筛选后的数据进行平滑处理, 然后将数据进行分类。在每 3 个数据中选取 1 个测试数据, 通过数据分类可以将数据分成训练样本和测试样本, 为软测量建模做准备。实际工况运行参数如表 2 所示。

表 2 实际工况运行参数

工况	给水流量 / t·h ⁻¹	主汽流量 / t·h ⁻¹	燃料量 / t·h ⁻¹	送风量 / t·h ⁻¹	送风机电 流 / A	引风量 / t·h ⁻¹	引风机电 流 / A	排烟温度 / °C	烟气含氧 量 / %
1	1 805.01	1 805.02	255.10	2 019.01	150.00	2 512.02	265.21	119.13	3.74
2	1 439.34	1 442.03	209.22	2 013.14	146.27	2 396.14	245.48	111.65	3.45
3	1 786.21	1 779.90	240.23	2 001.38	141.59	2 499.01	258.32	112.51	3.67
4	1 540.59	1 543.56	213.34	1 876.20	123.19	2 325.83	234.27	112.16	3.56
5	1 778.22	1 776.69	238.65	1 998.02	138.65	2 497.34	256.57	113.13	3.66
6	1 650.98	1 652.00	217.45	1 898.21	126.46	2 456.81	253.43	114.09	3.65
7	1 776.54	1 779.03	237.43	1 987.65	127.23	2 466.78	254.04	109.25	3.68
8	1 754.45	1 753.92	229.56	2 014.11	147.90	2 506.45	261.28	107.61	3.76
9	1 802.42	1 800.98	254.23	2 018.45	150.02	2 513.36	266.23	119.67	3.72
10	1 772.67	1 781.11	237.34	2 022.11	155.98	2 503.24	258.10	118.02	3.67
11	1 798.35	1 796.90	251.12	2 015.03	146.24	2 504.17	259.13	115.44	3.71
12	1 801.00	1 799.35	253.41	2 018.23	150.56	2 518.43	269.21	121.90	3.68
13	1 796.02	1 796.02	251.67	2 014.33	148.25	2 505.35	260.98	117.23	3.81
14	1 798.20	1 796.86	251.35	2 014.23	147.14	2 506.08	261.45	116.23	3.75
15	1 564.34	1 563.79	219.25	1 879.36	126.26	2 476.35	257.24	107.64	3.54
16	1 673.23	1 678.56	219.56	1 900.48	128.28	2 367.68	252.16	110.35	3.64
17	1 804.00	1 802.56	254.20	2 018.29	150.00	2 510.25	264.24	117.36	3.74
18	1 797.37	1 798.28	252.56	2 015.39	148.24	2 507.16	261.24	118.57	3.67
19	1 800.00	1 798.25	253.37	2 016.02	149.17	2 508.28	262.25	116.25	3.62
20	1 699.19	1 689.58	220.28	1 860.04	125.35	2 356.28	250.36	104.19	3.75
21	1 799.24	1 798.86	252.14	2 015.25	148.00	2 505.37	260.27	118.15	3.66
22	1 801.03	1 800.94	253.16	2 016.29	147.27	2 506.25	261.25	120.25	3.57
23	1 802.35	1 801.83	254.14	2 017.16	149.22	2 508.03	262.16	119.11	3.75
24	1 795.01	1 795.00	250.24	2 014.38	147.34	2 506.22	261.30	116.32	3.69
25	1 799.10	1 798.89	252.19	1 915.27	132.22	2 505.44	260.25	116.35	3.68

3.3 最小二乘支持向量机建模

根据上述分析, 取国电双鸭山电厂的一套送引风烟风系统作为研究对象, 输入层采用 8 个节点 ($X_1 \sim X_8$), 输出层采用一个节点 (Y), 即烟气含氧量。本模型的建立共采用 25 个样本数据, 如表 2 所示, 其中前 15 个作为训练样本, 后 10 个作为测试样本用来验证模型的正确性。基于最小二乘支持向量机烟气含氧量软测量模型如图 2 所示。

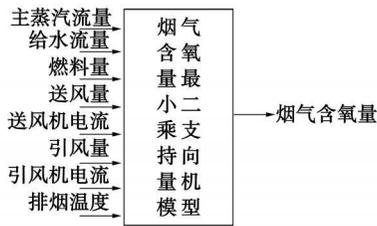


图 2 基于 LS-SVM 烟气含氧量软测量模型

与标准支持向量机相比最小二乘支持向量机具有更小的计算复杂性; 最小二乘支持向量机的解丧失稀疏性; 另外, 最小二乘支持向量机能够把支持向量机、调整神经网络、高斯过程、bay 技术有机地统一在一起, 能够探讨它们的本质联系; 并且最小二乘支持向量机能够扩展为自回归的形式来处理动态问题。

根据最小二乘支持向量机的基本设计思想和单纯形算法的参数优化结果 $C=65.5292$ $\sigma=5.1981$ 。求解径向基核参数: $k(x, x_i) = \exp(-\|x - x_i\|^2 / \sigma^2)$ 的主要 MATLAB 程序为:

$x_1 = [1805.01 \ 1805.02 \ 255.10 \ 2019.01 \ 150.00 \ 2512.02 \ 265.21 \ 119.13]'$;

$x_2 = [1439.34 \ 1442.03 \ 209.22 \ 2013.14 \ 146.27 \ 2396.14 \ 245.48 \ 111.65]'$;

$P=5.1981$;

$q=P \cdot P$;

$m_2 = (x_1 - x_2)' \cdot (x_1 - x_2)$;

$k_2 = \exp(-m_2 / q)$;

$k_2 = k_2 + 0.0153$

运行得:

$k_2 = 0.0153$

同理, 可求出各 k 的值。

定义核函数 $k(x, x_i) = \Phi(x)\Phi(x_i)$ 代替非线性映射, 则求解的优化问题转化为求解线性方程:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & L & 1 \\ 1 & k(x_1, x_1)+1/c & L & k(x_1, x_i)+1/c \\ M & M & M & M \\ 1 & k(x_1, x_1)+1/c & L & k(x_1, x_i)+1/c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ a_1 \\ M \\ a_j \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y_1 \\ M \\ y_j \end{bmatrix}$$

其中记:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & L & 1 \\ 1 & k(x_1, x_1)+1/c & L & k(x_1, x_i)+1/c \\ M & M & M & M \\ 1 & k(x_1, x_1)+1/c & L & k(x_1, x_i)+1/c \end{bmatrix}$$

$$Y = [0.374 \ 3.45 \ 3.67 \ 3.56 \ 3.66 \ 3.65 \ 3.68 \ 3.76 \ 3.72 \ 3.67 \ 3.71 \ 3.68 \ 3.81 \ 3.75 \ 3.54]$$

$$x = A \setminus Y \text{ 求得:}$$

$$x = [3.6556 \ 0.0713 \ -0.2056 \ 0.0143 \ -0.0956 \ 0.0041 \ -0.0056 \ 0.0244 \ 0.1044 \ 0.0351 \ 0.0144 \ -0.0181 \ 0.0168 \ 0.1831, \ -0.0272 \ -0.1156]$$

所以烟气含氧量模型为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^{10} a_i k(x, x_i) + b$$

其中:

$$a_1 = 0.0713 \ a_2 = -0.2056 \ a_3 = 0.0143 \ a_4 = -0.0956 \ a_5 = 0.0041 \ a_6 = -0.0056 \ a_7 = 0.0244 \ a_8 = 0.1044 \ a_9 = 0.0351 \ a_{10} = 0.0144$$

$$a_{11} = -0.0181 \ a_{12} = 0.0168 \ a_{13} = 0.1831 \ a_{14} = -0.0272 \ a_{15} = -0.1156 \ b = 3.6556$$

模型验证计算结果如表 3 所示, 对于验证样本, 预测模型对烟气含氧量的相对预测误差最大值仅为 2.53%, 在工程误差范围内, 因此可以认为模型具有良好的泛化能力。

表 3 测试样本相对误差表

工 况	实际值	计算值	相对误差 /%
16	3.64	3.6550	0.41
17	3.74	3.7380	0.05
18	3.67	3.6568	0.36
19	3.62	3.6628	1.18
20	3.75	3.6550	2.53
21	3.66	3.6559	0.11
22	3.57	3.6603	2.53
23	3.75	3.6848	1.74
24	3.69	3.6551	0.95
25	3.68	3.6550	0.68

$C=65.5292$ $\sigma=5.1981$ 时真实值与测量值比较如图 3 所示。

图 3 中实线代表实际值, 虚线代表基于 LS-SVM 烟气含氧量软测量模型的 10 组测试样本的输出值, 明显看出, 工况实际值与所建立软测量模型的输出值几乎重合。

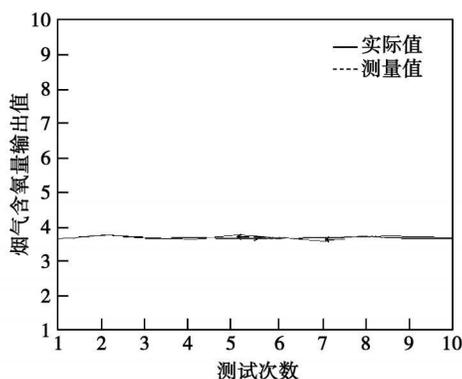


图 3 基于 LS-SVM 烟气含量软测量
测量值与实测值比较

4 结 论

软测量技术是解决工业过程中普遍存在的一类难以在线测量变量估计问题的有效方法,它克服了人工分析及在线分析仪表的诸多不足,是实现在线质量控制及先进控制、优化控制的前提和基础。烟气含氧量软测量技术为火电厂的氧量测量提供了新的手段,实现送风系统的推断控制将成为可能,对实现燃烧系统的闭环控制和优化调整具有重要的意义。另外,还可以对现有的氧量测量仪的研究和改进提供对比参考,为运行人员提供良好的监视数据。

本研究还提出了一种基于单纯形寻优算法的 LS-SVM 参数优化方法,对锅炉烟气含氧量的理论分

析和仿真实验表明了这种参数寻优方法的有效性。

参考文献:

- [1] 赵成玉. 300 MW 机组锅炉烟气含氧量逻辑计算探讨 [J]. 华北电力技术, 2007, 8(4): 12-15.
- [2] MCAVOY T J. Contemplative stance for chemical process [J]. Automatic 1992, 28(2): 441-442.
- [3] 孔建益, 李公法. 工业生产中软测量建模方法及其应用研究 [J]. 机床与液压, 2007, 35(6): 149-168.
- [4] 刘瑞兰. 软测量技术若干问题的研究及工业应用 [D]. 杭州: 浙江大学, 2004.
- [5] 韩 璞, 乔 弘, 王东风, 等. 火电厂热工参数软测量技术的发展和现状 [J]. 仪器仪表学报, 2007, 28(6): 1139-1146.
- [6] 韩 璞, 王东风, 瞿永杰. 基于神经网络的火电厂烟气含氧量软测量 [J]. 信息与控制, 2001, 30(2): 12-19.
- [7] 赵 征, 曾德良, 田 亮, 等. 基于数据融合的氧量软测量研究 [J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(7): 20-25.
- [8] 李 琳, 张晓龙. 基于 RBF 核的 SVM 学习算法的优化计算 [J]. 计算机工程与应用, 2006, 29(4): 190-204.
- [9] 袁小芳, 王耀南. 基于混沌优化算法的支持向量机参数选取方法 [J]. 控制与决策, 2006, 21(1): 111-117.
- [10] 齐志泉, 田英杰, 徐志洁. 支持向量机中的核参数选择问题 [J]. 控制工程, 2005, 12(4): 379-381.
- [11] 王宏志, 陈 帅, 侍洪波. 基于最小二乘支持向量机和 PSO 算法的火电厂烟气含氧量软测量 [J]. 热力发电, 2008, 37(3): 35-38.
- [12] 王春林, 周 昊. 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.
- [13] 王 勇, 刘保军, 李 琛. 软测量技术的新进展及其在火电厂热工过程中应用 [J]. 长春工程学院学报, 2006, 7(4): 55-57.

(编辑 陈 滨)

新技术、新工艺

航空燃气轮机在海洋条件下运行可能性的研究

《Тяжелое машиностроение》2009 年 7 月号报道了俄罗斯克雷洛夫中央科学研究所对航空燃气轮机在海洋条件下运行可能性所进行的研究。

试验研究的目的是要得到:当汽化的海水被工作空气和燃料带入发动机时对燃气轮机通流部分影响的规律,以便制定能保证这些发动机在海洋条件下长期运行的措施。

研究的主要任务是评定工作空气内的海水对燃气轮机压气机的特性以及对燃气轮机通流部分材料腐蚀特性的影响。

进行的航空发动机实物试验的结果表明,它们不能满足在海洋环境条件下运行的要求,并要求对它们进行修整。

引用的燃气轮机比较试验的结果和压气机试验的结果表明,可以制定对空气含盐量的要求,以便改善航空燃气轮机的运行条件。借助于更换涡轮通流部分的材料并采用保护涂层,可以保证航空燃气轮机在海洋条件下长期的使用寿命。

(吉桂明 摘译)

tion and big particles are mainly burned in the dense phase zone until they are burned out. The combustion of the fine particles mainly takes place in a sparse phase zone. The residence time of the fine particles in the sparse phase zone of the boiler furnace is longer than that required by the combustion. The adiabatic cyclone separator with its inlet gas duct having a certain downward inclination angle and a concave slot and with the bottom of the exhaust gas central shell being converged and offset can guarantee the majority of fine particles being returned to the furnace, ensuring the residence time of fine particles in the furnace longer than their burn out duration. The above-mentioned structure constitutes the root cause for ensuring a low carbon content of the flying ash in the boiler, thus laying a theoretical basis for the design of CFB boilers of greater capacity. Key words: circulating fluidized bed boiler; fine anthracite particle; residence time

低浓度可燃废气作为辅助燃料在燃煤锅炉中的应用研究 = Applied Study of Low Concentration Combustible Waste Gases Serving as an Auxiliary Fuel in a Coal-fired Boiler [刊, 汉] / DENG Lei, WANG Yikun, CHE De-fu (National Key Laboratory on Multi-Phase Flows in Power Engineering, Xian Jiaotong University, Xi'an, China, Post Code 710049) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power — 2010, 25(3). — 287 ~ 291

A method for using low concentration (0.1% to 1.0%) combustible waste gases in coal-fired boilers was presented. Based on mass balancing, heat balance and transfer, the influence of the combustible waste gases on the boiler thermodynamic parameters was analyzed. It has been found that when the low concentration combustible waste gases are fed into a coal-fired boiler as an auxiliary fuel, there is no need to reconstruct the boiler system and its operation is hardly affected. However, it can effectively save coal, recover the heat in the combustible waste gases and, in the meantime, reduce the emissions of the greenhouse gas methane. With an increase of the volumetric concentration of the combustible waste gases, the radiative heat exchange in the furnace will be slightly intensified but the heat exchange through convection heating surfaces will be weakened accordingly. With a 600 MW boiler serving as an example, after a hydrocarbon waste gas with a volumetric concentration of 1.0% has replaced the air for combustion, the thermal efficiency of the boiler was enhanced by 0.5% and the coal consumption rate reduced by 25.4%. Key words: low concentration combustible waste gas; auxiliary fuel; coal-fired boiler; thermodynamic parameter

基于 LS-SVM和单纯形的烟气含氧量软测量 = Soft Measurements of Flue Gas Oxygen Content Based on LS-SVM (Least Square Supportive Vector Machine) and a Simplex Algorithm [刊, 汉] / LU Chang-liang, LI Shuna (Automation College, North China University of Electric Power, Baoding, China, Post Code 071003) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power — 2010, 25(3). — 292 ~ 296

Flue gas oxygen content is an important factor influencing the combustion efficiency of a thermal power plant. To measure the flue gas oxygen content in a thermal power plant is somewhat difficult as it is influenced by multiple factors. A soft measurement model was established based on the easily measured secondary variables and by utilizing the mathematical relationship between the secondary variables and the process variables to be measured which present difficulties for measurement. The appropriate secondary variables were chosen and a soft measurement model based on LS-SVM (Least Square Supportive Vector Machine) was presented for measuring the flue gas oxygen content of a thermal power plant. A simplex optimum seeking algorithm was applied in two parameter optimization problems of the least square supportive vector machine, which have to be determined. The model in question was forecasted and verified with on-site data. The simulation results show that the method under discussion can measure relatively accurately the flue gas oxygen content in a thermal power plant and is of major significance for realizing economic combustion in the thermal power plant. Key words: LS-SVM (least square supportive vector machine); simplex algorithm; flue gas oxygen content; soft measurement; optimization seeking algorithm