

基于退火支持向量的燃煤锅炉结渣特性预测

徐志明¹ 赵永萍¹ 文孝强¹ 孟 硕²

(1. 东北电力大学 能源与动力工程学院 吉林 吉林 132012; 2. 哈尔滨市锅炉压力容器检验研究院 黑龙江 哈尔滨 150006)

摘 要: 应用支持向量机算法对燃煤锅炉结渣问题进行数学建模, 并利用模拟退火算法对支持向量机模型参数进行了优化, 最终获得最优参数组合。模型将煤的软化温度 t_{s1} 、硅铝比 $w(SiO_2)/w(Al_2O_3)$ 、碱酸比 J 和硅比 G 以及锅炉的无因次切圆直径 ϕ_1 和无因次实际切圆直径 ϕ_a 作为输入变量, 以结渣程度作为输出, 用试验数据对模型进行了校验和参数的寻优, 利用优化后的模型对 15 台锅炉结渣特性进行预测评判, 有 14 个正确, 评判准确率为 93.33%, 由此表明此方法是合理有效的。同时为了配合该模型, 采用高级语言编程开发出了相应的预测评判系统。

关 键 词: 支持向量机; 退火算法; 燃煤锅炉; 结渣预测

中图分类号: TQ534; TP273 文献标识码: A

引 言

电厂锅炉结渣过程是一个极其复杂的物理化学过程, 不仅与煤灰的物理特性、成分特性有关, 而且还受炉膛结构参数、炉内温度水平及其空气动力情况等因素的影响^[1-3]。目前没有任何一项单一指标能够完全准确地预测锅炉结渣特性。为克服单一结渣判别指标分辨率低的缺陷, 邱建荣等人提出了模糊综合评判法^[5], 将反映煤灰特性的 4 个常用指标(软化温度 t_{s1} 、硅铝比 $w(SiO_2)/w(Al_2O_3)$ 、碱酸比 J 和硅比 G) 构成评判因素集对锅炉结渣进行预测, 但是, 有的时候单靠 4 个煤质特性指标不能得到准确地预测; 徐志明在此基础上^[6-7], 提出将反映锅炉运行因素的两个指标(无因次炉膛平均温度 ϕ_1 和无因次实际切圆直径 ϕ_a) 也纳入结渣评判因素集中。更加全面的考虑结渣的影响因素, 在一定程度上提高了判别的准确性。故本研究基于以上 6 个指标提出了一种预测锅炉结渣的新方法。

支持向量机(support vector machine, SVM) 是一种建立在统计学习理论和结构风险最小化原理基础上的新型学习机, 它根据有限的样本信息在模型的复杂度与学习能力之间寻求最佳的折中方案, 以获

得最好的推广能力。它能很好解决小样本、非线性、高维度以及神经网络中经常出现的局部极小值等实际问题^[8-11]。在此, 提出一种基于模拟退火算法的变形温度支持向量机预测模型。与常规的支持向量机算法相比, 该模拟退火算法(simulate annealing algorithm, SAA) 能更好的优化支持向量机各参数, 而且能从局部最优解的“陷阱”中跳出来, 从而具有全局收敛性, 使锅炉结渣倾向预测精度更高, 计算时间更短。

1 支持向量机算法原理

1.1 支持向量机算法

假设给定了训练数据集 $S = \{(x_i, y_i) \mid i = 1, 2, 3, \dots, m, x_i \in R^d, y_i \in R, R \text{ 为实数集}, R^d \text{ 为 } d \text{ 维空间集}\}$, 支持向量机首先通过非线性映射 $\phi: R^d \rightarrow R^n$ 将输入向量 x 映射到高维线性特征空间上并在该空间内进行线性回归, 回归方程为:

$$f(x) = w^T \varphi(x) + b \quad (1)$$

考虑到会有样本点在目标函数的 ε 精度之外, 引入松弛因子 $\zeta_i, \zeta_i^* \geq 0$, 这时回归问题就转化为最小化结构风险(Structural Risk Minimization, SRM) 函数的问题, 即:

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^m (\zeta_i + \zeta_i^*) \quad (2)$$

$$s. t. \begin{cases} w^T \cdot \varphi(x_i) + b - y_i \leq \varepsilon + \zeta_i \\ y_i - w^T \cdot \varphi(x_i) - b \leq \varepsilon + \zeta_i^* \\ \zeta_i, \zeta_i^* \geq 0 \end{cases} \quad (3)$$

式(2)中第一项是使回归函数更为平坦, 泛化能力更好, 第二项则为减少误差, 常数 $C > 0$ 为罚系数, 控制对超出误差 ε 的样本的惩罚程度。 $f(x_i)$ 与 y_i 的差别小于 ε 时不计入误差 ($\zeta_i, \zeta_i^* = 0$), 大于 ε 时误差计为 $f(x_i) - y_i - \varepsilon$ 。

收稿日期: 2010-07-05; 修订日期: 2010-09-16

基金项目: 国家重点基础研究发展计划基金资助项目(973) (2007CB206904); 吉林省科技发展计划基金资助项目(20070529)

作者简介: 徐志明(1959-), 男, 吉林九台人, 东北电力大学教授, 博士, 博士生导师。

可以利用拉格朗日乘子法来求解最优化问题:

$$L(w, \xi_i, \xi_i^*) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^m (\xi_i + \xi_i^*) - \sum_{i=1}^m \alpha_i (\varepsilon + \xi_i - y_i + w^T \cdot \varphi(x_i) + b) - \sum_{i=1}^m \alpha_i^* (\varepsilon + \xi_i^* + y_i - w^T \cdot \varphi(x_i) - b) - \sum_{i=1}^m (\eta_i \xi_i + \eta_i^* \xi_i^*) \quad (4)$$

根据最优化理论,将 L 分别对 w, b, ζ_i, ζ_i^* 求偏微分并令其为零,得:

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial w} &= w - \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) \varphi(x_i) = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial b} &= \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \xi_i} &= C - \alpha_i - \eta_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \xi_i^*} &= C - \alpha_i^* - \eta_i^* = 0 \end{aligned} \quad (5)$$

将式(5)带入式(4),得到对偶最优化问题,进一步可求得非线性回归函数:

$$f(x) = \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x_j) + b \quad (6)$$

1.2 支持向量回归网络结构

基于支持向量回归机的综合排序评价实际上是一个数据泛化拟合问题,即先根据输入输出样本进行学习,然后对不在学习样本集中的输入数据,计算出相应的输出值。支持向量回归机可以看作是一个 3 层前向神经网络,其网络结构如图 1 所示。

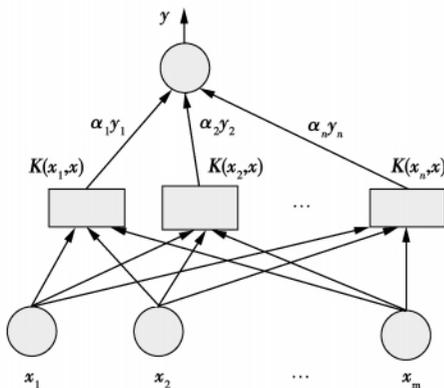


图 1 支持向量机的结构示意图

其中: $a_i - a_i^*$ 为网络权重, x_1, x_2, \dots, x_m 为输入变量, y 为网络输出,其隐节点的个数即为支持向量的个数。与传统 BP 神经网络的重要区别是:这里每个基函数中心对应一个支持向量,它们以及输出权值都是由算法自动确定的。这时 SVM 实现的就

是包含一个隐层的多层感知器,隐层节点数是由算法自动确定的,而且算法不存在困扰神经网络方法的局部极小点问题。

2 模拟退火支持向量机(SA-SVM)

由于模拟退火算法是一种基于 Metropolis 迭代求解法的启发式随机搜索算法^[12-15],它利用了固体物质退火过程与优化问题求解过程的相似性,来求问题最优解,此算法最显著的特征就是以一定的概率接受恶化解,所以能从局部最优解的“陷阱”中跳出来,从而具有全局收敛性。这一算法的基本思想是以模拟退火算法作为内层循环,以支持向量机作为优化过程的外层循环^[16-18]。该算法分两步交替进行:第一步,随机扰动产生新状态并计算目标能量的增值;第二步根据 Metropolis 准则判断新状态是否被接受。新状态被接受的概率为:

$$P(\text{accept}) = \exp\left(-\frac{E(s_{\text{old}}) - E(s_{\text{new}})}{kT}\right) \quad (7)$$

步骤 1: 确定参数约束条件、选择领域,给出较高初始温度 T_0 ($T_0 > 0$) 及降温系数 ρ ($0 < \rho < 1$),为了方便,文中给出一个初始状态 E_0 。

步骤 2: 在所选领域内随机给一组 SVM 模型参数 (C, δ),将其输入 SVM 模型中,得到系统临时状态。

步骤 3: 如果满足下式则接受该临时状态,否则不接受,则:

$$\begin{cases} E(s_{\text{new}}) > E(s_{\text{old}}) \text{ and } \theta < P(\text{accept}) & (0 \leq \theta \leq 1) \\ E(s_{\text{new}}) \leq E(s_{\text{old}}) \end{cases} \quad (8)$$

式(8)中 θ 是一个决定是否接受临界状态的随机数。若接受了临界状态,则设定临时状态为当前状态。

步骤 4: 如果没有接受临界状态,则返回步骤 2。如果当前状态不优于系统状态,那么重复步骤 2 和步骤 3,直到当前状态优于系统状态为止。最后,设置当前状态为新的系统状态。

步骤 5: 得到新的系统状态后,通过下式来降温:

$$T_{\text{new}} = T_{\text{old}} \times \rho \quad (0 < \rho < 1) \quad (9)$$

本算法设定 $\rho = 0.85$ 。如果达到期望温度,则退出算法,即可得到优化后的参数。否则,返回步骤 2。最后用平均误差评价模型,判断是否达到期望

模型。

退火支持向量机参数寻优的流程如图 2 所示。

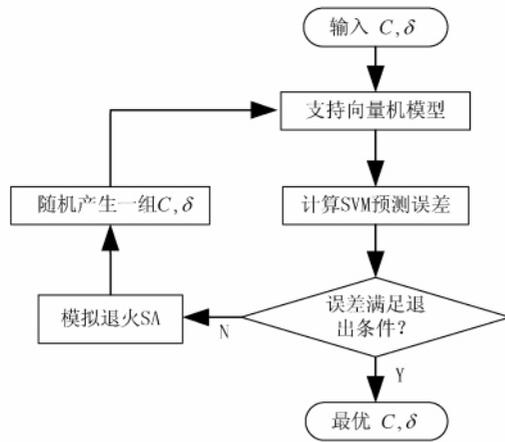


图 2 建模和寻优流程图

表示了煤质的结渣趋势,但它们仅仅代表了该煤质结渣特性的一个物理基础,实际结渣过程和强弱还需要实际工况条件的确定;炉膛结构和运行参数对燃煤结渣过程有着重要的影响,它们以锅炉的温度场和空气动力场作用于燃煤的结渣过程上。通常的单一判别标准如表 1 所示。

表 1 各因素结渣倾向判别标准

指标	轻微结渣	中等结渣	严重结渣
t_{Si}	> 1390	1260 ~ 1390	< 1260
$w(SiO_2) / w(Al_2O_3)$	< 1.87	1.87 ~ 2.65	> 2.65
J	< 0.206	0.206 ~ 0.4	> 0.400
G	> 78.80	66.1 ~ 78.8	< 66.1
ϕ_t	< 0.970	1.065 ~ 0.970	> 1.065
ϕ_d	< 0.475 0	0.587 5 ~ 0.47	< 0.475 0

3 各种指标对锅炉结渣的影响

煤灰熔点越低,则发生结焦的可能性越大^[19-20];煤灰中的氧化物又与灰熔点存在着一定的联系,通常煤灰中若含有较多碱性氧化物(如CaO、Fe₂O₃、K₂O、Na₂O、MgO等)就容易发生结渣;若煤灰中含酸性氧化物(如SiO₂、Al₂O₃、TiO₂等)较多,灰熔点就会较高,不易发生结渣。另外,结渣指标中的硅比反映出灰渣的粘度,硅比大,意味着粘度高,但SiO₂与熔融温度没有明显关系。当Fe₂O₃、CaO含量高时,SiO₂含量的提高将降低熔融温度;而当Al₂O₃含量高时,SiO₂含量的提高将提高熔融温度。因为,Al₂O₃在煤灰熔融时起到了骨架作用,其含量越高,则熔融温度越高。总体而言,硅铝比越大,则越易于结渣。这4个指标在一定程度上都代

4 基于 SA-SVM 的燃煤锅炉结渣预测模型

4.1 确定预测模型的输入和输出参数

模型的建立首先要根据所要解决问题来确定网络的输入和和网络的输出。在此,将软化温度 t_{Si} 、硅铝比 $w(SiO_2) / w(Al_2O_3)$ 、碱酸比 J 和硅比 G 、无因次炉膛平均温度以及无因次切圆直径作为模型的输入。将结渣程度作为模型的输出。

4.2 样本来源及描述

经过对大量文献资料中所用到的数据进行统计^[1-7,19],建立了判别锅炉结渣样本数据库,从数据库中随机抽取 45 组数据,其中 30 组数据用作训练样本,来训练煤灰变形温度的支持向量机预测模型参数,如表 2 所示。选 15 组数据作为测试样本,用于检验模型的性能,如表 3 所示。

表 2 训练样本各指标

样本	指标						
	ST	B/A	SiO ₂ /Al ₂ O ₃	G(100%)	ϕ_t	ϕ_d	结渣程度
1	1205	0.254	3.47	77.69	1.089	0.608	严重
2	1500	0.147	1.693	81.94	0.926	0.557	中等
3	1260	0.23	3.157	79.87	1.034	0.371	严重
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
28	1420	0.18	1.6	80.24	0.96	0.41	轻微
29	1026	1.28	3.16	79.87	1.03	0.37	中等
30	1275	0.224	2.56	78	1.01	0.501	中等

为了提高模型的训练速度,对实验数据作归一化预处理:

$$x'_{ij} = \frac{x_{ij}}{x_{jmax}} \quad (10)$$

式中: i —已知和待定锅炉统一编号; j —各指标编

号; x_{jmax} —各单一指标中的数值最大者。对于各样本的实际结果,用 1、2、3 进行表示。其中 1 为轻微结渣; 2 为中等结渣; 3 为严重结渣。

表 3 测试样本各指标

样本	指标							实际结渣程度
	ST	B/A	SiO ₂ /Al ₂ O ₃	G(100%)	φ_t	φ_d		
1	1190	0.469	3.2	63.8	1.310	0.095	严重	
2	1255	0.263	1.38	74.8	1.242	0.095	中等	
3	1380	0.177	1.42	77.6	1.31	0.095	轻微	
4	1500	0.116	1.237	84.05	0.945	0.576	轻微	
5	1330	0.228	1.78	74.8	1.066	0.576	中等	
6	1500	0.116	1.237	84.05	0.924	0.557	轻微	
7	1330	0.228	1.78	74.8	1.042	0.557	中等	
8	1430	0.21	1.96	77	0.953	0.368	轻微	
9	1180	0.23	2.84	80	1.074	0.491	严重	
10	1420	0.12	3.16	88	0.993	0.489	轻微	
11	1360	0.38	1.2	62	1.020	0.514	中等	
12	1370	0.18	3.4	85	0.995	0.463	轻微	
13	1430	0.23	2.84	80	0.983	0.479	轻微	
14	1190	0.38	1.96	74	1.193	0.686	严重	
15	1290	0.22	2.68	79	1.022	0.524	中等	

4.3 核函数选择及模型评价指标

核函数的选择对支持向量机回归分析有很大影响,只要核函数选取恰当,就能将输入空间中线性不可分的问题转化为特征空间中的线性可分问题加以解决。

目前,较常用的核函数有 4 种: 径向基核函数、多项式核函数、Sigmoid 核函数、线性核函数,由于径向基函数跟其它几种核函数相比具有一定优势,支持向量机模型一般都选取径向基函数作为核函数,则:

$$K(x, x_k) = \exp\left\{-\frac{\|x - x_k\|^2}{2\delta^2}\right\} \quad (11)$$

式中, $\|x - x_k\|$ 为二范数, δ 为核宽度。

模型性能评价指标采用平均误差计算式:

$$E = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \frac{f_0(i) - f(i)}{f_0(i)} \times 100\% \quad (12)$$

式中: $f_0(i)$ —实际值; $f(i)$ —预测值。

4.4 惩罚参数 C 和核参数 δ 的寻优

在选定核函数后,支持向量模型中有两个重要参数需要确定,即惩罚参数 C 和核参数 δ 。参数组合 (C, δ) 对模型的预测能力有很大影响,为了获得最优的参数值,在此应用退火算法对 C 和 δ 进行寻优。退火算法的初始温度为 600°C , 温度下降系数为 0.85, 随机数 θ 为 0.6, 最大迭代次数设为 300 次。经过 6 次往复选择,即可获得满足要求的最优组合为 $(600, 0.1)$, 模型平均误差为 0.542%。

5 预测结果及分析

为分析锅炉结渣特性,首先作如下规定: 结果属于 $[0, 1.5]$ 时,则判定为轻微结渣程度; 结果属于 $(1.5, 2.5]$ 时,则判定为中等结渣程度; 结果为 2.5

以上时,则判定为严重结渣程度。用训练好的预测模型对 15 个测试样本进行校验,14 个正确,正确率达 93.33%。预测结果如表 4 所示。从结果中可看出,14 号测试样本的实际结果为严重,而本文的判别结果为中等,主要原因是有限的样品数据在特征空间的分布及对规律反映的不够充分从而导致误差。但从整体情况来看,预测误差较小,如果训练样本数据越多,则该模型的预测能力将会更好。

此外,为了配合该模型,笔者还利用面向对象的 Delphi 软件开发了燃煤锅炉在线评判系统,该系统界面友好,具有实时检测参数变化并做出结渣预测、数据保存及导入导出等功能。

表 4 预测结果与实际结果对比

样本	模型预测值	评判结果	实际结渣程度
1	2.684	严重	严重
2	2.184	中等	中等
3	1.449	轻微	轻微
4	1.212	轻微	轻微
5	1.686	中等	中等
6	1.148	轻微	轻微
7	1.742	中等	中等
8	1.188	轻微	轻微
9	2.716	严重	严重
10	1.469	轻微	轻微
11	2.030	中等	中等
12	1.236	轻微	轻微
13	1.363	轻微	轻微
14	2.326	中等	严重
15	2.009	中等	中等

6 结 论

支持向量机可以预测电站锅炉结渣倾向,该算法能精确地逼近输入空间到输出空间的非线性映射关系,并利用退火算法优化支持向量机参数,可以快速的获得最优参数组合。文中通过对 15 台锅炉结渣特性进行评判,有 14 个样本评判,结果与实际结果相一致,评判准确率为 93.33%,判别结果具有比较理想的精度。由此可以看出经模拟退火算法优化后的支持向量机模型可实现对锅炉结渣的精确预测。

参考文献:

- [1] 赵显桥,曹欣玉,兰泽全,等.燃煤锅炉结渣倾向性模糊预测分析[J].电站系统工程,2003,19(5):9-11.
- [2] 徐创学,张心,唐爱军.基于神经网络数据挖掘技术进行煤灰结渣特性分析[J].热力发电,2004,14(6):27-30.
- [3] 伍昌鸿,马晓茜,廖艳芬.基于模糊神经网络的电站燃煤锅炉结渣预测[J].燃烧科学与技术,2006,12(2):175-179.
- [4] 兰泽全,曹欣玉,周俊虎,等.模糊模式识别在水煤浆锅炉结渣特性判别上的应用[J].中国电机工程学报,2003,23(7):216-219.
- [5] 邱建荣,马毓义,曾汉才,等.混煤的结渣特性及煤质结渣程度评判[J].热能动力工程,1994,9(1):1-8.
- [6] 徐志明,文孝强,孙媛媛,等.基于最小二乘支持向量回归机的燃煤锅炉结渣特性预测[J].中国电机工程学报,2009,29(17):8-12.
- [7] 徐志明,文孝强,孙媛媛,等.一种评判燃煤锅炉结渣特性的新方法[J].动力工程,2009,29(3):223-227.
- [8] 占勇,丁屹峰,程浩忠,等.电力系统谐波分析的稳健支持向量机方法研究[J].中国电机工程学报,2004,24(12):43-47.
- [9] 王晓丹,王积勤.支持向量机训练和实现算法综述[J].计算机工程与应用,2004,40(13):75-78.
- [10] 王定成,方延健,唐毅,等.支持向量机回归理论与控制的综述[J].模式识别与人工智能,2003,16(2):192-197.
- [11] KEERTHI K, LIN C J. Asymptotic behaviors of support vector machines with Gaussian kernel [J]. Neural Computation, 2003, 15(3):1667-1689.
- [12] 朱颢东,钟勇.一种改进的模拟退火算法[J].计算机技术与发展,2009,19(6):32-35.
- [13] WANG HONGKAI, GUAN YANYONG, XUE PEIJUN. Simulated annealing algorithm for the optimal translation sequence of the jth agent in rough communication [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2008, 19(3):507-512.
- [14] GENG XIUTANG, ZHANG KAI. Simulated annealing algorithm for detecting graph isomorphism [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2008, 19(5):1047-1052.
- [15] 刘洪普,侯向丹.模拟退火算法中关键参数的研究[J].计算机工程与科学,2008,30(10):55-58.
- [16] 许传华,任青文,周庆华.基于支持向量机和模拟退火算法的位移反分析[J].岩石力学与工程学报,2005,24(22):4134-4137.
- [17] 单建魁,赵雪峰.基于模拟退火支持向量机的入侵检测系统[J].计算机工程与设计,2009,30(21):4851-4854.
- [18] 燕飞,秦世引.一种基于模拟退火的支持向量机超参数优化算法[J].航天控制,2008,26(5):7-10.
- [19] 哈尔滨普华煤燃烧技术开发中心.大型煤粉锅炉燃烧设备性能设计方法[M].哈尔滨:哈尔滨工业大学出版社,2002.
- [20] 徐乾.模糊综合评判模型预测电站燃煤结渣特性的研究[J].锅炉技术,2006,37(2):55-58.

(陈滨 编辑)

types of coal. The research results show that the model based on the support vector machine is more precise when predicting the ash melting points of a single coal and blended one. **Key words:** ash melting point , support vector machine , BP (back propagation) neural network , prediction

基于退火支持向量的燃煤锅炉结渣特性预测 = Prediction of the Slagging Characteristics of a Coal-fired Boiler Based on an Annealing Support Vector [刊, 汉] XU Zhi-ming , ZHAO Yong-ping , WEN Xiao-qiang (College of Energy Source and Power Engineering , Northeast University of Electric Power , Jilin , China , Post Code: 132012) , MENG Shuo (Harbin City Boiler and Pressure Vessel Inspection Research Institute , Harbin , China , Post Code: 150006) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. - 2011 26(4) . - 440 ~ 444

A support vector machine-based algorithm was used to establish a mathematical model for predicting the slagging characteristics of a coal-fired boiler. The simulation annealing algorithm was employed to optimize the parameters of the model in question. Finally , an optimal parameter combination was obtained. With the demineralization temperature t_{st} , silicon/aluminum ratio $w(\text{SiO}_2) / w(\text{Al}_2\text{O}_3)$, alkali/acid ratio J and silicon ratio G of the coal as well as the non-dimensional tangential circle diameter Φ_t and the actual non-dimensional tangential circle diameter Φ_d of the boiler serving as the input variables and the slagging degree as the output in the model , the test data were used to check the model and optimize its parameters. Then , the optimized model was employed to predict and judge the slagging characteristics of 15 boilers. 14 boilers were correctly predicted with the judgement correctness rate being 93.33% , showing that the method is rational and effective. In the meanwhile , to coordinate with the model in question , an advanced language was used to design a program to develop a corresponding prediction and judgement system. **Key words:** support vector machine , annealing algorithm , coal-fired boiler , slagging

自抗扰控制器对一类热工对象的控制性能研究 = Study of the Control Performance of First Category Thermotechnical Objects by Making Use of an Active Disturbance Rejection Controller [刊, 汉] GUAN Zhi-min (Department of Power Engineering , North China University of Electric Power , Baoding , China , 071003) // Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. - 2011 , 26(4) . - 445 ~ 448

Active disturbance rejection controllers exhibit a very strong adaptability and robustness in a majority of uncertainty systems and in the presence of a strong disturbance in the systems. Based on the control ability of the ARDC , the problems to employ second order active disturbance rejection controllers to control the first category thermotechnical objects with a high order large time delay were studied. The theoretical analysis and numerical simulation results show that the second order ARDC can effectively control the objects of the kind and the control effectiveness is also very ideal , displaying a relatively good adaptability and robustness to the disturbance from the outside and uncertain