

燃煤电站锅炉炉膛结渣特性计算分析

刘丹¹, 周熙宏¹, 杨冬¹, 刘朝晖¹, 裴立春², 滕敏华²

(1. 西安交通大学动力工程多相流国家重点实验室, 710049, 西安;

2. 浙江浙能技术研究院有限公司, 311121, 杭州)

摘要: 为对炉膛结渣情况进行有效预测,通过基于燃煤特性的单一指标与多指标综合预测模型和模糊神经网络分别对一台 300 MW 级亚临界、一台 600 MW 级亚临界以及两台 1 000 MW 级超超临界锅炉机组炉膛结渣情况进行了计算分析;针对 300 MW 级亚临界锅炉机组建立了膜式水冷壁实际热流密度的计算模型,并利用基于污染系数的神经网络对该电站锅炉炉膛结渣情况进行了预测。3 种预测模型的结果表明:单一指标和多指标综合预测模型一定程度上可对炉膛结渣情况进行预测,但其分辨率较低,且模型中各指标对于不同煤种和炉型的分辨率存在差异;模糊神经网络相对于上述模型和传统神经网络分辨率较高,所构建的 4 种模糊神经网络分辨率可分别达到 92%、92%、92% 以及 100%,且统计结果的分辨率也可达到 100%,对不同炉型和煤种的适用性更强。另外,基于污染系数的神经网络可根据电站运行数据对炉膛局部结渣情况进行实时预测,误差在 3% 以内,均方误差为 0.013 4,预测结果可为吹灰提供指导。

关键词: 炉膛结渣;模糊神经网络;污染系数

中图分类号: TK229 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2019)09-0150-09

Calculation and Analysis on the Slagging Performance of Coal-Fired Boilers

LIU Dan¹, ZHOU Xihong¹, YANG Dong¹, LIU Zhaohui¹, QIU Lichun², TENG Minhua²

(1. State Key Laboratory of Multiphase Flow in Power Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. Zhejiang Energy Group R&D Institute Co., Ltd., Hangzhou 311121, China)

Abstract: To effectively predict the slagging performance in furnace, a 300 MW sub-critical boiler, a 600 MW sub-critical boiler and two 1 000 MW ultra-supercritical boilers were taken as the test subjects to conduct slagging predication by a single-index prediction modal and a multi-index comprehensive prediction model based on coal-burning behavior and a fuzzy neural network. The calculation model of the actual heat flux density of the membrane water wall was established for the 300 MW subcritical boiler. The pollution coefficient based neural network was used to predict the slagging of the furnace. The results of three prediction models show that the single index and multi-index comprehensive prediction model can predict the slagging of the furnace to some extent but with a low resolution, and the models' resolutions are different for different coal types and furnace types; the fuzzy neural network has higher resolution than the furnace slagging prediction model based on coal-burning behavior and the traditional neural network. The resolutions of the four kinds of fuzzy neural networks constructed in this study can reach 92%, 92%, 92% and 100%, respectively. In addition, the accuracy of the statistical results can reach

收稿日期: 2019-03-21。 作者简介: 刘丹(1994—),女,硕士生;杨冬(通信作者),男,教授,博士生导师。 基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2018YFB0604400)。

网络出版时间: 2019-06-20

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20190618.1057.002.html>

100%, and the fuzzy neural network is more applicable to different furnace types and coal types. The above two methods can only predict the overall slagging situation of the furnace. The neural network based on pollution coefficient can predict local slagging situation of furnace according to the real-time operation data of the boilers, where the error is within 3% and the mean square error is 0.013 4, and it can be used to guide the soot blowing.

Keywords: furnace slagging; fuzzy neural network; pollution coefficient

当前,我国电力行业仍然以煤为主要消费能源,加之电站锅炉燃用煤种的含硫量、含灰量均较高,使得受热面极易造成积灰和结渣。在经过了十余年的升级和创新之后,新型电站锅炉以其较高的燃煤利用率和优良的环保性能已逐步在国际上推广投运,并且成为我国大力建设的主要机组,但是炉膛结渣这一问题仍然严重影响着锅炉的安全运行。

由于灰的热阻较锅炉受热面钢材的大,使得水冷壁传热恶化,进而导致炉膛出口烟温升高,这又使得过热蒸汽温度偏高,不仅危害过热器,还会导致汽轮机发生事故。同时,传热阻力增大需通过增加给煤量来维持锅炉满负荷运行,使得炉膛出口烟温进一步升高,这一恶性循环使得电站锅炉常发生一系列事故。大块的渣掉落也会砸坏水冷壁和灰斗,使灰斗发生堵塞甚至炉膛熄火。此外,积灰和结渣带来的高温腐蚀、磨损也给锅炉安全运行造成了一定的危害。因此,对锅炉炉膛结渣程度及发展趋势进行有效监测就显得尤为重要。

国内外学者对电站锅炉炉膛结渣监测进行了大量的研究,炉膛结渣情况监测方法包括测量法和预测法^[1-6]。其中,测量法有利用红外照相设备直接观察炉内结渣程度、利用热流计或者热电偶通过测量结渣带来的热流变化或炉膛出口烟温变化从而监测结渣程度等。Valero 等利用红外成像相机直接测量水冷壁辐射发射率,从而判断水冷壁结渣情况^[7],不过由于红外成像相机安装困难,且难以长时间在炉膛高温环境下工作,该方法仅停留在实验室阶段。高继录等开发出一种微型超高温热流计,用于测量水冷壁热流密度从而实现炉膛结渣情况的实时监测^[8],但该超高温热流计造价昂贵、维护困难,一定程度上限制了该技术的推广及应用。徐立刚等建立了炉膛辐射传热模型,并基于烟温软测量方法计算炉膛污染率^[9],但该模型仅适用于负荷较为稳定的工况,负荷变化较快工况下监测结果波动较大。预测法包括基于燃煤特性的单一指标和多指标综合评判方法、人工神经网络方法、模糊数学方法以及模式识别方法等。杨冬等利用反平衡法求得炉膛出口烟

温,并根据炉膛平均热有效性系数得到清洁因子,根据清洁因子大小判断炉膛结渣情况^[10]。任林等先基于模糊 C 均值聚类法对数据进行预处理,然后利用粒子群优化的支持向量机建立了电站燃煤结渣预测模型^[11]。邓喆利用经典 3 层 BP 神经网络,对炉膛整体结渣情况进行了预测^[12]。预测法虽然较测量法存在一定的误差,但实现起来更为容易,因此在各大电厂得到了推广使用,而现有文献在炉膛局部结渣情况方面的报道较少。

本文分别以一台 300 MW 级亚临界、一台 600 MW 级亚临界以及两台 1 000 MW 级超超临界锅炉机组为研究对象,根据锅炉机组参数、燃煤数据,利用单一指标与多指标燃煤特性判别方法、模糊神经网络方法对该电站锅炉炉膛结渣情况进行了预测。针对 300 MW 级亚临界锅炉机组建立了膜式水冷壁实际热流密度的计算模型,并根据现场实测结果,利用基于污染系数的神经网络对该电站锅炉炉膛局部结渣情况进行了实时预测。最后,对单一指标与多指标的燃煤特性判别方法、模糊神经网络方法以及基于污染系数的神经网络方法进行了比较与分析。

1 基于燃煤特性的炉膛结渣模型与预测

锅炉炉膛结渣情况与燃煤特性有着密切的关系,目前国内常用的基于燃煤特性的炉膛结渣模型主要包括单一指标、多指标综合预测模型。

1.1 单一指标预测模型

单一指标预测模型根据灰分特性对炉膛结渣倾向进行预测,如软化温度 t_2 、硅铝比 R_{SiAl} 、碱酸比 R_{BA} 、硅比 R_G 、硫分结渣指数 R_S 等,其中 R_{BA} 、 R_G 以及 R_S 的计算式如下

$$R_{BA} = \frac{w(CaO) + w(MgO) + w(Fe_2O_3) + w(Na_2O) + w(K_2O)}{w(SiO_2) + w(Al_2O_3) + w(TiO_2)} \tag{1}$$

$$R_G = 100w(SiO_2) / [w(SiO_2) + w(CaO) + w(MgO) + w(Fe_2O_3) + 1.11w(FeO) + 1.43w(Fe)] \tag{2}$$

$$R_s=R_{BA}\frac{100w(S_{t,ar})}{100-w(M_{ar})}$$

(3)

式中: w 为质量分数; $S_{t,ar}$ 为煤的收到基硫分; M_{ar} 为煤的收到基水分。表 1 给出了单一指标预测模型评判炉膛结渣情况的标准,其中 L、M、S 分别代表轻微、中等、严重 3 种结渣程度。

表 1 单一指标预测模型评判标准

评判指标	L	M	S
$t_2/^\circ\text{C}$	$>1\ 390$	$1\ 260\sim1\ 390$	$<1\ 260$
R_{SiAl}	<1.87	$1.87\sim2.65$	>2.65
R_{BA}	<0.206	$0.206\sim0.400$	>0.400
R_{G}	>78.8	$66.1\sim78.8$	<66.1
R_{S}	<0.6	$0.6\sim2.0$	>2.0

1.2 多指标综合预测模型

(1)综合指数 R 预测模型。该模型根据我国动力用煤灰特性资料,通过对各指标(t_2 、 R_{BA} 、 R_{G} 、 R_{SiAl})评价再加权得到: $R<1.5$ 为轻微结渣, $R=1.5\sim2.5$ 为中等结渣, $R>2.5$ 为严重结渣。 R 的计算式如下

$$R=5.414\ 5-0.002\ 3(t_2/^\circ\text{C})+1.237\ 2R_{\text{BA}}-0.018\ 9R_{\text{G}}+0.282R_{\text{SiAl}}$$

(4)

(2)RTSQ 预测模型。该模型利用模糊数学方法根据熔点结渣指标 R_{T} 、变形温度 t_1 、软化温度 t_2 、硫分结渣指数 R_{S} 、硅比 R_{G} 以及黏度结渣指数 R_{v} 与锅炉容积热负荷 q_{v} 和断面热负荷 q_{F} 之间的关系对炉膛结渣情况进行综合评价。根据所建立各指标与 q_{v} 、 q_{F} 间的拟合公式得出各结渣指标所对应的高限热负荷 $q_{\text{vi}}(G)$ 、 $q_{\text{Fi}}(G)$ 及低限热负荷 $q_{\text{vi}}(D)$ 、 $q_{\text{Fi}}(D)$,将多个高限热负荷和低限热负荷分别取其中间值得到各自高限热负荷 $q_{\text{v}}(G)$ 、 $q_{\text{F}}(G)$ 和低限热负荷 $q_{\text{v}}(D)$ 、 $q_{\text{F}}(D)$ 的估计值。表 2 给出了根据炉膛容积热负荷和断面热负荷进行预测的标准。

表 3 煤质、灰分成分分析

$t_2/^\circ\text{C}$	$w/\%$ (煤质分析)		$w/\%$ (灰分分析)								$q_{\text{v}}/$	
	M_{t}	$S_{\text{t,ar}}$	SiO_2	TiO_2	CaO	MgO	Al_2O_3	Fe_2O_3	K_2O	Na_2O	$\text{MJ}\cdot(\text{m}^3\cdot\text{h})^{-1}$	$\text{GJ}\cdot(\text{m}^2\cdot\text{h})^{-1}$
1 170	14	0.43	35.09	16.41	22.56	1.34	0.64	12.47	0.30	0.27	389	17.13

注: M_{t} 为煤的全水分。

表 4 300 MW 锅炉机组单一指标、多指标综合预测结果

评判指标	$t_2/^\circ\text{C}$	R_{SiAl}	R_{BA}	R_{G}	R_{S}	R	q_{v}	q_{F}
计算值	1 170	2.14	0.71	49.1	0.25	3.28	$\geq q_{\text{v}}(G)$	$q_{\text{F}}(D)\sim q_{\text{F}}(G)$
结渣程度	S	M	S	S	L	S	S	M

表 2 RTSQ 综合预测模型评判标准

评判指标	预测标准	结渣程度
q_{v}	$q_{\text{v}}<q_{\text{v}}(D)$	L
	$q_{\text{v}}(D)\leq q_{\text{v}}\leq q_{\text{v}}(G)$	M
	$q_{\text{v}}>q_{\text{v}}(G)$	S
q_{F}	$q_{\text{F}}<q_{\text{F}}(D)$	L
	$q_{\text{F}}(D)\leq q_{\text{F}}\leq q_{\text{F}}(G)$	M
	$q_{\text{F}}>q_{\text{F}}(G)$	S

1.3 实例计算及分析

某 300 MW 燃煤发电机组锅炉为亚临界参数变压运行、自然循环、四角切圆燃烧、一次再热、单炉膛平衡通风、固态排渣、全钢构架的 Π 型汽包炉,过热、再热蒸汽温度分别采用 3 级喷水和摆动燃烧器调温方式,生产厂家是东方锅炉(集团)股份有限公司。炉膛宽 $\times$ 深 $\times$ 高为 $13.35\ \text{m}\times12.829\ \text{m}\times54.3\ \text{m}$ 。锅炉燃用煤种为神府东胜煤,该煤种的煤质及灰分成分分析如表 3 所示。

表 4 为根据单一指标和多指标综合预测模型对该锅炉炉膛结渣情况进行预测的结果, $q_{\text{v}}(D)=178\ 255.85\ \text{kJ}/(\text{m}^3\cdot\text{h})$, $q_{\text{v}}(G)=213\ 947.26\ \text{kJ}/(\text{m}^3\cdot\text{h})$, $q_{\text{F}}(D)=4\ 668\ 762.81\ \text{kJ}/(\text{m}^2\cdot\text{h})$, $q_{\text{F}}(G)=49\ 316\ 465.51\ \text{kJ}/(\text{m}^2\cdot\text{h})$ 。

由表 4 可知:单一指标和综合指标的 8 项预测结果中有 5 项显示严重结渣,2 项显示中等结渣,1 项显示轻微结渣,据此可判断该锅炉机组燃用该煤种时,炉膛结渣情况为严重结渣。同时,该结果也显示出单一指标和综合指标模型在预测炉膛结渣情况时单独使用具有预测分辨率较低的局限性,因此需要综合考虑多项评判指标结果来确定最终结渣情况。

又对另外一台燃用石炭二选系烟煤的 600 MW 级亚临界锅炉机组以及两台分别燃用活鸡兔矿煤、兖矿煤与济北煤矿混煤的 1 000 MW 级超超临界锅

炉机组进行了预测分析,上述 3 种煤种分别用 A、B、C 表示。表 5、表 6 分别为煤种特性分析及锅炉参数数据和单一指标与多指标模型预测结果。

由表 6 可知:8 项评判指标对燃用 A 煤种的锅炉炉膛结渣情况预测结果均为轻微结渣,因此最终预测结果为轻微结渣;对燃用 B 煤种的锅炉机组预测结果中有 6 项为严重结渣,2 项为中等结渣,因此

表 5 煤种特性分析及锅炉参数数据

煤种	$t_2/^\circ\text{C}$	$w/\%$ (煤质分析)		$w/\%$ (灰分分析)								$q_v/\text{MJ}\cdot$	$q_F/\text{GJ}\cdot$
		M_t	$S_{t,ar}$	SiO_2	TiO_2	CaO	MgO	Al_2O_3	Fe_2O_3	K_2O	Na_2O	$(\text{m}^3\cdot\text{h})^{-1}$	$(\text{m}^2\cdot\text{h})^{-1}$
A	>1 500	8.10	0.31	46.14	1.14	5.18	1.38	38.78	3.69	1.42	0.61	358.2	20.304
B	1 120	14.00	0.50	26.31	0.48	18.09	1.08	12.66	20.66	0.70	0.43	280.8	15.480
C	1 350	8.00	0.60	58.61	0.00	2.90	1.49	23.20	6.50	2.02	0.71	303.3	17.089

表 6 600 MW、1 000 MW 锅炉机组单一指标、多指标综合预测结果

煤种	结渣程度							
	t_2	R_{SiAl}	R_{BA}	R_{G}	R_{S}	R	q_v	q_F
A	L	L	L	L	L	L	L	L
B	S	M	S	S	M	S	S	S
C	M	M	L	L	L	M	L	M

2 基于模糊神经网络的炉膛结渣模型与预测

神经网络具有较强的自学习能力和并行处理能力,可解决非线性控制问题。在学习过程中,通过不断调整权值和阈值,使得网络逐步适应所学习数据,进而具有高度的容错性、适时性和鲁棒性,经适当训练的网络具有极强的泛化能力,即当出现训练中未出现的数据时仍能进行辨识,但神经网络不能处理结渣程度这类模糊问题。模糊系统虽很难实现自适应学习却擅长处理模糊信息。本文将模糊系统与神经网络相结合,使得两者都能发挥各自优势,将经隶属函数处理过的数据作为神经网络输入数据,并通过神经网络的学习为模糊系统提取模糊规则,从而解决结渣程度这一模糊问题^[13]。

2.1 模糊神经网络结构

在考虑影响炉膛结渣情况的燃煤特性基础上,同时考虑锅炉运行方式等因素,因此该模糊神经网络的输入项分别为 t_2 、 R_{BA} 、 R_{G} 、 R_{SiAl} 、 R 、 ϕ_t (量纲一炉膛最高温度)6 项,其中 ϕ_t 的计算式如下

$$\phi_t = \frac{1\ 144 + 249\ln[B_j Q_d / 2ab(a+b)\eta_t C_a \xi]}{t_2} \quad (5)$$

最终预测结果为严重结渣;对燃用 C 煤种的锅炉机组 8 项预测结果中轻微和中等结渣各有 4 项,只能粗略判断该机组燃用该煤种时炉膛结渣情况为轻微或中等结渣。根据以上结果可知:单一指标和综合指标模型对不同煤种、不同炉型的分辨率有所不同,因此在选用合适的评判指标前,需进行比较分析,尽可能选用对燃用煤种和炉型分辨率较高的评判指标。

式中: B_j 为计算燃料消耗量; Q_d 为煤的低位发热量; a 、 b 为炉膛宽度、深度; η_t 为二次风层数; C_a 为二次风距; ξ 为卫燃带修正系数

$$\xi = 1 - \frac{0.535F_w}{2(a+b)(H+3)} \quad (6)$$

其中 F_w 为卫燃带面积, H 为燃烧器高度。

由于结渣程度本身是一个模糊的概念,利用不同隶属函数进行预判时存在一定偏差,本文利用三角形隶属函数(trimf)、梯形隶属函数(trapmf)、高斯型隶属函数(gussmf)以及 π 型隶属函数(pimf)分别对输入项进行模糊化处理。模糊层即第 1 隐层分别对应各输入项的 3 种结渣程度隶属度,共 18 个节点,将模糊后的数据作为神经网络输入项,第 2 隐层节点数分别为 6~11 时不同隶属函数构造的模糊神经网络以及传统神经网络(no-fuzzy)各自学习的分辨率如图 1 所示,在考虑网络精确度和结构简单的前提下,确定出不同隶属函数构造的模糊神经网络第 2 隐层节点数分别为 6、10、7、8,传统神经网络隐层节点数为 8。通过第 1 隐层与第 2 隐层、第 2 隐

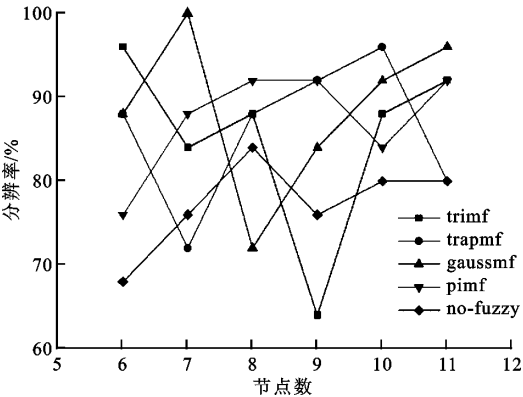


图 1 不同节点数构造的神经网络学习精度

层与输出层之间权值、阈值的不断调整,得到输出项炉膛结渣程度(轻微、中等、严重),最后根据最大隶属度原则确定炉膛结渣程度预测值。本文所建立的模糊神经网络拓扑结构以 pimf 为例,如图 2 所示。采用 BP 神经网络算法,第 1、2 隐层间为 tansig 型传递函数,第 2 隐层与输出层间为 logsig 型传递函数,学习函数选用 learngdm 函数,训练函数选用 trainlm 函数。

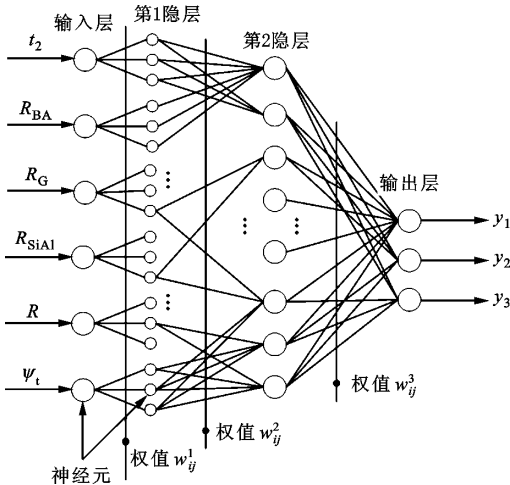


图 2 pimf 模糊神经网络拓扑结构

各输入项隶属函数根据结渣倾向评判标准进行确定。 t_2 、 R_{BA} 、 R_G 、 R_{SiAl} 的评判标准如表 1 所示, R 的评判标准如 1.2 小节所述, $\psi_t \leq 0.97$ 为轻微结渣, $0.97 < \psi_t < 1.065$ 为中等结渣, $\psi_t \geq 1.065$ 为严重结渣。例如,软化温度 t_2 的 π 型隶属函数为

$$r_1 = \begin{cases} 1, & x \geq 1\ 355 \\ 2\left(\frac{x-1\ 325}{30}\right)^2, & 1\ 325 \leq x < 1\ 340 \\ 1-2\left(\frac{x-1\ 355}{30}\right)^2, & 1\ 340 \leq x < 1\ 355 \\ 0, & x < 1\ 325 \end{cases} \quad (\text{轻微})$$

$$r_2 = \begin{cases} 0, & |x-1\ 325| \geq 65 \\ 2\left(\frac{x-1\ 260}{35}\right)^2, & 1\ 260 \leq x < 1\ 277.5 \\ 1-2\left(\frac{x-1\ 295}{35}\right)^2, & 1\ 277.5 \leq x < 1\ 295 \\ 1, & 1\ 295 \leq x < 1\ 355 \\ 1-2\left(\frac{x-1\ 355}{35}\right)^2, & 1\ 355 \leq x < 1\ 372.5 \\ 2\left(\frac{x-1\ 390}{35}\right)^2, & 1\ 372.5 \leq x < 1\ 390 \end{cases} \quad (\text{中等})$$

$$r_3 = \begin{cases} 1, & x < 1\ 295 \\ 1-2\left(\frac{x-1\ 295}{30}\right)^2, & 1\ 295 \leq x < 1\ 310 \\ 2\left(\frac{x-1\ 325}{30}\right)^2, & 1\ 310 \leq x < 1\ 325 \\ 0, & x \geq 1\ 325 \end{cases} \quad (\text{严重})$$

其余输入项的隶属函数确定方法同上。

2.2 实例计算及分析

以采集到的 34 组不同锅炉数据为基础^[14],其中 25 组作为神经网络的学习数据,另外 9 组与前文所述 300 MW 锅炉数据以及表 5 中 3 组锅炉机组数据作为预测数据,分别利用 4 种模糊神经网络和传统神经网络进行学习及预测,传统神经网络直接将 6 项数据作为输入项,没有进行模糊化处理。表 7、8 分别为传统神经网络和 4 种模糊神经网络的学习、预测结果。

表 7 传统神经网络、模糊神经网络学习结果

序号	学习结果					实际结果
	no-fuzzy	trimf	trapmf	gaussmf	pimf	
1	S	S	S	S	S	S
2	M	M	M	M	M	M
3	M	L	L	L	L	L
4	L	L	L	L	L	L
5	L	L	L	M	M	M
6	M	S	S	S	S	S
7	M	L	L	L	M	L
8	S	S	S	S	S	S
9	M	M	M	M	M	M
10	L	L	L	L	L	L
11	L	L	L	L	L	L
12	L	L	L	L	L	L
13	L	L	L	L	L	L
14	S	S	S	S	S	S
15	L	L	L	L	L	L
16	L	L	L	L	L	L
17	M	M	M	M	M	M
18	L	L	L	L	L	L
19	M	M	M	M	M	M
20	L	L	L	L	L	L
21	M	M	M	M	M	M
22	L	L	L	L	L	L
23	S	S	S	S	M	S
24	L	L	L	L	L	L
25	S	S	S	S	S	S

由表 7 结果计算可知:4 种模糊神经网络学习结果都较好,分辨率依次为 96%、96%、100% 和

92%,传统神经网络学习分辨率略低,为 84%,以上网络都可以作为预测网络使用。由表 8 结果计算可知:传统神经网络分辨率约为 62%,模糊神经网络分辨率依次为 92%、92%、92%以及 100%,表明模糊神经网络相对于传统神经网络有较高的分辨率。不同隶属函数构造的模糊神经网络存在一定偏差,虽然这里 pimf 构造的模糊神经网络预测结果为 100%,但由于预测数据有限,无法确保该模型对所有数据都能达到 100%的分辨率。于是,通过对多种隶属函数构造的模糊神经网络的计算结果进行统计,得到统计结果,其相对于单一模糊预测模型分辨率有了大幅提高,分辨率可以达到 100%。采用统计结果这一指标对 300 MW 锅炉和另外 3 组锅炉机组的预测结果分别为严重结渣、轻微结渣、严重结渣、中等结渣,与实际结渣情况相符合,表明模糊神经网络相对于基于燃煤特性的单一指标和综合指标预测模型分辨率较高,有极强的泛化能力,对不同煤种及锅炉型号适用性更强。

表 8 传统神经网络、模糊神经网络预测结果

序号	预测结果					统计结果	实际结果
	no-fuzzy	trimf	trapmf	gaussmf	pimf		
1	S	S	S	S	S	S	S
2	M	L	M	L	M	M	M
3	S	S	S	S	S	S	S
4	L	M	M	M	M	M	M
5	L	M	M	M	M	M	M
6	L	M	L	L	L	L	L
7	L	L	L	L	L	L	L
8	S	S	S	S	S	S	S
9	S	S	S	S	S	S	S
10	L	S	S	S	S	S	S
11	L	L	L	L	L	L	L
12	L	S	S	S	S	S	S
13	L	M	L	M	M	M	M

据文献[15]可知,由于燃烧不均匀会使炉膛内不同位置结渣程度有所不同,炉膛结渣主要集中于燃烧器附近、卫燃带周围及折焰角等部位。这些部位烟气温度高、流动性差,更容易出现结渣现象,而基于燃煤特性的炉膛结渣预测模型和基于模糊神经网络的炉膛结渣预测模型均只能针对炉膛整体结渣情况进行预测,无法确定结渣具体位置。

3 基于污染系数的神经网络炉膛局部结渣模型与在线预测

3.1 灰污特征参数的选取

对于炉膛结渣情况的监测,常用热有效系数 Ψ 、基于炉膛出口烟温的污染系数 ξ 和基于换热量的污染系数 Γ 进行监测。其中,热有效系数可以准确反映水冷壁上沾污、结渣程度,当污染严重时,水冷壁的热有效系数减小,但是炉膛火炬投射热流很难测得。炉膛出口烟温也能综合反映炉膛结渣状态,当炉膛结渣严重时,水冷壁吸热量减少,炉膛出口烟温升高。目前常用两种方法获取炉膛出口烟温:一种是利用热平衡法根据各受热面汽水温度反推炉膛出口烟温,但该方法误差较大;另一种是利用热电偶、红外测温仪等设备直接测量,虽准确性高于前者,但由于设备庞大且难以长时间在炉膛高温烟气环境下工作或因过于昂贵而难以推广。本文通过在水冷壁背面安装两个温度测点,建立温度与热流密度间的关系,从而得到测点处热流密度,利用污染系数 φ 实现对炉膛结渣情况进行局部监测。 φ 的值在 0~1 之间,其值越接近于 1,表明炉膛结渣越严重, φ_r 为其真实值, φ_p 为其预测值, φ 的计算式为

$$\varphi = 1 - \frac{q_{sj}}{q_{lx}}$$

(7)

式中: q_{sj} 为水冷壁实际热流密度; q_{lx} 为炉膛清洁时的理想热流密度。

3.2 实际热流密度

文献[16]给出了膜式水冷壁温度场的近似解析解,据此可通过水冷壁壁面温度与热流密度间的关系求得炉膛实际局部热流密度。图 3 为膜式水冷壁结构图,其中 C、E 为温度测点^[16],管子部分温度场的近似解为

$$t = t_p + \frac{q_0 r_1}{\lambda} \left[\phi_0 \left(\frac{1}{B_i} + \ln \beta z \right) + \sum_{n=1}^{\infty} \frac{\phi_n}{n} \frac{z^n + B_n z^{-n}}{1 - B_n} \cos n \theta \right]$$

(8)

式中: t_p 为管内介质温度; q_0 为炉膛辐射热负荷; λ 为管壁导热系数; $\phi_0 = S/2\pi r_1$, S 为管子节距; $\beta = r_1/r_2$, r_1 、 r_2 分别为管子外径、内径; $z = r/r_1$, r 为所求点到圆心的距离; ϕ_n 据 ϕ_n/n 线算图查得; $B_n = \beta^{-2n}(n - B_i)/(n + B_i)$, $B_i = r_2 \alpha_2/\lambda$, α_2 为管内壁对工质的放热系数; θ 为 r 与 y 轴正方向的夹角。

梯形鳍片部分温度场的近似解为

$$t = t_k + \frac{\varphi_{cp} q_0}{\lambda} \left\{ \frac{h^2}{b_k (1 - a)^2} \left[a \ln \left(1 - \frac{x}{h} + a \frac{x}{h} \right) + \right. \right.$$

络的输入项,包括主蒸汽流量、氧量、MF1 层给煤量、MF2 层给煤量以及 MF3 层给煤量,水冷壁清洁时的热流密度作为输出项。经多次训练比较,隐层节点数确定为 7。采用 BP 神经网络算法,输入层与隐层间为 tansig 型传递函数,隐层与输出层间为 logsig 型传递函数,学习函数选用 learngdm 函数,训练函数选用 trainlm 函数。

3.4 实例计算及分析

首先利用吹灰后主蒸汽流量,氧量, MF1 层、MF2 层、MF3 层给煤量,以及测量并计算得到的理想热流密度对神经网络进行训练,得到训练良好的神经网络,接着从 DCS 数据库中提取各实际运行工况下的 5 项输入项,经神经网络测试得到各工况下的理想热流密度,再根据式(7)得到相应的污染系数。

图 4、图 5 分别为神经网络对污染系数的学习结果和预测结果。根据图 4 可知:真实值与学习值吻合很好,因此该神经网络可以用于预测炉膛局部结渣情况。图 5 中斜线代表预测值与真实值相等,圆圈越靠近直线表示预测值与真实值越相近。根据图 5 可知:该神经网络预测误差在 3% 以内,均方误差为 0.013 4,因此该神经网络具备较高的可信度,可以较好地对炉膛局部结渣情况进行实时监测。图 6 为污染系数随时间的变化图,由图可知,在 40~80 min 时污染系数出现急剧下降,此时正进行吹灰操作,炉膛污染系数急剧减小,与实际情况相符合,说明该神经网络可以用于反映炉膛局部结渣情况,并

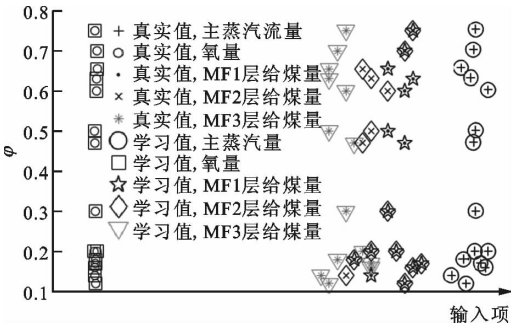


图 4 神经网络学习结果

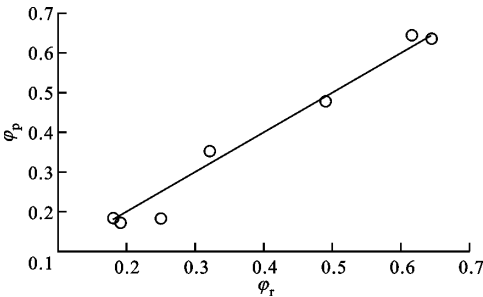


图 5 神经网络预测结果

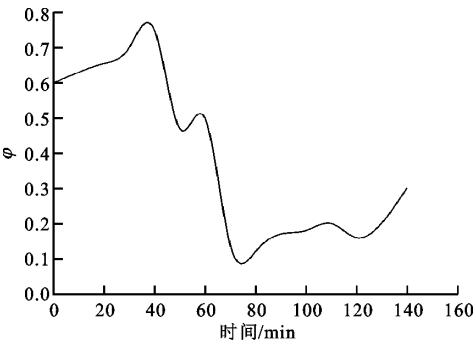


图 6 污染系数随时间的变化图

用于指导炉膛吹灰。

4 结 论

(1)基于燃煤特性的单一指标和综合指标预测模型可以在一定程度上对炉膛结渣情况进行预测,但其分辨率较低,且往往对于不同煤种或不同炉型分辨率也不同;从预测结渣范围上看,该模型只能对炉膛整体结渣情况进行监测。

(2)基于模糊神经网络的炉膛结渣预测模型将神经网络极强的学习能力与模糊算法的处理模糊知识能力相结合,同时引进炉膛结构参数,相对于仅有燃煤特性参数的单一指标和综合指标方法及传统神经网络的分辨率均有了显著提高,4 种模糊神经网络的分辨率可分别达 92%、92%、92%以及 100%,针对模糊神经网络的统计结果分辨率也可达到 100%;虽然模糊神经网络对不同煤种及炉型适用性更强,但也只能对炉膛整体结渣情况进行预测。

(3)基于污染系数的神经网络炉膛结渣在线预测模型可实现对炉膛局部结渣情况的实时预测,且误差在 3% 以内,均方误差为 0.013 4,可用于电站指导炉膛吹灰。

参考文献:

[1] 周俊波,陈晓文,高海东,等. 燃煤电站锅炉受热面灰污监测与智能吹灰控制技术 [J]. 热力发电, 2017, 46(12): 11-17.
ZHOU Junbo, CHEN Xiaowen, GAO Haidong, et al. Fouling monitoring and intelligent sootblowing control technologies for coal-fired boilers [J]. Thermal Power Generation, 2017, 46(12): 11-17.
[2] 崔恒. 燃煤电厂锅炉结渣在线监测与诊断技术的研究现状 [J]. 华电技术, 2016, 38(11): 23-25.
CUI Heng. Coal-fired power plant boiler slagging on-line surveillance and diagnostic technology research status [J]. Huadian Technology, 2016, 38(11): 23-

- 25.
- [3] 黎华, 张振顶, 谭超, 等. 基于热工参数的锅炉积灰结渣在线监测 [J]. 锅炉技术, 2017, 48(5): 46-52.
LI Hua, ZHANG Zhending, TAN Chao, et al. The on-line monitoring of the boilers' fouling and slagging based on the thermal parameters [J]. Boiler Technology, 2017, 48(5): 46-52.
- [4] 蒋泓亮, 安连锁, 沈国清. 基于清洁因子模型的炉膛结渣污染监测的研究 [J]. 电力科学与工程, 2012, 28(9): 33-37.
JIANG Hongliang, AN Liansuo, SHEN Guoqing. Boiler slagging pollution monitoring research based on the model of clean factor [J]. Electric Power Science and Engineering, 2012, 28(9): 33-37.
- [5] 俞海森, 曹欣玉, 李志, 等. 应用灰污热流计监测燃煤锅炉炉膛灰污结渣的动态过程 [J]. 动力工程, 2005(1): 88-91.
YU Haimiao, CAO Xinyu, LI Zhi, et al. Research on the dynamic process of ash deposition in boilers with heat flux probes [J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2005(1): 88-91.
- [6] 阎维平, 梁秀俊, 周健, 等. 300 MW 燃煤电厂锅炉积灰结渣计算机在线监测与优化吹灰 [J]. 中国电机工程学报, 2000(9): 85-89.
YAN Weiping, LIANG Xiujun, ZHOU Jian, et al. Ash monitoring and sootblowing optimization of a 300 MW coil-fired utility boiler [J]. Proceedings of the CSEE, 2000(9): 85-89.
- [7] VALERO A, CORTES C. Ash fouling in coal-fired utility boilers monitoring and optimization of on-load cleaning [J]. Progress in Energy and Combustion Science, 1996, 22(2): 189-200.
- [8] 高继录, 陈晓利, 董建勋, 等. 基于微型热流计的锅炉结渣实时监测系统研究 [J]. 节能技术, 2018, 36(2): 104-108.
GAO Jilu, CHEN Xiaoli, DONG Jianxun, et al. Research of boiler slagging real-time monitoring system based on micro heat flow meter [J]. Energy Conservation Technology, 2018, 36(2): 104-108.
- [9] 徐力刚, 黄亚继, 王健, 等. 基于炉膛结渣监测模型的吹灰优化 [J]. 东南大学学报(自然科学版), 2018, 48(1): 63-70.
XU Ligang, HUANG Yaji, WANG Jian, et al. Sootblowing optimization based on model of slagging monitoring around boiler furnace [J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2018, 48(1): 63-70.
- [10] 杨冬, 龙俊, 茆凯源, 等. 1 000 MW 超超临界锅炉结渣特性预测模型 [J]. 南京航空航天大学学报, 2017, 49(3): 320-324.
YANG Dong, LONG Jun, MAO Kaiyuan, et al. Prediction model of slagging characteristics of large capacity coal fired boiler [J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2017, 49(3): 320-324.
- [11] 任林, 王东风. 基于粒子群优化的 FCM-SVM 算法的锅炉燃煤结渣预测 [J]. 山东电力技术, 2018, 45(8): 46-49.
REN Lin, WANG Dongfeng. Prediction of boiler slagging based on FCM-SVM algorithm based on particle swarm optimization [J]. Shandong Electric Power, 2018, 45(8): 46-49.
- [12] 邓喆, 李庚生, 安连锁, 等. 基于声学测温与人工神经网络的炉膛结渣在线监测方法 [J]. 现代电力, 2011, 28(4): 70-72.
DENG Zhe, LI Gengsheng, AN Liansuo, et al. The on-line monitoring of the furnace slagging based on acoustic pyrometry and artificial neural network [J]. Modern Electric Power, 2011, 28(4): 70-72.
- [13] 胡勇, 巨林仓, 范伊波, 等. 基于神经网络及模糊理论建立回热系统故障诊断层次模型 [J]. 西安交通大学学报, 1998, 32(11): 55-59.
HU Yong, JU Lincang, FAN Yibo, et al. Fuzzy logic and artificial neural network applied in evaluating malfunction-model of thermodynamic system [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 1998, 32(11): 55-59.
- [14] 王洪亮. 基于模糊神经网络的电站燃煤锅炉结渣特性研究 [D]. 保定: 华北电力大学, 2011: 32-33.
- [15] 喻火明. 电站锅炉受热面面积灰结渣在线监测的研究 [D]. 保定: 华北电力大学, 2006: 28.
- [16] 范谨, 贾鸿祥, 陈听宽. 膜式水冷壁温度场解析 [J]. 热力发电, 1996(3): 10-17.
FAN Jin, JIA Hongxiang, CHEN Tingkuan. Analysis of temperature profile of membrane water wall [J]. Thermal Power Generation, 1996(3): 10-17.

(编辑 荆树蓉)