

基于机器学习的燃煤锅炉燃烧效率在线计算

陈波¹, 曹歌瀚², 黄亚继², 岳峻峰¹, 徐文韬², 王亚欧¹, 李雨欣², 金保昇²

(1.江苏方天电力技术有限公司 江苏 南京 211102; 2.东南大学 东南大学 能源热转换及其过程测控教育部重点实验室, 江苏 南京 210096)

摘要: 经济发展方向与政策导向促使火电厂燃煤锅炉朝着智能化方向升级, 燃煤锅炉的燃烧效率是衡量锅炉运行状况的重要指标。为了满足实时计算锅炉热效率的要求, 借助于电厂的日常测量数据计算锅炉效率, 计算方法为: ① 分析锅炉的燃烧运行特征; ② 根据提取的特征采用剔除异常数据、稳态判别、相似性处理的预处理方法, 生成更好的训练样本; ③ 采用遗传算法改进的神经网络算法建立锅炉排烟温度、飞灰含碳量和煤质灰分之间的计算模型; 利用燃煤热值与理论空气量的比例关系计算入炉煤热值, 计算值用于锅炉热效率的反平衡计算模型。计算结果表明, 神经网络模型的预测值能满足工程计算的要求; 计算所得的排烟温度、飞灰含碳量与煤质灰分用于锅炉效率的计算过程, 可实现实时动态的锅炉效率计算; 计算所得锅炉效率的变化与实际蒸发量变化基本一致。锅炉实际蒸发量下降时, 锅炉效率降低; 锅炉实际蒸发量保持 60% 以上额定蒸发量时, 锅炉效率易保持在较高水平。

关键词: 机器学习; 神经网络算法; 遗传算法; 数据分析; 锅炉效率

中图分类号: TK229.6

文献标志码: A

文章编号: 1006-6772(2021)04-0174-06

Online calculation of coal-fired boiler combustion efficiency based on machine learning

CHEN Bo¹, CAO Gehan², HUANG Yaji², YUE Junfeng¹, XU Wentao², WANG Ya'ou¹, LI Yuxin², JIN Baosheng¹

(1. Jiangsu Frontier Electric Power Technology Co., Ltd., Nanjing 211102, China; 2. Key Laboratory of Energy Thermal Conversion and Control of Ministry of Education, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: The direction of economic development and policy orientation has promoted the upgrading of coal-fired boilers in thermal power plants towards the direction of intelligence. The combustion efficiency of coal-fired boiler is an important indicator to measure the operating status of boiler. In order to meet the requirements of real-time calculation of boiler thermal efficiency, the following methods are used to calculate the boiler efficiency with the help of the daily measurement data of the power plant: Firstly, the corresponding combustion and operation characteristics of the boiler were analyzed; Secondly, according to the extracted features, the preprocessing methods of eliminating outliers, steady state discrimination, and similarity processing were carried out to generate better training samples. Finally, the neural network algorithm improved by genetic algorithm was used to establish the calculation model among the boiler exhaust temperature, fly ash carbon content and coal ash content. The calorific value of the coal into the furnace was calculated by using the proportional relationship between the calorific value of coal and the theoretical air volume, and the calculated value was used in the inverse balance calculation model of the boiler thermal efficiency. The calculation results show that the predicted value of the neural network model can meet the requirements of engineering calculation. The calculated exhaust gas temperature, fly ash carbon content and coal ash content can be used in the calculation of boiler efficiency to realize real-time dynamic boiler efficiency calculation. The change of the calculated boiler efficiency is approximately the same as that of the actual evaporation change. When the actual evaporation capacity of the boiler decreases, the efficiency of the boiler will decrease. When the actual evaporation capacity of the boiler is maintained above 60% of the rated evaporation capacity, the boiler efficiency is easily maintained at a high level.

Key words: machine learning; neural network algorithm; genetic algorithm; data analysis; boiler efficiency

收稿日期: 2021-04-25; 责任编辑: 张晓宁 DOI: 10.13226/j.issn.1006-6772.CE21042501

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2018YFC1901200); 江苏方天电力技术有限公司科技项目(KJ201927); 江苏省科技成果转化专项基金资助项目(BA2020001)

作者简介: 陈波(1991—), 男, 重庆江津人, 工程师, 硕士, 从事锅炉及其辅机性能现场测试、状态评价、运行优化研究及相关信息系统开发研究。E-mail: chenbo_frontier@163.com。通讯作者: 黄亚继, 教授, 从事燃烧过程中污染物控制、生物质热解与气化、固废干燥与焚烧、锅炉燃烧优化研究。E-mail: heyj@seu.edu.cn

引用格式: 陈波, 曹歌瀚, 黄亚继, 等. 基于机器学习的燃煤锅炉燃烧效率在线计算[J]. 洁净煤技术, 2021, 27(4): 174-179.

CHEN Bo, CAO Gehan, HUANG Yaji, et al. Online calculation of coal-fired boiler combustion efficiency based on machine learning[J]. Clean Coal Technology, 2021, 27(4): 174-179.



移动阅读

0 引言

随着信息技术的发展和新建理念的提出,传统火力发电厂亟需向智能化方向升级^[1]。利用人工智能算法构建电厂锅炉的燃烧模型是目前的研究热点。锅炉效率是衡量锅炉运行状态的重要指标,也是锅炉燃烧优化的重要目标。传统的锅炉优化方法主要通过专家经验,采用交叉试验或单因素轮回试验对燃烧工况进行优化调整^[2-3],不仅费时费力,而且试验工况有限,一旦锅炉煤种或运行状态发生变化,原有的优化试验结果即失效。因此为了更好地对锅炉效率进行优化,采用启发式算法对锅炉进行参数寻优是目前较好的方法之一,要求首先构建锅炉运行参数与锅炉效率之间的实时计算模型。应明良等^[4]提出了一种基于锅炉有效输出热量和总输出热量计算锅炉热效率的方法,该方法无需进行煤质测试,具有良好的实时性,但其依赖于对过热蒸汽与再热蒸汽的测量,大型设备需安装大量测点。王诣^[5]针对锅炉效率计算中灰渣含碳量难以获得的问题,研究了基于图像处理技术的灰渣含碳量快速检测系统,并对锅炉效率反平衡计算进行简化分析,建立了锅炉效率的实时计算模型。赵国强^[6]利用极限学习机方法对锅炉烟气含氧量和飞灰含碳量建模,将结果输入锅炉热效率计算模型,得到实时的锅炉效率计算结果。也有学者采用机器学习算法对锅炉效率进行计算,如混合最小二乘支持向量机^[7]、分布式极限学习机^[8]、神经网络^[9-12]、支持向量机^[13-14]等,这些研究将锅炉效率直接作为机器学习模型的输出,但实际的锅炉效率获取较困难,导致训练样本不足,难以获得具有广泛性的计算模型。这些研究促进了电厂锅炉智能化运行的发展,但其自身的不足限制了智能算法的广泛应用。

为了获得具有广泛性的实时锅炉效率计算方法,本文利用遗传算法改进神经网络算法训练锅炉参数与锅炉排烟温度、飞灰含碳量和煤质灰分之间的关系,计算锅炉的烟气热损失与固体不完全燃烧热损失,并对文献^[4]提出的锅炉效率计算方法进行改进,减少计算模型所需的测量数据,降低锅炉的改造成本。

1 目标锅炉与燃烧系统

锅炉特征参数的选择对构建锅炉效率的计算模型十分重要,本文采用某电厂1 000 MW超超临界锅炉为研究对象,单炉膛,Π型构造,已装备低NO_x同轴燃烧系统,如图1所示。燃烧系统具有一层分

离燃尽风和6层燃烧器,分别对应6个磨煤机,每个磨煤机与2层燃料空气(FA)和一次风出口连接。每个燃烧器中间注入油辅助空气(OA),下层和上层也分别注入两级辅助空气(AA),2个燃烧器顶部是紧凑燃尽风(CCOFA)。6个燃烧器分别记为A~F。F层的辅助空气记为F-AA-1和F-AA-2、油辅助空气记为F-OA、燃料空气记为F-FA-1和F-FA-2,其他层以此类推,F-FA-1和F-FA-2位置由一个测点测量。锅炉的过热段和再加热段产生蒸汽,过热段包含一、二、三级过热器,再热段包含一、二级再热器。燃烧器布置在4个角落,通常同一层上4组燃烧器的风门同步运行。挡板的制动以及当前位置的测量直接在炉壁内设备的机械驱动器内进行。

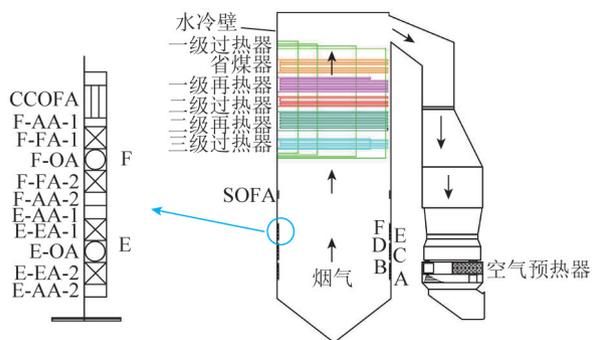


图1 锅炉示意和风门挡板排列

Fig.1 Schematic diagram of the boiler and the arrangement of the damper

选取表1中1~51号参数作为样本特征,其中,负荷代表锅炉不同发电负荷下的工况,炉膛氧量表示氧量对锅炉燃烧的影响,煤粉温度、一次风温和二次风温与锅炉的燃烧情况相关,4~49号参数为锅炉配风方式对锅炉燃烧的影响;飞灰含碳量、煤质灰分与排烟温度作为样本的因变量参与锅炉效率的计算。

2 数据预处理

从实际电厂中获取原始数据后需经预处理才能应用于模型计算。本文数据处理包括剔除异常值、判别稳态工况与相似度处理3部分。由于故障或测量仪器原因,直接采集的数据通常存在与相邻数据点差异较大的明显异常点,采用基于数学统计学的 3σ 原则剔除异常值;假设某一样本含有 n 个数据,平均值为 μ ,标准差为 σ ,则数据分布在 3σ 区间的概率为99.74%。若某一数据与 μ 的差值大于 3σ ,则判定其为异常值。电厂为了适应用电需求变化,机组的负荷也会发生变化,稳态工况会受到破坏。锅炉的非稳态工况一般无法准确反映输入量与被输

表1 样本特征

Table 1 Sample characteristics

序号	1	2	3	4	5	6	7	8	9
变量	负荷/ MW	炉膛氧 量/%	煤粉温 度/℃	磨煤机 A 冷 一次风挡 板位置/%	磨煤机 B 冷 一次风挡 板位置/%	磨煤机 C 冷 一次风挡 板位置/%	磨煤机 D 冷 一次风挡 板位置/%	磨煤机 E 冷 一次风挡 板位置/%	磨煤机 F 冷 一次风挡 板位置/%
序号	10	11	12	13	14	15	16	17	18
变量	磨煤机 A 热 一次风挡 板位置/%	磨煤机 B 热 一次风挡 板位置/%	磨煤机 C 热 一次风挡 板位置/%	磨煤机 D 热 一次风挡板 位置/%	磨煤机 E 热 一次风挡板 位置/%	磨煤机 F 热 一次风挡 板位置/%	A 层煤粉二 次风挡板 位置/%	A 层辅助二 次风挡板 1 位置/%	A 层油二次 风挡板 位置/%
序号	19	20	21	22	23	24	25	26	27
变量	A 层辅助二 次风挡板 2 位置/%	B 层煤粉二 次风挡板 位置/%	B 层辅助二 次风挡板 1 位置/%	B 层油二次 风挡板 位置/%	B 层辅助二 次风挡板 2 位置/%	C 层煤粉二 次风挡板 位置/%	C 层辅助二 次风挡板 1 位置/%	C 层油二次 风挡板 位置/%	C 层辅助二 次风挡板 2 位置/%
序号	28	29	30	31	32	33	34	35	36
变量	D 层煤粉二 次风挡板 位置/%	D 层辅助二 次风挡板 1 位置/%	D 层油二次 风挡板 位置/%	D 层辅助二 次风挡板 2 位置/%	E 层煤粉二 次风挡板 位置/%	E 层辅助二 次风挡板 1 位置/%	E 层油二次 风挡板 位置/%	E 层辅助二 次风挡板 2 位置/%	F 层煤粉二 次风挡板 位置/%
序号	37	38	39	40	41	42	43	44	45
变量	F 层辅助二 次风挡板 1 位置/%	F 层油二次 风挡板 位置/%	F 层辅助二 次风挡板 2 位置/%	高位 SOFA 风量/CCOFA 风挡 (kg·s ⁻¹) 板位置/%	磨煤机 A 出口风粉 压力/kPa	磨煤机 B 出口风粉 压力/kPa	磨煤机 C 出口风粉 压力/kPa	磨煤机 D 出口风粉 压力/kPa	
序号	46	47	48	49	50	51	52	53	54
变量	磨煤机 E 出口风粉 压力/kPa	磨煤机 F 出口风粉 压力/kPa	甲一次风 机出口 压力/kPa	乙一次风 机出口 压力/kPa	一次风温/℃	二次风温/℃	飞灰含碳量/℃	煤质灰分/℃	排烟温度/℃

入量之间的关系,若直接用于建模,会对模型预测精度产生严重影响,因此,建模前需要判别稳态工况、筛选稳态工况点。本文利用滑动窗口法判别稳态工况,通过选择某一合适的窗口宽度并进行滑动,计算每次滑动后窗口内数值的标准差,若标准差过大,则该点处于非稳态工况。根据电站锅炉性能试验规程,1 000 MW 锅炉机组稳态蒸发量最大允许波动范围为±2%。窗口内负荷波动低于2%时,认为窗口内工况稳定。对于已完成异常值与非稳定工况点剔除的数据,由于数据样本量较大且样本点均处于稳定工况,存在样本间数据变化微小、相似度高的情况。为优化建模训练样本,降低模型的计算量,需要对其进行相似性处理,剔除冗余信息。采用相似性函数判别样本间的相似性,设置相似性函数为

$$R_{ij} = e^{-\|x_i - x_j\|^2}, \quad (1)$$

式中, R_{ij} 为第*i*组与第*j*组训练样本的相似性; x_i 、 x_j 为训练样本中第*i*组和第*j*组数据。

采集 2020-02-06—03-22 每天间隔 1 min 的 66 240 条数据作为原始数据,经剔除异常值处理后,样本数据减为 65 299 条;经稳态判别后,样本数据为 30 720 条,经相似性处理,筛选出 3 445 组样本数据用于建模。数据处理流程如图 2 所示。

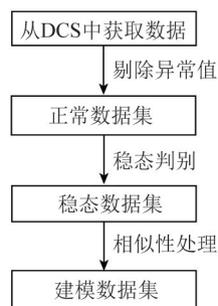


图2 数据处理流程

Fig.2 Flow chart of data processing

3 锅炉效率计算

为了对锅炉效率进行优化,建立锅炉运行参数与锅炉效率之间的实时计算模型十分重要。文献[4]提出了一种基于锅炉有效输出热量和总输出热量的锅炉效率计算方法,实时性强,但该方法依赖于对过热蒸汽与再热蒸汽的测定,需安装大量测点,安装与维护成本较高,部分电厂不具备相关条件。本文锅炉效率计算公式为

$$\eta_{gl} = \frac{1 - Q_{py} - Q_{ed} - Q_{th}}{Q_r}, \quad (2)$$

$$Q_{py} = [(c_p \dot{m} (t_1 - t_0))] t, \quad (3)$$

其中, η_{el} 为锅炉热效率, %; Q_{py} 为锅炉热力边界出口烟气的输出热量, kJ; Q_{ed} 为锅炉散热损失; Q_{fh} 为锅炉的固体不完全燃烧热损失, kJ; Q_r 为锅炉输入热量, kJ; t_0 、 t_1 分别为送风机的进口温度与排烟温度, $^{\circ}\text{C}$; \bar{c}_p 为 $t_0 \sim t_1$ 的平均定压比热, $\text{kJ}/(\text{m}^3 \cdot ^{\circ}\text{C})$; \dot{m} 为空预器出口烟气流量, m^3/s ; t 为时间, s。公式忽略了组分对平均定压比热的影响。

排烟温度、飞灰含碳量和煤的灰分数据由建立神经网络模型计算得出, 由于神经网络模型的初始连接权值和阈值的选择对网络训练的影响很大, 但又无法准确获得, 因此采用基于遗传算法改进的 BP 神经网络算法对飞灰含碳量和煤质灰分进行预测建模。

固体不完全燃烧热损失 Q_s 计算公式为

$$Q_s = \left(\frac{C_{fh}}{100 - C_{fh}} \times 32700A_{ar}F \right) t, \quad (4)$$

式中, C_{fh} 为飞灰含碳量, %; F 为耗用原煤量, kg/s , 32700 为纯碳的发热量, kJ/kg 。

锅炉输入热量的计算公式为

$$Q_r = BQ_{net,ar}t, \quad (5)$$

其中, B 为入炉原煤量, kg/s 。 $Q_{net,ar}$ 根据燃料的高位热值与其理论空气量间近似正比的关系进行计算^[15]。

$$Q_{net,ar} = \frac{Q_{gr,ar}}{k_1} = \frac{1}{k_1} \left(k_2 \frac{W(1 + \Delta\alpha)}{21 - \rho(O_2)} \right), \quad (6)$$

式中, $Q_{gr,ar}$ 为入炉煤的高位热值, kJ/kg ; k_1 为绝大多数煤高位热值对低位热值的比例关系, 为 1.03 ~ 1.06; k_2 为高位热值与理论空气量的比例系数, 为 2.994 ~ 3.165; W 为锅炉运行总风量, t/h ; $\Delta\alpha$ 为漏风系数, 为 0 ~ 0.1; $\rho(O_2)$ 为锅炉运行氧量, %。

4 遗传算法改进的神经网络模型

神经网络模型是克服燃煤锅炉建模时多变量互相耦合、互相影响的有效办法^[16]。BP 神经网络是一种信息正向传播、误差逆向传播的神经网络, 通过反向传播不断调整网络的权值和阈值, 使网络的误差平方和最小。BP 神经网络结构简单、可调整的参数多、训练算法多、可操作性好, 但其存在如收敛速度较慢、易陷入局部最小点等缺陷, 且网络训练受初始连接权值及阈值的影响较大, 无法准确获取, 因此, 考虑引入遗传算法对神经网络进行优化。

遗传算法(GA)是一种智能算法, 可通过模拟自然演化过程来搜索最佳解。遗传算法优化神经网络的步骤为: 首先随机初始化神经网络的权值和阈值作为初始种群, 解码后赋给新建的 BP 神经网络, 将 BP 神经网络的测试误差作为种群适应度代入遗传算法的进化过程并生成新的种群, 将新的种群加

入 BP 神经网络进行训练, 直至网络的测试误差满足终止条件。

根据表 1 选取的样本特征, 建立 3 套 51-13-1 的神经网络模型, 即输入层神经元数量为 51, 隐含层神经元数量为 13, 输出层神经元数量为 1。神经网络结构如图 3 所示, 利用 Matlab 的神经网络工具箱构建网络, 采用可最小化平方误差和权重的 TRAINBR 作为训练函数, 选择 TANSIG 作为传递函数, 选择 MSE 作为性能函数, 选择 LEARNBDM 作为适应学习函数。采用遗传算法优化神经网络, 最大进化代数设置为 300, 种群规模为 100, 交叉概率为 0.9, 变异概率为 0.1, 算法流程如图 4 所示。

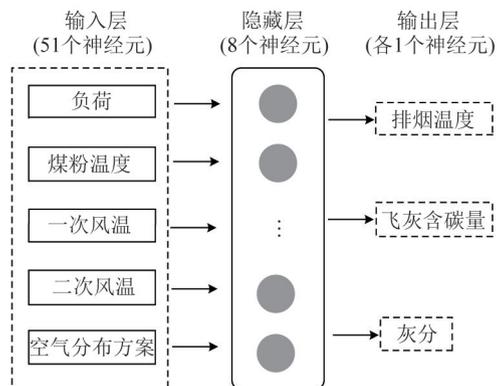


图3 神经网络结构

Fig.3 Structure of Neural network

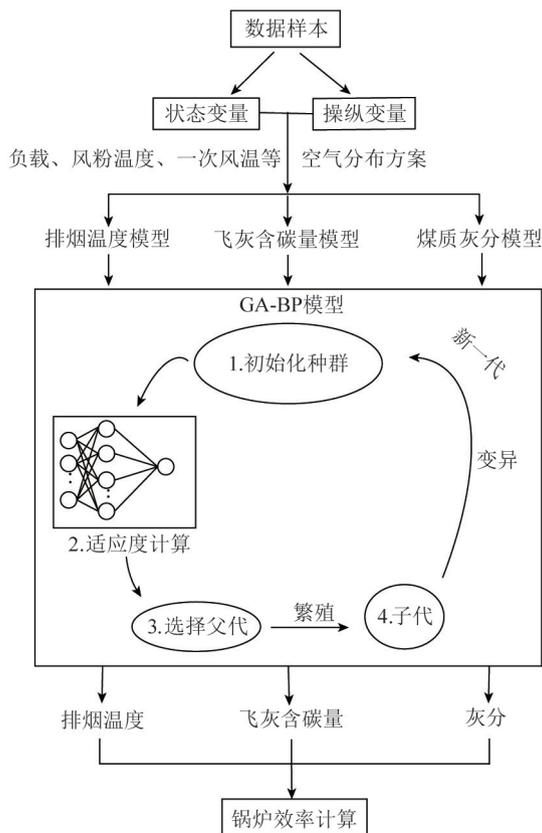


图4 锅炉效率计算流程

Fig.4 Flow chart of boiler efficiency calculation

5 结果与分析

在电厂实际生产过程中,同一天的飞灰含碳量与煤质数据只能进行离散采样,因此选取取样点时刻周围的样本对飞灰的含碳量和煤质灰分进行训练。在训练神经网络模型时,随机将样本数据划分成训练集和测试集,训练集和测试集的划分比例为7:3。图5为遗传算法优化后的神经网络模型的验证结果。表2为精度计算结果(RMSE为均方根误差,MRE为平均相对误差,MAXE为最大绝对误

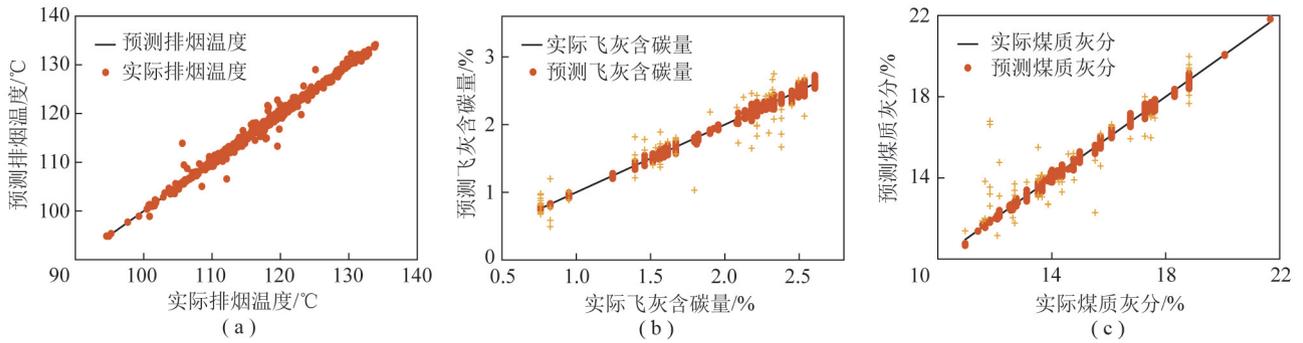


图5 排烟温度、飞灰含碳量煤质灰分测试样本的验证结果

Fig.5 Validation results of exhaust gas temperature, carbon content in fly ash and coal ash test samples

表2 BP-ANN的精度

Table 2 Accuracy of BP-ANN

参数	排烟温度	飞灰含碳量	煤质灰分
RMSE	0.183 2	0.047 2	0.413 5
MRE	0.003 0	0.019 3	0.009 0
MAX	8.254 3	0.764 0	4.963 4

与煤质数据测试次数较少,为了充分利用电厂的运行数据,将某一时刻的测试数据扩展到其他时刻,因此造成部分样本数据偏差较大。以实际的测试数据为基准,3倍平均相对误差为范围,图5(b)、(c)中超过实际测试数据3倍平均相对误差的预测数据标记为“+”,被标记的数据视为由于数据推测引起的误差。飞灰含碳量的测试样本中的推测误差数据占7.07%,煤质数据测试样本的推测误差数据占5.13%。

图6为电厂某一天的锅炉效率随时间的变化(R 为实际蒸发量与额定蒸发量的比值)。可以看出,锅炉效率与实际蒸发量的变化近似一致。锅炉的实际蒸发量下降时,锅炉效率降低,这可能与锅炉蓄热有关,负荷降低导致锅炉的单位煤量烟气量增加,但排烟温度未降低,使烟气热损失增大,锅炉效率突然降低。另外,锅炉的实际蒸发量在60%以上额定蒸发量时,锅炉效率易保持在较高水平。

差)。计算方法如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y_k - y'_k)^2}, \quad (7)$$

$$MRE = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left| \frac{y_k - y'_k}{y'_k} \right|, \quad (8)$$

$$MAXE = \max(|y_k - y'_k|), \quad (9)$$

式中, y_k 为预测值, y'_k 为实际值。

由表2可知,预测结果可满足大部分样本的预测需求。对于飞灰含碳量与煤质灰分,部分结果与预期相差较大,这是由于在实际生产中,飞灰含碳量

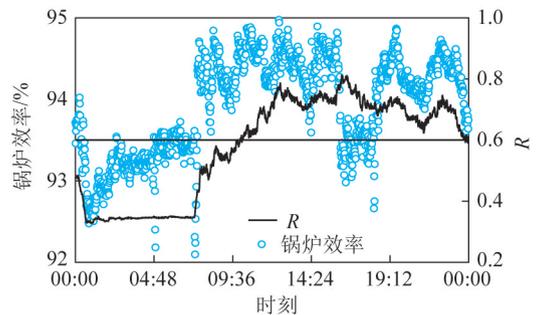


图6 电厂的锅炉效率与实际蒸发量随时间变化

Fig.6 Change of boiler efficiency and actual evaporation of power plant with time

6 结论

1) 对所运行的锅炉进行分析研究,选择合适的锅炉燃烧运行特征作为样本特征。

2) 根据特征采集相应数据,并对数据进行剔除异常值、判别稳态工况和相似性处理,减少了用于模型训练的数据量。

3) 利用遗传算法改进的神经网络算法计算排烟温度、飞灰含碳量与煤质灰分,进而计算出锅炉的排烟热损失与固体不完全燃烧热损失,代入锅炉效率的反平衡计算模型中得到锅炉效率。计算所得的锅炉效率变化与实际蒸发量变化近似一致。锅炉的实际蒸发量下降时,锅炉效率降低。锅炉的实际蒸发量在60%以上额定蒸发量时,锅炉效率易保持在

较高水平。

4) 计算结果表明该方法可操作性与实时性强,且精度符合预测需求,可满足电厂对锅炉效率的日常监测要求。

参考文献(References):

- [1] 赵俊杰,冯树臣,杨如意,等. 新基建时代的燃煤智慧电厂建设与技术升级分析[J]. 神华科技,2019,17(12):5-10.
ZHAO Junjie, FENG Shuchen, YANG Ruyi, et al. Construction and technical upgrading analysis of coal-fired intelligent power plants in the new infrastructure era[J]. Shenhua Technology, 2019, 17(12):5-10
- [2] 蔡培,葛荣存,葛铭,等. 燃烧优化调整对NO_x排放和锅炉效率的影响[J]. 洁净煤技术,2018,24(5):77-83.
CAI Pei, GE Rongcun, GE Ming, et al. Effect of combustion optimization adjustment on NO_x emission and boiler efficiency[J]. Clean Coal Technology, 2018, 24(5):77-83.
- [3] 李成喜,王焕新,陈国艳. 65 t/h 生物质循环流化床锅炉热效率性能实验[J]. 洁净煤技术,2011,17(4):58-61,3.
LI Chengxi, WANG Huanxin, CHEN Guoyan. Study on the influence of coal circular economy on CO₂ emission reduction[J]. Clean Coal Technology, 2011, 17(4):58-61, 3.
- [4] 应明良,吕洪坤,茅建波,等. 基于实时数据库的电站锅炉热效率在线计算方法[J]. 浙江电力,2019,38(7):92-95.
YING Mingliang, LV Hongkun, MAO Jianbo, et al. An online calculation method of power station boiler efficiency based on real-time database[J]. Zhejiang Electric Power, 2019, 38(7):92-95.
- [5] 王诣. 锅炉效率快速分析检测系统的研究[D]. 杭州:中国计量大学,2017.
WANG Yi. Research and development of rapid analysis system for boiler efficiency[D]. Hangzhou: China Jiliang University, 2017.
- [6] 赵国强. 燃煤电站锅炉在线热效率计算及应用研究[D]. 保定:华北电力大学,2016.
ZHAO Guoqiang. Research on online thermal efficiency calculation and application of coal fired power station boiler[D]. Baoding: North China Electric Power University, 2016.
- [7] WU X Y, TANG Z H, CAO S X. A hybrid least square support vector machine for boiler efficiency prediction [J]. IEEE, 2017: 1202-1205.
- [8] XU X Y, CHEN Q, REN M F, et al., Combustion optimization for coal fired power plant boilers based on improved distributed ELM and distributed PSO[J]. Energies, 2019, 12(6):1036.
- [9] SHI Y, ZHONG W Q, CHEN X, et al. Combustion optimization of ultra supercritical boiler based on artificial intelligence [J]. Energy, 2019, 170:804-817.
- [10] ZHAO Y D, WU Q H, LI H, et al. Optimization of thermal efficiency and unburned carbon in fly ash of coal-fired utility boiler via grey wolf optimizer algorithm [J]. IEEE Access, 2019, 7: 114414-114425.
- [11] 牛鹏坤,洪辉,王炜哲. 基于改进遗传算法的电站锅炉效率优化[J]. 热能动力工程,2020,35(3):111-115.
NIU Pengkun, HONG Hui, WANG Weizhe. Optimization of boiler combustion efficiency based on improved genetic algorithm[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power Engineering, 2020, 35(3):111-115.
- [12] 崔育奎,陶丽,崇培安. 神经网络 Skeletonization 算法在优化锅炉运行参数中的应用[J]. 锅炉技术,2016,47(2):21-26.
CUI Yukui, TAO Li, CHONG Peian. Application of neural network algorithm Skeletonization for boiler performance optimization[J]. Boiler Technology, 2016, 47(2):21-26.
- [13] 尹凌霄,王明春,尚强. 基于支持向量机和粒子群算法的电站锅炉燃烧优化[J]. 锅炉技术,2014,45(4):13-17.
YIN Lingxiao, WANG Mingchun, SHANG Qiang. The combustion optimization of a coal-fired boiler based on support vector machine and particle swarm algorithm [J]. Boiler Technology, 2014, 45(4):13-17.
- [14] 沈利. 燃煤电站锅炉的燃烧优化技术及相关算法应用研究[D]. 杭州:浙江大学,2011.
SHEN Li. Research on combustion optimization technology and application of related algorithm in coal-fired boiler [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2011.
- [15] 江苏方天电力技术有限公司. 一种燃煤锅炉入炉原煤热值在线软测量方法:CN111753389A[P]. 2020-10-09.
- [16] 单衍江,地力木拉提. 偏最小二乘回归神经网络模型在燃煤锅炉结渣预测中的应用[J]. 洁净煤技术,2009,15(4):64-67.
SHAN Yanjiang, DILI Mulati. Application of neural network model with partial least squares regression on predicting slagging of coal-fired boiler[J]. Clean Coal Technology, 2009, 15(4):64-67.