

基于聚类算法的锅炉烟气侧参数能耗诊断分析

刘宏卫¹,樊永岳²,王研凯¹,陈伟雄²

(1. 内蒙古电力(集团)有限责任公司 内蒙古电力科学研究院分公司,内蒙古 呼和浩特 010020;

2. 西安交通大学 动力工程多相流国家重点实验室,陕西 西安 710049)

摘要:为实现机组的节能减排,辅导电厂针对锅炉侧运行参数优化,本文采用聚类算法分析了锅炉历史运行数据,得出排烟温度、排烟氧量等锅炉参数基准值,并得到了多负荷变化下的基准值曲线。在此基础上,给出了锅炉烟气侧各参数的能耗诊断计算公式,分析了各运行参数的节能潜力。计算结果表明:在本文选取的几个负荷下的工况点中,排烟温度与飞灰含碳量运行水平不达标时,会使煤耗损失进一步提高 1.634 和 1.319 g/(kW·h)。

关键词:聚类算法;运行参数;基准值;能耗诊断

中图分类号:TK222 文献标识码:A DOI:10.16146/j.cnki.rndlge.2023.09.010

[引用本文格式]刘宏卫,樊永岳,王研凯,等.基于聚类算法的锅炉烟气侧参数能耗诊断分析[J].热能动力工程,2023,38(9):80-86. LIU Hong-wei, FAN Yong-yue, WANG Yan-kai, et al. Energy consumption diagnosis analysis of boiler flue gas side parameters based on clustering algorithm[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2023, 38(9): 80-86.

Energy Consumption Diagnosis Analysis of Boiler Flue Gas Side Parameters based on Clustering Algorithm

LIU Hong-wei¹, FAN Yong-yue², WANG Yan-kai¹, CHEN Wei-xiong²

(1. Inner Mongolia Power Research Institute Branch, Inner Mongolia Power (Group) Co., Ltd., Hohhot, China, Post Code: 010020;
2. State Key Laboratory of Multiphase Flow in Power Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an, China, Post Code: 710049)

Abstract: In order to realize the energy saving and emission reduction of the unit, the power plant is guided to optimize the operation parameters on the boiler side. This paper uses the clustering algorithm to analyze the historical operation data of the boiler, obtains the benchmark values of boiler parameters such as exhaust gas temperature and exhaust gas oxygen, and obtains the benchmark curve under multi load changes. On this basis, the diagnostic calculation formula of energy consumption of each parameter on the boiler flue gas side is given, and the energy-saving potential of each operating parameter is analyzed. The calculation results show that among the working conditions under several loads selected in this paper, the coal consumption loss will be further increased by 1.634 g/(kW·h) and 1.319 g/(kW·h) when the exhaust gas temperature and fly ash carbon content operating level are not up to standard.

Key words: clustering algorithm, operating parameters, benchmark value, energy consumption diagnosis

引言

在电厂在实际运行的过程中,通过锅炉的能耗诊断来分析运行参数偏离设计值的煤耗量,是电厂根据锅炉运行工况调节参数的重要依据^[1-3]。但由于设备老化、外部环境因素、入炉煤质变化等客观因素导致锅炉在运行时无法达到设计工况下的运行值,而且由于新能源机组装机容量的增多,火电机组调峰任务增加,变负荷运行频率高^[4],因此需要根据锅炉当前运行工况,计算获得符合的基准值作为锅炉烟气侧能耗实时诊断的标准。

目前,确定锅炉运行参数基准值有以下几种方法:(1)通过锅炉的热力性能试验确定各个工况的基准值;(2)通过变工况计算得到基准值^[5-6];(3)通过人工智能算法进行数据挖掘获得运行基准值。但热力性能试验也只适应特定条件,且精力投入过大,变工况计算由于机组的复杂特性导致模型精度无法保证。而随着计算机技术的快速发展,人工智能算法计算基准值的方法,已被广泛采用。钱瑾等人^[7]较早地提出了运用聚类算法对锅炉一些运行参数基准值进行挖掘,为后续研究提供了思路。Liu 等人^[8-9]通过 Canopy 算法对 K-means 算法改进,实现了并行化计算,对典型负荷工况下影响锅炉效率的运行参数进行挖掘,寻找出可调控机组运行参数的最优目标值。马成龙等人^[10]针对火电机组的 AGC(发电厂自动发电控制)调节进行了聚类分析,来调整电厂运行与控制策略。蔡雨^[11]提出了一种新的初始化聚类中心确定的 K-means 聚类算法,确定了能耗指标在不同负荷下的基准值。Zhao 等人^[12]利用模糊 C - 均值聚类算法,提出一种基于实际运行数据确定运行优化工况的基准值确定方法。在能耗诊断方面:徐淑红等人^[13]针对电厂脱硫系统能耗及其组成进行详细分析;吕强等人^[14]针对 200 MW 机组建立了通用性经济性诊断模型;对锅炉中的主要运行参数进行了能耗分析。

综上所述,现有研究中缺乏耦合智能算法和能耗诊断的模型,无法实现既能简单快捷获得当前机组负荷下的运行参数基准值,又能根据基准值去分

析当前运行值对机组的能耗偏差。因此,本文提出通过 K-means 聚类算法去分析排烟温度与排烟氧量的历史运行数据,求出各个工况下的基准值并拟合出当前情况下的基准值曲线,同时给出了能耗诊断计算模型,针对某 300 MW 机组的锅炉运行数据进行能耗分析。

1 聚类算法

K-means 聚类^[15-16]是一种基于划分的聚类算法,该算法简单地将数据对象划分成不重叠的簇,使每个数据对象恰好在一个簇中。每个簇的平均值代表这一段数据,从而将这一段数据离散化。对于电站的大数据集,如果数据分布较均匀,划分结果簇是密集的,且簇与簇之间的划分明显,因此 K-means 算法常应用在机组负荷和煤质的自然工况划分上。

1.1 聚类数目确定

在原始数据集合中,随机选择 k 个数据点作为各个簇中心点的初始值。中心点 k 的个数通过 SSE 方差函数^[17]求解得出,计算公式为:

$$SSE = \sum_{i=1}^k \sum_{p \in C_i} \| p - m_i \|^2 \quad (1)$$

式中: C_i —第 i 个簇; p — C_i 中的样本点; m_i — C_i 的质心(C_i 中所有样本的均值);SSE—所有样本的聚类误差。

带入电厂运行数据分析可知,当 $k \geq 4$ 时聚类效果较好,因此选取 $k = 4$ 作为聚类中心点个数。

1.2 标准化处理

为了方便后续的聚类分析、避免不同维度之间量纲的影响,在进行数据挖掘之前,应该将不同维度的数据置于相同数值量级,先对数据进行规范化处理^[18]。

针对排烟温度与排烟氧量采取的处理方法是 min - max 标准化方法。min - max 标准化也叫做离差标准化,将结果值映射到 [0, 1] 之间,转换公式为:

$$x^* = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (2)$$

式中: x_{\max} —数据样本各特征的最大值; x_{\min} —数据样本各特征的最小值。

2 数学模型

针对锅炉部分的能耗诊断,主要通过计算各运行值与基准值的煤耗差值来分析机组的运行水平。主要计算排烟温度、飞灰及炉渣含碳量、排烟氧量等参数,来分析锅炉运行的能耗水平。结合锅炉效率与对煤耗偏差影响计算公式^[19~20],建立每个运行参数的诊断模型。

排烟温度诊断计算:

$$\Delta Q_{2,\text{py}} = V_{\text{gy}} (t'_{\text{fg}} c'_{p,\text{gy}} - t_{\text{fg}} c_{p,\text{gy}}) + V_{\text{H}_2\text{O}} (t'_{\text{fg}} c'_{p,\text{H}_2\text{O}} - t_{\text{fg}} c_{p,\text{H}_2\text{O}}) \quad (3)$$

$$\Delta Q_{6,\text{py}} = \frac{A_{\text{ar}}}{100} \frac{w_{\text{as}} (t'_{\text{fg}} - t_{\text{fg}}) c_{\text{as}}}{100 - w_{c,\text{as}}} \quad (4)$$

$$\Delta b = \frac{b (\Delta Q_{2,\text{py}} + \Delta Q_{6,\text{py}})}{\eta_{\text{b}} Q_{\text{net,ar}}} \times 100\% \quad (5)$$

式中: $\Delta Q_{2,\text{py}}$ 、 $\Delta Q_{6,\text{py}}$ —排烟温度影响下,排烟热损失变化与灰渣物理显热损失变化,kJ/kg; t'_{fg} —排烟温度运行值,℃; t_{fg} —排烟温度基准值,℃; $c'_{p,\text{gy}}$ 、 $c'_{p,\text{H}_2\text{O}}$ —排烟温度运行值下干烟气与水蒸气的比定压热容,kJ/(m³·K); $c_{p,\text{gy}}$ 、 $c_{p,\text{H}_2\text{O}}$ —排烟温度基准值下,干烟气与水蒸气的比定压热容,kJ/(m³·K); V_{gy} 、 $V_{\text{H}_2\text{O}}$ —干烟气体积和烟气中水蒸气体积,m³/kg; A_{ar} —煤粉中灰分含量,%; c_{as} —飞灰比热,kJ/(m³·K); w_{as} —飞灰占燃料总灰量的质量分数,%; $w_{c,\text{as}}$ —飞灰基准值中可燃物的质量分数,%; b —当前负荷下的煤耗率,g/(kW·h); Δb —基准值与运行值煤耗偏差,g/(kW·h); η_{b} —锅炉效率,%; $Q_{\text{net,ar}}$ —煤粉热值,kJ/kg。

排烟氧量诊断计算:

$$\Delta b = \frac{b (\Delta V_a c_{p,a} + \Delta V_{\text{H}_2\text{O}} c_{p,\text{H}_2\text{O}}) (t_{\text{fg}} - t_{\text{re}})}{\eta_{\text{b}} Q_{\text{net,ar}}} \times 100\% \quad (6)$$

式中: ΔV_a 、 $\Delta V_{\text{H}_2\text{O}}$ —干空气与空气中水分因排烟氧量变化后的数值变化,m³/kg; $c_{p,a}$ —排烟温度基准值下空气的比定压热容,kJ/(m³·K); t_{re} —基准温度,℃。

飞灰含碳量诊断计算:

$$\Delta Q_{4,\text{as}} = 3.372 7 A_{\text{ar}} \left(\frac{w_{\text{as}} w'_{c,\text{as}}}{100 - w'_{c,\text{as}}} - \frac{w_{\text{as}} w_{c,\text{as}}}{100 - w_{c,\text{as}}} \right) \quad (7)$$

$$\Delta Q_{6,\text{as}} = \frac{A_{\text{ar}}}{100} \frac{w_{\text{as}} (t_{\text{fg}} - t_{\text{re}}) c_{\text{as}} (w'_{c,\text{as}} - w_{c,\text{as}})}{(100 - w'_{c,\text{as}})(100 - w_{c,\text{as}})} \quad (8)$$

$$\Delta b = \frac{b (\Delta Q_{4,\text{as}} + \Delta Q_{6,\text{as}})}{\eta_{\text{b}} Q_{\text{net,ar}}} \times 100\% \quad (9)$$

式中: $\Delta Q_{4,\text{as}}$ 、 $\Delta Q_{6,\text{as}}$ —飞灰含碳量影响下固体未完全燃烧热损失变化与灰渣物理显热损失变化,kJ/kg; $w'_{c,\text{as}}$ —飞灰含碳量运行值,%;

炉渣含碳量诊断计算:

$$\Delta Q_{4,s} = 3.372 7 A_{\text{ar}} \left(\frac{w_s w'_{c,s}}{100 - w'_{c,s}} - \frac{w_s w_{c,s}}{100 - w_{c,s}} \right) \quad (10)$$

$$\Delta Q_{6,s} = \frac{A_{\text{ar}}}{100} \frac{w_s (t_{\text{fg}} - t_{\text{re}}) c_s (w'_{c,s} - w_{c,s})}{(100 - w'_{c,s})(100 - w_{c,s})} \quad (11)$$

$$\Delta b = \frac{b (\Delta Q_{4,s} + \Delta Q_{6,s})}{\eta_{\text{b}} Q_{\text{net,ar}}} \times 100\% \quad (12)$$

式中: $\Delta Q_{4,s}$ 、 $\Delta Q_{6,s}$ —炉渣含碳量影响下固体未完全燃烧热损失变化与灰渣物理显热损失变化,kJ/kg; c_s —炉渣比热,kJ/(m³·K); w_s —炉渣占燃料总灰量的质量分数,%; $w_{c,s}$ —炉渣基准值中可燃物的质量分数,%; $w'_{c,s}$ —炉渣运行值中可燃物的质量分数,%;

3 基于机组运行数据的基准值求解

以某300 MW电厂为例,选择2021年6~7月约9 000组的运行数据进行分析。在机组实际运行中,锅炉侧影响能耗的因素有很多,选取排烟温度、排烟氧量、飞灰含碳量以及炉渣含碳量为关键参数进行计算。由于机组的运行数据不能实时测定飞灰以及炉渣的含碳量,因此先通过聚类算法得出排烟温度及氧量的基准值,再从计算过程中返回距离基准值最近的实际工况点的运行时间,以该工况点当天的灰渣化验值作为其基准值。

针对机组运行数据,分别以150, 200, 250和300 MW下的排烟温度以及排烟氧量的数据进行K-means聚类分析,每个负荷段的数据特性如表1所示。

表1 聚类分析结果

Tab. 1 Clustering analysis results

负荷范围/MW	数据点	排烟温度/℃	排烟氧量/%
145 ~ 155	454	110.63 ~ 140.65	1.765 ~ 6.28
195 ~ 205	881	116.42 ~ 150.09	1.205 ~ 4.445
245 ~ 255	178	125.84 ~ 150.15	1.295 ~ 3.355
295 ~ 305	2204	136.06 ~ 155.5	0.77 ~ 2.19

分别对每个负荷段的排烟温度与排烟氧量进行聚类分析,得到的4个负荷下的聚类结果分别如图1~图4所示。图中, $k_1 \sim k_4$ 分别表示4个聚类中心点对应的数据集合,每个数据集合中的聚类中心点即为该集合数据的集中体现。

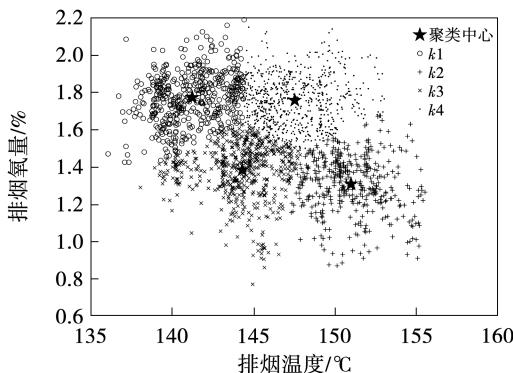


图1 300 MW下聚类分析结果

Fig. 1 Clustering analysis results under 300 MW

表2 性能试验煤质参数

Tab. 2 Coal quality parameters for performance test

C _{ar} /%	H _{ar} /%	O _{ar} /%	N _{ar} /%	S _{ar} /%	M _{ar} /%	A _{ar} /%	Q _{net,ar} /kJ·kg ⁻¹
41.75	2.79	8.87	0.7	0.45	12.46	32.98	155.20

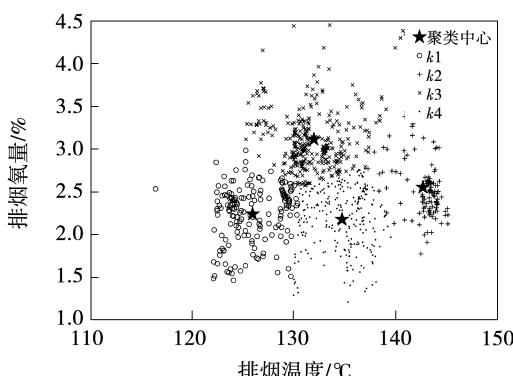


图3 200 MW下聚类分析结果

Fig. 3 Clustering analysis results under 200 MW

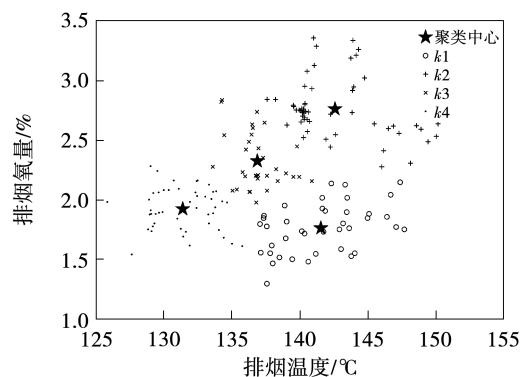


图2 250 MW下聚类分析结果

Fig. 2 Clustering analysis results under 250 MW

由于机组在运行时影响能耗因素过多,因此除本次计算中进行能耗诊断的几个运行参数外,其余输入参数均选择机组在性能试验中对应工况的参数。入炉煤选取性能试验中的煤质参数,如表2所示。

以300 MW附近负荷的聚类结果为例,将4个聚类中心点的排烟温度、排烟氧量带入对应负荷性能试验工况下的锅炉效率计算程序进行计算,得出的结果分别为91.71%, 91.42%, 91.38%和91.67%,因此选择效率为91.71%的聚类中心点作为300 MW下运行的基准值。其他工况计算方法相同,可以得出4个负荷下的排烟温度与氧量的基准值,并根据各负荷下的排烟温度与排烟氧量基准值拟合出该机组各负荷下的基准值曲线,如表3所示。

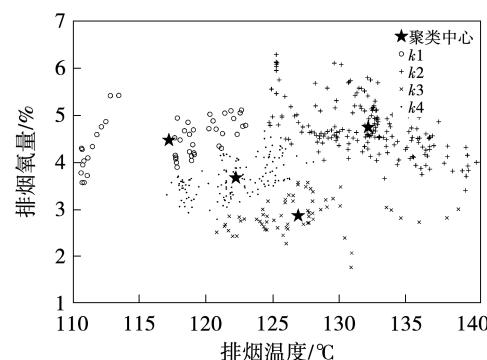


图4 150 MW下聚类分析结果

Fig. 4 Clustering analysis results under 150 MW

表 3 各工况下参数基准值

Tab. 3 Benchmark values of parameters under each working condition

负荷/MW	排烟温度/℃	排烟氧量/%	飞灰含碳量/%	炉渣含碳量/%
300	141.35	1.78	4.37	0.43
250	131.38	1.92	4.19	0.61
200	126.35	2.19	4.74	0.92
150	118.67	3.88	4.37	0.43

从图 5 和图 6 中的拟合曲线可以看出,拟合出的基准值曲线均在较低的运行值附近,也说明拟合出的基准值曲线代表了锅炉在运行时效率较高的工况。而排烟氧量在较高负荷时变化较为平缓,说明此时相对于排烟氧量而言,排烟温度是影响煤耗的主要因素。

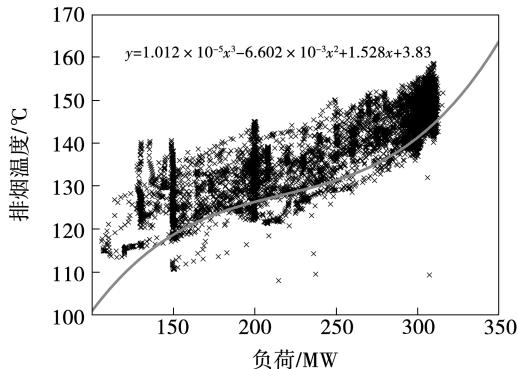


图 5 排烟温度基准值分布图

Fig. 5 Distribution diagram of benchmark value of exhaust temperature

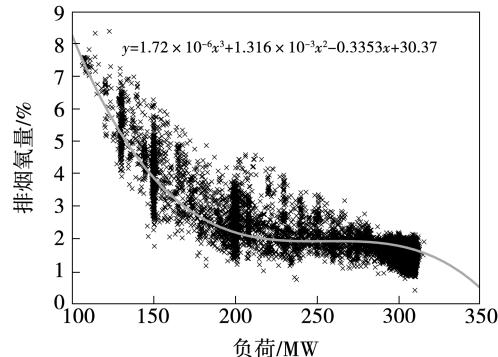


图 6 排烟氧量基准值分布图

Fig. 6 Distribution diagram of benchmark value of exhaust oxygen content

4 能耗诊断计算分析

由于入炉煤质对燃烧影响较大且不可控,为避免入炉煤质影响各参数的能耗分析,在计算过程中均选取性能试验煤质参数进行计算。根据能耗诊断公式以及各参数的基准值,随机选择电厂 300, 250 和 150 MW 下的运行参数与基准值进行能耗诊断,结果如表 4~表 6 所示。

表 4 300 MW 能耗诊断结果

Tab. 4 Diagnosis results of energy consumption under 300 MW

诊断项目	基准值	运行值	效率变化/%	煤耗率/g · (kW·h) ⁻¹	煤耗变化量/g · (kW·h) ⁻¹
排烟温度	141.35℃	142.05℃	-0.0326	316.576	0.1120
排烟氧量	1.78%	1.71%	0.0176	316.576	-0.06052
飞灰含碳量	4.37%	4.90%	-0.3730	316.576	1.277
炉渣含碳量	0.43%	0.50%	-0.00510	316.576	0.01753

表 5 250 MW 能耗诊断结果

Tab. 5 Diagnosis results of energy consumption under 250 MW

诊断项目	基准值	运行值	效率变化/%	煤耗率/g · (kW·h) ⁻¹	煤耗变化量/g · (kW·h) ⁻¹
排烟温度	131.38℃	141.715℃	-0.475	319.986	1.634
排烟氧量	1.92%	1.73%	0.0426	319.986	-0.1474
飞灰含碳量	4.19%	4.73%	-0.383	319.986	1.319
炉渣含碳量	0.61%	0.71%	-0.00728	319.986	0.02517

表 6 150 MW 能耗诊断结果

Tab. 6 Diagnosis results of energy consumption under 150 MW

诊断项目	基准值	运行值	效率变化/%	煤耗率/g·(kW·h) ⁻¹	煤耗变化量/g·(kW·h) ⁻¹
排烟温度	118.67℃	124.98℃	-0.320	329.69	1.140
排烟氧量	3.88%	4.36%	-0.119	329.69	0.4250
飞灰含碳量	4.37%	4.28%	0.0636	329.69	-0.2276
炉渣含碳量	0.43%	0.88%	-0.0327	329.69	0.1169

从以上3个工况的能耗诊断分析可以看出:排烟温度与排烟氧量相比,排烟温度对机组煤耗影响较大,这是因为机组在运行时排烟温度受各种因素的影响后波动范围较大。在计算过程中,除300 MW选取的工况点运行水平较好,排烟温度与基准值相差不大外,另外两个工况点都有1.634和1.140 g/(kW·h)的损失。排烟氧量在相同负荷下正常运行时不会过大波动,因此煤耗差值相对较小。此外,飞灰占灰渣总量的90%,飞灰含碳量变化也是影响机组煤耗的一个更重要的因素,在300与250 MW的运行值中分别有1.277和1.319 g/(kW·h)的煤耗损失。上述结果表明,在烟气侧运行参数中相比排烟温度与飞灰含碳量,排烟氧量与炉渣含碳量对煤耗影响更小。

5 结 论

针对特定机组由于设备老化,环境变化等种种客观原因导致其运行时无法达到设计基准值的问题,提出了一种基于人工智能算法计算基准值并对机组进行能耗诊断的计算方法,该方法有如下优点:

(1) 针对K-means聚类算法求出了几个标准负荷点下的基准值,并根据聚类结果给出了变负荷运行下排烟温度与排烟氧量的基准值曲线,便于后续针对机组运行状况进行实时的能耗诊断分析。

(2) 提出了耦合能耗诊断和基准值实时计算的锅炉运行诊断方法。给出了煤耗偏差值计算公式,并结合变负荷基准值曲线,分析了锅炉关键运行参数偏差对煤耗的定量影响规律。可以看出,排烟温度与飞灰含碳量在锅炉运行水平较差时分别会有1.634和1.319 g/(kW·h)的煤耗损失,影响较大。

参考文献:

[1] 杨茗杰.大型燃煤发电机组能耗时空分布与节能研究[J].科

技展望,2016,26(25):91.

YANG Ming-jie. Research on energy consumption temporal and spatial distribution and energy conservation of large coal-fired generating units [J]. Science and Technology,2016,26(25):91.

[2] 曾磊,王发庆,王斌,等.基于大数据挖掘理论的火电机组能耗诊断分析及优化指导系统设计[J].电工技术,2021(2):121-123.

ZENG Lei, WANG Fa-qing, WANG Bin, et al. Diagnosis analysis and optimization guidance platform for thermal power unit energy consumption based on big data mining theory [J]. Electric Engineering,2021(2):121-123.

[3] 孙军.基于数据挖掘的30万火力发电厂发电机组能耗诊断方法研究[J].自动化应用,2021(5):100-102.

SUN Jun. research on energy consumption diagnosis method of 300 000 thermal power plant generating sets based on data mining [J]. Automation Application,2021(5):100-102.

[4] 栗晓燕.火电调峰机组运行经济性研究[D].石家庄:河北科技大学,2017.

LI Xiao-yan. Research on economical operation of thermal power generation [D]. Shijiazhuang: Hebei University of Science and Technology,2017.

[5] 黄卫军,王海锋,朱延海.锅炉参数耗差在线分析模型建立与应用[J].热力发电,2015,44(9):66-70.

HUANG Wei-jun, WANG Hai-feng, ZHU Yan-hai. Establishment and application of online boiler energy-loss analysis model [J]. Thermal Power Generation,2015,44(9):66-70.

[6] 薛小军.600 MW超临界空冷火力发电机组能耗诊断与节能潜力评估[D].北京:华北电力大学,2018.

XUE Xiao-jun. Assessment of energy saving potential and energy diagnosis on 600 MW supercritical air cooling coal-fired power unit [D]. Beijing: North China Electric Power University,2018.

[7] 钱瑾,王培红,李琳.聚类算法在锅炉运行参数基准值分析中的应用[J].中国电机工程学报,2007,27(23):71-74.

QIAN Jin, WANG Pei-hong, LI Lin. Application of clustering algorithm in target-value analysis for boiler operating parameter [J]. Proceedings of the CSEE,2007,27(23):71-74.

[8] LIU Bing-han, FU Zhong-guang, WANG Peng-kai, et al. Big data

- mining technology application in energy consumption analysis of coal-fired power plant units [J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(12):3578–3587.
- [9] LIU Bing-han, FU Zhong-guang, WANG Yong-zhi, et al. Big data mining technology based on parallel algorithm and its application in power plant boiler performance optimization [J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2018, 38(6):431–439.
- [10] 马成龙,袁雪峰,李晓静. 基于 K-means 聚类算法的火电机组两个细则考核分析[J]. 电力学报,2021,36(3):261–269.
MA Cheng-long, YUAN Xue-feng, LI Xiao-jing. Assessment and analysis of two rules of thermal power units based on K-means clustering algorithm [J]. Journal of Electric Power, 2021, 36(3): 261 – 269.
- [11] 蔡雨. 基于大数据挖掘的火电机组能耗特性分析及诊断研究[D]. 杭州:浙江大学,2018.
CAI Yu. Theoretical research on data mining based on energy saving and consumption diagnosis for thermal power units [D]. Hangzhou:Zhejiang University, 2018.
- [12] ZHAO Huan, WANG Pei-hong, QIAN Jin, et al. Modeling for target-value of boiler monitoring parameters based on fuzzy C-means clustering algorithm [J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(32):16–22.
- [13] 徐淑红. 600 MW 机组湿法脱硫系统的能耗分析[J]. 锅炉技术,2013,44(4):65–68.
XU Shu-hong. 600 MW Unit energy consumption analysis of wet flue gas desulfurization system [J]. Boiler Technology, 2013, 44(4):65 – 68.
- [14] 吕强,宋玲. 200 MW 以上火电机组经济性诊断系统开发及应用[J]. 山东建筑大学学报,2008,23(1):44–49.
LYU Qiang, SONG Ling. Development and application of economic diagnosis system for thermal power units above 200 MW [J]. Journal of Shandong Jianzhu University, 2008, 23(1):44 – 49.
- [15] WANG Qiu-ping, CHEN Zhi-qiang, WEI Hao. The summary of optimal operation parameters in power station based on the data min-
- ing [J]. Electric Power Science and Engineering, 2015, 31(7): 19–24.
- [16] 廖攀峰,齐军,孙绥,等. 基于改进 k-means 聚类的风电功率典型场景在日前调度中的应用[J]. 电工材料,2020(1): 46–52.
LIAO Pan-feng, QI Jun, SUN Sui, et al. Application of typical wind power scenarios based on improved k-means clustering in day-ahead dispatching [J]. Electrical Engineering materials, 2020(1):46 – 52.
- [17] 刘炳含,付忠广,王鹏凯,等. 大数据挖掘技术在燃煤电站机组能耗分析中的应用研究[J]. 中国电机工程学报,2018, 38(12):3578–3587,17.
LIU Bing-han, FU Zhong-guang, WANG Peng-kai, et al. Big data mining technology application in energy consumption analysis of coal-fired power plant units [J]. Proceedings of the CSEE, 2018 , 38(12):3578 – 3587,17.
- [18] 揭跃. 基于多重聚类算法的火电机组运行参数优化研究[D]. 南京:东南大学,2020.
JIE Yue. Research on thermal power unit operation parameter optimization based on multi-reunion algorithm [D]. Nanjing:South-east University, 2020.
- [19] GB/T 10184–2015, 电站锅炉性能试验规程[S].
GB/T 10184 – 2015, Specification for performance test of power plant boilers [S].
- [20] 张国立,曹丽华,姜铁骝. 某火电厂运行热经济性诊断和节能潜力分析[J]. 东北电力大学学报(社会科学版), 2009, 29(4):72–77.
ZHANG Guo-li, CAO Li-hua, JIANG tie-liu. Analysis of thermal economical performance and energy-saving potential on a fossil-thermal power plant [J]. Journal of Northeast Electric Power University, 2009, 29(4):72 – 77.

(姜雪梅 编辑)