

火电厂湿法脱硫系统浆液循环泵组合运行优化方法研究

晏儒先¹, 胡蓉蓉¹, 肖承明¹, 程恩路²

(1. 国能黄金埠发电有限公司, 江西 上饶 335101; 2. 南京国电环保科技有限公司, 江苏 南京 210061)

摘要:针对浆液循环泵传统依靠操作人员经验运行、缺乏精细化管理手段导致运行能耗偏高的问题提出了一种基于数据挖掘的浆液循环泵组合运行优化方法,通过模糊C-均值算法(FCM)对历史运行数据进行特征相似组的聚类,并构建以烟囱出口SO₂排放浓度为约束的能耗目标函数,从而在聚类中筛选出最优泵组合形成历史工况库,并利用该库训练了LightGBM分类器,实现了泵组合的智能优化运行。将所提优化方法实际应用于某650 MW火电机组,结果表明:相比传统经验运行方式,脱硫能耗环比降低6.6%,同比降低7.3%,证明了该优化方法的有效性和实用性。

关键词:湿法脱硫;浆液循环泵;组合运行优化;模糊C-均值聚类;LightGBM;数据挖掘

中图分类号:X511 文献标识码:A DOI:10.16146/j.cnki.rndlge.2024.07.017

[引用本文格式]晏儒先,胡蓉蓉,肖承明,等.火电厂湿法脱硫系统浆液循环泵组合运行优化方法研究[J].热能动力工程,2024,39(7):140-147. YAN Ruxian, HU Rongrong, XIAO Chengming, et al. Research on optimization method for combined operation of slurry circulating pump in wet desulfurization system of thermal power plant[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2024, 39(7): 140-147.

Research on Optimization Method for Combined Operation of Slurry Circulating Pump in Wet Desulfurization System of Thermal Power Plant

YAN Ruxian¹, HU Rongrong¹, XIAO Chengming¹, CHENG Enlu²

(1. Guodian Huangjinbu Power Co., Ltd., Shangrao, China, Post Code: 335101;

2. Nanjing Guodian Environmental Protection Technology Co., Ltd., Nanjing, China, Post Code: 210061)

Abstract: As the slurry circulating pump traditionally relies on the experience of operators and lacks the means of fine management, resulting in high energy consumption during operation, this paper proposes a slurry circulating pump combined operation optimization method based on data mining. The fuzzy C-means (FCM) clustering algorithm is used to cluster the historical operation data with similar characteristics, and the energy consumption objective function is constructed with SO₂ emission concentration at the chimney outlet as constraint, so as to screen the optimal pump combination in the clustering and form the historical working condition database. The light gradient boosting machine (LightGBM) classifier is trained by the database, and the intelligent optimal operation of pump combination is realized. The optimization method proposed in this paper is actually deployed in a 650 MW thermal power unit. The results show that compared with the traditional empirical operation mode, the desulfurization energy consumption is reduced by 6.6% on a month-on-month basis and 7.3% on a year-on-year basis, which proves the effectiveness and practicability of the optimization method.

收稿日期:2023-12-04; 修订日期:2024-03-05

基金项目:国家能源投资集团有限责任公司科技项目(HJ-22-KJ1202214)

Fund-supported Project: Science and Technology Project of National Energy Investment Group Co., Ltd. (HJ-22-KJ1202214)

作者简介:晏儒先(1975-),男,国能黄金埠发电有限公司工程师。

Key words: wet flue gas desulfurization (WFGD), slurry circulation pump, combined operation optimization, fuzzy C-means clustering, LightGBM, data mining

引 言

化石燃料燃烧仍是世界发电的主要部分,其中燃煤发电约占全球电力供应的 40%^[1-2]。特别是在中国,截至 2022 年底,全国全口径发电装机容量 25.6 亿 kW,火电装机容量 13.3 亿 kW,其中煤电 11.2 亿 kW^[3]。化石燃料的过度使用导致了严重的空气污染,SO₂是主要的排放污染物之一。因此,许多国家都颁布了严格的排放标准来控制 SO₂ 排放。湿法烟气脱硫(Wet Flue Gas Desulphurization, WFGD)因其技术成熟和脱硫效率高(92% ~ 98%)而备受关注并广泛应用,由于煤种适应性强、设备运行可靠、脱硫剂来源丰富且价格低廉,WFGD 已成为燃煤电厂脱硫的首选工艺^[4-6]。然而,脱硫系统如何在达标排放、脱硫效率和能耗之间匹配最佳的运行参数是当下实现脱硫系统节能、降耗和低碳的突破口之一。目前,浆液循环泵的运行方式主要是通过现场操作人员手动控制,一般会根据个人经验增加、减少供浆量或调整开启的浆液循环泵数量,为吸收塔内提供充足的石灰石浆液^[7]。每增加 1 台浆液循环泵,脱硫过程中的功率消耗就会呈阶梯式增加,因此针对浆液循环泵组合智能优化运行的节能空间巨大。

WFGD 技术主要以反应机理模型为主,这种基于运行参数的低成本优化方法已引起广泛关注。Michalski^[8]建立了喷雾塔的气动特性模型,得到了压降与液阻时间或浆液液滴浓度之间的关系。Zhong 等人^[9]研究了不同喷雾水平组合对脱硫效率的影响。Kallinikos 等人^[10]和 Neveux 等人^[11]专注于通过机理分析建立烟气脱硫系统的动态模型并提高其性能。但由于脱硫系统的复杂性,上述研究都很难构建能耗约束目标下的循环泵组合智能优化运行方式,尤其是满足深度调峰和低碳要求的运行方式。

本文提出了一种基于数据挖掘框架的浆液循环泵组合运行优化方法,即对机组各负荷区间内各运

行参数的数据样本进行多参数同步挖掘,既关注脱硫效率,又考虑脱硫成本。在数据挖掘策略中,为了在大量脱硫系统运行数据中识别和消除异常数据,采用相应数据预处理方法进行清洗。然后,对处理后的样本数据使用模糊 C-均值(Fuzzy C-means, FCM)算法聚类为具有相似工况特征的组,基于脱硫能耗和效率给出各工况组内最优历史运行数据。最后,根据获取的历史最优工况数据构建基于轻量级梯度提升机(Light Gradient Boosting Machine, LightGBM)模型,针对 WFGD 系统运行数据实时给出浆液循环泵优化运行组合。

本文以某 650 MW 火电机组 WFGD 系统为例,采用上述方法对浆液循环泵组合方式进行了优化,对优化前后的脱硫能耗进行了对比,脱硫能耗环比降低 6.6%,同比降低 7.3%。

1 研究对象和方法

1.1 研究对象

实验数据来源于某 650 MW 火电机组 2023 年 3 月~4 月的 WFGD 运行数据,数据采样的时间间隔为 1 min,共计 44 638 条,数据包括负荷、吸收塔入口和出口 SO₂ 排放浓度、循环泵电流等 89 个参数。该机组有 6 台浆液循环泵,功率分别为 800, 850, 900, 900, 950 和 1 000 kW。浆液循环泵电耗可用循环泵功率和运行时长的乘积表征。根据每台泵电流的大小判断是否在运行状态:当电流大于 10 A 时为运行状态,编码设为 1;当电流小于 10 A 时为非运行状态,编码为 0。

对原始数据进行数据预处理后,共得到 40 284 条数据。在分析了脱硫工艺机理并充分结合生产经验的基础上,选取 65 个维度的数据来反映浆液循环泵的运行变化特征,包括入口和出口 SO₂ 排放浓度、石灰石浆液 pH 值、石灰石浆液密度、石灰石浆液液位、氧化风机电流、氧化风机出口压力、氧化风机风量、石灰石浆液开度、石灰石浆液流量、入口氧气浓度和出口氧气浓度等。由于负荷变化影响烟气流量,并且会导致烟气成分变化,而入口 SO₂ 排放浓度

会影响脱硫效果,因此主要分析 SO₂ 排放浓度、负荷对工况的划分。

1.2 研究方法

研究过程主要分为 4 个步骤:数据清洗、聚类、搜索最优循环泵组合以及 LightGBM 分类器,具体流程如图 1 所示。其中, δ 为数据集中单个数据点的偏差; σ 为数据集的标准差; $v_{\max}$ 和 $v_{\min}$ 分别为运行参数的最大值和最小值, v_r 为参数在一定条件下的额定值, v_t 为稳定状态下的阈值, ϕ 为复合参数。

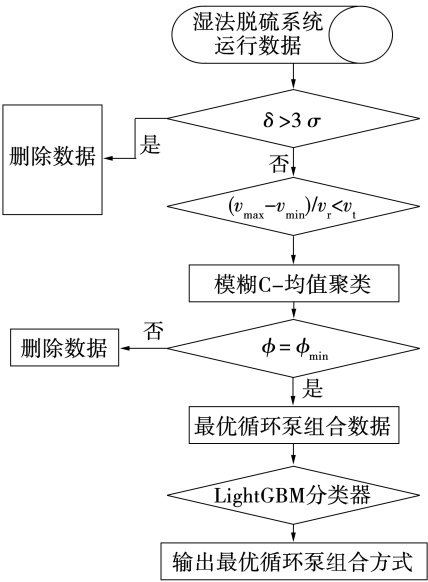


图 1 数据挖掘框架流程

Fig. 1 The process of data mining framework

1.2.1 数据清洗

考虑到电厂系统的复杂性,脱硫系统分布式控制系统(Distributed Control System, DCS)数据库包含按系统处于非稳态、稳态、故障状态和启停过程分类的数据。为了提高数据挖掘的质量,预处理包括坏点的删除和非稳态数据的过滤,以确保所用数据的准确性和可靠性。

由于环境或人为干扰以及设备故障,测量数据与实际值存在较大偏差,这些异常值会损害模型的效果。本文采用“3 σ 原则”来确定数据是否为异常值,表达式为:

$$\delta = |x - \bar{x}| > 3\sigma \tag{1}$$

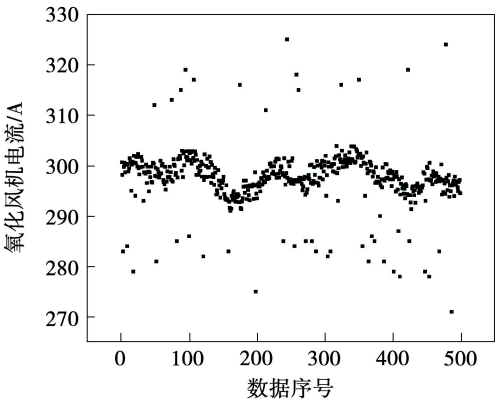
式中: x —单个数据点的值; $\bar{x}$ —数据集的平均值。

由于非稳态过程波动较大,运行参数无法真实反映脱硫系统的运行状态,因此有必要建立一个标

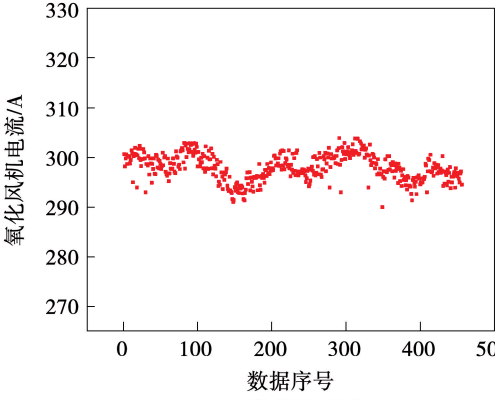
准来过滤非稳态运行数据。本文采用滑动窗口法进行稳态检测:首先选择合适的窗口长度 N ,确定窗口中运行数据的波动,并删除非稳态运行数据;然后向后移动窗口以确定下一组数据,直到检测到所有数据为止。表达式为:

$$v = \frac{v_{\max} - v_{\min}}{v_r} < v_t \tag{2}$$

根据式(1)对数据进行测试,以去除异常值,再对处理后的数据进行稳态数据识别。本次实验中,稳态判断的时间设置为 30 min,稳定性阈值设置为 0.5,稳态判断的周期依次向后滑动 10 min,并对新周期的数据进行稳态评估。WFGD 的稳定性数据具体由式(2)判断。以氧化风机电流的数据为例,通过绘制散点图得到数据处理前后的效果,如图 2 所示。可以发现,噪声数据显著减少。



(a) 数据处理前



(b) 数据处理后

图 2 稳态处理前和处理后的氧化风机数据

Fig. 2 Oxidation air blower data before and after steady-state treatment

1.2.2 聚类

循环泵组合优化的关键是给出不同运行条件下

的最佳循环泵组合设置,因此如何确定最佳循环泵组合极其重要。数据聚类根据数据之间的相似程度将一批数据划分为几个同质的组^[12],同一组中的运行条件具有相同的特征,并且可以根据多目标函数找到每个聚类组中的最优循环泵组合。因此,聚类的质量决定了脱硫系统最佳循环泵组合的准确性和优化程度。

K-means 是典型的聚类算法,本质是按照距离最近原则,数据样本离哪个类别的中心点最近,就将样本划分到哪个类别中。该算法将每个待分类样本严格分配给一个特定的类别,其优点是快速而直接^[13]。但是,实际样本数据中大多数样本不能直接分配给特定的类。模糊 C-均值是一种基于目标函数的软聚类方法^[14],其中每个样本不是唯一划分为特定的群组,而是划分为具有不同隶属度的不同群组。详细算法原理如下:

模糊 C-均值算法(FCM)聚类的目标函数与约束条件为:

$$\begin{cases} J = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n \mu_{ij}^m (x_j - c_i)^2 \\ \sum_{i=1}^c \mu_{ij} = 1, i = 1, \dots, c; j = 1, 2, 3, \dots, n \end{cases} \quad (3)$$

式中: J —目标函数,用于评估聚类的好坏,需要最小化的目标; i —第 i 个簇中心,通常为 $1 \sim c$; j —数据点的索引,通常为 $1 \sim n$; μ_{ij} —数据点 j 属于簇 i 的隶属度或权重; x_j —第 j 个数据点; c_i —第 i 个簇的中心; μ_{ij} —数据点 j 属于簇 i 的隶属度; $x_j - c_i$ —数据点 j 与簇中心 i 之间的距离; μ_{ij}^m —数据点 j 属于簇 i 的隶属度的 m 次幂,加权了隶属度; m —模糊系数,用于控制隶属度的模糊程度。

J 越小,说明分类效果越好,推导后得出式(4)和式(5):

$$\mu_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{x_j - c_i}{x_j - c_k} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (4)$$

$$c_i = \frac{\sum_{j=1}^n (x_j \mu_{ij}^m)}{\sum_{j=1}^n \mu_{ij}^m} = \sum_{j=1}^n \frac{\mu_{ij}^m}{\sum_{j=1}^n \mu_{ij}^m} x_j \quad (5)$$

式中: $k=1 \sim c$ 的索引,用于计算隶属度时考虑所有簇中心。

式(4)和式(5)即为式(3)取最小值时两个参数的取值,可见 μ_{ij} 和 c_i 两个参数相互联系,故在迭代程序开始之前可先随机给一个 μ_{ij} ,继而可以计算出一个 c_i ,再得到一个 μ_{ij} ,按此迭代, J 也不断变化迭代,逐渐趋向最小值。当 J 不再变化或到达指定迭代步数时,FCM 算法停止。

算法一般步骤为:

- (1) 确定模糊系数 m ,确定最大迭代次数 T ;
- (2) 初始化一个隶属度 μ ;
- (3) 根据 μ 计算聚类中心 c ;
- (4) 计算目标函数 J ;
- (5) 根据步骤(3)得到的 c 计算 μ ,再根据得到的 μ 去计算 c ,以此类推。

迭代结束后,得到一个最终的 μ ,每一个点属于各类时都会有一个隶属度 μ ,找到其中最大的 μ 就认为这个点属于这一类。

使用 Xie-Beni 指数^[15]来评估 FCM 算法在数据划分中的实际性能,Xie-Beni 指数值越小,聚类的效果越好。具体计算公式为:

$$v_{XB} = \frac{\sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n \mu_{ij}^m (x_j - c_i)^2}{\min_{i \neq j} (c_i - x_j)^2} \quad (6)$$

式中: v_{XB} —Xie-Beni 指数; n —数据集中的数据点总数。

基于负荷和入口 SO_2 排放浓度使用 FCM 算法对历史工况数据进行聚类,并计算 Xie-Beni 指数,取 Xie-Beni 指数最小时的聚类结果,如图 3 和图 4 所示。

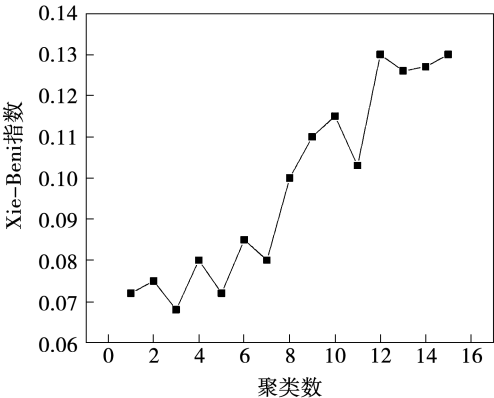


图 3 基于负荷聚类的 Xie-Beni 指数

Fig.3 Xie-Beni index based on load clustering

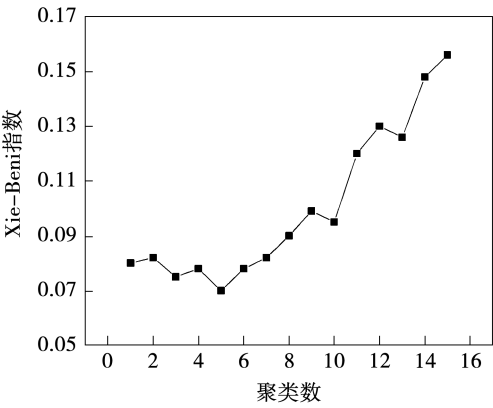


图 4 基于入口 SO₂ 排放浓度聚类的 Xie-Beni 指数
Fig. 4 Xie-Beni index based on inlet SO₂ concentration clustering

可以看到,将负荷聚为 3 类、入口 SO₂ 排放浓度聚为 5 类时 Xie-Beni 指数最小。将负荷的聚类划分与入口 SO₂ 排放浓度的聚类划分两两组合,总共获得 15 个工况划分,如表 1 所示。

表 1 历史工况数据划分

Tab. 1 Historical working condition data division

工况	负荷区间/MW	入口 SO ₂ 排放浓度区间/mg·m ⁻³
1	[304,447)	[1 123,1 619)
2	[304,447)	[1 619,1 852)
3	[304,447)	[1 852,2 078)
4	[304,447)	[2 078,2 550)
5	[304,447)	[2 550,2 766]
6	[447,556)	[1 123,1 619)
7	[447,556)	[1 619,1 852)
8	[447,556)	[1 852,2 078)
9	[447,556)	[2 078,2 550)
10	[447,556)	[2 550,2 766]
11	[556,652]	[1 123,1 619)
12	[556,652]	[1 619,1 852)
13	[556,652]	[1 852,2 078)
14	[556,652]	[2 078,2 550)
15	[556,652]	[2 550,2 766]

1.2.3 搜索最优循环泵组合

由于降低脱硫能耗和提高脱硫效率是两个互相矛盾的目标,因此本文采用多目标方法寻找最优循环泵组合,提出了一个复合参数 ϕ :

$$\phi = \alpha \times C + \beta \times (\lambda_{\text{SO}_2} - \lambda_s) \tag{7}$$

式中: α, β —常数; λ_{SO_2} —实际 SO₂ 排放浓度; λ_s —最

大允许 SO₂ 排放浓度, $\lambda_{\text{SO}_2} < \lambda_s$; C —浆液循环泵运行能耗成本。

分别遍历每个聚类后的样本组, ϕ 最小值对应的循环泵组合即为该样本组的最优循环泵组合。根据式(7) 寻求历史最佳浆液循环泵组合,其中浆液循环泵运行能耗成本根据 6 台泵各自功率衡量, λ_s 设置为 30 mg/m³, α 设置为 8, β 设置为 2,在每个工况组合下取 ϕ 的最小值。通过汇总各工况组合的最佳循环泵运行数据,共计获得 3 966 条历史最佳运行工况数据,为脱硫过程中浆液循环泵运行的优化提供参考。

1.2.4 LightGBM 分类器

梯度提升树 (Gradient Boosting Decision Tree, GBDT) 是机器学习中一个长盛不衰的模型,其主要思想是利用弱分类器(决策树)迭代训练以得到最优模型,该模型具有训练效果好、不易过拟合等优点,在工业界得到广泛应用^[16]。而 LightGBM 是实现 GBDT 算法的框架,支持高效率的并行训练,并且具有训练速度更快、内存消耗更低、准确率更高、可以快速处理海量数据等优点^[17-18]。

大部分决策树算法使用 Level-wise 生长策略,如图 5 所示。该策略同一层叶子的节点每次都一起分裂,但实际上一些叶子节点的分裂增益较低,这样分裂会增大开销^[19]。

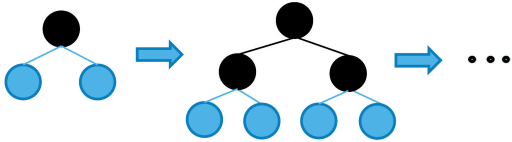


图 5 Level-wise 生长策略示意图

Fig. 5 Schematic diagram of Level-wise growth strategy

LightGBM 使用的 Leaf-wise 生长策略^[20],如图 6 所示。每次在当前叶子节点中,找出分裂增益最大的叶子节点进行分裂,而不是所有节点都进行分裂,因此可提高精度^[21]。LightGBM 支持特征并行和数据并行^[22]两种方式。传统的特征并行主要思想是在并行化决策树中寻找最佳切分点,在数据量大时难以加速,同时需要对切分结果进行通信整合^[23]。而 LightGBM 在本地保存全部数据,没有通信所需开销。此外,传统策略在数据并行时构建本地直方图,而后在整合成的全局直方图中寻找最佳切分^[24]。

LightGBM 在数据并行过程中使用分散规约 (Reduce scatter),把直方图合并的任务分摊到不同的机器,降低通信和计算成本,且利用直方图做差,进一步降低一半的通信量^[25]。

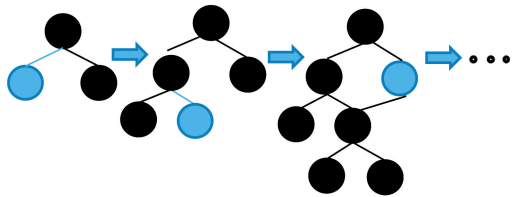


图 6 Leaf-wise 生长策略示意图

Fig. 6 Schematic diagram of Leaf-wise growth strategy

LightGBM 分类器以 WFGD 系统运行的多特征变量作为输入,通过迭代训练弱分类器得到最优模型,实现高效率的并行训练,继而完成循环泵组合的优化。将 1.1 节中筛选出的 65 个特征变量作为模型输入,6 台浆液循环泵运行状态编码作为模型输出,使用 LightGBM 构建分类模型,3 966 条样本数据中的 3 100 条用作训练数据,剩余 866 条数据用作测试数据。在 LightGBM 模型整体优化过程中,最重要的超参数为“feature_fraction”和“bagging_fraction”,其在很大程度上决定了模型的随机性。利用广泛使用的参数优化算法——网格搜索来确定 LightGBM 中上述两个超参数的最佳组合,其中,“feature_fraction”和“bagging_fraction”的范围均设置为(0.1,1),步长为 0.1。所有其他超参数都设置为算法的默认值。将训练得到的分类器用于测试数据,分类准确

率达 91.3%,决定系数 R^2 为 0.72,这说明该分类器对浆液循环泵运行组合方式的分类具有较高的精度和较强的适用性。

2 结果与分析

2.1 仿真数据模拟

为了验证模型给出循环泵运行组合实际的节能降耗效果,将模型应用于 4 月 25 日共 1 440 条实际运行数据,对比电厂实际开启的浆液循环泵运行组合和模型建议的运行组合发现,循环泵运行台数越少、功率越低越符合优化目标。部分结果数据如表 2 所示。其中,实际运行组合和建议运行组合中的数字表示各循环泵的启停情况,如序号 1 的实际运行组合 110101 表示实际 1 号,2 号,4 号和 6 号循环泵处于开启状态,3 号和 5 号循环泵处于关闭状态。由表 2 可知,为了环保达标,在大部分情况下,电厂循环泵还有一定的节能空间。

循环泵能耗数据对比如图 7 所示。通过分析分类器给出的优化后浆液循环泵运行的分钟级数据可得,在 SO₂ 排放浓度达标排放的情况下,对比实际泵组合,4 月 25 日的浆液循环泵运行能耗可降低 6 088 kW·h,占实际循环泵运行能耗的 11.7% 左右。其中运行优化结果优于实际节能效果的数据占 65.4%,与实际运行保持一致的数据占 20.3%,能耗高于实际的数据占 14.3%。因此,通过数据挖掘技术优化浆液循环泵组合,能给火电厂湿法脱硫系统带来可观的节能效果。

表 2 浆液循环泵优化运行对比数据模拟

Tab. 2 Comparative data simulation of optimized operation of slurry circulation pump								
序号	机组负荷/ MW	实际入口 SO ₂ 排放浓度/mg·m ⁻³	实际出口 SO ₂ 排放浓度/mg·m ⁻³	实际运行 组合	建议运行 组合	实际运行总 功率/kW	建议运行总 功率/kW	节能提高率/ %
1	409.54	1 341.92	5.43	110101	110100	3 550	2 550	28.17
2	232.85	967.16	13.10	110110	110100	3 500	2 550	27.14
3	234.71	1 061.46	6.38	111110	110100	4 400	2 550	42.05
4	233.50	1 111.51	3.30	111111	110010	5 400	2 600	51.85
5	515.64	1 407.23	33.21	110001	110110	2 650	3 500	-32.08
6	649.53	1 474.67	18.74	110110	110110	3 500	3 500	0
7	408.33	1 289.43	27.19	011010	011010	2 700	2 700	0
8	413.47	1 364.50	37.58	011100	011001	2 650	2 750	-3.77
9	546.15	1 462.16	4.30	110011	110110	3 600	3 500	2.78
10	234.31	1 036.74	2.41	111100	111000	3 450	2 550	26.09

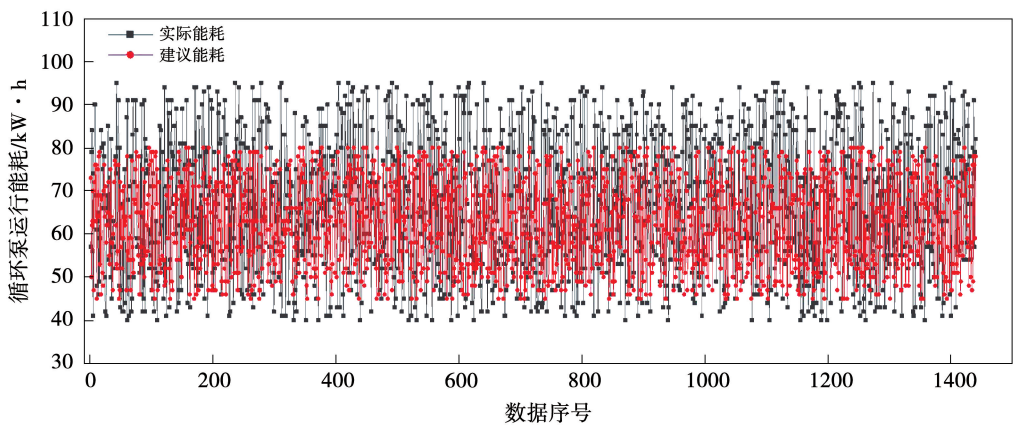


图 7 循环泵能耗数据对比图

Fig. 7 Comparison chart of energy consumption data of circulating pump

2.2 实际运行分析

2023 年 11 月,该火电厂 1 号机组脱硫系统应用本文研究的浆液循环泵组合运行优化模型。将 11 月 10 日至 11 月 30 日由优化模型控制的浆液循环泵产生的能耗数据与 10 月 10 日至 10 月 30 日及去年 11 月同期的实际能耗数据对比。具体能耗数据及出口 SO₂ 排放浓度情况如图 8 所示。由图 8 可知,

2023 年 11 月脱硫浆液循环泵能耗相较于 10 月节约能耗约为 973 830 kW · h,环比降低约 6.6%;相比去年 11 月节约能耗约为 106 955.5 kW · h,同比降低约 7.3%。结果表明,运行优化模型在保证排口 SO₂ 排放浓度满足环保考核指标的情况下,减少了大功率泵的运行时长,有效降低脱硫系统运行能耗成本,自主化运行程度大大提升,经济效益显著增长。

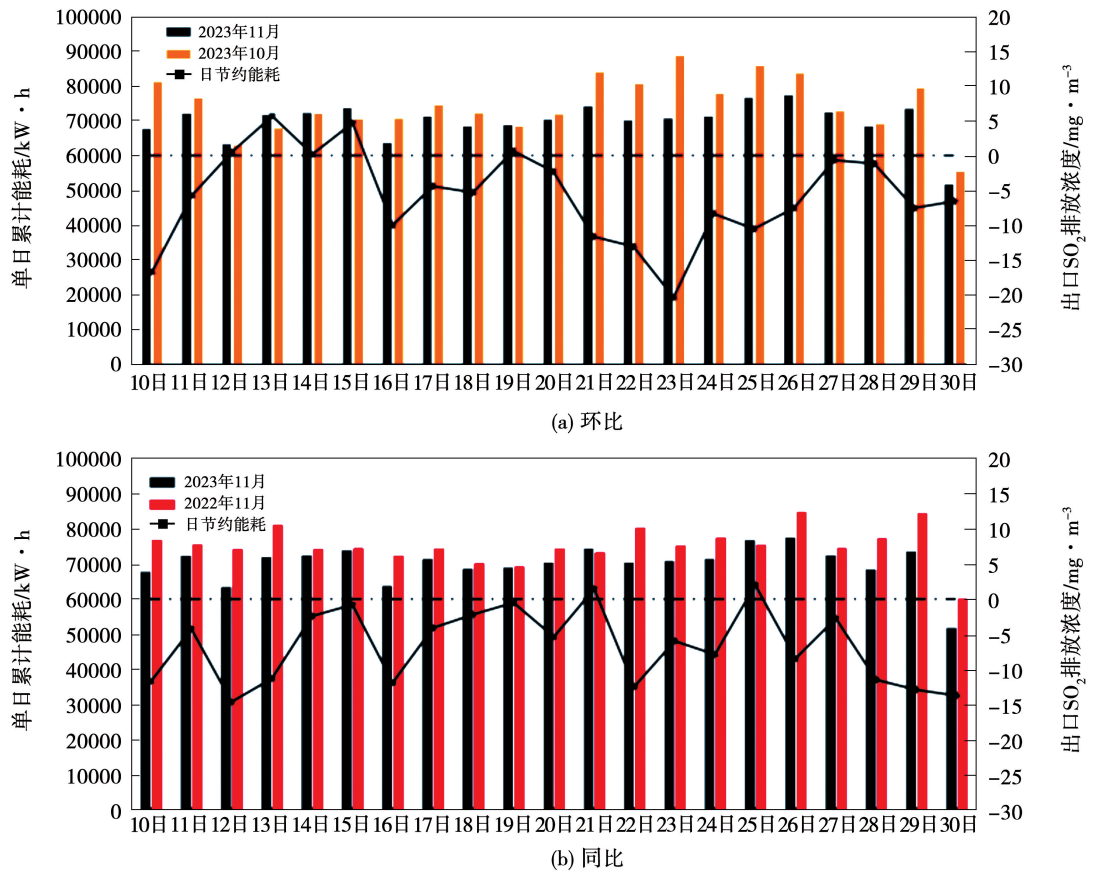


图 8 循环泵单日能耗环比、同比对比图

Fig. 8 Comparison charts of daily energy consumption of circulating pump month-on-month and year-on-year

3 结 论

针对火电厂脱硫系统中浆液循环泵组合运行能耗高以及智能优化运行的问题,本文通过获取火电厂脱硫系统 DCS 的实际运行历史数据,提出了一种基于聚类和 LightGBM 分类器相结合的数据挖掘方法。基于本文提出的数据挖掘浆液循环泵运行优化方法,可以有效降低脱硫系统运行能耗成本,脱硫能耗环比降低 6.6% 左右,同比降低 7.3% 左右,节能效果显著。

参考文献:

[1] COZZI L, et al. World energy outlook special report 2016: Energy and air pollution [R]. 132279929. Paris: International Energy Agency, 2016.

[2] SUN L, HUA Q, LI D, et al. Direct energy balance based active disturbance rejection control for coal-fired power plant [J]. ISA Transactions, 2017, 70: 486 – 493.

[3] SUN L, ZHANG Y, LI D, et al. Tuning of active disturbance rejection control with application to power plant furnace regulation [J]. Control Engineering Practice, 2019, 92: 104122.

[4] WARYCH J, SZYMANOWSKI M. Model of the wet limestone flue gas desulfurization process for cost optimization [J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2001, 40(12): 2597 – 2605.

[5] KIIL S, MICHELSEN M L, DAM-JOHANSEN K. Experimental investigation and modeling of a wet flue gas desulfurization pilot plant [J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 1998, 37(7): 2792 – 2806.

[6] YU F, CHEN J, SUN F, et al. Trend of technology innovation in China's coal-fired electricity industry under resource and environmental constraints [J]. Energy Policy, 2011, 39(3): 1586 – 1599.

[7] 刘文慧. 基于数据驱动的火电厂脱硫浆液循环泵运行优化方法研究 [D]. 济南: 山东建筑大学, 2020.

LIU Wenhui. New operation optimization method based on data-driven for desulfurization slurry recycle pump in thermal power plant [D]. Jinan: Shandong Jianzhu University, 2020.

[8] MICHALSKI J A. Aerodynamic characteristics of FGD spray towers [J]. Chemical Engineering & Technology, 1997, 20(2): 108 – 117.

[9] ZHONG Y, GAO X, HUO W, et al. A model for performance optimization of wet flue gas desulfurization systems of power plants [J]. Fuel Processing Technology, 2008, 89(11): 1025 – 1032.

[10] KALLINIKOS L E, FARSARI E I, SPARTINOS D N, et al. Simulation of the operation of an industrial wet flue gas desulfurization system [J]. Fuel Processing Technology, 2010, 91(12): 1794 – 1802.

[11] NEVEUX T, MOULLEC Y L. Wet industrial flue gas desulfurization unit: Model development and validation on industrial data [J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2011, 50(12): 7579 – 7592.

[12] VEGA-PONS S, RUIZ-SHULCLOPER J. A survey of clustering ensemble algorithms [J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2011, 25(3): 337 – 372.

[13] XU K S, KLIGER M, HERO A O. Adaptive evolutionary clustering [J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 2014, 28: 304 – 336.

[14] GOSHIMA T, HONDA K, UBUKATA S, et al. Deterministic annealing process for pLSA-induced fuzzy co-clustering and cluster splitting characteristics [J]. International Journal of Approximate Reasoning, 2018, 95: 185 – 193.

[15] XIE X L, BENI G A. A validity measure for fuzzy clustering algorithm [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991(8): 841 – 846.

[16] 吴 琼, 李荣琳, 洪海生, 等. 基于混合重抽样和 LightGBM 算法的配变低压跳闸预测 [J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(12): 71 – 78.

WU Qiong, LI Ronglin, HONG Haisheng, et al. Low-voltage tripping prediction of a distribution transformer based on hybrid resampling and a LightGBM algorithm [J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(12): 71 – 78.

[17] 刘晓东, 常 飞, 王 璇, 等. 基于 GBRT 和 LGBM 的多能负荷组合预测方法 [J]. 电力电容器与无功补偿, 2023, 44(3): 97 – 102.

LIU Xiaodong, CHANG Fei, WANG Xuan, et al. Multi-energy load combined forecasting method based on GBRT and LGBM [J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation, 2023, 44(3): 97 – 102.

[18] 徐 磊, 吴 鹏, 徐明生, 等. 基于卷积神经网络与 LightGBM 的短期风电功率预测方法 [J]. 水电能源科学, 2021, 39(2): 209 – 212.

XU Lei, WU Peng, XU Mingsheng, et al. Short-term wind power prediction based on convolutional neural network and lightGBM algorithm [J]. Water Resources and Power, 2021, 39(2): 209 – 212.