

基于数据驱动与模式挖掘的循环流化床锅炉运行优化研究

贾继宁^{1,2}, 吕勇哉¹

(1. 浙江大学工业控制技术国家重点实验室智能系统与控制研究所, 浙江 杭州 310027;
2. 浙江工业大学化学工程学院, 浙江 杭州 310014)

[摘 要] 火电厂锅炉运行控制中存在可控运行参数多、机理建模困难、运行参数和设计值有偏离等问题, 导致采用数据驱动的锅炉运行优化较为困难。为此, 本文采用模式挖掘方法分析锅炉相关监控点分散控制系统 (DCS) 历史运行数据, 构造合理的模糊划分矩阵, 并进行矩阵运算, 挖掘负荷变化下与锅炉高效运行匹配的模糊关联模式, 从而指导锅炉运行优化。以东莞某热电厂 130 t/h 循环流化床 (CFB) 锅炉为研究对象, 提取其 DCS 历史数据, 采用本文方法对数据进行分析, 挖掘出运行中隐含的控制优化策略。优化结果表明, 该方法能够为锅炉经济运行提供快速合理的支持。

[关 键 词] 锅炉效率; CFB 锅炉; 控制优化; 运行经济性; 数据驱动; 模式挖掘

[中图分类号] TK229.6 **[文献标识码]** A **[DOI 编号]** 10.19666/j.rlfd.202002064

[引用本文格式] 贾继宁, 吕勇哉. 基于数据驱动与模式挖掘的循环流化床锅炉运行优化研究[J]. 热力发电, 2020, 49(5): 33-39. JIA Jining, LYU Yongzai. Operation optimization of CFB boiler based on data-driven and pattern mining[J]. Thermal Power Generation, 2020, 49(5): 33-39.

Operation optimization of CFB boiler based on data-driven and pattern mining

JIA Jining^{1,2}, LYU Yongzai¹

(1. State Key Laboratory of Industrial Control Technology, Institute of Cyber-Systems and Control, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China;
2. College of Chemical Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310014, China)

Abstract: In operation control of thermal power plant boilers, there are many problems, such as various controllable operation parameters, difficult mechanism modeling and deviation between operation parameters and design values, which make it difficult to optimize the operation of boilers driven by data. Thus, a pattern mining method is applied to analyze the historical operation data of the distributed control system (DCS) of the related boiler monitoring points. Reasonable fuzzy partition matrices are constructed and matrix operations are performed to mine the fuzzy association patterns that match the boiler's high-efficiency operation under load changes, thereby to guide the operation optimization of boiler. By taking the 130 t/h circulating fluidized bed boiler of a thermal power plant in Dongguan as the research object, the historical data of its DCS are extracted. The data are analyzed by the method of this paper and the control optimization strategy implied in operation is mined. The optimization results show that, this method can provide rapid and reasonable support for the economic operation of the boiler.

Key words: boiler efficiency, CFB boiler, control optimization, operational economy, data-driven, pattern mining

火电厂锅炉运行是一个复杂的动态过程, 对锅炉进行运行优化时, 存在可控参数多、机理建模困难、实际运行参数和设计值有偏离等问题。为此,

很多专家和学者对锅炉运行优化进行了大量研究。当前采用数据驱动的锅炉运行优化研究主要有数据挖掘方法和燃烧过程建模法 2 种。燃烧过程建模

收稿日期: 2020-02-28

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51878614); 浙江省教育厅科研项目资助(Y201326724)

Supported by: National Natural Science Foundation of China (51878614); Scientific Research Program of Educational Commission of Zhejiang Province (Y201326724)

第一作者简介: 贾继宁(1977), 男, 博士研究生, 主要研究方向为火电厂数据挖掘算法与运行优化技术, jjn@zjut.edu.cn。

通信作者简介: 吕勇哉(1937), 男, 教授, 主要研究方向为工业控制与优化, y.lu@ieee.org。

法基于一些特定假设,将锅炉燃烧过程作为一个白箱、黑箱或灰箱操作过程,该方法正处于不断发展完善中。数据挖掘方法使用历史运行数据学习并寻找负荷变化下与锅炉高效运行匹配的最优运行参数,该方法在优化锅炉运行控制方面具有较好优势。

LI 等人^[1]提出了一种基于模糊关联规则挖掘的过程控制和优化方法,将其应用于电厂过量空气系数搜索和排烟温度的优化。ZHANG 等人^[2]基于锅炉实际运行数据建立了运行成本模型和离线专家知识库,在接到负荷指令后,从离线专家知识库中提取机组负荷与最优运行参数之间的关联,实现锅炉在线运行优化。NIKULA 等人^[3]开发了一个数据驱动模型,得到过程变量和锅炉效率之间的强相关性,从而监测实际锅炉效率与最高历史效率之间的差异。STRUŠNIK 等人^[4]采用人工神经网络开发了锅炉效率模型,实现了锅炉的高效运行。TANG 等人^[5]采用主成分分析、 k 最近邻算法结合最小二乘支持向量机建立了一种具有特征选择能力的驱动模型,用于在锅炉负荷、 NO_x 排放和边界约束下的锅炉燃烧优化。XU 等人^[6]采用改进的分布式极限学习机和粒子群优化算法建立了锅炉燃烧模型,并用于优化锅炉燃烧效率和 NO_x 排放。

本文采用模糊聚类分析、多维空间中的模式挖掘和模糊关联规则挖掘方法分析锅炉历史运行数据,挖掘负荷变化下与锅炉高效运行匹配的模糊关联模式,从而指导锅炉运行优化。

1 锅炉性能监测与模式挖掘方法

1.1 锅炉重要运行参数监测及热效率计算

锅炉热效率作为火电厂的主要性能指标直接影响其运行经济性。OGILVIE 等人^[7]认为火电厂中蒸汽发生系统的组件易于退化和失效,这可能导致热效率降低,提出将数据挖掘应用于蒸汽发生系统的性能监控和优化。此外,在火电厂运行过程中,负荷的频繁变化带来的运行控制变化,也将导致不同水平的锅炉热效率。故有必要根据工艺机理和实际运行数据找出最佳的锅炉运行控制策略,提高锅炉热效率并最终降低能耗。

采用分散控制系统(DCS)的运行数据,对其进行数据挖掘、运行参数目标值优化,可提高锅炉的热效率^[8-9]。该方法无需大规模改造锅炉,投资少,风险小。在 DCS 的大量运行参数中,影响热效率的主要可控运行参数有床温、风煤比、二次风系数、烟

气含氧量和排烟温度等。宋波等^[10]提出的数学模型可采用 16 项运行参数快速计算锅炉热效率。这样寻找负荷变化下与锅炉高效运行匹配的可控运行参数的优化目标值,可以转化为在历史运行数据中挖掘多维运行参数与高热效率之间的关联模式问题。

1.2 多维空间中的模式挖掘

多维空间中的模式挖掘是在包含多个属性的多维空间中通过分析数据之间的关联性,挖掘离散化后的属性数值间的频繁模式,从而提取感兴趣的多维量化关联规则^[11]。

在一定的工作时段内,提取 m 组包含 n 维量化属性(运行参数)的设备运行数据组成矩阵 D 。

$$D = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1j} & \cdots & x_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{i1} & \cdots & x_{ij} & \cdots & x_{in} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & \cdots & x_{mj} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix} \quad (1)$$

量化属性的划分是模式挖掘重要步骤。由于每个量化属性的数值分布情况各异,为了能有效反映数据的实际分布,避免硬划分,研究者提出了采用模糊聚类算法来生成数据的模糊划分,如模糊竞争凝聚(CA)算法^[12]、基于遗传算法的聚类方法^[13]和基于模糊无监督聚类的算法^[14]等。模糊聚类算法将每个量化属性 a_j 划分为 c_j 个新的模糊属性 $a_j(1), \dots, a_j(c_j)$, 每个聚类的中心数值组成集合 V_j , 用隶属度 $u_t(a_j(t)) (1 \leq t \leq c_j)$ 表示原量化属性中的数据隶属于新模糊属性的程度,组成模糊划分矩阵 U_j , 所有模糊划分矩阵合并为新矩阵 $U = [U_1, \dots, U_j, \dots, U_n]$ 。

$$U_j = \begin{bmatrix} u_1(a_j(1)) & \cdots & u_1(a_j(t)) & \cdots & u_1(a_j(c_j)) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u_j(a_j(1)) & \cdots & u_j(a_j(t)) & \cdots & u_j(a_j(c_j)) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u_m(a_j(1)) & \cdots & u_m(a_j(t)) & \cdots & u_m(a_j(c_j)) \end{bmatrix} \quad (2)$$

所有量化属性的聚类中心数值合并为新模糊聚类中心集 $V = \{V_1, \dots, V_j, \dots, V_n\}$ 。

DUBOIS 等人定义了 U 中不同模糊属性间组合模式 P 的模糊支持度计算函数 $f(P)$ ^[15]。给定模糊支持度阈值 $fs_{\min}$, 在 U 中挖掘所有 $f(P) \geq fs_{\min}$ 的模糊频繁模式,生成模糊集 $P = \{P_1, \dots, P_k\} (2 \leq k \leq n)$ 。

1.3 模糊关联模式挖掘改进算法

当模式挖掘结果中 k 值越大,模糊频繁模式就

越长,模糊集 P 中包含需要的模糊关联模式也可能越多。与较短的模式相比,模式越长,其鲁棒性越显著^[16]。鲁棒性用来描述控制系统在不确定性的扰动下,具有保持某种性能不变的能力。在实际应用中,鲁棒性可表示为随着主蒸汽流量(锅炉负荷)的不确定变化,通过控制主要可控运行参数,保持锅炉热效率在较高水平持续运行。本文对文献[17]提出的基于竞争凝聚的模糊模式融合算法(FPF-CA)进行改进,用以解决在挖掘长模糊关联模式问题时,无需遍历模糊集 P 中的每一个模糊频繁模式,而从最长的模糊频繁模式集 P_k 开始依次降维搜索,直到找到一批包含目标模糊属性(锅炉热效率)作为关联规则后项的最长模糊关联模式。

目标模糊属性(锅炉热效率) a_1 被 CA 算法划分为 c_1 个新的模糊属性 $a_1(1), \dots, a_1(t), \dots, a_1(c_1)$, 分别代表锅炉热效率由低到高的不同级别,给定模糊信任度阈值 $f_{\min}$, 在包含目标模糊属性的所有长模式中挖掘模式 $P_l(P_l \in P, l \leq k)$ 满足 $f(P_l - a_1(t) \rightarrow a_1(t)) \geq f_{\min}$, 产生感兴趣的模糊关联规则集 R , 同时记录规则支持度和信任度。

$$f(P_l - a_1(t) \rightarrow a_1(t)) = \frac{f(P_l)}{f(P_{a_1(t)})}, (1 \leq t \leq c_1) \quad (3)$$

模糊关联规则集 R 包含的模式中,规则前项和后项均记录各模糊属性的标识,其取值可以在聚类中心集 V 中找到对应值,方便规则解释和应用。

改进的模式挖掘算法流程如图1所示,其相关过程的伪代码如下:

主程序

输入:

$D = \{x_j | j=1, \dots, n\}$, $x_j = (x_{1j}, \dots, x_{mj})^T$, 历史数据; $f_{\min}$, 模糊支持度阈值; $f_{\min}$, 模糊信任度阈值; $E = \{e_j | j=1, \dots, n\}$, $e_j = (C_{\max j}, \varepsilon_j, \tau_j, \eta_{0j})^T$, 竞争凝聚(CA)算法参数

输出:

R , 模糊关联规则集; SC , 规则支持度和信任度集; V , 聚类中心集

方法:

```

for ( $j = 1$  to  $n$ ) {
    [ $U_j, V_j, c_j$ ]  $\leftarrow$  CA( $x_j, m, e_j$ );
     $U \leftarrow U \cup U_j$ ; //模糊划分矩阵
     $V \leftarrow V \cup V_j$ ; //聚类中心集
     $c \leftarrow c \cup c_j$ ; //聚类数向量
     $P_l = \text{find\_frequent\_1\_patterns}(D)$ ; //搜寻一维频繁模式集
     $S_1 = \text{generate\_fuzzy\_support\_1\_set}(D)$ ; //产生一维频繁

```

模式支持度集

```

}
for ( $k = 2$  to  $n$ ;  $P_{k-1} \neq \emptyset$ )
    [ $P_k, S_k$ ]  $\leftarrow$  PM( $f_{\min}, U, m, n, c, P_{k-1}$ );
     $P \leftarrow P \cup P_k$ ; //多维频繁模式集
     $S \leftarrow S \cup S_k$ ; //模糊支持度集
    for each  $P_l \in P$  {
         $P_l = \text{find\_long\_patterns}(P_l)$ ; //搜寻多维频繁长模式
        for ( $t=1$  to  $c_1$ ) {
            if ( $f(P_l - a_1(t) \rightarrow a_1(t)) \geq f_{\min}$ ) then
                 $R_l = "P_l - a_1(t) \rightarrow a_1(t)";$ 
                 $R \leftarrow R \cup R_l$ ;  $SC \leftarrow SC \cup SC_l$ ;  $count++$ ;
            }
        }
    }
if  $count \geq 1$  then
        break
}
return  $R, SC, V$ 

```

子程序

CA(x_j, m, e_j)//竞争凝聚算法程序^[12]

PM($f_{\min}, U, m, n, c, P_{k-1}$)//模式挖掘算法程序

for each pattern $p_1 \in P_{k-1}$ {

for each $p_1[1] \in a_1(t)$ {

for each pattern $p_2 \in P_{k-1}$ {

if ($(p_1[1] = p_2[1]) \wedge \dots \wedge (p_1[k-2] = p_2[k-2]) \wedge (p_1[k-1] < p_2[k-1])$) **then** {

$b \leftarrow p_1 \cup p_2$;

if ($f(b) \geq f_{\min}$) **then** {

$P_k \leftarrow P_k \cup b$; $S_{k1} = f(b)$; $S_{k2} = f(b - a_1(t))$;

$S_k = [S_{k1}, S_{k2}]^T$;

$count++$;

 }

 }

 }

 }

}

if $count = 0$

$P_k \leftarrow \emptyset$; $S_k \leftarrow \emptyset$;

return P_k, S_k

2 历史运行数据处理与分析

2.1 历史运行数据采集及处理

以东莞某热电厂 130 t/h 循环流化床(CFB)锅炉为研究对象,从 DCS 中提取 2009 年 11 月 1 日 00:00 至 2009 年 11 月 30 日 23:00 1 个月的数据,每组数据之间间隔为 1 h,剔除空数据点,共得

669 组数据。根据文献[10]数学模型计算锅炉热效率, 作为第 1 个量化属性, 和其他 6 个运行参数量

化属性(主蒸汽流量、床温、风煤比、二次风系数、烟气含氧量、排烟温度)组成历史运行数据矩阵 D 。

$$D = \begin{bmatrix} 80.53 & 127.60 & 941.25 & 5.56 & 38.70 & 0.84 & 136.63 \\ 98.27 & 118.07 & 928.06 & 6.04 & 30.41 & 1.74 & 136.85 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 81.03 & 120.66 & 949.50 & 5.57 & 30.70 & 1.67 & 138.68 \end{bmatrix} \quad (4)$$

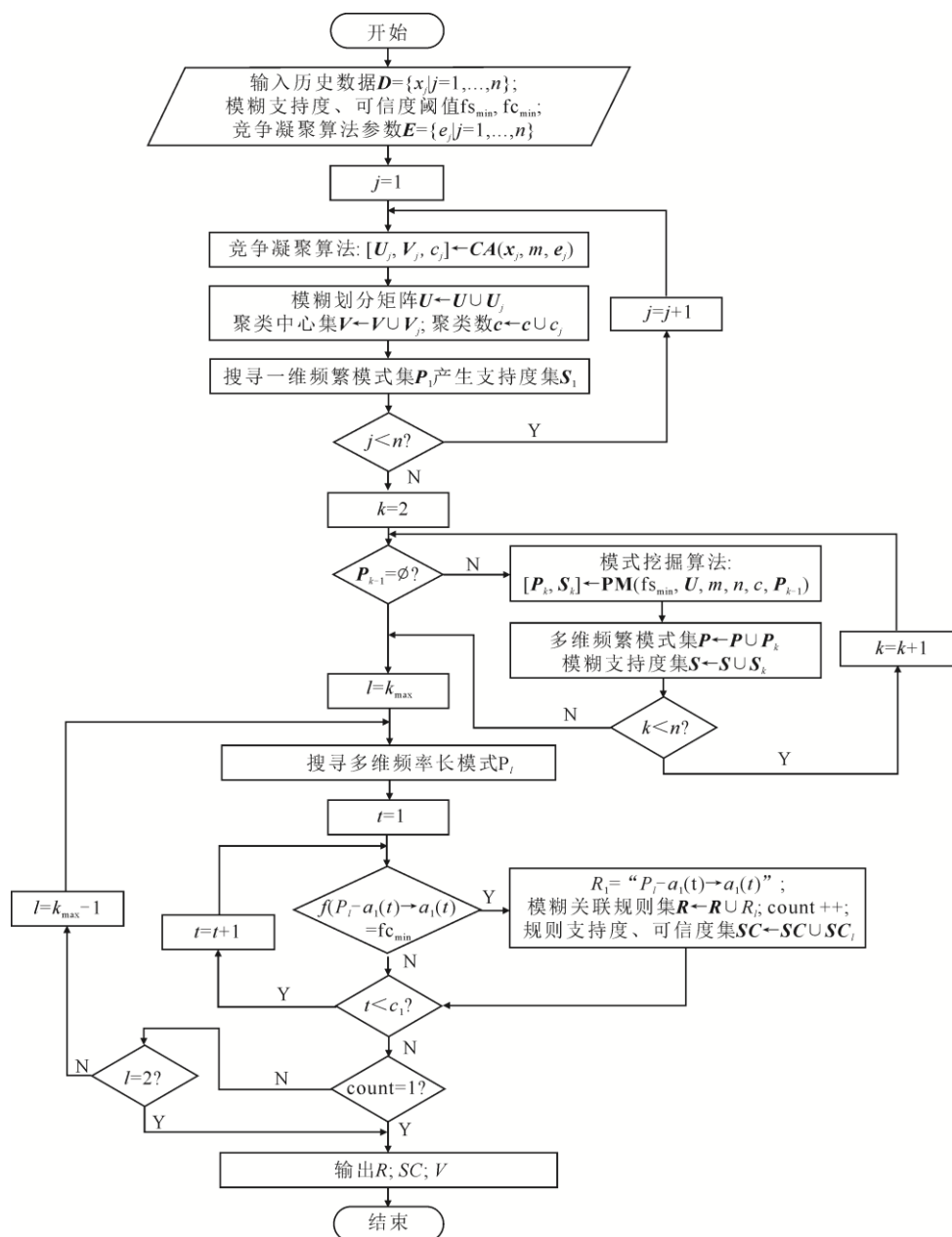


图 1 改进的模式挖掘算法流程

Fig.1 Flow chart of the improved pattern mining algorithm

2.2 运行参数分析与数据可视化

在主蒸汽流量变化的情况下, 采用 3D 散点图的形式定性分析一些运行参数和锅炉热效率之间

的相关性。主蒸汽流量与床温、风煤比、二次风系数、烟气含氧量、排烟温度及热效率关系分别如图 2—图 6 所示。

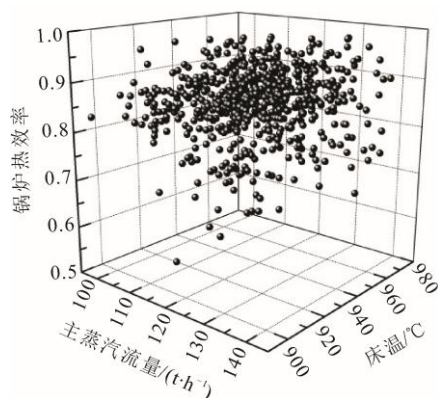


图2 主蒸汽流量、床温与锅炉热效率关系
Fig.2 The relationship between the main steam flow, bed temperature and thermal efficiency

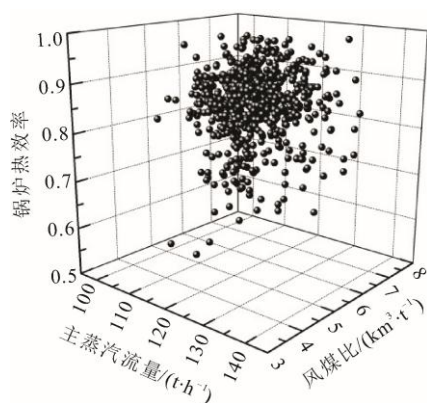


图3 主蒸汽流量、风煤比与锅炉热效率关系
Fig.3 The relationship between the main steam flow, air-coal ratio and thermal efficiency

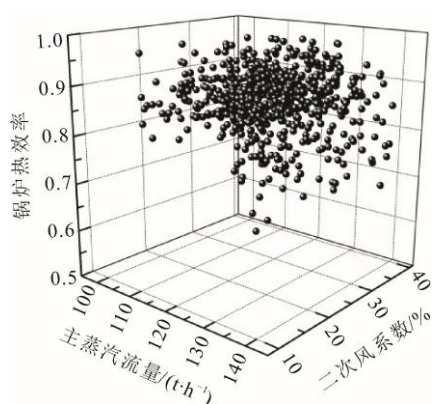


图4 主蒸汽流量、二次风系数与锅炉热效率关系
Fig.4 The relationship between the main steam flow, secondary air ratio and thermal efficiency

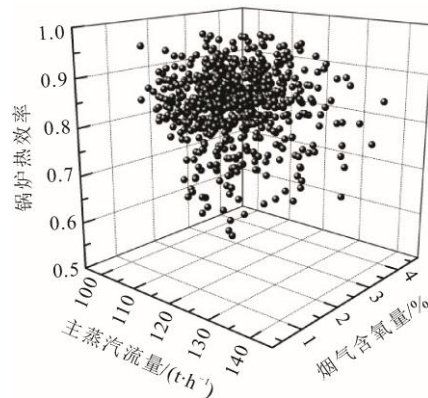


图5 主蒸汽流量、烟气含氧量与锅炉热效率关系
Fig.5 The relationship between the main steam flow, flue gas oxygen content and thermal efficiency

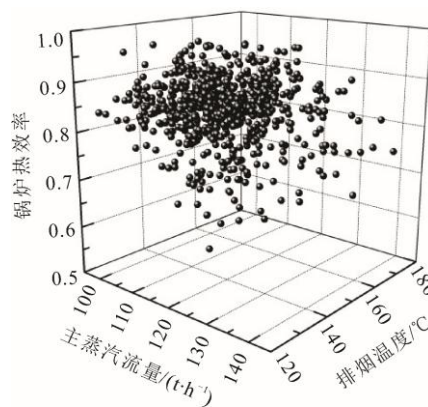


图6 主蒸汽流量、排烟温度与锅炉热效率关系
Fig.6 The relationship between the main steam flow, exhaust temperature and thermal efficiency

由图2—图6可见：在安全运行时，床温及其对应的锅炉热效率分布相对分散，在本文数据范围内，床温对锅炉热效率的影响相对不灵敏；风煤比和烟气含氧量较其他运行参数变化范围相对集中，而锅炉热效率随其波动幅度较大；二次风系数和排烟温度变化时，存在相对集中高热效率的区域，可进一步挖掘其关联范围；各参数在变化过程中对锅炉热效率的影响相互关联，锅炉的热效率随主蒸汽流量变化主要集中在80%~90%。综合以上分析，在不同锅炉负荷情况下，可通过数据内部关联性分析挖掘隐含控制策略，使锅炉热效率达到较高水平。

3 基于模式挖掘的运行优化

3.1 算法参数取值分析及挖掘结果

应用改进的模式挖掘算法挖掘历史运行数据矩阵 D 中主要可控运行参数与高热效率之间的模糊关联模式。在使用 CA 算法将量化属性的数据划

分成优化的聚类数的过程中,需针对 7 个量化属性选择合适的 CA 算法参数(初始类个数 $c_{\max}$ 、任意小实数 ε 、初始值 η_0 、时间常数 τ)。

在锅炉运行优化中,每个运行参数选取少于 5 个聚类数可以表达其量化属性特征,并满足锅炉控制的优化目标值划分,FRIGUI 等人发现尝试许多不同的比预期聚类数大得多的 $c_{\max}$ 值,CA 算法都收敛于同样的最终划分^[12],故统一选取比预期 5 个聚类数大得多的 $c_{\max}=20$ 。任意小实数 ε 针对计算聚类的基数,如果小于该基数则 CA 算法丢弃此类,根据数据总组数 669 的 5% 计算,选取 $\varepsilon=33$ 。时间常数 τ 、初始值 η_0 会随不同的数据集而不同,一般取为固定常数,本文统一选取 $\tau=10$,针对热效率 a_1 、主蒸汽流量 a_2 、床温 a_3 和烟气含氧量 a_6 属性,选取 $\eta_0=3$;针对风煤比 a_4 、二次风系数 a_5 和排烟温度 a_7 属性,选取 $\eta_0=2$ 。CA 算法产生的 130 t/h CFB 锅炉运行数据聚类中心集 V 中各属性的聚类中心见表 1。

表 1 130 t/h CFB 锅炉运行数据聚类中心
Tab.1 The cluster center set of operation data of the 130 t/h CFB boiler

热效率 $a_1/\%$	主蒸汽流 量 $a_2/(t \cdot h^{-1})$	床温 $a_3/^\circ C$	风煤比 $a_4/$ ($km^3 \cdot t^{-1}$)	二次风 系数 $a_5/\%$	烟气含氧 量 $a_6/\%$	排烟温 度 $a_7/^\circ C$
71.15	110.71	921.59	5.21	18.43	1.30	130.17
82.18	119.63	947.78	5.61	25.54	1.99	137.37
89.74	129.81		5.98	30.82	2.85	144.27
				36.67		156.98

使用模式挖掘 PM 算法在模糊划分矩阵中挖掘多维频繁长模式。ZHENG 等人对基于模糊关联规则挖掘方法的几种算法进行比较和分析,发现模糊支持度阈值或信任度阈值越大,所关联的规则越少,规则质量也随之降低^[18]。但当模糊支持度阈值过小时又会快速增加算法发现模糊关联模式所需的时间,当模糊信任度阈值过小时也会产生过多不必要的模糊关联模式。基于此,对模糊支持度和信任度阈值的取值进行多次试错和权衡,确保快速找到一定数量强模糊关联模式。当调整模糊支持度阈值为 0.015、模糊信任度阈值为 0.7 时,130 t/h CFB 锅炉运行数据中的模糊关联模式见表 2,该算法在 Intel Core i7-6500U 2.50 GHz/8 G 的电脑上运算耗时 4.10 s。

3.2 优化控制策略分析

改进的模式挖掘算法挖掘出的模糊关联长模

式中包含控制优化策略。在表 2 所示的挖掘结果中,以第 1、2、7 条模式为例,如果锅炉的负荷发生变化,当主蒸汽流量分别为 $a_2(1)$ 、 $a_2(2)$ 、 $a_2(3)$,即表 1 所对应 a_2 的 3 类聚类中心数值分别为 110.71、119.63、129.81 t/h 时,锅炉的热效率均可通过运行参数的调整达到较高水平 ($a_1(3)$),即 a_1 第 3 类聚类中心数值 89.74%。

表 2 130 t/h CFB 锅炉运行数据中的模糊关联模式
Tab.2 The fuzzy correlation patterns in operation data of the 130 t/h CFB boiler

序号	模糊关联模式	模糊支持度	模糊信任度
1	$a_2(1) \wedge a_3(1) \wedge a_4(2) \wedge a_6(2) \wedge a_7(1) \rightarrow a_1(3)$	0.021 3	0.708 5
2	$a_2(2) \wedge a_3(2) \wedge a_4(2) \wedge a_5(2) \wedge a_6(2) \rightarrow a_1(3)$	0.031 2	0.731 9
3	$a_2(2) \wedge a_3(2) \wedge a_4(2) \wedge a_5(2) \wedge a_7(2) \rightarrow a_1(3)$	0.033 5	0.766 5
4	$a_2(2) \wedge a_3(2) \wedge a_4(2) \wedge a_6(2) \wedge a_7(2) \rightarrow a_1(3)$	0.032 1	0.720 0
5	$a_2(2) \wedge a_3(2) \wedge a_5(2) \wedge a_6(2) \wedge a_7(2) \rightarrow a_1(3)$	0.030 8	0.738 8
6	$a_2(2) \wedge a_4(2) \wedge a_5(2) \wedge a_6(2) \wedge a_7(2) \rightarrow a_1(3)$	0.025 3	0.767 4
7	$a_2(3) \wedge a_3(2) \wedge a_4(3) \wedge a_5(3) \wedge a_7(3) \rightarrow a_1(3)$	0.019 4	0.803 8

以历史运行数据矩阵 D 中第 1 组实例为例,调整前,原运行参数主蒸汽流量 a_2 为 127.60 t/h,床温 a_3 为 941.25 $^\circ C$,风煤比 a_4 为 5.56 km^3/t ,二次风系数 a_5 为 38.70%,烟气含氧量 a_6 为 0.84%,排烟温度 a_7 为 136.63 $^\circ C$,此工况下锅炉热效率 a_1 为 80.53%。根据主蒸汽流量距离各聚类中心的距离判断采取合适的控制策略,第 1 组实例中主蒸汽流量 a_2 为 127.60 t/h 更接近表 2 第 7 条模式中主蒸汽流量 $a_2(3)$,即 129.81 t/h,根据模糊关联模式 $a_2(3) \wedge a_3(2) \wedge a_4(3) \wedge a_5(3) \wedge a_7(3) \rightarrow a_1(3)$,调整策略如下:

- 1) 适当增加给煤量,控制床温目标值稳定升至 $a_3(2)$,即 947.78 $^\circ C$;
- 2) 调节一次风量,控制风煤比增至 $a_4(3)$,即 5.98 km^3/t ;
- 3) 调节二次风量,控制二次风系数降至 $a_5(3)$,即 30.82%;
- 4) 在以上调整过程中在线监控排烟温度,使排烟温度提高到接近 $a_7(3)$,即 144.27 $^\circ C$ 。

调整后,在新运行模式下锅炉热效率可达到约 $a_1(3)$,即 89.74%,该模式支持度为 1.94%,信任度为 80.38%。

通过整合筛选这些模式,结合工艺机理建立初步操作策略,基于这些策略,针对不同工况在线运行并收集新数据以供进一步学习,不断改进并丰富锅炉运行优化控制策略,最终可为锅炉优化运行专家系统库的建立提供参考。

4 结 语

模糊模式挖掘利用从 DCS 提取的数据对火电厂锅炉的运行状况进行分析,可以在不进行设备改造的前提下,通过可控运行参数数据的学习和调整,进行控制策略的优化,达到提高锅炉热效率的目的。这对火电厂锅炉经济运行具有重要意义,也可为运行人员解决实际运行参数偏离设计值所面临的控制优化问题提供参考。

[参 考 文 献]

- [1] LI J Q, GU J J, NIU C L. The operation optimization based on correlation analysis of operation parameters in power plant[C]. 2008 International Symposium on Computational Intelligence and Design. Wuhan: IEEE, 2008: 138-141.
- [2] ZHANG W, LIU J Z, GAO M M, et al. A novel operation cost optimization system for mix-burning coal slime circulating fluidized bed boiler unit[J]. Applied Thermal Engineering, 2019, 148: 620-631.
- [3] NIKULA R P, RUUSUNEN M, LEIVISKÄ K. Data-driven framework for boiler performance monitoring[J]. Applied Energy, 2016, 183: 1374-1388.
- [4] STRUŠNIK D, GOLOB M, AVSEC J. Artificial neural networking model for the prediction of high efficiency boiler steam generation and distribution[J]. Simulation Modelling Practice and Theory, 2015, 57: 58-70.
- [5] TANG Z H, WU X Y, CAO S X. Adaptive nonlinear model predictive control of the combustion efficiency under the NO_x emissions and load constraints[J]. Energies, 2019, 12(9): 1738.
- [6] 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.
- [7] OGILVIE T, SWIDENBANK E, HOGG B W. Use of data mining techniques in the performance monitoring and optimisation of a thermal power plant[C]. IEE Two-day Colloquium on Knowledge Discovery and Data Mining, London: IET, 1998: 7.
- [8] LIAO Z, DEXTER A L. The potential for energy saving in heating systems through improving boiler controls[J]. Energy and Buildings, 2004, 36(3): 261-271.
- [9] SONG Z, KUSIAK A. Constraint-based control of boiler efficiency: a data-mining approach[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2007, 3(1): 73-83.
- [10] 宋波, 江青茵, 曹志凯. 循环流化床锅炉热效率在线计算与影响因素分析[J]. 化工进展, 2008, 27(4): 616-620. SONG Bo, JIANG Qingyin, CAO Zhikai. On-line calculation and analysis of heat efficiency of circulating fluidized bed boiler unit[J]. Chemical Industry and Engineering Progress, 2008, 27(4): 616-620.
- [11] HAN J W, KAMBER M, PEI J. Data mining: concepts and techniques[M]. English ed. 3rd ed. Beijing: China Machine Press, 2012: 283-291.
- [12] FRIGUI H, KRISHNAPURAM R. Clustering by competitive agglomeration[J]. Pattern Recognition, 1997, 30(7): 1109-1119.
- [13] KAYA M, ALHAJJ R. A clustering algorithm with genetically optimized membership functions for fuzzy association rules mining[C]. The 12th IEEE International Conference on Fuzzy Systems. St Louis: IEEE, 2003: 881-886.
- [14] THOMAS B, RAJU G. A novel unsupervised fuzzy clustering method for preprocessing of quantitative attributes in association rule mining[J]. Information Technology and Management, 2014, 15: 9-17.
- [15] DUBOIS D, HÜLLERMEIER E, PRADE H. A systematic approach to the assessment of fuzzy association rules[J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 2006, 13: 167-192.
- [16] ZHU F D, YAN X F, HAN J W, et al. Mining colossal frequent patterns by core pattern fusion[C]. 2007 IEEE 23rd International Conference on Data Engineering, Istanbul: IEEE, 2007: 706-715.
- [17] JIA J N, LU Y Z, CHU J, et al. Fuzzy clustering-based quantitative association rules mining in multidimensional data set[C]//TAN Ying. Advances in Swarm and Computational Intelligence. ICSI 2015. Lecture Notes in Computer Science. Switzerland: Springer, Cham, 2015: 68-75.
- [18] ZHENG H, HE J, HUANG G Y, et al. Dynamic optimisation based fuzzy association rule mining method[J]. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2019, 10(8): 2187-2198.

(责任编辑 杜亚勤)