

面向能耗及质量控制的加热炉运行参数优化方法及应用

陶涛¹, 马文圣¹, 汤槟¹, 毛尚伟¹, 杜思君²

(1. 中冶赛迪重庆信息技术有限公司, 重庆 401122;

2. 重庆大学—辛辛那提大学联合学院, 重庆 400044)

摘要: 为了提高加热炉的钢坯加热质量并降低能耗, 提出一种基于历史加热数据的加热炉运行参数寻优方法; 该方法以降低断面温差和燃料单耗为目标, 优化加热炉的炉膛压力、炉温等运行参数; 基于该方法构建了运行参数优化推荐系统, 可以根据业务规则及评价权重进行交互式、动态化分析并呈现推荐结果; 该系统在某钢厂加热炉部署后, 利用历史数据进行分析验证, 同时满足了降低断面温差和燃料单耗的性能需求。

关键词: 加热炉; 参数优化; 历史寻优; 加热质量; 燃料单耗

Optimization Method and Application of Heatingfurnace Operating Parametersfor Energy and Quality Control

TAO Tao¹, MA Wensheng¹, TANG Bing¹, MAO Shangwei¹, DU Sijun²

(1. CISDI Chongqing Information Technology Co., Ltd., Chongqing 401122, China;

2. Chongqing University—University of Cincinnati Joint Co-op Institute, Chongqing 400044, China)

Abstract: In order to improve the heating quality of steel and reduce the energy consumption, a method is proposed to optimize the furnace operating parameters based on historical heating data. Taking reducing the section temperature difference and fuel consumption as the goal, this method optimizes the furnace pressure, furnace temperature and other operating parameters. Based on this method, an operating parameter optimization recommender system is constructed, which can analyze and present the recommendation results interactively and dynamically according to processing rules and evaluation weights. After the system is deployed in the heating furnace of a steel mill, the historical data are used for analysis and verification, and the performance requirements of reducing section temperature difference and fuel consumption are met.

Keywords: heating furnace; parameter optimization; historical searching optimization; heating quality; fuel consumption

0 引言

加热炉作为冶金工业中能耗较大的设备^[1], 如何在持续提升加热质量的同时降低能源消耗, 已经成为加热炉模型系统优化的研究重点。传统优化方法通常基于加热燃烧与自动化控制理论, 利用公式推导与数学建模的方法对加热炉燃烧模型或控制系统直接进行优化。例如, 应用模型计算与实际生产相结合的方法优化大型加热炉混装板坯加热制度, 以降低燃料消耗并减少氧化烧损^[2]; 通过优化提高 L1 数据跟踪系统的准确性, 提高板坯加热质量^[3]; 通过混合煤气热值计算的方式优化空煤配比系数, 改善加热炉燃烧效率^[4]; 通过高温低残氧优化提升板坯温度均匀性并降低能耗^[5]; 根据 PLC 控制输出值设定不同燃烧状态提高

热处理质量^[6]; 基于传统建模优化算法获得炉温最优分布曲线, 以获得热负荷沿炉长方向的最佳分配策略^[7]; 利用在一定范围氧浓度下氧气和空气交叉限幅的稀氧燃烧控制技术, 节能降耗并减少环境污染^[8]; 利用经验公式推导优化确定加热炉空燃比, 实现对炉温的控制和燃料的高效利用^[9]; 基于板温预报模型对板坯温度进行软测量, 并根据软测量结果对炉温进行设定和调整^[10]; 从两个维度分别解析出传递函数, 优化蓄热式加热炉炉膛压力自动控制^[11]; 通过加热炉板坯温度预报模型和炉温自动控制模型, 提高加热炉温度控制精度和自动化操作水平^[12]。这些方法都依赖对燃烧理论及加热工艺的理解, 各种因素间的作用关系非常复杂, 优化过程十分繁琐, 且优化后的模型与实际加热场景存在偏差, 往往需要技术人员手动设置参数来进行

收稿日期:2021-05-06; 修回日期:2021-06-07。

基金项目:国家重点研发计划项目(2020YFB1712804)。

作者简介:陶涛(1982-),男,重庆人,硕士,高级工程师,主要从事轧钢智能制造研发及应用方向的研究。

通讯作者:马文圣(1990-),男,重庆人,硕士,工程师,主要从事大数据分析 with 算法方向的研究。

引用格式:陶涛,马文圣,汤槟,等.面向能耗及质量控制的加热炉运行参数优化方法及应用[J].计算机测量与控制,2021,29(10):

93-97.

实时控制。这些实时参数修正操作很大程度上依赖于技术人员经验,存在试错周期,无法达到足够的精度,缺乏理论与数据的支持,存在极大的不确定性,会对加热质量产生不利影响,造成能源浪费和利用率低等问题。因此,亟需一种有别于传统加热燃烧模型优化的方法,为传统加热炉燃烧模型及技术人员提供加热炉运行参数优化的辅助支持。

基于数据挖掘的方法可以对历史数据进行分析寻优,其结果是历史上真实存在的,不存在无法实现的问题^[13],同时也避免了对工艺理论和参数关系规律的无限探索。例如,将数据挖掘的方法应用于热轧过程的卷曲温度控制^[14]以及热轧带钢产品质量分析^[15];利用决策树分析加热炉的生产数据并获取规则,实现加热炉最优炉温曲线的寻优及设定^[16];利用决策树分析适用于专用炉模式的加热炉炉群生产组织策略^[17];利用基于粗糙集的关联规则算法,挖掘不同原料在连铸环节中的最佳温度控制曲线^[18];利用数据挖掘、知识图谱和人为导向的智能增强技术,提升钢板冷却温度命中率^[19];运用数据挖掘的模糊聚类算法对冶炼数据进行分析,获得较优的用氧规则^[20]。这些应用都证明了该方法的有效性。基于此,本文设计了一种优化推荐算法,可以根据技术人员设定的业务筛选规则、能耗及质量评价权重,从历史加热数据中挖掘最优的运行参数,反馈给技术人员进行操作控制,辅助提高钢坯加热质量并降低燃料单耗。

目前该系统已初步部署在某钢厂的热轧生产线,处于测试验证阶段,从测试结果来看,使用该系统所推荐的加热炉运行参数来控制加热炉运行,可以有效提高钢坯的加热质量,同时还能够有效降低燃料单耗,达到节能减排的效果。

1 优化推荐算法

优化推荐算法利用大数据分析挖掘技术,通过对加热炉运行过程中钢坯的加热信息数据进行分析挖掘,寻找最优的加热运行参数并进行推荐。

该算法将历史加热过程中每一支钢坯的加热运行参数、加热质量和能耗数据当作一个数据样本,在选定的样本空间中搜索最优样本并推荐运行参数范围。对于异常样本,算法提前识别并标记,在寻优之前将其筛除。在搜索寻优过程中,算法不仅考察单个样本的评价得分,还考察了在样本空间中与之相邻的样本群体,对整体的样本表现进行评估。这样的搜索寻优策略能有效避免单个高分样本带来的偶然性,给推荐结果带来更高的支持度和置信度。

基于以上分析,设计了以异常样本识别算法和搜索寻优算法为核心的算法流程,如图 1 所示。

具体地,异常样本识别过程会根据数据更新频率,定期对钢坯加热数据样本集进行聚类并识别其中的异常样本,然后更新异常标签,为筛选功能提供支持。优化目标打分过程根据评价指标和权重对筛选样本评分,评分高者可获

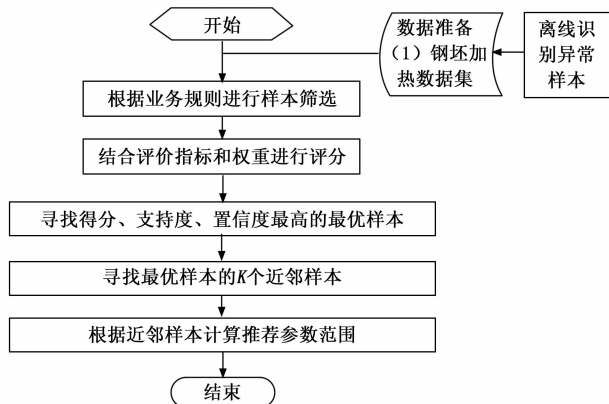


图 1 优化推荐算法流程图

得优先推荐。搜索寻优过程根据一定的策略从高分样本中搜索支持度和置信度高的最优样本。近邻样本寻找过程根据样本的相似程度,找出与最优样本最接近的 K 个相似样本。最后,根据近邻样本的运行参数计算推荐值范围,完成推荐。

1.1 异常样本识别

该算法在离线场景下,识别历史数据中的异常样本。当进行后续参数优化推荐时,可以有选择地过滤异常样本,避免异常值对优化推荐算法的影响。

通常技术人员在进行参数优化时,会限定钢种、规格、温度进行样本筛选。在此情况下,为了避免因为某种类型的数据较为稀疏而被错判为异常值的情况,可以对不同钢种、规格、温度的数据样本进行划分,并分别对每个划分进行异常样本识别。具体地,从数据库获取钢坯加热数据样本集 $D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$,将其按照不同钢种、规格、温度的组合划分为 m 个子样本集,即 $D = \{D_1, D_2, \dots, D_m\}$ 。对 D 中每一个子集抽取炉膛压力、炉温等重要因素作为特征,得到特征集 $F = \{F_1, F_2, \dots, F_m\}$ 。对 F 中的子集分别使用孤立森林 iforest 算法,计算出每一个样本的异常类别得分,将得分大于阈值的判定为异常样本。

孤立森林 iforest 由 k 个孤立树 itree 组成,每个 itree 是一棵二叉树。在构建 itree 时,先随机抽样一批样本,再随机选择一个特征,并在该特征上随机选择一个值,将样本中小于该值的数据划分到左支,大于等于该取值的划分到右支。对左右两支数据重复上述步骤,直到满足数据不可再分,或二叉树达到最大深度为止。

在计算数据样本 x 的异常得分时,主要考察样本所在叶子节点的平均深度:深度越小,异常得分越大,则越可能为异常样本;反之,深度越大越可能为正常样本。具体地,样本 x 的异常得分计算公式为:

$$score(x) = 2^{-E(h(x))/C(n)} \quad (1)$$

其中: $E(h(x))$ 表示样本 x 在多棵树中深度的均值, n 表示样本个数, $C(n) = 2H(n-1) - 2(n-1)/n$, $H(n) = \ln(n) + \xi$, $\xi = 0.577\ 215\ 664\ 9$ 为欧拉常数。

异常样本识别算法整体流程如下。

算法: 异常样本识别

输入: 样本集 D

过程:

(1) 令 O 为异常样本集

(2) 根据钢种、规格、温度划分 $D = \{D_1, D_2, \dots, D_m\}$

(3) 抽取特征集 $F = \{F_1, F_2, \dots, F_m\}$

(4) for $i = 1, 2, \dots, m$ do

(5) 对 F_i 进行聚类, 计算 F_i 中每个样本的异常类别得分, 大于阈值判定为异常样本

(6) 将 F_i 中的异常样本加入异常样本集 O

输出: 异常样本集 O

1.2 搜索寻优

分别对断面温差、燃耗进行归一化计算, 可获得断面温差得分和燃耗得分。假设某一个样本 d_i 的断面温差得分为 s_{1i} , 燃料单耗得分为 s_{2i} , 则有:

$$s_{1i} = \frac{t_{\max} - t_i}{t_{\max} - t_{\min}} \quad (2)$$

$$s_{2i} = \frac{(r_{\max} - r_i)}{r_{\max} - r_{\min}} \quad (3)$$

其中: t_{\max} 和 t_{\min} 为样本集中断面温差的最大和最小值, r_{\max} 和 r_{\min} 为样本集中燃料单耗的最大和最小值, t_i 和 r_i 为该样本 d_i 的断面温差和燃料单耗。结合用户设定的权重, 可得到每个样本的加权得分:

$$s_{wi} = s_{1i} * \omega_1 + s_{2i} * \omega_2 \quad (4)$$

寻找的目标样本是否满足优化需求, 需要考虑该样本的支持度和置信度。若两个样本在炉膛压力、炉温等重要特征组成的空间中距离较近而低于一个阈值, 则可认为这两个样本具有相似操作。假设与目标样本具有相似操作的样本组成近邻样本群体, 则支持度表示近邻样本群体中的样本个数, 置信度表示近邻样本群体中样本得分的均值。支持度高表示找到的目标样本周围分布着与其相似的样本, 对应到实际操作中, 表示各项操作参数更容易实现; 置信度高表示该近邻样本群体都能达到较优的效果, 避免了单一目标样本带来的偶然性。因此, 需要找到支持度和置信度都较大的目标样本作为最优推荐样本。

根据数据样本的优化目标加权得分从高到低排序, 设定一个窗口大小 win , 每轮遍历 win 个样本, 计算本轮中每个样本的支持度和置信度, 若某个样本的支持度满足设定的阈值且置信度在本轮所有样本中最大, 则判定该样本为最优推荐样本。

对于某一个样本 d_i , 可以计算其他样本 d_j ($j = 1, 2, \dots, n$) 与该样本 d_i 的欧式距离 $dist_{ij}$ 。假设有距离阈值 $dist_t$, 近邻样本群体 ng_i 表示 $dist_{ij} < dist_t$ 的所有样本的集合。支持度 sup_i 表示近邻样本群体 ng_i 中的样本个数, 置信度 con_i 表示 ng_i 中样本得分的均值。

搜索寻优算法整体流程如下。

算法: 搜索寻优

输入: 样本集 $D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$, 窗口大小 win , 距离阈值

$dist_t$, 支持度阈值 s_t

过程:

(1) 令 $H = \phi$, 为当前轮次遍历的所有样本的集合; 令最优样本 $b = Null$

(2) 将样本集 $D = \{d_1, d_2, \dots, d_n\}$ 按得分从高到低排序, 假设有有序队列仍为 $\{d_1, d_2, \dots, d_n\}$

(3) for $i = 1, 2, \dots, n$ do

(4) 计算 d_i 的支持度 sup_i ;

(5) 计算 d_i 的置信度 con_i ;

(6) $H.add((d_i, sup_i, con_i))$

(7) if $i \% win = 0$ then

(8) 获得 H 中支持度大于 s_t , 且置信度最大的样本 d_j ;

(9) $b = d_j$;

(10) return

(11) if $H \neq \phi$ then

(12) 获得 H 中支持度大于 s_t , 且置信度最大的样本 d_j ;

(13) $b = d_j$;

输出: 最优样本 b

通过寻优算法找到最优样本 b 后, 计算样本集中其他样本 d_k ($k = 1, 2, \dots, n$) 与最优样本的欧氏距离 $dist_k$, 在满足距离阈值限制条件 $dist_k < dist_t$ 后, 根据人工设定的权重 ω_1 和 ω_2 按照以下公式计算考虑得分 s_k 加权后的距离 s_dist_k :

$$s_dist_k = dist_k * \omega_1 + (1 - s_k) * \omega_2 \quad (5)$$

根据 s_dist_k 从小到大排序, 选择前 K 个样本形成近邻样本集 N 。

对于炉膛压力、温度等参数, 寻找样本集 N 中的最大最小值作为推荐值范围, 得到推荐值范围集 R 。

2 优化推荐系统

本文结合上述优化推荐算法设计了加热炉运行参数优化推荐系统。该系统以优化推荐算法为核心, 设计并实现了包括人机交互、前后端处理、算法处理及线下数据采集与处理在内的一体化计算机软件系统。

2.1 应用设计

该系统由人机交互界面、前端处理模块、后端处理模块、算法处理模块、线下数据采集模块以及数据库组成, 各模块功能如表 1 所示。

表 1 优化推荐系统各模块功能

模块	功能
人机交互界面	用户在展示的界面上输入或选择参数, 浏览系统返回的分析结果
前端处理模块	接收用户输入, 向后端传输数据, 接收后端数据, 处理并展示
后端处理模块	接收前端数据, 查询数据库, 向算法模块发送请求; 接收算法模块数据, 处理数据并向前端传输数据。
算法处理模块	接收后端数据, 查询数据库, 挖掘分析, 向后端发送数据; 查询数据库, 分析后更新数据库
线下数据采集模块	采集数据并存储到数据库
数据库	存储数据

人机交互界面为网页形式，主要承担着与用户的沟通交互功能，大致可分为条件输入和结果展示两个部分。前端处理模块一方面为交互界面的展示提供运行逻辑，另一方面作为数据接收和转移的桥梁。后端处理模块通过访问数据库统计出当前的数据量、全部钢种类型、全部规格和温度最大最小值等信息，用于交互界面的展示；另外通过与算法处理模块的交互，接收算法模块的分析结果。算法处理模块利用用户输入的数据筛选条件、评价函数权重进行参数的寻优推荐。为了能够源源不断地接入最新的加热炉运行数据，线下数据采集模块对加热炉实时运行数据进行处理，最终生成结构化数据并存放在 mysql 数据库中。

优化推荐系统中各个模块的交互关系如图 2 所示。

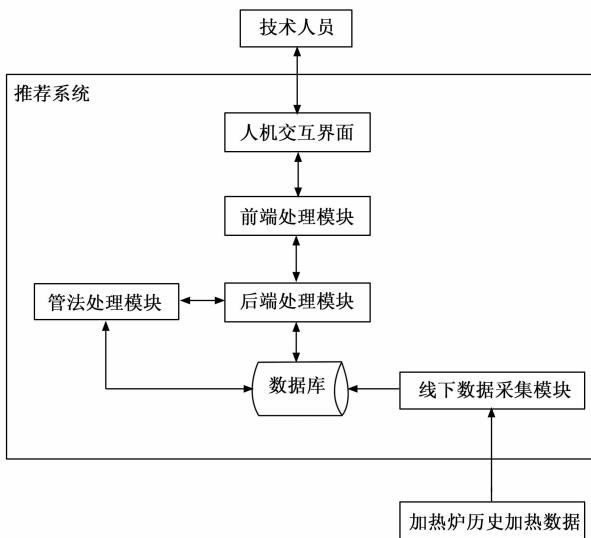


图 2 优化推荐系统各模块交互关系

如图 2 所示，技术人员在人机交互界面设定分组筛选参数、评价函数权重，通过前端模块获取用户设定并传输给后端模块；后端模块在接收到设定的筛选范围参数后，查询数据库并返回样本数等统计信息给前端模块进行展示，同时将筛选范围参数、评价函数权重传输给算法模块；算法模块在接收到后端请求后，查询数据库获取筛选范围内的历史钢坯加热信息数据，利用寻优推荐算法获得分析结果，并传输给后端；后端接收到分析结果后，进行相关数据的持久化操作，并返回给前端进行交互界面展示，完成整个系统的“人员设定—优化分析—结果展示”闭环功能。

2.2 输入及输出

为了进行更加精细化的分析，可以向优化推荐系统输入将要分析的钢种、规格、温度等筛选条件参数，系统会根据筛选参数对历史数据进行分组筛选。同时，技术人员还可以根据对加热质量及能耗的优化偏重程度，输入加热质量和燃料单耗的评价权重。系统需要输出与质量及能耗

控制相关，且技术人员能直接控制的参数，如炉膛压力、炉气温度，并预估按此推荐参数进行加热炉控制后能够实现的断面温差及燃料单耗。

如表 2 所示，技术人员向系统输入数据样本分组筛选参数和评价函数权重。其中，样本分组筛选参数包括钢种、规格等；评价函数权重包括断面温差权重、燃料单耗权重。通过设置输入条件参数，可以告知系统分析的历史数据范围，满足定制化、精细化的控制需求。

表 2 优化推荐系统输入

功能	条件参数
数据样本分组筛选	钢种、规格、温度等
评价函数权重设置	断面温差权重、燃料单耗权重

如表 3 所示，系统分析完成后将输出各段的最优运行参数范围，包括炉膛压力、炉气温度等，辅助技术人员进行加热炉运行参数设置。同时，系统将展示推荐的参数所能达成的效果，给出断面温差和燃料单耗的优化提升比例，更加直观地展现优化推荐系统带来的实际价值。

表 3 优化推荐系统输出

	均热段	加热段	预热段
炉膛压力	√	√	√
炉温	√	√	√
其他参数	√	√	—

3 实验结果与分析

该优化推荐系统在某钢厂初步部署后，处于系统功能测试及收益分析预估阶段。在系统优化输出各个参数的控制范围后，技术人员可将此范围作为参考，实时调控加热炉相关运行参数，以达到优化目的。为了提前分析并预估技术人员按推荐参数范围进行实时调控后的效果，本文利用历史加热数据，对该系统的性能收益进行了实验分析。实验分析结果表明，在使用经过优化后的加热炉运行参数后，以断面温差为指标的加热质量得到提升，加热炉燃料单耗得以降低。

针对业务及数据中出现较多的钢种、规格和入炉温度，本文对 2020 年 4 月 1 日到 6 月 28 日期间的某钢厂棒线加热炉历史加热数据进行统计分析，具体结果如表 4 所示。其中，入炉温度作为一个范围，这里根据钢厂的具体加工工艺，分为温坯和热坯。

对于钢种为“HRB400E”，钢坯规格为“170 * 170 * 11 400”，成品规格为“16”“18”“20”“22”的温坯、热坯，分别统计筛选样本的断面温差和燃料单耗均值，推荐系统找出的近邻样本群体的断面温差和燃料单耗均值，进而计算相对变化比例。从数据统计结果来看，其断面温差最少降低 4.92%，最多降低 21.03%，降低比例均值为 10.12%；燃料单耗最少降低 3.95%，最多降低 17.31%，降低比例均值

表 4 某钢厂棒线加热炉历史加热数据统计分析表

钢种	钢坯规格/mm	成品规格/mm	入炉温度	筛选样本均值		近邻样本群体均值		变化比例	
				断面温差/℃	燃料单耗/(GJ/t)	断面温差/℃	燃料单耗/(GJ/t)	断面温差/%	燃料单耗/%
HRB400E	170 * 170 * 11 400	16	温坯	22.19	0.646 1	20.38	0.534 2	-8.15	-17.31
HRB400E	170 * 170 * 11 400	16	热坯	15.69	0.550 0	12.39	0.528 2	-21.03	-3.95
HRB400E	170 * 170 * 11 400	18	温坯	23.73	0.629 9	21.63	0.529 9	-8.85	-15.86
HRB400E	170 * 170 * 11 400	18	热坯	17.68	0.563 3	14.97	0.471 2	-15.33	-16.34
HRB400E	170 * 170 * 11 400	20	温坯	24.35	0.607 6	21.83	0.543 8	-10.36	-10.50
HRB400E	170 * 170 * 11 400	20	热坯	17.67	0.562 9	14.58	0.536 5	-17.51	-4.69
HRB400E	170 * 170 * 11 400	22	温坯	23.89	0.608 7	22.71	0.551 8	-4.92	-9.34
HRB400E	170 * 170 * 11 400	22	热坯	17.73	0.588 4	16.24	0.534 6	-8.41	-9.14

为 14.30%。若按平均燃料单耗 0.594 6 GJ/t, 降低比例 14.30% 计算, 燃料单耗可降低 0.085 GJ/t。按每 GJ 热值 71.12 元计算, 可减少 6.05 元/t。

虽然以上仅为数据分析得出的理论收益而非实际效果, 但也从数据层面证明了该方法的有效性, 反映了该系统的应用价值。

4 结束语

针对加热炉加热质量和能耗控制难以兼顾的行业痛点, 本文从数据分析与挖掘的角度出发, 提出一种加热炉运行参数优化方法, 应用后取得了良好的效果。

1) 该方法从历史加热数据中搜索寻优, 克服了对燃烧控制理论的依赖问题。通过识别异常样本, 综合分析单个目标样本与近邻样本群体, 避免了单个高分样本带来的偶然性。

2) 将该方法应用于自研的优化推荐系统, 实现了与技术人员的实时交互、动态分析功能。在某钢厂进行部署后, 使用实际数据进行了分析验证, 数据分析结果表明钢坯的断面温差和燃料单耗有明显降低, 能有效提升加热质量并产生可观的经济效益。

参考文献:

[1] 刘占增, 曾汉生, 丁翠娇, 等. 轧钢加热炉的节能技术综述 [C] // 张家界中国金属学会能源与热工分会. 2006 全国能源与热工学术年会论文集, 中国金属学会能源与热工分会: 中国金属学会, 2006: 571-573.

[2] 王敏, 王凤琴, 宁林新, 等. 加热炉不同钢种板坯混装加热制度优化模型的研究与应用 [J]. 工业炉, 2011, 33 (6): 7-10.

[3] 杨永茂, 王超, 王夏书, 等. L1 数据跟踪系统在加热炉系统中的优化应用 [J]. 冶金自动化, 2018, 42 (1): 35-39.

[4] 陈文仪. 冶金工业加热炉自动燃烧控制系统优化设计 [J]. 冶金自动化, 2019, 43 (1): 64-68.

[5] 何苗, 马珺, 曹凯, 等. 武钢热轧加热炉燃烧控制系统

优化设计及应用 [J]. 冶金自动化, 2016, 40 (6): 19-24.

[6] 胡玲艳, 王兴成. 步进梁加热炉分段式脉冲燃烧优化控制 [J]. 冶金自动化, 2014, 38 (6): 64-68.

[7] 景会成, 刘小清. 加热炉稳态炉温设定的优化方法研究 [J]. 冶金自动化, 2015, 39 (1): 48-51.

[8] 王振兴, 宦晓峰. 稀氧燃烧技术在热轧加热炉的应用 [J]. 冶金自动化, 2019, 43 (3): 45-49.

[9] 霍秋忍. 加热炉空燃比优化及温度控制研究 [J]. 中国金属通报, 2019 (4): 156, 158.

[10] 李立刚, 蔺凤琴, 王帝杰, 等. 基于软测量的热轧板坯炉温控制模型 [J]. 冶金自动化, 2019, 43 (2): 42-46.

[11] 马志强, 胡云庆, 卜秋华, 等. 蓄热式加热炉炉膛压力自动控制 [J]. 金属材料与冶金工程, 2018, 46 (5): 35-39.

[12] 洪博, 孙文权, 郭德福, 等. 蓄热式加热炉新燃烧控制模型研究 [J]. 冶金自动化, 2018, 42 (4): 49-53.

[13] 陈京民. 数据仓库与数据挖掘技术 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2002.

[14] 赵强, 唐婧, 王海玉, 等. 基于数据挖掘的热轧带钢卷取温度控制方法 [J]. 冶金自动化, 2017 (1): 70-73.

[15] 李扬, 王京, 张勇军. 基于数据挖掘的热轧带钢质量分析方法 [J]. 工程科学学报, 2015, 37 (s1): 56-64.

[16] 吴鸣. 基于决策树算法的加热炉最优炉温设定值研究 [J]. 武汉工程职业技术学院学报, 2014, 26 (4): 71-74.

[17] 梁合兰, 李苏剑, 姚利幸, 等. 基于决策树的专用炉群生产策略挖掘 [J]. 计算机工程与应用, 2010, 46 (14): 221-224, 230.

[18] 曹春萍, 何佳, 王亚刚, 等. 关联规则和 MES 在连铸温度控制中的应用研究 [J]. 计算机与应用化学, 2012, 29 (10): 1185-1188.

[19] 王昭东, 张田. 基于数据挖掘与 IA 技术的中厚板轧后冷却控制系统的研究与应用 [J]. 冶金自动化, 2019, 43 (1): 6-12.

[20] 井勇, 吕卫阳. 基于数据挖掘的电弧炉炼钢用氧量优化 [J]. 铸造技术, 2009, 30 (4): 468-470.