

1-17-2020

Analysis and Optimization of Combustion Characteristics of Cement Kiln Cooperatively Disposing Domestic Refuse

Jingbing Wu

School of Mechanical and Electronic Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China;

Hanqing Tang

School of Mechanical and Electronic Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China;

Xu Jun

School of Mechanical and Electronic Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Analysis and Optimization of Combustion Characteristics of Cement Kiln Cooperatively Disposing Domestic Refuse

Abstract

Abstract: Because the traditional methods can hardly analyze the complex combustion characteristics of cement kiln mixed with domestic refuse, a data mining technology is introduced. A domestic cement plant is selected as the object, and its operating data and relevant parameters are collected. *The influence coefficient of each parameter on coal consumption and NO_x emission is analyzed by using Stability Selection algorithm. The mathematical model of coal consumption and NO_x emission is established with Random Forest algorithm, and the key optimization parameters and their optimal values are obtained by K-means clustering algorithm. The result shows that this method can establish accurate models of coal consumption and NO_x emission, and can find out the key optimization parameters and their optimal values for energy saving and emission reduction. By adjusting the key optimization parameters, coal consumption and NO_x emission can be greatly reduced.* This method can guide cement plant to optimize kiln combustion performance.

Keywords

cement kiln, domestic refuse, combustion performance, data mining, stability selection, random forest, k-means

Recommended Citation

Wu Jingbing, Tang Hanqing, Xu Jun. Analysis and Optimization of Combustion Characteristics of Cement Kiln Cooperatively Disposing Domestic Refuse[J]. Journal of System Simulation, 2020, 32(1): 35-43.

水泥窑协同处置生活垃圾的燃烧特性分析优化

吴敬兵, 唐汉卿, 胥军

(武汉理工大学 机电工程学院, 湖北 武汉 430070)

摘要: 针对传统方法难以分析掺烧生活垃圾后的水泥窑复杂燃烧特性的问题, 引入数据挖掘技术, 以国内某水泥厂为对象, 采集相关参数数据, 使用稳定性选择算法分析各参数对煤耗与 NO_x 排量的影响系数, 通过随机森林算法建立煤耗与 NO_x 排量的数学模型, 结合 K-means 聚类算法得出关键优化参数及其最优值。结果表明, 该方法能够建立精确的煤耗与 NO_x 排量模型, 挖掘出节能减排的关键优化参数及其最优目标值。通过改善关键优化参数至最优值, 能够大大降低煤耗与 NO_x 排量, 可指导水泥厂优化窑内燃烧特性。

关键词: 水泥窑; 生活垃圾; 燃烧性能; 数据挖掘; 稳定性选择; 随机森林; k-means

中图分类号: TQ172.6+2

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2020) 01-0035-09

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.19-0235

Analysis and Optimization of Combustion Characteristics of Cement Kiln Cooperatively Disposing Domestic Refuse

Wu Jingbing, Tang Hanqing, Xu Jun

(School of Mechanical and Electronic Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China)

Abstract: Because the traditional methods can hardly analyze the complex combustion characteristics of cement kiln mixed with domestic refuse, a data mining technology is introduced. A domestic cement plant is selected as the object, and its operating data and relevant parameters are collected. *The influence coefficient of each parameter on coal consumption and NO_x emission is analyzed by using Stability Selection algorithm. The mathematical model of coal consumption and NO_x emission is established with Random Forest algorithm, and the key optimization parameters and their optimal values are obtained by K-means clustering algorithm. The result shows that this method can establish accurate models of coal consumption and NO_x emission, and can find out the key optimization parameters and their optimal values for energy saving and emission reduction. By adjusting the key optimization parameters, coal consumption and NO_x emission can be greatly reduced.* This method can guide cement plant to optimize kiln combustion performance.

Keywords: cement kiln; domestic refuse; combustion performance; data mining; stability selection; random forest; k-means

引言

随着国家的号召, 越来越多的水泥厂开始应用



收稿日期: 2019-06-03 修回日期: 2019-07-07;
作者简介: 吴敬兵(1971-), 男, 湖北黄冈, 博士, 副教授, 研究方向为 CAD/CAM、计算机仿真、建材工业; 唐汉卿(1994-), 男, 江苏徐州, 硕士生, 研究方向为水泥厂大数据应用; 胥军(1977-), 男, 湖北襄阳, 博士后, 副教授, 研究方向为建材企业信息化。

水泥窑协同处置生活垃圾技术。水泥厂在将生活垃圾制成 RDF (Refuse Derived Fuel) 垃圾衍生燃料后投入窑内焚烧, 虽然在一定程度上降低了煤耗, 但由于缺少对掺烧生活垃圾后的窑内燃烧特性的研究, 生产每吨熟料的热耗实际上是大增加的, 垃圾没有达到替代煤粉的理论值, 倘若能将热耗降低至原有水平, 垃圾将替代更多的煤粉, 带来更高的经济效益。同时, 掺烧生活垃圾后水泥厂的 NO_x

<http://www.china-simulation.com>

排放波动变大,但总体变化不明显,缺少有效的管控方法。综上所述,协同处置生活垃圾的水泥厂的燃烧特性尚有很大的研究与改善空间,数据挖掘技术能够分析处理水泥窑在掺烧 RDF 后参数数据之间复杂的关系,从中挖掘出有价值的信息以改善生产,带来经济效益的同时为环保事业做出贡献。

以国内某水泥厂为研究对象,采集设备运行数据,以降低吨熟料煤耗与 NO_x 排量为改善目标进行数学建模以及数据挖掘,探究掺烧生活垃圾对于水泥窑燃烧特性的影响及各种参数与煤耗和 NO_x 排放之间的关系,分析得到节能减排的优化措施。

1 热耗与 NO_x 排量分析

1.1 理论热耗分析

水泥厂熟料烧成系统以燃烧煤的方式为水泥生料分解以及熟料烧成提供热量。吨熟料热耗即生产一吨熟料所消耗的热量,按照式(1)计算,吨熟料煤耗即生产一吨熟料所消耗的煤粉质量,在不添加其他燃料的情况下约等于吨熟料热耗除以煤的热值,按式(2)计算。

$$Q_{\text{rR}} = m_{\text{r}} Q_{\text{ar,net}} \quad (1)$$

式中: Q_{rR} 为吨熟料热耗, kJ/t; m_{r} 为吨熟料煤耗, t; $Q_{\text{ar,net}}$ 为煤的低位热值, kJ/t;

$$m_{\text{r}} = (M_{\text{fr}} + M_{\text{yr}}) / (M_{\text{s}} / m_{\text{s}}) \quad (2)$$

式中: M_{fr} 为分解炉给煤量, t; M_{yr} 为窑头给煤量, t; M_{s} 为给料量, t; m_{s} 为吨熟料生料量, t。

以 20 °C 为计算温度基准,生产每千克水泥熟料的理论热耗为 1 756 000 kJ/t。而实际热耗因受生产方法与窑型、废气余热利用情况、窑体散热等多种因素的影响,通常在 2 900 000~3 200 000 kJ/t 之间,先进水平在 2 700 000~2 900 000 kJ/t 之间。

1.2 实际热耗分析

由于该厂实行了水泥窑协同处理生活垃圾的技术,吨熟料热耗将变为燃烧煤产生的热量与燃烧生活垃圾产生的热量相加,如式(3)所示。而吨熟料热耗在稳定情况下不会变化,因此实际煤耗将减少。生活垃圾在投入燃烧前会先转化为垃圾衍生燃

料,即 RDF。

$$Q_{\text{rR}} = m'_{\text{r}} Q_{\text{ar,net}} + m_{\text{RDF}} Q_{\text{RDF}} \quad (3)$$

式中: m'_{r} 为添加 RDF 后的吨熟料煤耗, t; m_{RDF} 为吨熟料 RDF 喂料量, t; Q_{RDF} 为 RDF 热值, kJ/t。

m'_{r} 可由每小时的熟料产量与煤粉消耗计算得出,均值为 110.13 kg。 m_{RDF} 可由每小时的 RDF 喂料量与煤粉消耗计算得出,均值为 82.36 kg。煤粉热值为 25 118 kJ/kg, RDF 热值为 6 681 kJ/kg^[1],吨熟料热耗由煤粉消耗与 RDF 喂料量结合公式(3)计算得出,即 $Q_{\text{rR}} = 110.13 / 1000 \times 25 118 \times 1000 + 82.36 / 1000 \times 6 681 \times 1000 \approx 3 316 493 \text{ kJ/t}$,已超出正常范围,说明添加 RDF 后煤粉消耗的减少量低于理论值, RDF 没有起到替代燃料应有的作用。

1.3 K-means||聚类算法

K-means 是一种应用范围很广的经典聚类算法,原理简单、速度快且精度较高。K-means||是 K-means 的一种改良版,顺应大数据的潮流新增了并行计算的功能,并且优化了每次遍历时的取样策略,加快了计算速度。K-means||算法的原理是基于距离将数据样本划分到距离最近的类中,使用欧式距离进行判定,欧式距离如式(4)所示:

$$d(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^{lm} (x_{ik} - x_{jk})^2} = \sqrt{\sum_{k=1}^{lm} (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad (4)$$

算法主要步骤为:初始化 k 个中心点, k 值即为选定相关参数的数量;计算数据样本与各类中心的距离,将数据样本划分到最近的类中;更新类中心;重复前 2 个步骤直到满足收敛条件^[6]。

1.4 NO_x 排量分析

从国内相关研究的结果数据来看,添加 RDF 后 NO_x 排量的变化不明显^[2]。国外学者 Genon 和 Brizio^[3]的研究给出了掺烧 RDF 时烟气成分的参考值,研究结果表明氮氧化物与硫氧化物排量均低于仅燃烧煤粉时的工况。Kara^[4]的研究认为,由于氮氧化物的形成取决于火焰温度,与石油焦(一种成分与煤相似的燃料)相比, RDF 的水分占比较高,发热量较低,火焰温度随 RDF 占比的增加而下降,

NO_x 产生量也因此下降。通过燃烧不同比例的 RDF 与石油焦混合物并分析烟气, 得出 RDF 占比越高, 氮氧化物的排量就越小的结论。Reza 等^[5]同样指出, 添加 RDF 会排放更多的烟气, 但烟气中氮氧化物总量显著降低。综上所述, 添加 RDF 能够降低 NO_x 排量, 理论上燃料中的 RDF 占比越高, NO_x 排量就越低。

对该厂排放数据进行筛选, 计算添加 RDF 与不添加 RDF 的两种工况下的 NO_x 排量平均值与聚类计算得到的基准值。如表 1 所示, 窑尾 NO_x 在添加 RDF 后的平均值和基准值都有所降低, 符合预期, 而最终排放处的预热器出口 NO_x 平均值增加很小, 使得水泥厂认为添加 RDF 对 NO_x 排量的影响不大, 但通过聚类计算得到的基准值的变化可以看出 NO_x 排量实际上增加了 33.55 ppm, 增幅达到 124%。分析结果表明添加 RDF 对末端脱硝工艺的效果产生了一定的负面影响, 需要进行优化。

表 1 NO_x 排量对比
Tab. 1 NO_x output comparison

NO_x 排量参数	不添加 RDF		添加 RDF	
	平均值	基准值	平均值	基准值
窑尾 NO_x/ppm	650.47	661.81	642.42	638.76
预热器出口 NO_x/ppm	44.39	27.03	49.10	60.58

2 燃烧特性模型建立

2.1 数据处理流程

根据热耗分析以及专家经验选定熟料烧成系统中与煤耗和 NO_x 排量有一定关联的 49 项水泥烧成系统参数, 参数每小时记录一次, 采集稳态运行数据 10 000 条并进行预处理。

数据预处理主要包括缺失值补全、异常值处理以及格式转换。在采集的参数中, RDF 喂料量有部分数据为空, 其原因是水泥厂所使用的 RDF 是由附近村镇运送来的生活垃圾制成, 数量与频率不定, 水泥厂有时会无生活垃圾可用, 此时数值会留空。其他参数也可能会因为网络阻塞、设备异常等原因未能将数据存储下来的留空情况, 这部分留空数据需要将数值设为 0, 否则格式将与其他数据不通。

在各参数的数据监测与存储过程中, 还会出现一些数值异常突变的情况, 即个别时间点的数值远超正常范围, 下一个时间点的数值就已经恢复正常, 此类数据可以使用正态分布以及聚类算法筛选出来, 如果数量较少可直接删除, 数量较多则以均值代替。

人工选择出的 49 项与煤耗和 NO_x 排量可能相关的参数中必然存在一些无关、冗余或者影响系数很小的参数, 这些参数不仅会增加模型的复杂程度, 使训练模型的时间大大增加, 还会降低模型的精度, 甚至可能导致模型过拟合, 失去对训练数据集以外的数据的预测精度。因此在进行数学建模前, 通常会使用降维中的特征选择类型的算法来降低特征数量, 筛选出对目标值影响系数较大的参数作为模型的输入特征。

因此在对煤耗和 NO_x 排量进行建模前先使用一种特征选择算法来计算人工选取的 49 项参数对于煤耗和 NO_x 排量的影响系数, 筛选出关键的参数来建立更加精确的数学模型。

2.2 稳定性选择算法

Stability Selection 稳定性选择是一种适用范围非常广泛的识别重要变量的集成学习算法, 可以从大量数据中计算出各特征对于目标的影响系数, 从而排除冗余或无关联的特征。稳定性选择可与任何其他特征选择算法联合使用, 将二次抽样或自举应用于该子算法^[7], 可以在多个方面对其进行扩充和改进以获得更加优越的结果, 将子算法运行在不同的数据子集和特征子集上, 多次重复后汇总特征选择结果, 通过累加特征在特征子集中被选为最重要的次数, 以得分来表示各特征的影响系数大小。关联性很强的特征将一直被选中, 因此得分会是 1^[8]。

稳定性选择最普遍使用的子算法是 Lasso (Least absolute shrinkage and selection operator) 算法, 由于 Lasso 算法的特性, 稳定性选择在高维环境中非常有效。稳定性选择的另一个优点是, 在有限样本情况下, 只要正确设置了其参数, 它就提供了一种有效的错误发现率的控制方法。

由于其通用性和灵活性,稳定性选择已成功地应用于许多领域,其中最有名的是在基因分析领域取得了优异的成果。

2.3 随机森林算法

Random Forest 随机森林算法是一种准确度很高的集成算法,主要用于分类与回归问题,属于 Bagging 类型算法,通过组合多个弱分类器,通过投票进行分类,通过取均值进行回归,使得整体模型的结果具有较高的精确度和泛化性能^[9]。

随机森林算法执行原理如下:从原始训练集中随机抽取 k 样本作为 k 棵树的根节点值;选择最好的特征进行分裂,一直这样分裂下去直到所有训练样例都属于同一类;每颗决策树最大限度的生长;用随机森林分类器对新的数据进行分类与回归。对于分类问题,按多棵树分类器投票决定最终分类结果;而对于回归问题,则由多棵树预测值的均值决定最终预测结果^[10]。

2.4 煤耗特性模型

使用稳定性选择算法,以吨熟料煤耗为目标值,以其他参数数值作为特征值,计算各特征对目标值

的影响系数。

稳定性选择算法主要有 3 个可调参数:稳定特征的阈值 π_{thr} 、子算法选择特征的数量 q 以及样本个数 B 。算法的提出者 Meinshausen 和 Bühlmann^[11]指出阈值 $\pi_{thr} \in (0.6, 0.9)$, 并认为阈值对选择过程影响不大,理论上 0.5~1 之间的数都是可以接受的,即在拟合模型的一半以上时选择一个特征作为稳定特征,因此阈值 π_{thr} 取中值 0.75。子算法选择特征的数量 q 的值需要足够大,要保证所有的重要特征都可以被选择。由于特征总数为 49,即重要特征最多 49 个,因此 q 取 49。提出者推荐 B 取值 100,为排除样本的随机性对于结果的影响,取 10 组样本量为 100 的样本集进行稳定性选择,各参数的得分以 10 组结果的均值来表示,如表 2 所示。得分为 0 的参数说明其对于吨熟料煤耗没有影响,或其本身数值取决于其他参数,是冗余特征。得分为 1 的参数说明与吨熟料煤耗具有密切联系,是关键建模参数。得分在 0~1 之间的参数对于煤耗也具有一定的影响,权重低于得分为 1 的参数,也应参与煤耗建模。因此剔除得分为 0 的 18 项特征,保留得分大于 0 的 31 项特征进行建模。

表 2 以吨熟料煤耗为目标值的特征选择结果

Tab.2 Feature selection results using coal consumption per ton of clinker as Label

参数名	得分	参数名	得分	参数名	得分
RDF 喂料量/t	1	窑尾烟肉粉尘含量/(mg·m ⁻³)	0	预热器 C1 出口温度/°C	1
主传电流/%	0	窑尾烟肉二氧化硫含量/(mg·m ⁻³)	0	预热器 C5 出口温度/°C	1
主传窑转速/rpm	0	窑尾 ID 风机功率 kW	1	预热器 C5 锥部温度/°C	1
BDP/(t/d)	0	窑尾 ID 风机转速/(n·s ⁻¹)	0.83	预热器 C5 锥部压力/Pa	0.75
OEE/%	1	窑尾烟室压力/Pa	1	分解炉中部压力/Pa	0.93
MTBF/h	0	窑尾烟室温度/°C	0.75	分解炉出口温度/°C	1
C1 出口气体 NO _x /ppm	0	窑头一次风机电流/A	0	预热器三次风门开度/%	1
C1 出口气体 O ₂ /%	0.60	窑头一次风机转速/rpm	0	预热器三次风压/Pa	1
C1 出口气体 CO/%	1	窑头一次风机风压/kPa	0.25	预热器三次风温/°C	1
窑尾 CO/%	1	窑头罩温度/°C	0.86	油泵压力/MPa	1
窑尾 O ₂ /%	0.57	窑头罩压力/Pa	1	篦冷机推速/(n·min ⁻¹)	0
窑尾 NO _x /ppm	0.83	收尘入口温度/°C	0.75	窑头锤破电流/%	0
窑转速/rpm	0	收尘出口温度/°C	1	熟料拉链机电流/%	0
431-BE1 入窑斗提电流/A	0	预热器出口 O ₂ /%	0	471-FAA 风机出口压力/Pa	1
窑头喷煤管喂煤流量/(t·h ⁻¹)	0	预热器出口 CO/%	0	471-FAG 出口压力/Pa	1
分解炉喷煤管喂煤流量/(t·h ⁻¹)	0	预热器出口 NO _x /ppm	0.78		
窑尾烟肉氧气含量/%	0.60	预热器 C1 出口压力/Pa	1		

使用随机森林算法, 以吨熟料煤耗为目标值, 以筛选后的 31 项参数为特征建立回归模型。

在参数设置时首先明确要使用的是随机森林的回归功能, 因此不纯度 *impurity* 的类型设置为 *variance*, 即以方差作为属性选取的判断指标。分类特征信息 *categoricalFeaturesInfo* 参数设置为空, 意为所有的特征为连续型变量, 而分类数量 *numClasses* 可随意取值, 在回归计算中不会参与算法的运行。参数 *maxBins* 表示特征的最大装箱数, 即连续特征离散化的最大数量, 以及选择每个节点分裂特征的方式, 随机森林的回归是以分类的方式执行的, 只是将目标变量的数值分为 *maxBins* 个类别。将 *maxBins* 设置为 1 000, 算法就会将吨熟料煤耗的数值划分为 1 000 个类别进行分类, 得到的就会是连续型数值。剩余 2 个参数: 决策树个数 *numTrees* 和最大深度 *maxDepth* 是主要的调优参数, 且彼此之间相互影响较小, 可按顺序进行调参与精度验证。

先将 *maxDepth* 设置为 10, *numTrees* 取值从 10 开始每次增长 10, 建立的模型均值方差 MSE 变化见图 1, 由于 *numTrees* 在 200 以上时训练时间过长且 MSE 无明显下降, 仅显示 *numTrees* 在 0~200 的 MSE 变化。由图 1 可知 *numTrees* 在 140 时均值方差最小, 因此 *numTrees* 的最佳取值为 140。

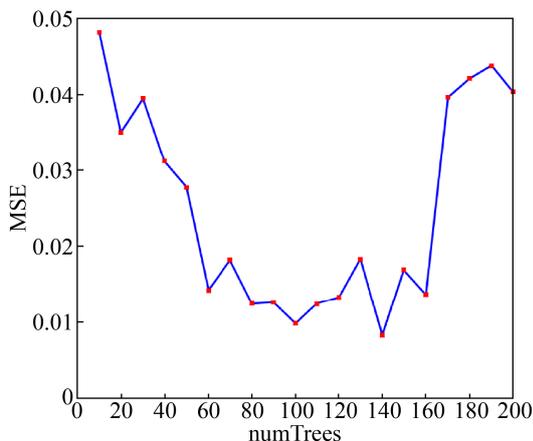


图 1 numTrees 与模型精度的关系
Fig. 1 Relationship between numTrees and model's accuracy

理论上决策树的最大深度 *maxDepth* 越大, 模

型的过拟合程度就越高, 但因为随机森林算法具有较强的抗过拟合性, 所以深度可以设置为较大的数值。算法支持 *maxDepth* 的最大值为 30, 取值从 1~30 建模得到的 MSE 变化图如图 2 所示。由图 2 可知, *maxDepth* 取 16 时 MSE 最小, 最小值为 0.004 8。此时的模型精度最高, 选为煤耗特性模型, 模型在 100 条测试数据下的预测结果如图 3 所示。

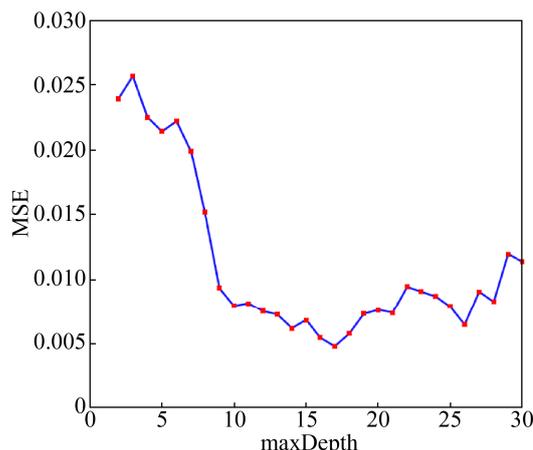


图 2 maxDepth 与模型精度的关系
Fig. 2 Relationship between maxDepth and model's accuracy

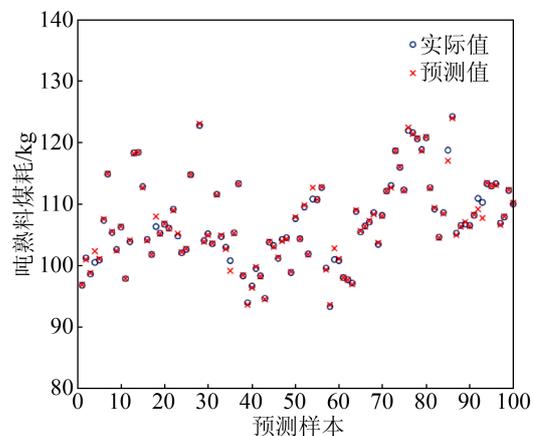


图 3 煤耗特性模型在 100 条测试数据下的预测结果
Fig. 3 Prediction results of coal consumption characteristics model under 100 test data

2.5 NO_x 排放特性模型

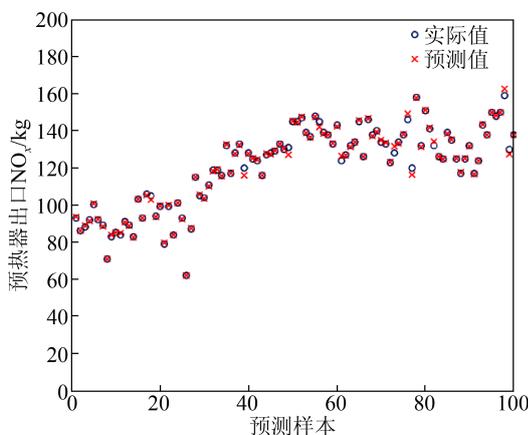
使用稳定性选择算法, 以预热器出口 NO_x 为目标值, 以其他参数作为特征值, 计算各特征对目标值的影响系数。由于特征数量不变, 参数取值与前节相同, 稳定性选择结果如表 3 所示。

表 3 以预热器出口 NO_x 为目标值的特征选择结果
Tab. 3 Feature selection results using preheater out NO_x as Label

参数名	得分	参数名	得分	相关参数	得分
RDF 喂料量/t	1	窑尾烟囱粉尘含量/(mg·m ⁻³)	0	预热器 C1 出口温度/°C	0.77
主传电流/%	0	窑尾烟囱二氧化硫含量/(mg·m ⁻³)	0	预热器 C5 出口温度/°C	0.83
主传窑转速/rpm	0	窑尾 ID 风机功率 kW	1	预热器 C5 锥部温度/°C	0.89
BDP/(t/d)	0	窑尾 ID 风机转速/(n·s ⁻¹)	0.57	预热器 C5 锥部压力/Pa	0.71
OEE/%	1	窑尾烟室压力/Pa	1	分解炉中部压力/Pa	1
MTBF/h	0	窑尾烟室温度/°C	1	分解炉出口温度/°C	1
C1 出口气体 NO _x /ppm	0	窑头一次风机电流/A	0	预热器三次风门开度/%	0.67
C1 出口气体 O ₂ /%	1	窑头一次风机转速/rpm	0	预热器三次风压/Pa	0.44
C1 出口气体 CO/%	0	窑头一次风机风压/kPa	0.47	预热器三次风温/°C	0.67
窑尾 CO/%	0	窑头罩温度/°C	1	油泵压力/MPa	0.25
窑尾 O ₂ /%	0.29	窑头罩压力/Pa	1	篦冷机推速/(n·min ⁻¹)	0
窑尾 NO _x /ppm	1	收尘入口温度/°C	1	窑头锤破电流/%	0
窑转速/rpm	0	收尘出口温度/°C	0.67	熟料拉链机电流/%	0
431-BE1 入窑斗提电流/A	0	预热器出口 O ₂ /%	0	471-FAA 风机出口压力/Pa	0.89
窑头喷煤管喂煤流量/(t·h ⁻¹)	0	预热器出口 CO/%	0	471-FAG 出口压力/Pa	0.91
分解炉喷煤管喂煤流量/(t·h ⁻¹)	0	吨熟料煤耗/kg	1		
窑尾烟囱氧含量/%	0.33	预热器 C1 出口压力/Pa	0.90		

影响系数较高的参数与吨熟料煤耗的特征选择结果近似, 说明这些参数对于煤耗以及 NO_x 排量都有很高的权重, 是烧成系统参数中的重点管控对象。剔除得分为 0 的 20 项特征, 保留得分大于 0 的 29 项参数进行回归建模。

使用随机森林算法, 以预热器出口 NO_x 为目标值, 以筛选后的 29 个参数为特征值建立回归模型。经调优, numTrees 的最佳取值为 130, maxDepth 的最佳取值为 11, 模型的最小均方误差为 0.006 5, 精度良好。NO_x 排放特性模型在 100 条测试数据下的预测结果如图 4 所示。

图 4 NO_x 排放特性模型在 100 条测试数据下的预测结果
Fig. 4 Prediction results of NO_x emission characteristics model under 100 test data

3 煤耗特性分析优化

3.1 聚类分析

将添加 RDF 的数据按照吨熟料煤耗的大小分割成五组, 分别使用 K-means 算法, 计算出各组特征的基准值进行对比。从结果中筛选出与吨熟料煤耗有直观线性关系的参数作为关键优化参数, 如表 4 所示。其余 26 项参数数值无特定变化趋势或变化幅度较小。

表 4 煤耗聚类分析结果
Tab. 4 Cluster Analysis of Coal Consumption

参数名	吨熟料煤耗分组条件/kg				
	(105,+∞)	(100,105]	(95,100]	(90,95]	[0, 90]
RDF 喂料量/t	8.20	8.00	7.71	7.57	7.38
窑尾 CO/%	0.050	0.039	0.038	0.036	0.032
窑尾 ID 风机功率/kW	627.67	668.56	664.56	684.35	686.77
窑头罩温度/°C	1 040.01	1 054.49	1 060.40	1 067.12	1 078.31
预热器三次风压/Pa	-473.57	-402.37	-388.39	-379.40	-374.59

由表 4 可知, 随着 RDF 喂料量在 7.38~8.20 t 范围内增加, 煤耗反而会增加。分析其原因, 虽然宏观上 RDF 越多煤耗就越少, 但该厂 RDF 喂料量仅在 5~11 t 之间波动, RDF 占比不到 10%, 在这个小范围内煤耗随 RDF 喂料量的微观变化与宏观规律不同, 需要使用煤耗模型分析其规律。

3.2 RDF 喂料量分析与节能优化措施

使用控制变量法, 以 RDF 喂料量为自变量, 其他参数数值使用吨熟料煤耗小于 90 kg 组的基准值作为最优目标值, 导入吨熟料煤耗模型中, 得到吨熟料煤耗与 RDF 喂料量的关系如图 5 所示。

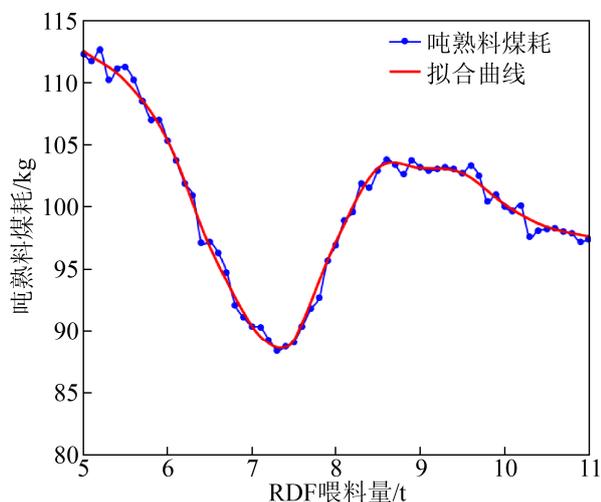


图 5 RDF 喂料量与煤耗的关系

Fig. 5 Functional relation between RDF feed quantity and coal consumption

分析结果可得: RDF 喂料量在 5~11 t 范围内的最优目标值为 7.29 t, 此时吨熟料煤耗最低, 其值为 88.65 kg, 吨熟料 RDF 喂料量为 82.36 kg, 吨熟料热耗通过公式计算得到: $Q_{\text{IR}} = 88.65 \times 25 \ 118 + 82.36 \times 6 \ 681 \approx 2 \ 726 \ 749 \text{ kJ/t}$, 是热能利用率很高的最优工况。

由以上分析得出节能优化措施为: 每小时的 RDF 喂料量控制在 7.29 t 左右, 尽可能降低窑尾 CO 量, 提高燃烧完全度, 增加窑尾 ID 风机功率至 686.77 kW 左右, 提高窑头罩温度至 1 078.31 °C, 降低预热器 3 次风的负压至 -374.59 Pa。

为验证优化效果, 取 500 条涵盖所有工况的数据样本按照吨熟料煤耗进行升序排序, 将数据的 5 项关键优化参数调整为最优值后导入煤耗模型中, 预测优化结果如图 6 所示。由图可知, 在煤耗较低的优质工况下参数接近最优值, 因此优化效果较小, 但随着煤耗的升高, 优化后煤耗的降低幅度将越来越大, 在煤耗最高的工况下进行优化, 吨熟料煤耗的降幅将超过 40 kg。通过将关键优化参数调整至最优值, 预计吨熟料煤耗可被降至 85~100 kg, 优化效果较好。

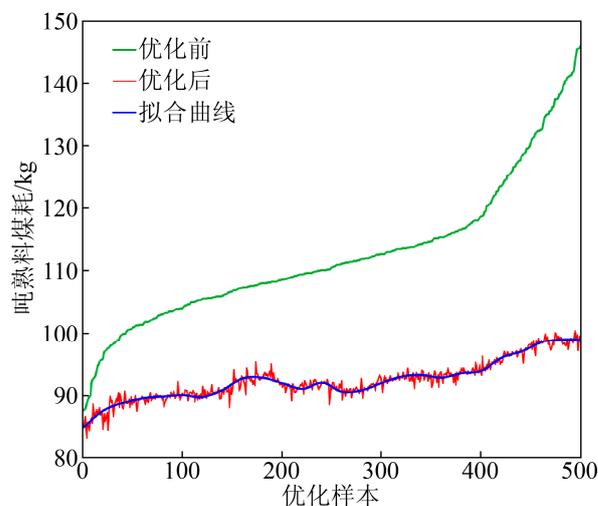


图 6 煤耗优化曲线

Fig. 6 Coal consumption optimization curve

4 NO_x 排量分析优化

与前章类似, 将数据按预热器出口 NO_x 进行分组, 由于预热器出口 NO_x 在 20~40 ppm 以及 0~20 ppm 的样本量较少, 两组合并。对五组数据分别使用 K-means 算法计算所有参数在五种排放情况下的基准值, 并将五组基准值导入 NO_x 排放特性模型, 得出各组的预测 NO_x 排量, 并筛选出与预热器出口 NO_x 有直观线性关系的参数作为关键优化参数, 如表 5 所示。模型在导入各组参数基准值得到的预热器出口 NO_x 预测结果与初始分组条件一致, 表明 0~40 ppm 组的参数基准值可作为参数的最优目标值。

表 5 预热器出口 NO_x 聚类分析以及基准值预测结果
Tab. 5 Cluster analysis of preheater outlet NO_x and prediction with base line value

参数名	预热器出口 NO _x 分组条件/ppm				
	(100, +∞)	(80, 100]	(60, 80]	(40, 60]	[0, 40]
C1 出口气体 O ₂ /%	6.34	6.70	7.59	7.63	9.24
窑尾烟室温度/℃	1 067.63	1 073.09	1 079.35	1 088.66	1 089.26
窑尾烟室压力/Pa	-127.71	-134.27	-141.94	-145.92	-147.56
收尘入口温度/℃	63.47	65.46	67.30	68.77	68.64
收尘出口温度/℃	65.35	65.32	65.86	67.19	67.38
预热器 C1 出口温度/℃	331.55	337.67	340.18	341.23	342.24
预热器 C5 出口温度/℃	789.89	793.00	794.12	798.04	805.96
分解炉中部压力/Pa	-771.39	-797.13	-812.70	-823.61	-864.20
导入基准值的预测结果/ppm	110.37	95.43	66.51	54.88	33.70

综上所述,降低预热器出口 NO_x 排量的措施为:提高窑尾烟室温度使其接近 1 089.26 ℃,提高收尘入口温度至 68.64 ℃,提高收尘出口温度至 67.38 ℃,提高预热器 C1 出口温度至 342.4 ℃,提高预热器 C5 出口温度至 805.96 ℃,增大窑尾烟室的负压至-147.56 Pa,增大分解炉中部压力的负压至-864.20 Pa,提高 C1 出口气体 O₂ 至 9.24%,以优化末端脱硝工艺的效果。

为验证优化效果,取 500 条涵盖所有工况的数据样本按照预热器出口 NO_x 进行升序排序,将数据的 8 项关键优化参数调整为最优值后导入 NO_x 排量模型中,预测优化结果如图 7 所示。

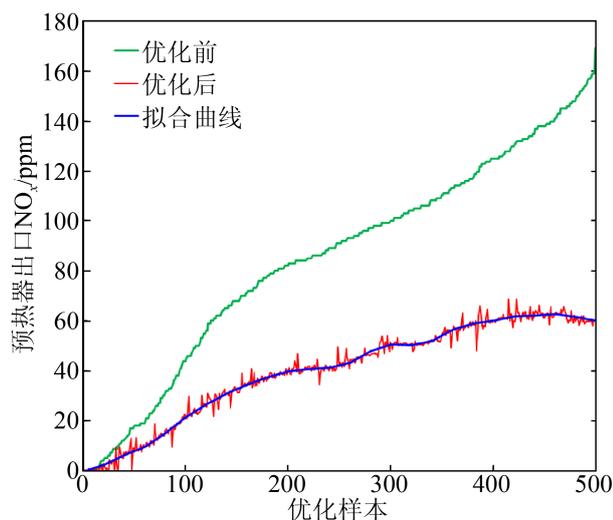
图 7 NO_x 排量优化曲线
Fig. 7 NO_x emission optimization curve

图 7 所展示的规律与煤耗优化类似,在高排量工况下预热器出口 NO_x 经优化可降至 60 ppm 左右,在中低排量工况下也能够降低约 50%的 NO_x,效果较好。

5 结论

分析了水泥厂熟料煅烧工艺的理论热耗与实际热耗,得出该水泥厂热耗过高、燃烧性能欠佳、添加 RDF 替代煤粉没有达到预期效果的结论。接着分析了添加 RDF 对 NO_x 排量的影响以及该厂实际的 NO_x 排量变化,得出添加 RDF 对于末端脱硝工艺有负面影响的结论。采集水泥厂工艺参数数据,使用 K-means 聚类、稳定性选择和随机森林算法分别以吨熟料煤耗和预热器出口 NO_x 为目标值进行数学建模以及特性分析,得到节能减排的关键优化参数与最优目标值。经优化,水泥窑协同处置生活垃圾的窑内燃烧性能优异,热能利用率将得到很大提升,吨熟料煤耗与 NO_x 排量也会大幅降低。

参考文献:

- [1] 王俊杰,张亮,房晶瑞,等.水泥分解炉内生活垃圾与煤粉燃烧特性分析和技改建议[J].环境工程学报,2018,12(12):3483-3489.
Wang Junjie, Zhang Liang, Fang Jingrui, et al. Analysis of combustion characteristics of RDF and coal in the cement calciner and suggestions for technical improvement[J]. Chinese Journal of Environmental

- Engineering, 2018, 12(12): 3483-3489.
- [2] 李晓辉, 杨宏斌, 黄华存, 等. 水泥窑协同处置村镇生活垃圾[J]. 环境工程学报, 2016, 10(6): 3255-3259.
Li Xiaohui, Yang Hongbin, Huang Huacun, et al. Co-processing township household garbage in cement kiln[J]. Chinese Journal of Environmental Engineering, 2016, 10(6): 3255-3259.
- [3] Genon G, Brizio E. Perspectives and limits for cement kilns as a destination for RDF[J]. Waste Management (S0956-053X), 2008, 28(11): 2375-2385.
- [4] Mustafa K. Environmental and economic advantages associated with the use of RDF in cement kilns[J]. Resources, Conservation & Recycling (S0921-3449), 2012, 68: 21-28.
- [5] Reza B, Soltani A, Ruparathna R, et al. Environmental and economic aspects of production and utilization of RDF as alternative fuel in cement plants: A case study of Metro Vancouver Waste Management[J]. Resources, Conservation & Recycling(S0921-3449), 2013, 81: 105-114.
- [6] 周润物, 李智勇, 陈少森, 等. 面向大数据处理的并行优化抽样聚类 K-means 算法[J]. 计算机应用, 2016, 36(2): 311-315, 329.
Zhou Runwu, Li Zhiyong, Chen Shaomiao, et al. Parallel optimization sampling clustering K-means algorithm for big data processing [J]. Journal of Computer Application, 2016, 36(2): 311-315, 329.
- [7] Philipp G, Lee S, Xing E P. Stability Selection for Structured Variable Selection[J/OL]. [2019-05-05]. <https://arxiv.org/abs/1712.04688v1>.
- [8] Yin Q Y, Li J L, Zhang C X. Ensembling Variable Selectors by Stability Selection for the Cox Model[J]. Computational Intelligence and Neuroscience (S1687-5265), 2017: 1-10.
- [9] 赵腾, 王林童, 张焰, 等. 采用互信息与随机森林算法的用户用电关联因素辨识及用电量预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(3): 604-614.
Zhao Teng, Wang Lintong, Zhang Yan, et al. Relation Factor Identification of Electricity Consumption Behavior of Users and Electricity Demand Forecasting Based on Mutual Information and Random Forests [J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(3): 604-614.
- [10] Naghibi S A, Ahmadi K, Daneshi A. Application of Support Vector Machine, Random Forest, and Genetic Algorithm Optimized Random Forest Models in Groundwater Potential Mapping[J]. Water Resources Management (S0920-4741), 2017, 31(9): 2761-2775.
- [11] Buehlmann P, Meinshausen N. Stability Selection[J]. Journal of the Royal Statistical Society(S0964-1998), 2012, 72(4): 417-473.