

基于 FSVM 的转炉终点光辐射状态识别

周木春¹, 赵琦¹, 陈延如¹, 邵艳明²

(1. 南京理工大学 电子工程与光电技术学院, 江苏 南京 210094;

2. 上海航天控制技术研究所, 上海 200233)

摘要: 针对转炉冶炼终点传统人工肉眼看火判断存在着诸多不确定性问题, 研究了一种基于模糊支持向量机的光辐射状态识别实现转炉终点判断的方法。设计了非接触式炉口光辐射采集系统, 基于炉口火焰辐射规律分析, 分别提取了通过高斯函数拟合表征光谱整体特征的三参数和两个发射峰离散谱参数作为支持向量机的输入, 通过相关性分析选出生产过程中氧量、动枪幅度、爽枪时间、加料量参数构建子样本特征量, 采用样本到类间距离的方法计算隶属度因子, 建立了模糊支持向量机识别模型并进行了测试实验。实验结果表明, 提出的方法对不同操作工况下的终点光辐射识别精度优于人工方法和传统 SVM 方法, 可为转炉终点的准确判断提供依据。

关键词: 光谱分析; 识别; 模糊支持向量机; 转炉炼钢

中图分类号: O433.5 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA201847.0726004

State recognition of light radiation of BOF end-point based on fuzzy support vector machine

Zhou Muchun¹, Zhao Qi¹, Chen Yanru¹, Shao Yanming²

(1. School of Electronic Engineering and Optoelectronic Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China; 2. Shanghai Aerospace Control Technology Institute, Shanghai 200233, China)

Abstract: In view of the end point of BOF smelting, there are many uncertain and unavoidable errors in the traditional judgment of flame by human eye. A method of BOF endpoint estimation was studied by recognition of light radiation with fuzzy support vector machine. A non-contact system was designed for light radiation acquisition of furnace mouth. Based on the analysis of the radiation, three parameters characterizing the overall spectral fitted by Gauss function and two parameters corresponding to emission peaks were extracted respectively and then used as inputs of support vector machines. Oxygen consumption, oxygen gun vibration amplitude, oxygen gun vibration time and feeding quantity of the process of production were chosen to construct subsample, the membership factors were calculated and the prediction model was built by using fuzzy support vector machine. The experimental results show that the proposed method has better recognition accuracy than the manual method and the traditional SVM method, and can provide reference for converter operator to determine the end point accurately.

Key words: spectral analysis; recognition; fuzzy support vector machines (FSVM); BOF steelmaking

收稿日期: 2018-02-16; 修订日期: 2018-03-22

基金项目: 国家自然科学基金(61675098, 61107011); 中国博士后科学基金(2016M601817)

作者简介: 周木春(1980-), 男, 讲师, 博士, 主要从事光电信息探测与处理方面的研究。Email: mczhou@sohu.com

0 引言

转炉炼钢在线终点控制是指在炼钢过程中,在线检测并精确控制冶炼终点的碳温等参量以达到出钢要求,是炼钢的关键技术之一,对于节能降耗、降低成本、提高产品质量具有决定性影响^[1]。

现行的控制转炉炼钢终点的方法可归纳为两类:一是接触式测量方法;二是非接触式间接观察法。典型的接触式测量有副枪法、炉气分析法等,通过静态模型结合过程参数来估算终点^[2-3]。炉气分析通过质谱仪近距离采集炉气,设备长期工作在恶劣环境中,仪器易损耗而缺乏实用性;副枪设备投入大、探头为一次性消耗品,中小型钢厂无法承受^[4-5]。非接触式通过炉口的火焰变动情况来间接推断炉内的情况。在转炉炼钢生产中,工人主要依据炼钢过程中人眼观察火焰的特征对冶炼情况判断进而进行操作。这种基于视觉的观察方式即炼钢吹炼中所谓的“看火”。至今,世界各国中小型转炉钢厂生产过程中仍采用这种原始的人工肉眼判断方法,国内炼钢的主体也是这样的中小型转炉,其产量占全国钢产量的 70%以上。“看火”是从感觉、知觉到思维一系列的心理过程。炼钢工需要长时间的学习训练,才能更好地比较不同炉的火焰特点,根据之前冶炼时火焰特征的记忆图谱来调整这一炉的吹炼操作^[6],看火工人的精神状态、技术素质、实际经验等因素都会对火焰状态的正确识别产生影响,甚至会产生因人而异的差异。针对这一背景,通过采集炉口辐射光辐射信息,并采用机器学习算法进行训练学习,识别出终点前炉口火焰状态并预测转炉终点,能克服人眼的这种感知觉不够准确及难以量化等问题^[6-10]。

但是,在转炉生产过程中,会存在突然加入原材料、以及调整氧枪枪位等不稳定性操作因素,叠加吹炼过程中复杂的化学反应等,导致吹炼终点的光谱特征模糊,产生彼此交叠等现象,进而使机器学习时训练样本所属的集合呈现一定的模糊性,一般的机器学习算法不具有模糊处理能力。考虑这些问题,文中采用模糊支持向量机(FSVM),引入生产过程的参数计算样本的隶属度,以更好地解决复杂操作环境下终点光谱识别问题。

1 光辐射信息获取系统

炉口火焰光谱辐射信息采集系统如图 1 所示。

转炉炉口火焰的辐射光谱中不仅含有冶炼燃烧辐射的连续谱线,还存在一些离散的特征谱线^[7],因此在系统设计时,需要选择具有能够识别出特征谱线的分辨率的器件。系统主要由光学望远系统、光纤、光谱仪、计算机、PLC 控制系统等组成,系统主体放置在人工操控室,距离炉口火焰约 30 m 远的距离处,调整镜头的方位对准炉口火焰,能够以非接触式的方式远距离采集光辐射信息。望远镜头将炉口火焰的辐射光会聚到光纤连接线中,再传送给光谱仪,光谱仪实现分光及光电转换功能。

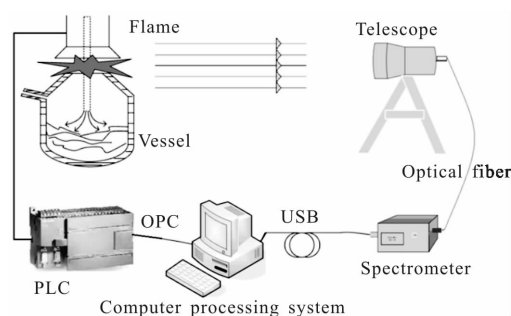


图 1 炉口火焰辐射采集系统示意图

Fig.1 Structure of the furnace mouth flame radiation collecting system

由于炉口火焰面积相对较小,为了保证辐射信息的准确性和较高的信噪比,需要口径较大的物镜。为此,采用了双不胶合物镜,分别由具有正焦距和负焦距的两片透镜组成,尽量增大相对口径来提高探测器所能接收的光能量。光谱仪采用了海洋光学 USB4000 VIS-NIR 光栅光谱仪,该型号的光谱仪采用了 Czerny-Turner 光路,这种结构能够有效避免二次衍射与多级衍射,方便镜片的加工与安装调试,也减小了系统体积,提高了系统抗干扰能力,有利于整个系统的微型化^[6]。光谱仪的采集波长范围为 350~1 000 nm,涵盖了人眼所能感应的光谱范围;光谱仪的积分时间为 3.8 ms~10 s 可调;光学分辨率为 1.5 nm FWHM,能够充分地探测到炉口火焰光谱中的特征谱线,进一步分析可得出炉口火焰在吹炼过程中的微小变化。光谱仪的光接口形式为 SMA905 接口,通过活动连接的方式与光纤连接线连接,采集数据通过 USB 接口传输给计算机处理。生产过程中的数据由 PLC 系统及携带的各种传感器获取,通过 OPC 通信协议把现场的转炉操控信号及冶炼过程参数等信

息传输给计算机系统。

2 火焰辐射规律及特征提取

从冶炼操作过程来看,炉内是一个脱碳为主的化学反应过程,其辐射的能量以光的形式表现出来,体现在火焰形态上对应着火焰的整体及局部亮度、色调、浓度等不同,从这些火焰色调亮度上的不同就能区别吹炼的不同阶段钢液状态的差异等。例如火焰呈现青、暗、稀薄透明特征时表示低温,而呈现亮、白、浓厚不透明特征则表示高温^[6-7]。当然实际的火焰刺激物并非稳定静态的存在,在燃烧过程中时刻剧烈变化,火焰也会产生抖动,但整体过程则是有着渐进式变化规律,到终点前会有相对显著的差异。工人在长期的训练下能够对复合火焰刺激物做出综合分析,据此判断转炉吹炼过程的状态以及吹炼终点时刻。

从火焰光谱的角度看,辐射光谱都代表了构成该物质的微观粒子(分子或原子)的量子跃迁行为,被测物质的辐射光谱获得能反映其微观成分结构的信息。采集到的吹炼过程光谱是一个如图 2 所示的起伏渐进式变化过程,反映了炉内物质成分的变化。

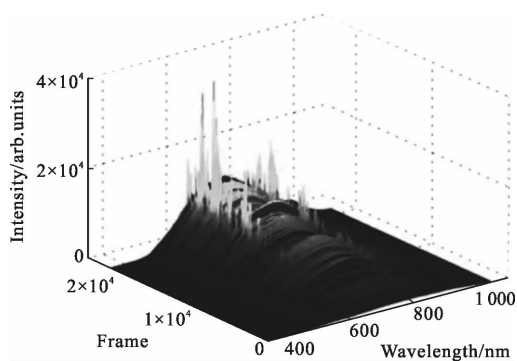


图 2 吹炼过程中火焰辐射光谱变化

Fig.2 Flame radiation spectrum change in smelting process

取不同阶段的典型谱分布为例,在吹炼初期,炉口火焰光谱主要以连续谱线为主,如图 3(a)所示。到了吹炼中期,在连续光谱中出现了两个离散的光谱峰,离散谱线是特定原子的特征发射谱峰。随着吹炼过程的进行,整体辐射光谱强度不断增强,离散谱也更加显著,看起来连续出现前锋比后峰高的形态,如图 3(b)所示。接近处理终点时,连续光谱的强度下降,两个特征光谱线的强度保持相对稳定,两个特征峰的中间可能会出现一些小凸起,如图 3(c)所示,是

终点时刻炉口火焰的光谱分布呈现的典型特征^[7]。这些不同特征对应着熔池内碳含量温度范围状态不同,在吹炼终点时,炉口火焰光谱分布呈现出相似特征,因此可以采用炉口火焰光谱特征作为判断的依据,通过建立分类模型对终点光谱进行区识别。

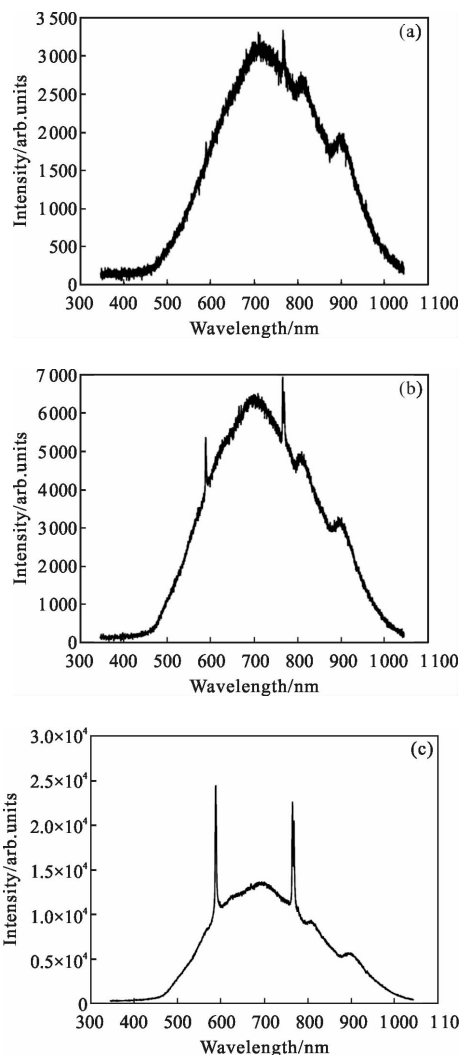


图 3 吹炼过程中典型火焰辐射光谱分布

Fig.3 Typical flame radiation spectrum distribution in smelting process

通常信息量越多,越能更好地对终点状态进行区分,但直接用整体光谱信息会有较多冗余,也会带来维数过多产生的过度拟合问题,因此需提取光谱的特征参量代表整个光谱。基于前述辐射规律的分析,从光谱的连续谱及离散谱方面进行特征提取。

整体特征:从辐射连续谱的角度出发,能够反映谱的整体形状和特征。在排除局部特征峰和探测器暗电流导致的无效信号后,探测到的辐射光谱曲线

类似高斯函数,选择用高斯函数匹配拟合,函数形式如公式(1)所示,包含三个待求未知参数。实验发现高斯函数拟合能获得较好的拟合效果。这样得到三个参数 a 、 b 、 c ,用以反映光谱的整体特征。拟合的结果如图 4 所示。图中实线表示原始光谱,虚线表示拟合的高斯曲线。

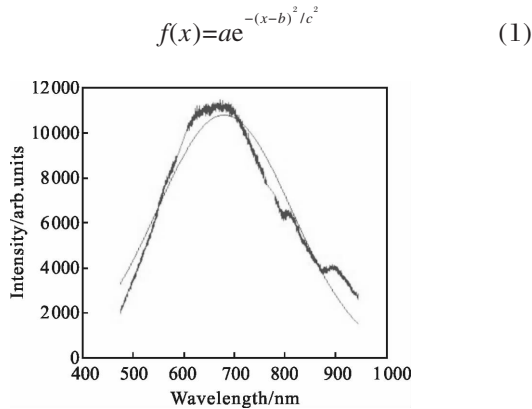


图 4 光谱曲线的高斯函数拟合

Fig.4 Gauss curve fitting of spectral curve

离散谱线的提取,根据现场工人依据炉口火焰进行转炉终点碳含量预报的经验,以及现场的炉口火焰光谱信息采集实验,发现炉口火焰辐射光谱中的两个特征峰谱线随着吹炼过程的进行有着较为显著的变化,离散谱线对应前后两个峰值,放大光谱曲线可以看到并非单个波长,而是对应一段波长范围,因此取这一小段波长范围的平均强度值,通过公式(2)计算得到前后两个波峰对应的两个参量 I_1, I_2 。

$$I = \frac{\int I(\lambda)d\lambda}{d\lambda} \quad (2)$$

特征抽取之后构成一组特征向量,如公式(3)所示:

$$x=[a \ b \ c \ I_1 \ I_2] \quad (3)$$

为了准确地识别光谱进而判定炼钢终点,机器学习中的支持向量机(SVM)算法在非线性分类问题性能优异^[11-12],采用 SVM 作为识别工具,选用上述过程中的提取特征值作为 SVM 的输入输出变量,建立终点光谱识别预测模型。

3 模糊支持向量机模型建立及实验

生产现场不同工人的操作习惯存在差异,以及面对转炉吹炼中的实际问题,会有加料、氧枪调整等操作,导致火焰光谱产生扰动效应,烟尘干扰导致光

谱“退化”。光谱上会叠加这些噪声,或者不同时期的光谱存在部分重叠现象。由此会出现样本无法有效归类的问题,一般 SVM 处理的效果下降。因此采用一个 FSVM 来解决这一问题。FSVM 给每一个样本增加一个模糊成员,其表征样本属于某一个类的比例,或称隶属度,隶属度的值在 0~1 之间,代表了样本点属于某一个集合的程度,确定度高的正负类样本,值分别为 1 和 0。通过引入样本权重系数,FSVM 面对含噪声数据集方面的性能优于传统 SVM^[13]。

3.1 模糊支持向量机

假设给定一个输入和输出的训练集 $\{x_i, y_i\}$, 其中每个输入 x_i 拥有 D 个属性(即 x_i 的维度为 D), 输出分为两类,对应的输出为 $y \in \{1, -1\}^L$, 其中 $i=1, 2, \dots, L$ 。当引入隶属度后,训练样本则可以表示为:

$$X=\{(x_i, y_i, v_i)\} \quad (4)$$

式中: v_i 表示样本归属于某一类的隶属度, 有 $v_i \in (0, 1]$ 。则 FSVM 的优化目标为:

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^L v_i \xi_i \quad (5)$$

其中约束条件为:

$$\begin{aligned} y_i(w \cdot \Phi(x_i) + b) &\geq 1 - \xi_i, \quad i=1, 2, \dots, L \\ \xi_i &\geq 0, \quad i=1, 2, \dots, L \end{aligned} \quad (6)$$

引入 Lagrange 乘子 $\alpha_i \geq 0, \alpha_j \geq 0$, 将此优化问题转化为拉格朗日对偶问题:

$$\begin{aligned} L_p = & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^L v_i \xi_i - \sum_{i=1}^L \alpha_i [(y_i(w \cdot \Phi(x_i) + b) - 1) + \xi_i] - \\ & \sum_{i=1}^L \mu_i \xi_i \end{aligned} \quad (7)$$

对于新的数据点输入, 计算它与训练数据点的内积相应可以得到分类结果, 最终建立的模型为:

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^L \alpha_i y_i \phi(x_i) \cdot \phi(x) + b \right) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^L \alpha_i y_i k(x_i, x) + b \right) \quad (8)$$

FSVM 需要额外解决的是隶属度的计算问题。考虑到吹炼过程中操作的影响, 根据现场操作工人的沟通与描述, 对光谱形态产生影响的操作进行分析, 选择生产过程中的吹氧、加料、动枪、化渣等一系列参数, 通过相关性计算公式(公式(9))进行计算, 其中 ε 为生产过程中的参数, η 为光谱形态的相对变化。

$$\gamma = \frac{\sum_{i=1}^n (\varepsilon_i - \bar{\varepsilon})(\eta_i - \bar{\eta})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (\varepsilon_i - \bar{\varepsilon})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (\eta_i - \bar{\eta})^2}} \quad (9)$$

选择了计算结果中相关系数大于 0.3 的四个参量:即冶炼生产过程中氧量 o 、动枪幅度 f 、爽枪时间 t 、加料量 l ,构成整体样本中的子样本输入特征量,采用这一子样本到子样本集合类中心之间的距离来计算样本的隶属度 v_i 。成员隶属度的值依次由公式(10)~(12)计算求得:

$$x_c = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (10)$$

$$r = \max \|x_c - x_i\| \quad (11)$$

$$v(x_i) = 1 - \|x_c - x_i\| / (r + \delta) \quad (12)$$

式中: x_c 表示样本集类的中心; r 为半径; δ 表示一个小的正的常数,来确保 $v(x_i) \geq 0$ 。

则输入特征向量可重新表示为 x :

$$x = [a \ b \ c \ I_1 \ I_2 \ o \ v] \quad (13)$$

3.2 数据预处理

转炉炼钢现场的环境复杂,干扰因素多,加之火焰本身的抖动特性等,对于设备所采集到的数据精度存在一定的影响,因此在从火焰光谱中提取特征变量之前,需要对其进行平滑处理。考虑到数据特点及实时性问题,采用纵向和横向滑动平均滤波方法。横向即波长分布方向,为减少对光谱特征的过度平滑,取小窗口的平滑模板。纵向即时间帧方向,采集速度快,数据量大,为避免过程随机波动带来的误差,取大窗口的平滑模板。平滑后的结果如图 5 所示,对比图 3(a)可以发现叠加在曲线上的噪声得到了很好的抑制。

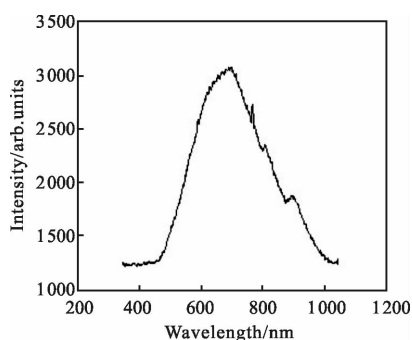


图 5 滤波后的火焰辐射光谱分布

Fig.5 Flame radiation spectrum distribution after sliding filtering

从炉口火焰辐射信息中所提取的特征数据在进行建模之前先要做归一化处理。归一化所采用的计算公式为:

$$x_i'(k) = \frac{x_i(k) - \min(x_i)}{\max(x_i) - \min(x_i)} \quad (14)$$

式中: $x_i(k)$ 为 $x_i'(k)$ 的归一化值,下标 i 代表第 i 个特征, k 代表帧数; $\min(x_i)$ 和 $\max(x_i)$ 分别为取最小值和最大值。

3.3 样本集处理与模型计算

进行完以上一步骤后,可得到构建模型所需的样本集,实际建模过程中共采用了 80 炉的低碳数据。以符合出钢要求炉次的倒炉测量或钢厂取钢水样时间点前 10 s 内的数据作为正类样本,负类样本的构成包括不符合要求而重新补吹的终点前数据和间隔抽样的过程数据,每炉平均 10 个取样点,构成 800 组数据,形成总样本集。数据在不干扰生产的情况下同步采集,其中包含平稳工况和复杂工况下、以及不同时段的数据,因此总样本集能够反映实际生产过程。之后再总体样本集分为训练集和测试集两类,分别用于学习建模和验证测试。为避免样本集数据失衡导致的数据依赖,把样本数据通过随机分类的方法分为 20 个子集,子集之间有一定的数据交叉。取任意一个子集作为训练集计算模型参数,其余 19 个子集作为测试集来进行测试。然后将余下的 19 个子集中每个子集作为训练集,其他为测试集,用类似的方法进行遍历循环。训练过程中,采用网格搜索法获得最优参数。在结果的选择上,排除训练效果好但测试效果一般的结果,最终选择多个子集的测试效果稳定的模型数据。

3.4 实验结果及讨论

吹炼停止后,对钢水进行取样测试,如果符合出钢要求,则意味着该炉次的预测命中。通过测试发现在终点前相对稳定的状态下,一般 SVM 能取得较好的终点识别效果。在操作工况变化的情况下准确率会下降,但 FSVM 仍能够取得较好的效果。

采用不同方法对终点光辐射的识别结果如表 1 所示。表中准确率是正确判断的样本数量与所在样本集的总数量之比,数据为前述方法计算得到的结果稳定值取平均。通过 FSVM 模型可以将预测命中率提升为 89% 以上。依据钢厂历史数据的平均值,人工经验预测终点的平均命中率约为 75%。采用 SVM 的终点光谱识别率为 84.2%,采用 FSVM 后为 89.3%,有约 5 个百分点的提高。由此可知,该方法与传统的预测方式相比有了显著的提升。

表 1 所提出的方法与传统方法结果的比较

Tab.1 Comparison between the proposed algorithm and the conventional algorithm

Methods	Training accuracy	Testing accuracy
Manual operation	-	75%
SVM	87.5%	84.2%
FSVM	91.7%	89.3%

4 结 论

炉口火焰的光谱分布与熔池内钢水成分之间有一定的对应关系,因此可以通过构建炉口火焰辐射光谱的识别模型来实现吹炼终点的预测。在炉口火焰辐射信息采集系统及火焰辐射特点分析的基础上,基于高斯拟合提取了描述辐射谱整体特征的三个参数,以及离散峰值发射谱,同时提取生产过程中的参数计算样本的隶属度,共同构成特征向量输入,利用 FSVM 创建分类识别模型并进行了测试验证。FSVM 能减小样本噪声对训练分类器效果的影响,构建的终点光谱识别预测模型能够用于不同操作工况,为转炉操作工人准确判断终点并提高一次出钢合格率提供参考依据。

参 考 文 献:

- [1] Aleksashin S I, Hollias G. Creation and growth of oxygen converter steelmaking[J]. *Metallurgist*, 2007, 51(1-2): 60-65.
- [2] Xu Gang, Lei Hongbo, Li Jinghong, et al. End-point control techniques for converter steel-making [J]. *Steelmaking*, 2011, 27(1): 66-70. (in Chinese)
许刚, 雷洪波, 李惊鸿, 等. 转炉炼钢终点控制技术[J]. 炼钢, 2011, 27(1): 66-70.
- [3] Feng Juhe, Xue Yuekai, Tian Peng, et al. Static control model in BOF steelmaking [J]. *Journal of Hebei United University (Natural Science Edition)*, 2012, 34 (2): 9-13. (in Chinese)
冯聚和, 薛月凯, 田鹏, 等. 转炉冶炼静态控制模型[J]. 河北联合大学学报(自然科学版), 2012, 34(2): 9-13.
- [4] Li Sen, Wei Xiaolin, Yu Lixin. Numerical simulation of off-gas formation during top-blown oxygen converter steelmaking [J]. *Fuel*, 2011, 90(4): 1350-1360.
- [5] Sandlöbes S, Senk D, Sancho L, et al. In-situ measurement of CO-and CO₂-concentrations in BOF off-gas [J]. *Steel Research International*, 2011, 82(6): 632-637.
- [6] Sorsa A, Ruuska J, Lilja J, et al. Data-driven multivariate analysis of basic oxygen furnace used in steel industry [J]. *IFAC-Papers on Line*, 2015, 48(17): 177-182.
- [7] Shao Yanming, Zhao Qi, Chen Yanru, et al. Applying flame spectral analysis and multi-class classification algorithm on the BOS endpoint carbon content prediction[J]. *Optik*, 2015, 126(23): 4539-4543.
- [8] Liu Hui, Wang Bin, Xiong Xin. Basic oxygen furnace steelmaking end-point prediction based on computer vision and general regression neural network [J]. *Optik*, 2014, 125 (8): 5241-5248.
- [9] Cardin M, MacGregor J, Miletic I, et al. Image-based endpoint carbon prediction for a basic oxygen furnace [J]. *Iron & Steel Technol*, 2011, 8(11): 79-85.
- [10] Sanz A, Ballester J, Hernandez R, et al. Advanced monitoring of industrial burners based on fluctuating flame signals [J]. *Fuel*, 2008, 87(7): 1063-1075.
- [11] Zhang Junnan, Lou Shuqin, Liang Sheng. Study of pattern recognition based on SVM algorithm for φ -OTDR distributed optical fiber disturbance sensing system[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2017, 46(4): 0422003. (in Chinese)
张俊楠, 娄淑琴, 梁生. 基于 SVM 算法的 φ -OTDR 分布式光纤扰动传感系统模式识别研究 [J]. 红外与激光工程, 2017, 46(4): 0422003.
- [12] Zhang Difei, Zhang Jinsuo, Yao Keming, et al. Infrared ship-target recognition based on SVM classification [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2016, 45(1): 0104004. (in Chinese)
张迪飞, 张金锁, 姚克明, 等. 基于 SVM 分类的红外舰船目标识别[J]. 红外与激光工程, 2016, 45(1): 0104004.
- [13] Tian Wenzhe, Fu Randi, Jin Wei, et al. Adaptive fuzzy support vector machine for classification of clouds in satellite imagery [J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2017, 42(4): 488-495. (in Chinese)
田文哲, 符冉迪, 金炜, 等. 面向卫星云图云分类的自适应模糊支持向量机[J]. 武汉大学学报·信息科学版, 2017, 42 (4): 488-495.