

# 基于火焰图像与光谱特征的炼钢终点温度预测

刘帅, 周木春\*

南京理工大学电子工程与光电技术学院, 江苏 南京 210094

**摘要** 转炉炼钢终点温度的精确控制能够提高最终出钢的质量。为了提高终点钢水温度的预测精度,使用一种修正的比色测温法计算炉口火焰温度,通过改进的竞争性自适应重加权算法提取火焰光谱特征波长,最后将图像和光谱特征融合分析,建立炼钢终点温度预测模型。模型预测结果的均方根误差为 15.8556 K,预测误差在  $\pm 20$  K 内的准确率为 87.50%, $\pm 30$  K 内的准确率为 95.00%。与单独使用图像特征或光谱特征建立的模型相比,所提模型的预测误差最小,准确率最高。所提模型能够有效地预测转炉炼钢终点温度,满足炼钢生产的现场要求。

**关键词** 光谱学; 转炉炼钢; 比色测温; 竞争性自适应重加权算法; 终点预测

中图分类号 TF713.1

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP213049

## End Point Temperature Prediction of Converter Steelmaking Based on Characteristics of Flame Image and Spectrum

Liu Shuai, Zhou Muchun\*

School of Electronic and Optical Engineering, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, Jiangsu, China

**Abstract** Accurately controlling the end point temperature of converter steelmaking can considerably enhance the quality of final tapping. Modified colorimetric thermometry was used to determine the temperature of the furnace mouth flame to enhance the molten steel temperature prediction accuracy at the end point; furthermore, the improved competitive adaptive reweighted algorithm was used to extract the characteristic wavelength of the flame spectrum. Finally, the image and spectral features were fused and analyzed. Subsequently, a steelmaking end point temperature prediction model was established. The root mean square error of the proposed model's prediction is 15.8556 K, the accuracy within the prediction error of  $\pm 20$  K is 87.50%, and the accuracy within the prediction error of  $\pm 30$  K is 95.00%. Compared with the model established solely using the image feature or spectral feature, the prediction error of the proposed model is the lowest, and the accuracy is the highest. This confirms that the model established in this experiment has a good end point temperature prediction and can successfully meet the field requirements of steelmaking production.

**Key words** spectroscopy; basic oxygen furnace; colorimetric temperature measurement; competitive adaptive reweighted algorithm; end point prediction

## 1 引言

氧气顶吹转炉炼钢是我国最主要的炼钢生产方式,通过高压氧枪从炉顶吹入氧气,氧气与炉内的铁水发生反应,去除铁水中的硫、锰等杂质,使终点时刻铁水的温度和成分含量达到出钢要求<sup>[1]</sup>。终点判定的好坏决定着最终的钢品质量。目前国内大多数中小型转炉采用人工看火的方式判断吹炼终点,受限于工人经验以及主

观情绪等因素,终点命中率往往比较低。副枪检测和炉气分析等方法成本较高,且设备长期工作在恶劣环境中,损耗较大,维护费用高,不适用于中小型转炉。

随着光学技术的发展,图像法和光谱法在多个领域得到了广泛的应用。文大鹏等<sup>[2]</sup>利用激光诱导击穿光谱结合主成分分析-粒子群优化-支持向量机(PCA-PSO-SVM)算法建立分类模型,对矿石进行识别,平均识别准确率可达 99.90%。刘燕德等<sup>[3]</sup>通过荧光光

收稿日期: 2021-11-24; 修回日期: 2021-12-13; 录用日期: 2021-12-22; 网络首发日期: 2022-01-09

基金项目: 国家自然科学基金(61675098)

通信作者: \*mczhou@sohu.com

谱结合化学计量的方法对茶叶叶片的叶绿素含量进行分析,所建模型取得了比较好的效果。黎经文等<sup>[4]</sup>通过提取图像的空域和频域显著特征对舰船目标进行检测,算法的检测性能优于其他常用的算法。在炼钢领域,姬翔<sup>[5]</sup>发现火焰图像的亮度变化曲线和熵、角二阶矩等纹理特征与转炉吹炼阶段有一定的对应关系;刘辉等<sup>[6]</sup>计算火焰图像的灰度差分直方图,将其用于对火焰纹理特征的表达,这种方法对处于不同吹炼时期的图像具有较高的识别率;Golgiyaz等<sup>[7]</sup>通过计算功率谱描述火焰光谱的闪烁特性;Yin等<sup>[8]</sup>对火焰光谱进行傅里叶变换,用直方图和能量谱对光谱特征进行分析;许凌飞等<sup>[9]</sup>基于火焰发射光谱原理,推导出特征原子光谱与火焰温度之间的关系,进而测量转炉内钢水的温度;邵艳明等<sup>[10]</sup>通过双波长法计算炉口火焰的辐射温度,结合转炉吹炼过程参数,基于支持向量机建立了关于炉内铁水温度的回归预测模型。

基于火焰特征的光学方法在炼钢终点预测方面取得了比较好的效果,但目前的研究大多是对图像特征或光谱特征进行单独分析的。图像分析法通过提取火焰图像特征建立与吹炼终点之间的对应关系,但并未对终点温度做出预测;光谱分析法的探测设备容易受到复杂的炼钢现场环境的干扰,影响对终点温度的预测精度。为了提高对终点钢水温度的预测精度,本文将图像特征和光谱特征融合分析,通过火焰图像得到炉口火焰的温度信息,利用改进的竞争性自适应加权算法选择火焰光谱特征波长。将火焰温度和光谱特征波长等变量作为输入,钢水温度作为输出,基于反向传播(BP)神经网络建立转炉炼钢终点温度预测模型,并对模型的预测效果进行分析。

## 2 炉口火焰温度测量

### 2.1 比色测温原理

当温度小于 3000 K 且波长范围为 400~800 nm 时,普朗克辐射定律可由维恩位移定律取代:

$$I(\lambda, T) = \epsilon(\lambda, T) \frac{C_1}{\lambda^5} \exp(-C_2/\lambda T), \quad (1)$$

式中: $I(\lambda, T)$ 为辐射体的单色辐射强度; $\epsilon(\lambda, T)$ 为辐射率; $\lambda$ 为辐射体波长; $T$ 为辐射体温度; $C_1$ 和 $C_2$ 分别为第一、第二辐射常数, $C_1 = 3.7418 \times 10^{-16} \text{ W}\cdot\text{m}^2$ , $C_2 = 1.4388 \times 10^{-2} \text{ m}\cdot\text{K}$ 。

在同一点测得发射的两个波长 $\lambda_1$ 和 $\lambda_2$ 对应的单色辐射强度 $I(\lambda_1, T)$ 和 $I(\lambda_2, T)$ ,根据两者的比值可以求出该点的温度:

$$T = \frac{C_2 \left( \frac{1}{\lambda_2} - \frac{1}{\lambda_1} \right)}{\ln \frac{I(\lambda_1, T)}{I(\lambda_2, T)} + \ln \frac{\epsilon(\lambda_2, T)}{\epsilon(\lambda_1, T)} + 5 \ln \frac{\lambda_1}{\lambda_2}}, \quad (2)$$

式中: $\epsilon(\lambda_1, T)$ 和 $\epsilon(\lambda_2, T)$ 分别为物体在 $\lambda_1$ 和 $\lambda_2$ 波长处

的辐射率。

火焰图像在计算机内是以红、绿、蓝波长存储的三基色图像。图像中任一像素点的红、绿、蓝灰度值与 CCD 接收到的单色辐射强度之间存在着以下关系:

$$\begin{cases} R = K_r \times I(\lambda_r, T) \\ G = K_g \times I(\lambda_g, T) \\ B = K_b \times I(\lambda_b, T) \end{cases}, \quad (3)$$

式中: $R, G, B$ 分别为图像红、绿、蓝的灰度值; $K_r, K_g, K_b$ 为 $R, G, B$ 三通道的比例系数。

CCD 测温时,由于 $B$ 通道的输出一般比较小,通常选用 $R, G$ 通道的像素值计算火焰温度。根据比色测温法式(2)和式(3),可得图像中任一像素点的温度:

$$T = \frac{C_2 \left( \frac{1}{\lambda_g} - \frac{1}{\lambda_r} \right)}{\ln \frac{R}{G} + \ln \frac{K_g}{K_r} + \ln \frac{\epsilon(\lambda_g, T)}{\epsilon(\lambda_r, T)} + 5 \ln \frac{\lambda_r}{\lambda_g}}, \quad (4)$$

式中: $\lambda_r = 700.0 \text{ nm}$ 和 $\lambda_g = 546.1 \text{ nm}$ 分别为红光和绿光的波长; $\epsilon(\lambda_r, T)$ 和 $\epsilon(\lambda_g, T)$ 分别为红光和绿光在当前温度下的辐射率。令 $K = \ln \frac{K_g}{K_r} + \ln \frac{\epsilon(\lambda_r, T)}{\epsilon(\lambda_g, T)}$ ,可得

$$T = \frac{C_2 \left( \frac{1}{\lambda_g} - \frac{1}{\lambda_r} \right)}{\ln \frac{R}{G} + K + 5 \ln \frac{\lambda_r}{\lambda_g}}, \quad (5)$$

式中: $K$ 为标定系数,与 CCD 的光电转换特性以及物体的辐射率等因素有关。这种修正方法可以避免传统比色测温法采用灰体假设带来的测温误差,只需实验标定出 $K$ 值后,便可对火焰温度进行测量。

### 2.2 火焰温度计算结果

当辐射体、彩色 CCD 确定之后,通过实验标定得到系数 $K$ 与 $R/G$ 值之间的关系<sup>[11]</sup>为 $K = 1.0384 - 0.2730(R/G)$ ,结合式(5)计算炉口火焰的温度,结果如图 1 所示。可以看出,火焰温度为 2200~2400 K,比

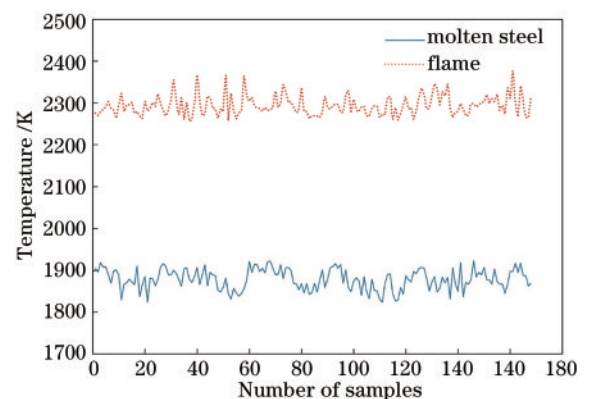


图 1 火焰温度和钢水温度对比

Fig. 1 Comparison between flame temperature and molten steel temperature

钢水温度平均高 400 K 左右。火焰温度间接反映了炉内钢水的温度,因此选择火焰温度作为终点预测模型的一个输入。

### 3 火焰光谱特征选择

炼钢现场操作工人根据炉口火焰的颜色亮度等来判断炉内钢水的温度,而火焰颜色亮度的变化本质上就是火焰辐射光谱的变化。吹炼前期,炉内钢水温度较低,碳氧化得少,炉口火焰光谱强度较小;吹炼中期,炉内碳氧反应加剧,钢水温度迅速上升,火焰光谱强度明显高于前期,连续谱上左右两侧的特征谱线愈发明显;吹炼末期,钢水温度达到峰值,特征谱线在连续谱上完全突出。炉口火焰光谱的变化反映了炉内钢水温度的变化,考虑提取火焰光谱的特征波长作为终点钢水温度预测模型的输入参量。

#### 3.1 火焰光谱数据

实验选用某钢厂采集的多组炼钢后期炉口火焰光谱数据,波长范围为 400~1100 nm。原始光谱中含有较多的噪声、杂散光等,采用 Savitzky-Golay 卷积平滑对光谱数据进行处理。图 2 为预处理后的光谱图像。

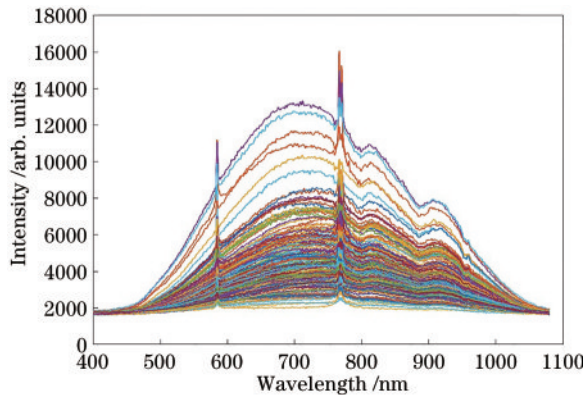


图 2 炉口火焰光谱图像

Fig. 2 Spectral image of furnace mouth flame

#### 3.2 光谱特征变量选择

炉口火焰光谱数据量大,冗余信息较多,直接使用全光谱进行分析会导致模型的预测效果较差。如果从光谱数据中筛选出与转炉吹炼状态相关性高的波长变量来建模,则能够提高预测模型的准确性和可靠性。首先采用竞争性自适应重加权算法(CARS)<sup>[12]</sup>对光谱数据进行粗选,设置蒙特卡罗采样次数为 50,迭代次数为 1000。经过 CARS 粗选后的光谱数据维数为 125,为全光谱数据的 3.43%,光谱中的一些无用信息被剔除。此时的光谱数据量仍然较大,为了增强特征,采用高斯滤波、一阶导数对 CARS 粗选的光谱数据进行处理,然后利用 Pearson 相关系数(PCC)求取光谱数据与钢水温度之间的相关系数,选择相关系数前 10 的变量作为最终的光谱特征变量。这 10 个特征波长点在光谱中的位置如图 3 所示。

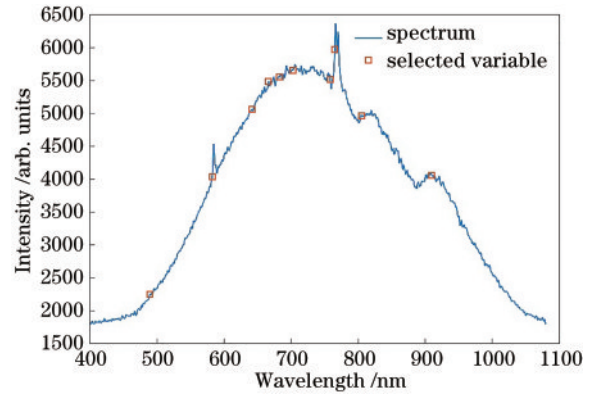


图 3 特征波长选择结果

Fig. 3 Characteristic wavelength selection result

## 4 模型建立与分析

转炉炼钢过程非常复杂,火焰图像特征、光谱特征与钢水温度之间具有很强的非线性关系。BP 神经网络<sup>[13]</sup>能够逼近任意的非线性映射关系,并且结构简单,具有较强的泛化能力,因此采用 BP 神经网络建立炼钢终点温度预测模型。选取 25 个变量作为模型输入:比色测温法计算的火焰温度、7 个火焰图像特征(分别为角二阶矩、熵、对比度、逆差矩和 RGB 图像三个通道的谱范数)、7 个光谱峰值特征、CARS-PCC 提取的 10 个光谱特征波长。模型输出为钢水温度。经过多次训练优化后确定 BP 神经网络为输入层节点数有 25、隐含层节点数有 7、输出层节点数有 1 的结构。

由工业相机和光谱仪分别远距离采集炉口火焰图像和光谱,共 160 组图像和光谱数据用于终点温度预测模型的构建,其中 120 组作为训练集,40 组作为测试集,以均方根误差(RMSE)和预测误差在  $\pm 20$  K、 $\pm 30$  K 内的准确率作为模型的评价指标,结果如图 4 所示。预测结果的均方根误差为 15.8556 K,预测误差在  $\pm 20$  K 内的准确率为 87.50%, $\pm 30$  K 内的准确率为 95.00%,基本满足现场生产的控制要求。

为验证模型的预测效果,将所提方法与单独采用

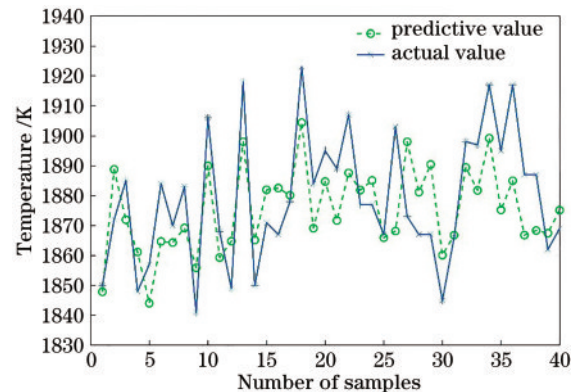


图 4 终点温度预测结果

Fig. 4 Prediction results of endpoint temperature



图像特征、光谱特征的预测模型进行比较,结果如表 1 所示。可以看出,基于图像特征建立的终点温度预测模型的均方根误差高达 23.2938 K,而所提模型预测结果的均方根误差仅为 15.8556 K,并且在  $\pm 20$  K、 $\pm 30$  K 的预测精度内,所提模型都有着更高的准确率,说明所提模型的预测效果更好。

表 1 不同模型的预测结果  
Table 1 Prediction results of different models

Model	RMSE /K	Accuracy /%	
		$\delta T \leq 20$ K	$\delta T \leq 30$ K
Prediction model based on image features	23.2938	64.29	75.00
Prediction model based on spectral features	20.0140	60.71	82.14
Proposed model	15.8556	87.50	95.00

## 5 结 论

利用比色测温法计算的火焰温度,将火焰图像纹理特征以及 CARS-PCC 方法提取的光谱特征波长等参量作为模型输入,钢水温度作为输出,基于 BP 神经网络建立转炉炼钢终点温度预测模型。模型预测结果的均方根误差为 15.8556 K,误差在  $\pm 20$  K 内的准确率为 87.50%, $\pm 30$  K 内的准确率为 95.00%,与基于图像特征或光谱特征建立的模型相比,所提模型预测效果更好,能够有效提高对转炉终点钢水温度的预测精度,提高转炉的生产效率。

## 参 考 文 献

- [1] 冯士超,王艳红,丁瑞锋.转炉炼钢终点控制技术应用现状[J].冶金自动化,2016,40(2):1-6.  
Feng S C, Wang Y H, Ding R F. Application status of end-point control technologies in converter steelmaking [J]. Metallurgical Industry Automation, 2016, 40(2): 1-6.
- [2] 文大鹏,梁西银,苏茂根,等.激光诱导击穿光谱技术结合 PCA-PSO-SVM 对矿石分类识别[J].激光与光电子学进展,2021,58(23):2314006.  
Wen D P, Liang X Y, Su M G, et al. Classification of ores using laser-induced breakdown spectroscopy combined with PCA-PSO-SVM[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(23): 2314006.
- [3] 刘燕德,林晓东,高海根,等.基于荧光光谱的鲜茶叶片叶绿素含量定量分析[J].激光与光电子学进展,2021,58(8):0830001.  
Liu Y D, Lin X D, Gao H G, et al. Quantitative analysis of chlorophyll content in tea leaves by fluorescence spectroscopy[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(8): 0830001.
- [4] 黎经元,厉小润,赵辽英.融合空频域特征的光学遥感图像舰船目标检测[J].激光与光电子学进展,2021,58(4):0415005.

- Li J Y, Li X R, Zhao L Y. Ship target detection in optical remote sensing images based on spatial and frequency features[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(4): 0415005.
- [5] 姬翔.火焰图像分析的初步研究[D].沈阳:东北大学,2003.  
Ji X. Preliminary study on flame image analysis[D]. Shenyang: Northeastern University, 2003.
- [6] 刘辉,张云生,张印辉,等.基于灰度差分统计的火焰图像纹理特征提取[J].控制工程,2013,20(2):213-218.  
Liu H, Zhang Y S, Zhang Y H, et al. Texture feature extraction of flame image based on gray-scale difference statistics[J]. Control Engineering of China, 2013, 20(2): 213-218.
- [7] Golgiyaz S, Talu M F, Onat C. Artificial neural network regression model to predict flue gas temperature and emissions with the spectral norm of flame image[J]. Fuel, 2019, 255: 115827.
- [8] Yin Z J, Luo Q, Tang T T, et al. Analysis of spectral characteristics for forest fire images based on Fourier transform[C]//Proceedings of the International Conference on Communication and Electronic Information Engineering (CEIE 2016), October 15-16, 2016, Guangzhou, China. Paris: Atlantis Press, 2017: 341-347.
- [9] 许凌飞,李武森,陈延如,等.光谱测温法应用于转炉炼钢火焰测温[J].激光与光电子学进展,2011,48(5):053001.  
Xu L F, Li W S, Chen Y R, et al. Thermometry measurements in basic oxygen furnace by applying flame emission spectrum[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2011, 48(5): 053001.
- [10] 邵艳明,陈延如,赵琦,等.基于炉口火焰辐射测温的转炉终温预测研究[J].光谱学与光谱分析,2015,35(11):3023-3027.  
Shao Y M, Chen Y R, Zhao Q, et al. End-point temperature prediction of the basic oxygen furnace based on the flame temperature measurement at the converter mouth[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2015, 35(11): 3023-3027.
- [11] 黄希桥,李前翔,王苗苗,等.CCD测温中火焰温度与颜色的关系[J].西北工业大学学报,2017,35(3):442-447.  
Huang X Q, Li Q X, Wang M M, et al. The relation of the temperature and color of the flame of the CCD temperature measurement[J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2017, 35(3): 442-447.
- [12] 王海龙,杨国国,张瑜,等.竞争性自适应重加权算法和相关系数法提取特征波长检测番茄叶片真菌病害[J].光谱学与光谱分析,2017,37(7):2115-2119.  
Wang H L, Yang G G, Zhang Y, et al. Detection of fungal disease on tomato leaves with competitive adaptive reweighted sampling and correlation analysis methods[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2017, 37(7): 2115-2119.
- [13] 谢书明,陈昌,丁惜瀛.基于BP神经网络的转炉炼钢终点预报[J].沈阳工业大学学报,2007,29(6):707-710.  
Xie S M, Chen C, Ding X Y. Endpoint prediction of basic-oxygen furnace based on BP neural network[J]. Journal of Shenyang University of Technology, 2007, 29(6): 707-710.