

DOI: 10.13382/j.jemi.B2103949

基于改进完全局部二值模式火焰特征提取的 转炉炼钢终点碳含量预测*

孙文强 刘 辉

(昆明理工大学 信息工程与自动化学院 昆明 650000)

摘 要:转炉炼钢火焰图像特征的准确提取是预测终点碳含量的关键,针对于火焰图像相似性高进而难以区分碳含量相近的火焰图像,导致无法准确精准预测碳含量的问题,提出一种改进完全局部二值模式(improved complete local binary pattern, ICLBP)的彩色纹理特征提取方法,用于提取不同碳含量下更具区分性的炉口火焰图像特征并进行终点碳含量的预测。首先,在不同颜色通道下采用局部相位量化(local phase quantization, LPQ)提取图像相位信息,与 CLBP 提取的图像幅值信息组合成融合特征 ICLBP_MP,以增强 CLBP 算法结构的鲁棒性;然后,通过改进的颜色信息加权策略对其进行加权,以增强火焰图像的颜色对比度信息;最后,使用 K 近邻回归模型对碳含量进行预测。实验结果表明,碳含量预测在 0.02% 误差范围内的准确率为 83.9%。

关键词:完全局部二值模式;转炉炼钢;终点碳;局部相位量化;颜色加权

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Carbon content prediction of converter steelmaking based on improved CLBP flame feature extraction

Sun Wenqiang Liu Hui

(School of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650000, China)

Abstract: Accurate extraction of flame image features for converter steelmaking is the key to predicting end point carbon content. Aiming at the high similarity of flame images, it is difficult to distinguish flame images with similar carbon content, which leads to the problem that the carbon content cannot be accurately predicted. In this paper, an improved complete local binary pattern (ICLBP) color texture feature extraction method is proposed to extract more differentiated flame features at furnace mouth under different carbon contents and predict the endpoint carbon content. Firstly, local phase quantization (LPQ) is used to extract image frequency domain phase information under different color channels, and the fusion feature ICLBP_MP is combined with image spatial domain amplitude information extracted by CLBP to enhance the robustness of CLBP algorithm structure. Then, it is weighted by an improved color information weighting strategy to enhance the color contrast information of the flame image. Finally, the K nearest neighbor regression model is used to predict the carbon content. The experimental results show that the accuracy rate of carbon content prediction is 83.9% within the error range of 0.02%.

Keywords: completely local binary mode; converter steelmaking; end carbon; local phase quantization; color weighting

0 引 言

钢铁在国民经济生产活动中占有重要地位,标志着国家的发展程度,而转炉炼钢因其高生产率和低成本的优势,得到广泛应用^[1]。在钢铁生产过程中转炉终点碳含量的控制决定着出钢的品质^[2-3]。针对终

点碳含量的检测问题,主要技术方法有人工经验法、副枪检测法、炉气分析法等,但由于这些方法很大程度上受到人为主观因素的影响,故不能满足其出钢的要求^[4-5]。

由于基于图像处理的方法具有广泛的应用性和精度高等优势,已成为转炉炼钢领域的研究热点。曾花等^[6]提出了利用获取炉口火焰形态变化与炉内碳含量存在对

应的规律关系,提取隐含在火焰图像中与吹炼过程有关联的深层信息,并通过系统建模对转炉终点进行预测。Zhao 等^[7]研究分析了火焰光谱特征和炉口特征与炉内碳含量存在对应的联系,并通过系统建模对转炉终点进行预测。Shao 等^[8]通过火焰辐射收集系统获取炼钢不同阶段的火焰辐射信息,并构建混合模型对转炉吹炼的不同阶段进行分类以及火焰光谱变化进行分析。Han 等^[9]通过利用转炉炼钢实际生产数据钢,分别建立终点温度模型和终点碳含量模型,对转炉炉内钢水碳含量和温度进行了深入的研究。李鹏举等^[10]通过研究分析转炉吹炼过程中不同时期炉口火焰边界动态形变特点,对火焰中心定位建模提取火焰的动态变化特征并将其应用于转炉炼钢终点的判定。该方法有效的预测了转炉炼钢终点的状态,但并未对终点碳含量进行预测,而终点碳含量的预测对于终点控制意义重大,因此,李清荣等^[11]提出了一种图像彩色纹理特征提取方法四元数方向统计量,利用四元数乘法特性将四元数和火焰图像相结合,通过四元数的旋转操作得到火焰图像的四元数旋转图谱,以旋转图谱指定方向和距离上像素差值的四元数幅值为权重进行统计火焰图像的彩色纹理特征并将其应用于转炉炼钢终点碳含量的预测。Liu 等^[12]研究分析了转炉炼钢终点预测与炉口火焰的颜色、纹理等特征存在密切的联系,表明火焰具有随机性、多尺度、多方向等特点。

虽然基于光强图像和数字图像提取炉口火焰图像特征提取的转炉终点碳含量预测,具有能连续实时预测钢水碳含量的优点,为终点控制提供更加可靠和直接的依据,但由于转炉在吹炼过程中,碳含量比较接近时终点火焰图像具有较高相似性,为进一步提高火焰图像特征表征的准确性,本文针对火焰图像具有多方向、多尺度和随机纹理性等特点,研究分析了如何提取火焰图像关键局部特征进一步提高转炉终点碳含量的预测精度。

近年来已研究出许多基于局部和全局纹理描述符应用于不同的场景。文献[13-14]研究分析了局部二值模式(local binary pattern, LBP)算子。LBP 不仅具有很好的纹理分析性能,而且计算运行速度快,又因为其具有灰度和旋转不变性等特点,所以也成为最成功的纹理分类统计方法之一。考虑到 LBP^[15-16]模型过于依赖中心点像素的灰度值,只能表示图像中心像素与周围像素的差值符号信息,忽略了幅值信息。文献[17-18]研究分析了一种完全局部二值模式(complete local binary pattern, CLBP)的图像识别方法。CLBP 不仅能够表征图像中心像素和周围像素的差值符号特征(CLBP_sign, CLBP_S),还能很好的表征图像中心像素和周围像素的幅值特征(CLBP_magnitude, CLBP_M),以及中心像素灰度值特征(CLBP_

center, CLBP_C),弥补了 LBP 特征的不足,受到一些研究者的青睐^[19-20]。此外,为了解决 LBP 对图像模糊不敏感的问题,文献[21-22]研究分析了局部相位量化(local phase quantization, LPQ)。LPQ 算子是一种基于图像频域进行分析的表示方法,是对整个图像的轮廓进行描述,不管是对于模糊图像还是对于清晰图像,LPQ 在图像识别中都具有较好的识别能力。

针对 CLBP 算法提取图像纹理特征缺乏频域信息的问题,为提取更加全面的关键特征,因此,本文在多尺度的基础上,对 CLBP 算法的结构进行改进,采用 LPQ 提取图像频域相位信息,与 CLBP 提取的图像空域幅值信息组合成融合特征 ICLBP_MP,再与 CLBP 的符号特征 CLBP_S 和中心像素灰度值特征 CLBP_C,按照一定的融合规则生成级联直方图。为解决 CLBP 算法提取的图像纹理特征缺乏局部对比度信息的问题,从火焰图像的彩色纹理特征入手,提出了一种新颖的结合颜色对比度信息的加权策略。实验结果表明该方法,不仅能够提取图像的有效关键特征,还提高了转炉终点碳含量预测的准确度。

1 火焰图像色彩空间转换

在提取彩色图像的颜色和纹理特征时,通常是在特定的颜色空间下进行的,不同的颜色空间具有不同的特点和针对性。由于原始 RGB 颜色空间对光强变化很敏感,因此本文通过色彩空间转换来增强火焰图像的色彩成分。常用的颜色空间主要有 RGB 颜色空间、HSV 颜色空间、HSI 颜色空间和 Lab 颜色空间等。本文通过在 4 种颜色空间中对比分析了不同颜色空间对 CLBP 特征提取方法性能的影响,最终选择了在 HSV 颜色空间下的单通道进行开展研究。在差异较大的两种碳类别下,高碳(火焰明亮)和低碳(火焰暗沉)在不同颜色空间下的灰度图和单通道的火焰图像如图 1 所示。

图 1(a1)为高碳的 RGB 图像,图 1(b1)为高碳的 RGB 空间的灰度图,图 1(c1)为高碳的 RGB 空间的 R 通道,图 1(d1)为高碳的 RGB 空间的 G 通道,图 1(e1)为高碳的 RGB 空间的 B 通道,图 1(f1)为高碳的 HSV 空间的 H 通道,图 1(g1)为高碳的 HSV 空间的 S 通道,图 1(h1)为高碳的 HSV 空间的 V 通道。图 1(a2)为低碳的 RGB 图像,图 1(b2)为低碳的 RGB 空间的灰度图,图 1(c2)为低碳的 RGB 空间的 R 通道,图 1(d2)为低碳的 RGB 空间的 G 通道,图 1(e2)为低碳的 RGB 空间的 B 通道,图 1(f2)为低碳的 HSV 空间的 H 通道,图 1(g2)为低碳的 HSV 空间的 S 通道,图 1(h2)为低碳的 HSV 空间的 V 通道。

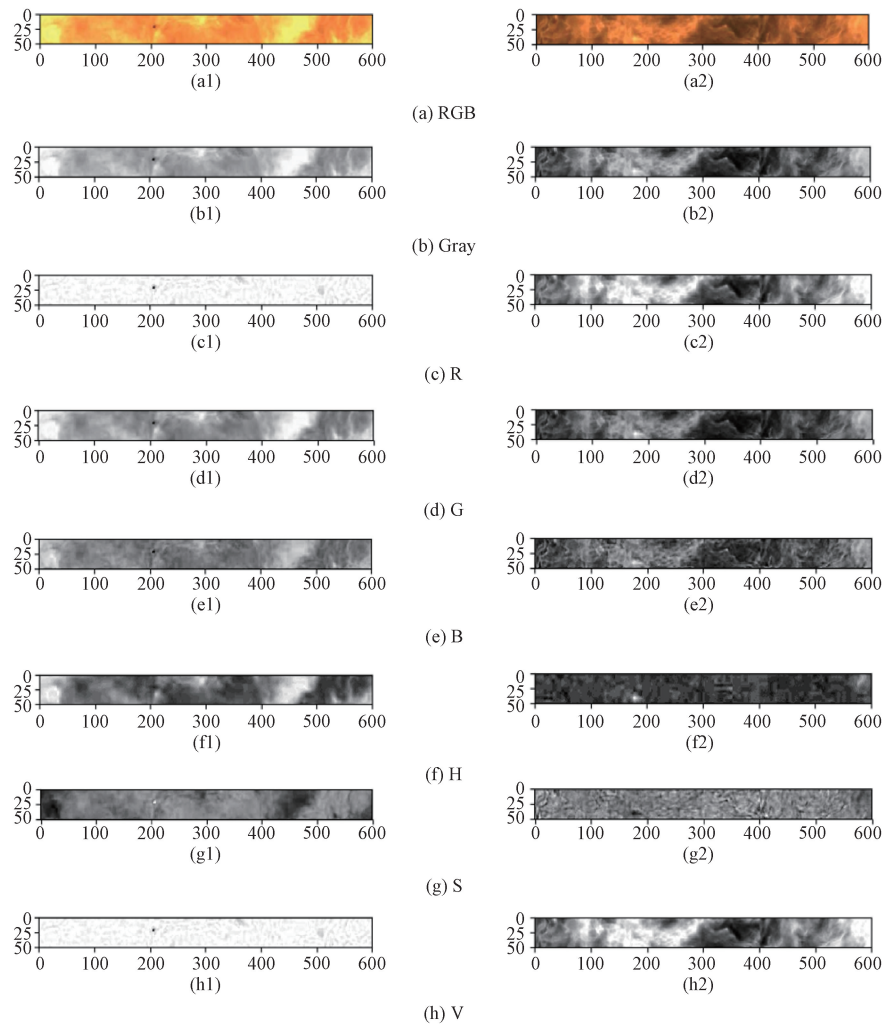


图 1 高碳和低碳在不同颜色空间下的火焰图像对比

Fig. 1 Comparison of flame images of different types of carbon in different color Spaces

2 改进的 CLBP 算法结构和加权策略

2.1 完全局部二值模式 CLBP

局部二值模式描述了图像分割块中心像素点与其邻近区域的采样点的关系,具有灰度不变性和旋转不变性等显著特点,并在图像纹理分析应用上取得了较好的表现结果,因此 LBP 常被应用于人脸识别、纹理分析等应用中。LBP 虽然是一种简单而有效的算子,但也存在一定的局限性,如 LBP 对噪声比较敏感,以及忽略了中心像素与邻域像素的差值幅值信息。针对上述问题,文献[23-24]研究分析了 CLBP 算法,通过采用局部差分符号-幅值变换 (local difference sign-magnitude transform, LDSMT) 和 3 个纹理描述符 CLBP_C、CLBP_S 和 CLBP_M,分别描述了一张图像的中心像素的灰度值、符号信息和幅值信息。CLBP 的计算原理如图 2 所示。

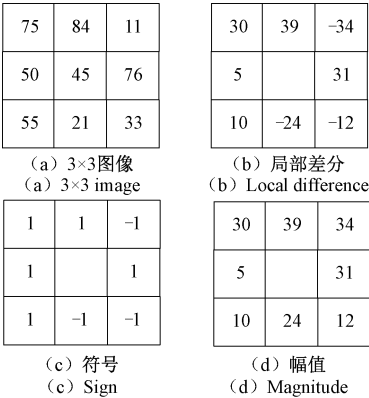


图 2 CLBP 特征提取原理

Fig. 2 CLBP feature extraction process

图 2 (a) 为原始火焰图像分割后的局部区域块;图 2 (b) 为局部差分图像;图 2 (c) 为局部差分图像的符号大小;图 2 (d) 为局部差分图像的幅值大小。

CLBP^[25]算法的 3 个描述符幅值、符号和中心像素灰度值,如式(1)~(3)所示。

$$CLBP_M_{R,p} = \sum_{p=0}^{p-1} m(m_p, g_c) 2^p, m(x, c) = \begin{cases} 1, x \geq c \\ 0, x < c \end{cases} \quad (1)$$

$$CLBP_S_{R,p} = \sum_{p=0}^{p-1} s(g_p, g_c) 2^p, s(x, c) = \begin{cases} 1, x \geq c \\ 0, x < c \end{cases} \quad (2)$$

$$CLBP_C_{R,p} = C(i_p, g_c) \quad (3)$$

式中: g_c 为局部差分图像中心像素的灰度值; m_p 和 g_p 为

局部差分图像中心像素灰度值的邻域值;其中 p 是邻域内周围像素点的个数, R 是邻域半径。

2.2 改进的算法结构和加权策略

1) 算法结构设计

本文重在于针对转炉火焰图像具有的多尺度、多方向和纹理随机性等特性,设计合理有效的算法结构以及颜色信息加权策略并将其应用于转炉炼钢终点碳含量预测。转炉终点碳含量预测的算法结构流程示意图如图 3 所示。转炉终点碳含量预测的算法示意图如图 4 所示。

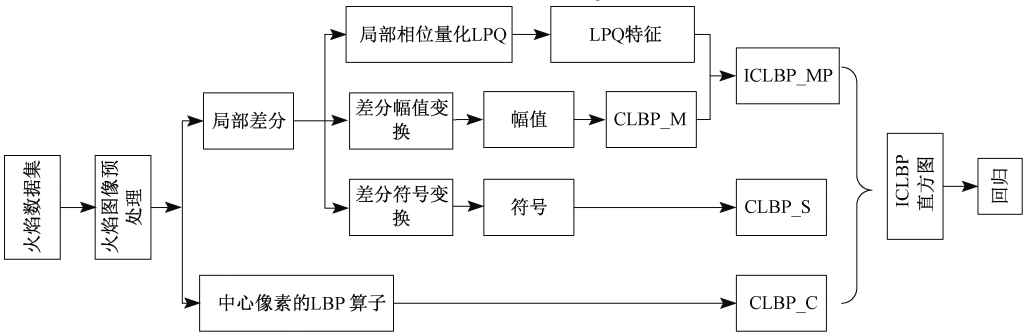


图 3 算法结构流程

Fig. 3 Algorithm structure flow chart

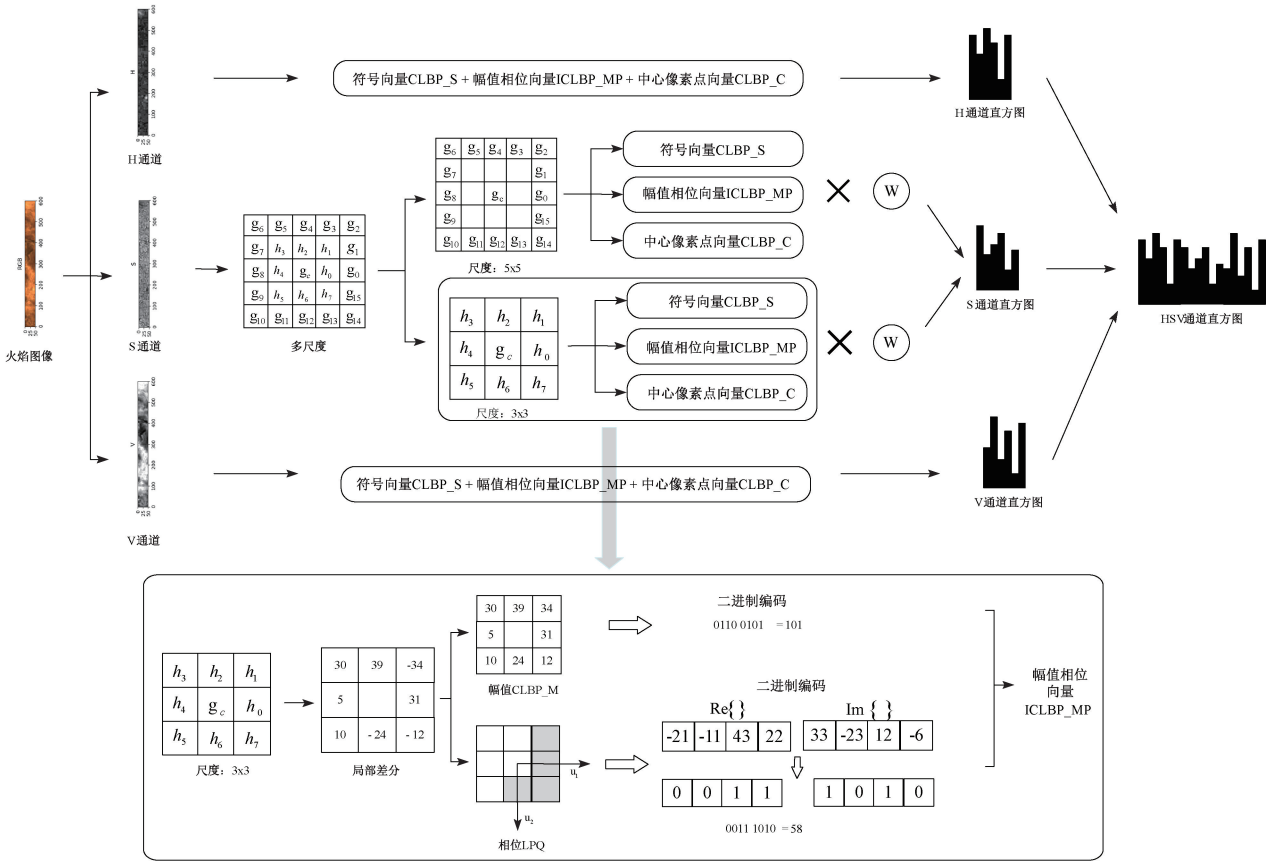


图 4 算法结构

Fig. 4 Algorithm structure diagram

由于在不同碳含量下的转炉炼钢炉口火焰图像相似度高,为了提取具有区分性的纹理特征,采用窗口大小为 3×3 和 5×5 的两种尺度对火焰图像进行特征提取。在实验分析中发现 CLBP 算法中的符号向量 CLBP_S 比幅值向量 CLBP_M 保留了更多的图像局部结构差异信息。因此,使用 CLBP 提取火焰图像的空域信息,同时使用 LPQ 提取火焰图像的频域信息,将火焰图像的空域和频域信息结合起来组成融合特征向量 ICLBP_MP。实验结果表明,ICLBP_MP 不仅反映了火焰图像的局部细节信息,还增强了对火焰纹理特征的提取。

LPQ 是一种对模糊图像进行描述的纹理算子,其提取的纹理特征不仅具有模糊不变性,还降低了特征维度,减少了时间复杂度。对于图像 $f(x)$ 上的每一个像素点,在某一尺度邻域内的相位信息 $f(u, x)$ 采用离散的短时傅里叶变换,如下:

$$F(u, x) = \sum_{y \in N_x} f(x - y) e^{-j2\pi u y} \quad (4)$$

式中: u 为频率。局部傅里叶系数通过 4 个频点来计算频率,如下:

$$u_1 = [a, 0]^T, u_2 = [0, a]^T, u_3 = [a, a]^T, u_4 = [a, -a]^T \quad (5)$$

式中: a 表示一个很小范围的数(如 $a = 1/M$)。对于每个像素位置,通过向量可表示如下:

$$\mathbf{F}(x) = [F(u_1, x), F(u_2, x), F(u_3, x), F(u_4, x)] \quad (6)$$

将 $\mathbf{F}(x)$ 的实部与虚部分离,得到向量 $\mathbf{G}(x) = [\text{Re}\{\mathbf{F}(x)\}, \text{Im}\{\mathbf{F}(x)\}]$ 。傅里叶系数相位可以通过每个部分的实数和虚数的符号来表示:

$$g_j = \begin{cases} 1, & g_j \geq 0 \\ 0, & g_j < 0 \end{cases} \quad (7)$$

式中: g_j 是向量 $\mathbf{G}(x)$ 的第 j 个部分,对其进行量化后,得到一个 8 位的二进制数的向量,经转换后得出对应的相位值。

$$f_{LPQ}(x) = \sum_{j=1}^8 q_j 2^{j-1} \quad (8)$$

以图 4 中 S 通道为例。首先,求得火焰图像单通道的局部分割块后,进一步将其扩展为窗口大小为 3×3 和 5×5 的两种尺度,两种尺度也都各得到一个幅值分量和一个相位分量;然后,对这两个幅值分量进行加权,同时相位分量也得到一个具体的相位值;最后,将 S 通道的幅值特征向量和相位特征向量,由 KCCA 衡量两者向量之间的相关性并降维组成融合特征 ICLBP_MP。

$$\text{ICLBP_MP} = \text{KCCA}(\text{CLBP_M}_{R,p}, f_{LPQ}(x)) =$$

$$\text{KCCA}\left(\sum_{i=1}^r \left(\sum_{p=0}^{p-1} m(m_p, c) 2^p \times W_{\text{color}}\right), \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^8 q_j 2^{j-1}\right) \quad (9)$$

式中: W_{color} 为本文提出的增强局部对比度颜色信息的权

值; $\sum_{i=1}^r \left(\sum_{p=0}^{p-1} m(m_p, c) 2^p \times W_{\text{color}}\right)$ 为该通道下的幅值特征向量; $\sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^8 q_j 2^{j-1}$ 为该通道下的相位特征向量; KCCA 为核典型相关分析。KCCA 是分别对两组数据进行线性投影,通过综合变量之间的相关性来反映两组指标之间的相关性。首先,在 $\mathbf{X} = \sum_{p=0}^{p-1} m(m_p, c) 2^p \times W_{\text{color}}$ 和 $\mathbf{Y} = \sum_{j=1}^8 q_j 2^{j-1}$ 两组变量中找到一对投影向量 $\mathbf{U} = \mathbf{a}^T \mathbf{X}$ 和 $\mathbf{V} = \mathbf{b}^T \mathbf{Y}$, 使得两组的线性组合之间具有最大的相关系数;然后,在两组随机变量中选取若干个相关系数最大的线性组合并输出投影矩阵 U_x 和 V_y , 如此被选出的线性组合称为典型相关变量。

2) 颜色对比度加权策略

转炉炼钢钢水的碳含量与炉口火焰图像颜色之间存在密切的对应关系,具体表现在碳含量较高的火焰图像颜色偏明亮,碳含量较低的火焰图像颜色偏暗。CLBP 算法主要描述了图像局部结构信息,但缺乏局部对比度信息。为了解决 CLBP 算法提取火焰图像纹理特征缺乏局部颜色对比度信息的问题,将 3 个颜色通道的对比度信息融入到纹理特征中,充分描述火焰图像的颜色特征和纹理特征,从火焰图像的彩色纹理特征入手,本文提出了一种新颖的结合颜色信息的加权策略。

火焰图像的颜色距离越大其色差相差越大,方差越大其数据波动越大。颜色信息加权策略如下:

$$\Delta c_{pq} = \sqrt{(H_p - H_q)^2 + (S_p - S_q)^2 + (V_p - V_q)^2} \quad (10)$$

式中: Δc_{pq} 为像素 p 和像素 q 之间的颜色距离。(H_p, S_p, V_p) 和 (H_q, S_q, V_q) 为 HSV 颜色空间中 H、S、V 三个通道对应位置上的图像分割块的像素 p 和像素 q , 其中 p 为邻域采样点, q 为中心阈值。

$$W_{\text{color}}(p, q) = \exp\left(\frac{\Delta c_{pq, 3 \times 3} \times \Delta c_{pq, 5 \times 5}}{\exp(-\sqrt{\text{var}_{3 \times 3}(p, q) \times \text{var}_{5 \times 5}(p, q)})}\right) \quad (11)$$

式中: $\Delta c_{pq, 3 \times 3}$ 为 3×3 尺度下的颜色距离; $\Delta c_{pq, 5 \times 5}$ 为 5×5 尺度下的颜色距离。 $\text{var}_{3 \times 3}(p, q)$ 和 $\text{var}_{5 \times 5}(p, q)$ 分别为 3×3 和 5×5 两种尺度的局部方差。 $\Delta c_{pq, 3 \times 3} \times \Delta c_{pq, 5 \times 5}$ 为火焰图像 HSV 颜色空间下 H、S、V 三个通道对应位置上的图像分割块的两种不同尺度下的颜色距离的值, $\sqrt{\text{var}_{3 \times 3}(p, q) \times \text{var}_{5 \times 5}(p, q)}$ 为火焰图像该单通道下的图像局部分割块的两种尺度下的局部方差的值。

以图 4 中 S 通道为例,首先,求得火焰图像单通道的局部分割块后,进一步将其扩展成大小为 3×3 和 5×5 的两种尺度;然后,各自计算其不同尺度下的中心像素灰度值、符号值和幅值,并分别对中心像素灰度值、符号值和

幅值进行加权;最后,将该 S 通道下的 CLBP_S、ICLBP_MP 和 CLBP_C,按照 CLBP 原有的某种融合顺序模式,将 ICLBP_MP 和 CLBP_C 串联组成 ICLBP_MP/C,再与 CLBP_S 进行并联组成二维的 ICLBP_S_MP/C 直方图。由于 CLBP_S、ICLBP_MP 和 CLBP_C 这 3 个运算符代码映射都是二进制格式的,因此他们可以很容易地组合在一起,以串行结构、并行结构和混合结构结合应用,形成原始图像的特征映射的级联直方图。因为运算符 CLBP_S 保留了更多的火焰图像局部结构信息,所以本文选择将 ICLBP_MP 和 CLBP_C 组成一维直方图,再与 CLBP_S 组成二维直方图,以达到本文方法实验的最优效果。

3 实验与分析

3.1 实验数据和平台说明

本文实验环境如下:软件环境为 python3.6,硬件环境为 Intel(R)Core(TM)i7-8700H CPU @ 3.2 GHz RAM 8.00 GB GTX1660Ti。实验所使用的转炉终点炉口火焰图像均来自于某钢厂实际生产过程中拍摄的炉口火焰视频数据,其碳含量分布范围为 0.01%~0.23%。制作实验数据时,从所有炉次下共采样 15 840 张大小为 1 466×400 的火焰图像。本文将提取的火焰图像特征向量经非线性降维后,使用 K 近邻回归模型对碳含量的预测。实验采用 K 近邻作为回归预测模型,将不同炉次的火焰图像次序随机打乱,在 15 840 张火焰图像中随机挑选 14 240 张图像作为训练集,剩余的 1 600 张图像作为测试集,通过十折交叉验证寻找 K 近邻的最优 k 值。

3.2 本文方法对 CLBP 算法性能的贡献

为了验证本文火焰图像特征提取方法在预测终点碳含量的有效性,分为在不同颜色空间、多尺度、补充相位信息 ICLBP_MP、颜色信息加权 4 个部分分别进行对比,并验证各个部分对 CLBP 在终点碳含量预测性能上的影响。

1)对比分析了 CLBP 在 RGB、HSV、HSI 和 Lab 颜色空间中对终点碳含量预测性能上的影响如图 5 所示,实验结果表明在 HSV 颜色空间中 CLBP 算法的表现最优,以碳含量预测误差在 0.02% 为例,原始 CLBP 算法在 HSV 颜色空间中的碳含量预测精度为 79.1%。此外,在分层直方图中二维 CLBP_S_M/C 直方图在终点碳含量预测性能上表现最优,一维的 CLBP_S/M 直方图在终点碳含量预测性能上次之,幅值特征 CLBP_M 的预测性能最差。

2)CLBP 和 ICLBP 对终点碳含量预测性能的影响如图 6 所示。为证明本文算法有效性,本文在碳含量预测误差在 0.01%、0.02%、0.03%、0.04%、0.05%,分别对比

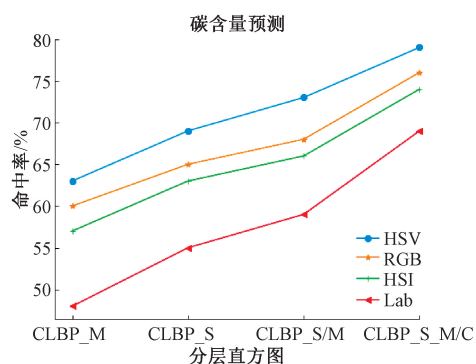


图 5 不同颜色空间对 CLBP 算法性能的影响

Fig. 5 Effects of different color Spaces on the performance of CLBP algorithm

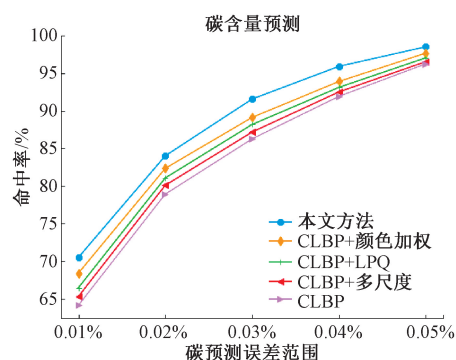


图 6 CLBP 算法改进前后对性能的影响

Fig. 6 Influence of CLBP algorithm on performance before and after improvement

分析了多尺度、补充相位信息 ICLBP_MP 和颜色加权对原始 CLBP 算法的影响。以碳含量预测误差在 0.02% 为例,原始 CLBP 算法的预测精度为 79.1%;CLBP+多尺度的预测精度为 80.6%;CLBP+补充相位信息的预测精度为 81.5%;CLBP+颜色加权的预测精度为 82.3%;本文方法的碳含量预测精度为 83.9%。

通过上述对比实验,本文最终选择在 HSV 颜色空间下对原 CLBP 算法进行改进。在多尺度的基础上,通过使用局部相位量化提取火焰图像的相位信息与完全局部二值模式提取火焰图像的幅值信息相融合,使得此炉口火焰特征更具区分性,以及通过加权增强了火焰图像的局部对比度。

3.3 本文方法与其他方法性能比较

针对本文方法和其他特征提取方法性能比较,为证明本文算法的有效性,在对比实验中分别对比分析了 LBP、LTP、HOG、QLBP、GLCM 和 CCM 等特征提取方法的性能。在对比实验中,使用 LBP^[16]时,首先采用旋转不变均匀模式对火焰图像进行分块,取半径 R 为 1,采样点 P 为 8,然后分别提取 HSV 空间下的 H、S、V 通道的局

部区域特征直方图并归一化得到最终的特征向量。使用的局部三值模式 (local ternary pattern, LTP)^[26] 是在 LBP 的基础上增加了一个阈值进一步的扩展为两种编码方式,分别提取 HSV 空间下的 H、S、V 通道的特征向量。使用梯度方向直方图 (histogram of gradient, HOG)^[27] 提取火焰图像特征时,首先将火焰图像分割成为若干个 8×8 像素的单元,设柱状图的箱数为 9,然后分别提取 HSV 空间下的 H、S、V 通道的各像素点的梯度和边缘的方向直方图,最后将这些直方图组合起来得到最终的特征向量。使用 QLBP^[28] 提取四元数局部二值模式的 QLBP^{ri}、QLBP^{ru}、QLBP^{riu2} 特征。使用灰度共生矩阵 (gray-level co-occurrence matrix, GLCM)^[29] 提取火焰图像彩色纹理特征时,分别提取 HSV 空间下的 H、S、V 通道在方向为

0°、45°、90°、135°,以及距离为 1、2、4、8、16 的 8 个统计特征 (对比度、相异性、同质性、角二阶矩、能量、相关性、熵、逆差矩) 的特征向量。使用颜色共生矩阵 (color co-occurrence matrix, CCM)^[30] 提取火焰图像颜色和纹理特征时,分别提取 HSV 空间下的 H、S、V 通道在 0°、45°、90°、135°方向上,以及距离为 1、2、4、8、16 的特征向量。使用完全局部二值模式 CLBP 时,在窗口大小为 3×3 和 5×5 的两个尺度 ($R=1, P=8, 16$) 下分别提取 HSV 空间下的 H、S、V 通道的特征向量。将表 1 中的对比实验方法参数调试到最佳,提取火焰特征输入到 K 近邻回归预测模型中进行训练和测试,并通过十折交叉验证获得最优预测结果。

表 1 本文方法与其他方法在不同碳含量预测误差内的预测结果

Table 1 The prediction results of this paper and other methods within different carbon content prediction errors (%)

算法	误差在 0.01%	误差在 0.02%	误差在 0.03%	误差在 0.04%	误差在 0.05%
	内准确率	内准确率	内准确率	内准确率	内准确率
LBP ^[16]	57.2	69.5	73.1	79.5	80.9
LTP ^[26]	59.7	66.2	69.4	74.8	81.1
HOG ^[27]	63.8	73.9	84.9	91.2	94.7
QLBP ^[28]	40.1	50.5	67.2	78.8	86.9
GLCM ^[29]	55.7	76.1	86.7	90.5	95.6
CCM ^[30]	47.4	62.1	74.2	79.9	88.3
CLBP ^[25] ($R=1, P=8$)	66.2	78.7	84.0	86.2	90.0
CLBP ^[25] ($R=1, P=16$)	66.5	79.2	84.9	88.4	91.1
ICLBP	71.2	83.9	91.2	95.0	97.2

针对上述对比算法预测碳含量的性能表现,结合火焰的特点对表 1 的结果分析如下:

1) LBP 利用中心像素与邻域值之间的关系,描述了局部区域的纹理信息且运行速度快,但其只描述了局部区域的符号信息,相较于 CLBP 缺乏幅值信息。

2) LTP 作为基于 LBP 改进的三值编码描述符,通过对 LTP 设定阈值 T 后进行差分,并对差分后的负部进行编码,对于噪声干扰有较强的鲁棒性,并且通过设定阈值对其负部编码能有效过滤冗余编码值,但火焰局部区域相似度高,不能有效提取火焰纹理特征。

3) HOG 提取火焰纹理特征时,在 H、S、V 通道下对各梯度方向下的梯度幅值进行投票构成梯度直方图,但梯度更多的是反映了火焰图像的边缘信息。

4) QLBP 通过四元数将不同颜色通道间的相互信息整合在一起,相比单通道图像考虑了不同颜色通道间的内在联系。

5) GLCM 作为一种全局纹理描述符,相较于 CLBP 局部描述符能以不同步长提取局部和全局纹理信息,但以固定步长和方向并不能适应火焰随机性和多方向的特点。

6) CCM 作为一种采用共生矩阵方法整合图像中颜色和纹理信息,并根据颜色通道的组合方式分单通道颜

色共生矩阵和多通道颜色共生矩阵,无论是单通道还是多通道都无法利用共生矩阵中完整的统计信息。

7) CLBP 作为基于 LBP 的改进算法,分别描述了一张火焰图像的中心像素的灰度值、符号信息和幅值信息,增强了对火焰图像局部信息提取,有效地刻画了整体火焰纹理情况。

8) 本文提出的基于改进完全局部二值模式的碳含量预测方法,在碳含量预测性能方面明显优于其他纹理特征提取方法。在火焰图像特征提取中,本文以单通道结合的方式处理火焰图像,在提取的火焰图像特征中保留了火焰图像单通道之间的关联性特征,解决了由于火焰图像相似性高,难以区分碳含量相近的火焰图像,导致无法准确精准预测碳含量的问题。

4 结 论

本文针对转炉终点不同碳含量对应的火焰图像相似性高,难以区分碳含量相近的火焰图像的问题。通过将火焰图像的相位信息与幅值信息相结合组成融合特征 ICLBP_MP,弥补了 CLBP 在火焰图像局部结构中对纹理特征提取的不足,使得火焰特征更加全面且有效;构建一种新颖的结合颜色信息的加权策略,增强火焰图像

颜色局部对比度信息,提高了火焰图像局部特征的使用价值。最后与其他传统特征特征提取方法进行比较获得更高的预测精度,证明了该模型的可行性和有效性,能够为实际转炉炼钢终点碳含量预测提供可靠的判断依据。

参考文献

- [1] 吴计雨. 浅谈我国转炉炼钢技术的发展与展望[J]. 中国金属通报, 2017(11):99-100.
WU J Y. Discussion on the development and prospect of converter steelmaking technology in my country [J]. China Metal Bulletin, 2017(11):99-100.
- [2] 李建朝, 齐素慈. 转炉炼钢生产[M]. 北京:化学工业出版社, 2011.
LI J CH, QI S C. Converter Steelmaking Production[M]. Beijing:Chemical Industry Press, 2011.
- [3] 刘超. 中国转炉炼钢技术的发展、创新与展望[J]. 特钢技术, 2013(4): 6-9.
LIU CH. The development, innovation and prospect of China's converter steelmaking technology [J]. Special Steel Technology, 2013 (1): 6-9.
- [4] 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.
XU G, LEI H B, LI J H, et al. End point control technology of converter steelmaking [J]. Steelmaking, 2011, 27(1):66-70.
- [5] 张红. 浅析转炉炼钢终点控制技术现状[J]. 智能城市, 2016, 2(10):81.
ZHANG H. Analysis on the status of converter steelmaking endpoint control technology[J]. Smart City, 2016, 2(10):81.
- [6] 曾花. 基于火焰多尺度多特征方法预测炼钢终点的研究[D]. 衡阳:南华大学, 2016.
ZENG H. Research on prediction of steelmaking endpoint based on flame multi-scale and multi-feature method[D]. Hengyang: University of South China, 2016.
- [7] ZHOU M C, ZHAO Q, CHEN Y R. Endpoint prediction of BOF by flame spectrum and furnace mouth image based on fuzzy support vector machine[J]. Optik, 2019, 178: 575-581.
- [8] SHAO Y, ZHOU M, CHEN Y, et al. BOF endpoint prediction based on the flame radiation by hybrid SVC and SVR modeling [J]. Optik, 2014, 125 (11): 2491-2496.
- [9] HAN M, LIU C. Endpoint prediction model for basic oxygen furnace steel-making based on membrane algorithm evolving extreme learning machine [J]. Applied Soft Computing Journal, 2014, 19: 430-437.
- [10] 李鹏举, 刘辉, 王彬, 等. 基于火焰动态形变特征的转炉炼钢终点判定[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(11): 2625-2633.
- [11] LI P J, LIU H, WANG B, WANG L, et al. End point determination of converter steelmaking based on flame dynamic deformation characteristics[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(11):2625-2633.
- [12] LI Q R, LIU H. Prediction of carbon content in converter steelmaking based on flame color texture characteristics [J / OL]. Computer Integrated Manufacturing System:1-16.
- [13] LIU H, WU Q, WANG B, et al. BOF steelmaking endpoint real-time recognition based on flame multi-scale color difference histogram features weighted fusion method [C]. 35th Chinese Control Conference (CCC), IEEE, 2016: 3659-3663.
- [14] ZHANG B C, GAO Y S, ZHAO S Q, et al. Local derivative pattern versus local binary pattern: face recognition with high-order local pattern descriptor. [J]. IEEE Transactions on Image Processing: A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2010, 19 (2): 533-544. .
- [15] CHAHLA C, SNOUSSI H, ABDALLAH F, DORNAIKA F. Discriminant quaternion local binary pattern embedding for person re-identification through prototype formation and color categorization [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2017, 58: 27-33.
- [16] GUO Z H, ZHANG L, ZHANG D. A completed modeling of local binary pattern operator for texture classification. [J]. IEEE Transactions on Image Processing: A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2010, 19(6).
- [17] SRIVASTAVA M, SIDDIQUI J, MOHD. ALI A. Image copy detection based on local binary pattern and SVM classifier[J]. Cybernetics and Information Technologies, 2020, 20(2): 59-69.
- [18] THIPPESWAMY G, CHANDRAKALA H T. Recognition of historical handwritten kannada characters using local binary pattern features [J]. International Journal of Natural Computing Research (IJNCR), 2020, 9(3) 1-15.
- [19] 贾锋, 王高, 师钰璋, 等. 基于改进的 LBP 及 KNN 算法的表情识别[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(8): 40-44.
- [20] JIA F, WANG G, SHI Y ZH, et al. Expression recognition based on improved LBP and KNN algorithm[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2020, 39 (8): 40-44.
- [21] 龙浩, 李庆党, 张明月. 基于 HSV 颜色空间和局部纹理

- 的阴影消除算法研究[J]. 电子测量技术, 2020, 43(18): 81-87.
- LONG H, LI Q D, ZHANG M Y. Research on shadow elimination algorithm based on HSV color space and local texture [J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(18): 81-87.
- [20] 李绍丽,苑玮琦,杨俊友,等. 基于局部二值差异激励模式的木材缺陷分类[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(6): 68-77.
- LI SH L, YUAN W Q, YANG J Y, et al. Timber defect classification based on local binary difference excitation mode [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(6): 68-77.
- [21] FREITAS P G, EIRA L P, SANTOS S S, et al. Image quality assessment using BSIF, CLBP, LCP, and LPQ operators[J]. Theoretical Computer Science, 2020, 805: 37-61.
- [22] 杜绪伟,陈东. 基于 LBP 和 LPQ 特征融合的 PSO-SVM 缺陷分类[J]. 电子测量技术, 2020, 43(21): 122-126.
- DU X W, CHEN D. PSO-SVM defect classification based on the feature fusion of LBP and LPQ [J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(21): 122-126.
- [23] 许良凤,刘泳海,胡敏,等. 语谱图改进完全局部二值模式的语音情感识别[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(5): 25-32.
- XU L F, LIU Y H, HU M, et al. Spectrogram improves speech emotion recognition based on completely local binary patterns [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(5): 25-32.
- [24] 吴昊,胡敏,高永,等. 融合 DCLBP 和 HOAG 特征的人脸表情识别方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(2): 73-79.
- WU H, HU M, GAO Y, et al. Facial expression recognition method combining DCLBP and HOAG features [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(2): 73-79.
- [25] LIU Z, QIU J C, SONG Y Q, et al. Texture feature extraction from thyroid MR imaging using high-order derived mean CLBP [J]. Journal of Computer Science and Technology, 2019, 34(1): 35-46.
- [26] TAN, X Y, TRIGGS B. Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions [C]. International Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures, 2010: 168-182.
- [27] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection [C]. International Conference on computer vision & Pattern Recognition, IEEE Computer Society, 2005: 886-893.
- [28] CHAHLA C, SNOUSSI H, ABDALLAH F, et al. Discriminant quaternion local binary pattern embedding for person re-identification through prototype formation and color categorization [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2017, 58: 27-33.
- [29] MOHANALIAH P, SATHYANARAYANA P, GURUKUMAR L. Image texture feature extraction using GLCM approach [J]. International Journal of Scientific and Research Publications, 2013, 3(5): 1.
- [30] PALM C. Color texture classification by integrative co-occurrence matrices [J]. Pattern Recognition, 2004, 37(5): 965-976.

作者简介



孙文强, 2018 年于郑州经贸学院获得学士学位, 现为昆明理工大学硕士研究生, 主要研究方向为图像处理。

E-mail: sunwengong@126.com

Sun Wenqiang received his B. Sc. degree from Zhengzhou University of Economics and Trade in 2018. He is currently a M. Sc. candidate at Kunming University of Science and Technology. His main research interest includes image processing.



刘辉(通信作者), 2012 年于昆明理工大学获得博士学位, 现为昆明理工大学副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为机器学习、数据分析与处理研究。

E-mail: liuhui621@126.com

Liu Hui (Corresponding author) received his Ph. D. from Kunming University of Science and Technology in 2012. He is currently an associate professor and M. Sc. supervisor at Kunming University of Science and Technology. His main research interests include machine learning, data analysis and processing.