

文章编号:1001-9081(2015)01-0283-06

doi:10.11772/j.issn.1001-9081.2015.01.0283

基于火焰彩色纹理复杂度特征的转炉炼钢吹炼状态识别

李鹏举, 刘辉*, 王彬, 王龙

(昆明理工大学 信息工程与自动化学院, 昆明 650500)

(*通信作者电子邮箱 liuhui621@126.com)

摘要:在基于火焰图像识别的转炉吹炼状态识别过程中,针对已有方法存在火焰彩色纹理信息利用不充分和状态识别率仍需提高的问题,提出一种基于火焰彩色纹理复杂度特征的转炉吹炼状态识别方法。首先,将火焰图像转化到 HSI 颜色空间下并作非均匀量化;然后,计算 H 分量和 S 分量的共生矩阵从而融入火焰图像的颜色信息;其次,利用得到的颜色共生矩阵计算火焰纹理复杂度的特征描述子;最后,应用 Canberra 距离作为相似度度量准则对吹炼状态进行分类和识别。实验结果表明,与已有的转炉火焰灰度共生矩阵和灰度差分统计方法相比,在满足吹炼识别实时性要求的前提下,所提方法的识别率分别提高了 28.33% 和 3.33%。

关键词:转炉炼钢;彩色纹理;颜色共生矩阵;Canberra 距离;纹理识别

中图分类号: TP391.413 文献标志码:A

Blowing state recognition of basic oxygen furnace based on feature of flame color texture complexity

LI Pengju, LIU Hui*, WANG Bin, WANG Long

(Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming Yunnan 650500, China)

Abstract: In the process of converter blowing state recognition based on flame image recognition, flame color texture information is underutilized and state recognition rate still needs to be improved in the existing methods. To deal with this problem, a new converter blowing recognition method based on feature of flame color texture complexity was proposed. Firstly, the flame image was transformed into HSI color space, and was nonuniformly quantified; secondly, the co-occurrence matrix of H component and S component was computed in order to fuse color information of flame images; thirdly, the feature descriptor of flame texture complexity was calculated using color co-occurrence matrix; finally, the Canberra distance was used as similarity criteria to classify and identify blowing state. The experimental results show that in the premise of real-time requirements, the recognition rate of the proposed method is increased by 28.33% and 3.33% respectively, compared with the methods of Gray-level co-occurrence matrix and gray differential statistics.

Key words: Basic Oxygen Furnace (BOF); color texture; color co-occurrence matrix; Canberra distance; texture recognition

0 引言

钢铁工业在国民经济中占有重要地位,钢铁工业的发展水平,历来是国家经济发展程度的重要标志。目前我国转炉炼钢所占的比例大约为 88%,在我国炼钢生产中占据绝对主导地位^[1]。对转炉终点的准确预测,不仅对提高产品质量、降低冶炼成本而且对实现节能降耗、减少环境污染都有重要的意义。在实际生产过程中,依靠人工经验观察炉口火焰和取样判断来预测转炉冶炼终点的方法,不仅增加了工人的工作强度,而且受限于工人的经验、主观情绪以及熟练程度,预测精度不高;副枪是一种在氧枪上配置了专门探头的检测工具,副枪检测^[2]的方法是将副枪进入熔池内检测钢水的温度和含碳量,根据所得数据判断所处的吹炼阶段,属于间断性检测,不能实时连续测量,且副枪探头长期工作于高温和腐蚀环

境中,使用成本高;炉气分析检测方法^[3]是利用烟气分析仪或质谱仪等设备检测炉口气体成分,通过仪器分析得到熔池内的脱碳速度和温度,对吹炼数据能连续检测,但因质谱仪等仪器价格较贵且气体探头需要经常维修和更换,维护费用较高,难以在中小型转炉中推广;基于炉口辐射^[4]的方法是利用炉口光辐射能量在不同吹炼时期呈现出的规律性变化来判断识别,但是辐射能的输入容易受到炼钢转炉现场多个干扰辐射源的干扰。

已有学者通过分析炉口火焰特征来预测判断转炉的终点^[5-7]。在基于图像纹理特征的方法中,灰度差分统计方法^[8]对灰度火焰图像中任意两个像素点的灰度值之差进行了统计,进而表达火焰纹理特征;灰度共生矩阵的方法统计了具有空间位置关系的灰度值的概率,进而计算熵和角度方向二阶矩等特征,得到纹理的特征向量^[9-10]。以上方法都是在

收稿日期:2014-07-28;修回日期:2014-09-09。

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61263017);云南省自然科学基金资助项目(2011FZ060, KKSJ201303120)。

作者简介:李鹏举(1990-),男,河南鹤壁人,硕士研究生,CCF 会员,主要研究方向:图像处理、模式识别;刘辉(1984-),男,陕西蒲城人,讲师,博士,CCF 会员,主要研究方向:实时计算机控制、图像处理、模式识别;王彬(1977-),女,黑龙江哈尔滨人,副教授,博士,CCF 会员,主要研究方向:工业实时控制、模型驱动的软件设计、智能信息处理;王龙(1988-),男,黑龙江鸡西人,硕士研究生,CCF 会员,主要研究方向:图像处理。

灰度空间下进行计算,没有充分利用火焰的颜色信息且基于灰度共生矩阵图像纹理特征提取的方法,计算速度不能满足要求。已有文献采用多次迭代的分形计算方法分析火焰纹理特征^[11],但是,随着图像的增大,其统计不同尺度划分下指定数据网格数时的迭代次数也增多,计算比较耗时。

本文提出采用颜色共生矩阵的方法提取火焰纹理特征,火焰的颜色信息可以为分析火焰纹理提供更多的源信息。颜色共生矩阵在提取火焰纹理特征时,综合反映了像素颜色值和位置空间分布的关系。通过与基于灰度共生矩阵和基于灰度差分统计的纹理描述子相比,表明本文方法有更高的识别率,且满足实时性要求,有较高的现实意义和应用价值。

1 转炉吹炼火焰纹理分析

与图像的其他特征相比,纹理性质能够更好地兼顾图像宏观性质和细部结构。在氧气顶吹转炉炼钢的冶炼过程中,根据熔池温度的变化规律和杂质成分,吹炼过程大致可分为3个阶段:前期、中期和末期。在此期间,火焰的颜色和纹理也表现出不同的特点:

1) 吹炼前期,铁水温度较低,硅、锰的氧化速度比碳氧化速度快。反应2~4 min时,硅、锰基本上被氧化。反应期间,硅、锰、磷、铁的氧化释放大量的热,熔池温度升高。炉口火焰面积区域较小,呈暗红色与黄色相间,火焰较短,火焰纹理较粗且复杂度不高。

2) 吹炼中期,熔池温度升高,碳氧化反应剧烈,供入熔池中的氧气几乎全部与碳发生反应,使脱碳速率达到最大。炉口火焰面积区域较大,颜色主要集中为黄色和白色,火焰呈现喷射性。火焰纹理比较细致和密集,粗糙度和复杂度都较高。

3) 吹炼末期,熔池温度很高,碳含量大大下降,脱碳反应减弱。火焰形态稳定,纹理均匀,颜色呈单一的亮白色。此时的火焰纹理复杂度比前期和中期都要简单。

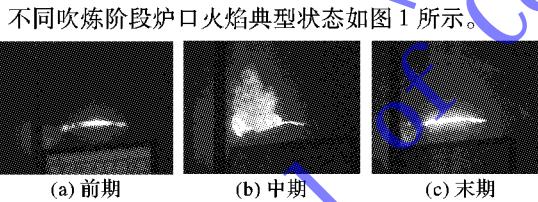


图1 转炉吹炼不同阶段的火焰典型状态

2 基于颜色共生矩阵的火焰纹理特征提取

火焰纹理特征的提取是后续模式识别的前提。颜色特征是一种进行图像纹理特征提取的有效特征,并且颜色特征对图像自身的尺寸和方向依赖性较小,有较高的鲁棒性。颜色共生矩阵(Color Co-occurrence Matrix, CCM)在考虑像素间空间相互作用的同时,也对图像中的颜色分布作了测量^[12]。

2.1 颜色共生矩阵

HSI颜色空间用色调(Hue)、饱和度(Saturation)和亮度(Intensity)来描述颜色,每个像素点的颜色信息是相互关联的,某一像素的H值与其相邻像素的S值或I值之间的关系可以反映彩色纹理图像的纹理特征。类似于灰度共生矩阵,可以构建彩色图像HSI三个颜色通道之间的共生矩阵,统计不同颜色分量在空间上具有某种位置关系的像素对出现的频率。因此颜色共生矩阵定义为两个颜色通道中相距 $R = (\Delta x, \Delta y)$,灰度值分别为*i*,*j*的两个像素同时出现的联合概率分

布。HSI颜色空间中*H*和*S*颜色分量的共生矩阵可以表示为:

$$\begin{aligned} P_{HS}(i, j, d, \theta) = & \{[(x, y), (x + \Delta x, y + \Delta y) | H(x, y) = i; \\ & S(x + \Delta x, y + \Delta y) = j]\} \end{aligned} \quad (1)$$

其中: $x, y = 0, 1, 2, \dots, N - 1$ 是像素坐标; $i, j = 0, 1, \dots, L - 1$ 是灰度级; $R = (\Delta x, \Delta y)$ 是偏移量; d 是生长步长; θ 是生成方向。同理可得,*HI*和*SI*之间的共生矩阵表达式为:

$$\begin{aligned} P_{SI}(i, j, d, \theta) = & \{[(x, y), (x + \Delta x, y + \Delta y) | S(x, y) = i; \\ & I(x + \Delta x, y + \Delta y) = j]\} \end{aligned} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} P_{HI}(i, j, d, \theta) = & \{[(x, y), (x + \Delta x, y + \Delta y) | H(x, y) = i; \\ & I(x + \Delta x, y + \Delta y) = j]\} \end{aligned} \quad (3)$$

对于任意两个通道, $R = (\Delta x, \Delta y)$ 取值分为4种情况,对应4种相邻方式:1)当($\Delta x = 0, \Delta y = 1$)时表示水平(0°)相邻;2)当($\Delta x = -1, \Delta y = 1$)时表示 45° 方向相邻;3)当($\Delta x = -1, \Delta y = 0$)时表示 90° 方向相邻;4)当($\Delta x = -1, \Delta y = -1$)时表示 135° 方向相邻。

由以上分析可知,颜色共生矩阵反映了纹理和颜色空间的内在联系,利用了颜色的整体分布信息,使得颜色共生矩阵的纹理分析结果更接近于人眼对颜色的感知。

2.2 火焰图像预处理

得到原始火焰图像后,在进行颜色共生矩阵计算之前,需要对图像进行去噪、分割和颜色空间转换等预处理。

2.2.1 去噪

电子设备内部的干扰和摄取图像时光路中的烟尘都会对图像产生噪声。其中,脉冲干扰和随机干扰对图像的破坏最大。设原始图像为 I_1 ,采用中值滤波对其3个颜色通道进行滤波处理,处理过程^[13]如式(4)所示:

$$I_2(i, j) = \text{mid}\{I_1(i - m, j - n), (m, n) \in W, (i, j) \in D\} \quad (4)$$

其中: $I_1(i, j)$ 和 $I_2(i, j)$ 分别表示原图像和处理后的图像, W 是 3×3 的矩形模板, D 是图像的定义域。

中值滤波是在模板的范围之内,取9个像素的灰度中值作为该区域中心点新的灰度值。一般的脉冲干扰和随机干扰的灰度值为255或0,经过中值滤波后,大部分干扰被消除。对3个色彩通道分别作中值滤波然后融合,可得到比较清晰的图像。

2.2.2 分割

由于只有火焰图像是所需要的纹理来源,故采用图像分割的方法消除背景带来的干扰。转炉火焰图像与背景颜色相差较大,采用颜色相似度度量的方法实现火焰分割。将 z 设置为某种颜色的颜色向量,计算原始图像每一个像素点与 z 的欧几里得距离 d ,并按式(5)处理:

$$z = \begin{cases} Z_R = Z_G = Z_B = 0, & d > T \\ z, & d \leq T \end{cases} \quad (5)$$

其中: z 是处理后的颜色向量, Z_R, Z_G 和 Z_B 是某点的R、G和B分量的值, T 是阈值。

2.2.3 颜色空间变换

现场得到的转炉炉口火焰图像,是用3个颜色分量R、G和B来表征每一点的颜色。相比其他颜色空间而言,HSI颜色空间更适用于彩色纹理识别^[12]。基于颜色共生矩阵的纹理特征提取是在HSI颜色空间下进行的,首先需要进行颜色空间转换。

经过归一化的R、G和B分量可按式(6)和(7)转换为H、S和I分量:

$$\begin{cases} I = \frac{R + G + B}{3} \\ S = 1 - \frac{3 \times \min(R, G, B)}{R + G + B} \\ H = \begin{cases} \theta, & G \geq B \\ 2\pi - \theta, & G < B \end{cases} \end{cases} \quad (6)$$

其中:

$$\theta = \cos^{-1} \left(\frac{(R - G) + (R - B)}{2 \sqrt{(R - G)^2 + (R - B)(G - B)}} \right) \quad (7)$$

为了减少计算颜色共生矩阵的计算量,需要对HSI空间进行量化。根据认知心理学实验表明,将HSI量化为8,3,3时效果最佳^[14]。已归一化的HSI颜色空间的量化方法如式(8)所示,其中h,s和i是归一化后H,S和I分量。

$$\begin{cases} H = \begin{cases} 0, & h \in [0, 0.1] \\ 1, & h \in (0.1, 0.2] \\ 2, & h \in (0.2, 0.3] \\ 3, & h \in (0.3, 0.5] \\ 4, & h \in (0.5, 0.7] \\ 5, & h \in (0.7, 0.8] \\ 6, & h \in (0.8, 0.9] \\ 7, & h \in (0.9, 1] \end{cases} \\ S = \begin{cases} 0, & s \in [0, 0.3] \\ 1, & s \in (0.3, 0.8] \\ 2, & s \in (0.8, 1] \end{cases} \\ I = \begin{cases} 0, & i \in [0, 0.8] \\ 1, & i \in (0.8, 0.9] \\ 2, & i \in (0.9, 1] \end{cases} \end{cases} \quad (8)$$

2.3 纹理特征提取

采用如下的参数描述火焰图像的纹理特征。其中:P(i,j)表示颜色共生矩阵中第i行和第j列的元素,L是图像的量化级数。

1)熵(Entropy, ENT),计算公式如下:

$$ENT = - \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L P(i, j) \lg P(i, j) \quad (9)$$

图像中所包含的信息量是用熵值来度量的,纹理也属于图像的信息。熵值可以反映图像纹理的非均匀度或紊乱度,熵值越大表示纹理越复杂。

2)角度方向二阶矩(Angular Second Moment, ASM),计算公式如下:

$$ASM = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L P^2(i, j) \quad (10)$$

角度方向二阶矩反映了图像纹理的粗细程度,其值越大表明纹理越粗糙;反之越纹理越细。

3)逆差矩(Inverse Difference Moment, IDM),计算公式如下:

$$IDM = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L \frac{P(i, j)}{1 + |i - j|^2} \quad (11)$$

逆差矩是对图像局部均匀性的测量:图像的局部纹理越均匀,逆差矩的值越大;局部纹理越不均匀,逆差矩的值越小。

3 基于纹理分析的转炉终点预测实验

3.1 实验数据

实验中采用了炼钢厂某炉次的两组典型彩色炉口火焰图

像作为实验素材。第1组30幅作为训练组数据,包括转炉吹炼前期、中期和末期图像各10幅;第2组中60幅图像作为测试组图像,其中,转炉吹炼前期、中期和末期的火焰图像各20幅。在转炉炼钢不同阶段,炉口火焰的颜色形状不断变化,火焰纹理也呈现出不同的特点。为了反映火焰纹理变化过程中的特点,采用颜色共生矩阵的方法来描述纹理。

为了更快速、正确地描述火焰纹理的特征,本文作了以下两点规定:

1)由颜色共生矩阵的定义可知,H,S和I三个颜色通道的任意两两组合可得到6个颜色共生矩阵,即HH,SS,II,HS,HI和SI。由于I分量与图像彩色信息无关,本文选取和火焰颜色直接相关的色调H分量和饱和度S分量的组合。

2)转炉火焰图像经过分割之后,非火焰区域面积较大而且为黑色,其各颜色分量均为零。大量的纯黑点统计进颜色共生矩阵之后会对火焰区域的纹理造成干扰,故不统计非火焰区域的黑色点。

3.2 识别模型

3.2.1 相似性度量

识别的精度不仅和火焰纹理特征的提取精度有关,而且取决于相似性的度量方法或者距离测量方法。采用扩展的Canberra距离作为火焰图像特征的相似性度量,计算过程如式(12)所示:

$$D(\mathbf{T}, \mathbf{Q}) = \sum_{i=1}^M \frac{|T_i - Q_i|}{|T_i + u_T| + |Q_i + u_Q|} \quad (12)$$

其中:M是特征向量维数;T=[T₁, T₂, ..., T_M]是训练组特征向量;Q=[Q₁, Q₂, ..., Q_M]是测试组特征向量;u_T= $\sum_{i=1}^M \frac{T_i}{M}$,
u_Q= $\sum_{i=1}^M \frac{Q_i}{M}$ 。

3.2.2 特征向量归一化

为了能正确、完整地表征火焰的纹理特征,采用熵、角度方向二阶矩和逆差矩三个特征值组成特征向量。因为特征向量各个分量的物理意义和取值范围不同,需要对各个分量进行统一归一化,使得在计算相似距离时各分量有相同权重。应用高斯归一化方法可使得少量过大或过小的元素值对整个归一化的元素值分布影响不大。

不妨把图像库中第i幅图像对应的特征向量记为F_i=[F_{i,1}, F_{i,2}, ..., F_{i,M}],M是特征向量维数,这里M=3。根据式(13)将原序列进行归一化:

$$f_{i,j} = (f_{i,j} - \mu_j) / \sigma_j \quad (13)$$

其中:

$$\mu_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_{i,j}$$

$$\sigma_j = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (f_{i,j} - \mu_j)^2 \right)^{1/2}$$

经过归一化之后,f_{i,j}服从标准正态分布。实验证明,如果用3σ_j代替σ_j进行归一化,可使得f_{i,j}的值以很大的概率落在区间[-1,1]。

4 实验结果及分析

系统所使用计算机的配置为CPU 2.89 GHz,内存2.94 GB,在Matlab 7.0平台上运行。在实验数据中,第1组

30 幅火焰图像作为训练组图像。根据式(4)~(8)对图像进行去噪、分割和颜色空间转换的预处理;根据式(9)~(11)分别计算出火焰纹理图像的熵、角度方向二阶矩和逆差矩;根据式(13)对得到的特征值进行归一化,其中 μ_j 和 σ_j 分别为训练组火焰图像的纹理特征值的平均值和标准差,用 $3\sigma_j$ 替代 σ_j 进行归一化,使得归一化后结果尽可能多地落入区间 $[-1, 1]$ 。

基于色彩纹理分析的转炉炼钢状态识别的实验流程如图 2 所示。其中,原始图像是从炼钢转炉现场获得的炉口火焰图像,预处理包括去噪、分割、颜色空间转换和颜色空间量化等操作。提取颜色共生矩阵的熵、角度方向二阶矩和逆差矩等特征值组成特征向量,经归一化之后应用 Canberra 距离作为判断准则进行状态识别,并与不同的火焰纹理特征提取方法以及不同的模式分类方法进行对比,最后对实验结果进行了对比分析。

4.1 实验结果

测试组火焰图像纹理特征向量归一化时采用从训练组所得到的 μ_j 和 σ_j ,并根据式(12)计算特征向量之间的 Canberra

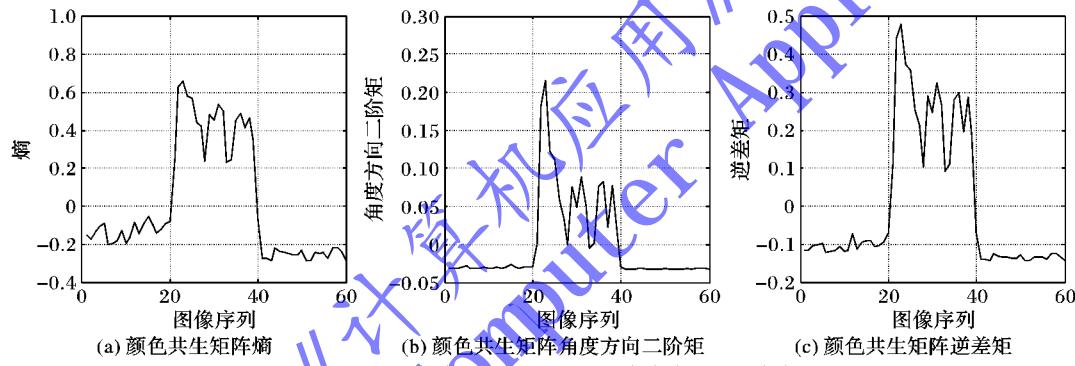


图 3 基于颜色共生矩阵的火焰纹理复杂度描述子曲线

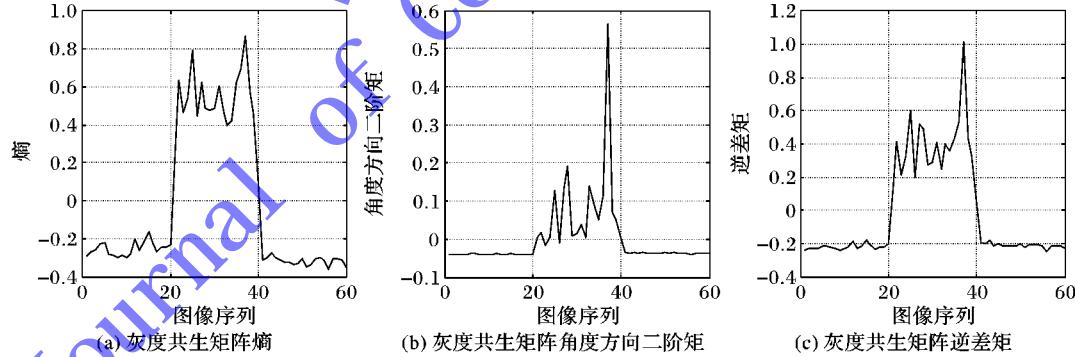


图 4 基于灰度共生矩阵的火焰纹理复杂度特征值曲线

灰度差分统计火焰纹理粗糙度算法对灰度图像中不同像素的灰度值做差,并统计取不同差值时的概率,较好地反映了火焰图像的纹理粗糙程度。其中,特征比较明显的熵和角度方向二阶矩的特征值变化曲线如图 5 所示。

转炉吹炼状态的识别即是应用分类器根据得到的火焰纹理特征向量给一个被测对象赋予一个类别标记。分类的难易程度取决于同一类别的不同个体之间火焰纹理特征值的波动以及不同类别的火焰纹理特征值的差异。所以,不同的火焰纹理提取方法和分类器设计都会对识别结果产生影响。

实验过程中,对以上 3 种方法提取的纹理特征都采用 Canberra 距离作为相似度判断准则,都应用式(13)的归一化

距离,从而达到对火焰图像进行识别的目的。

利用颜色共生矩阵方法所得测试组图像纹理复杂度的特征值变化曲线如图 3 所示。

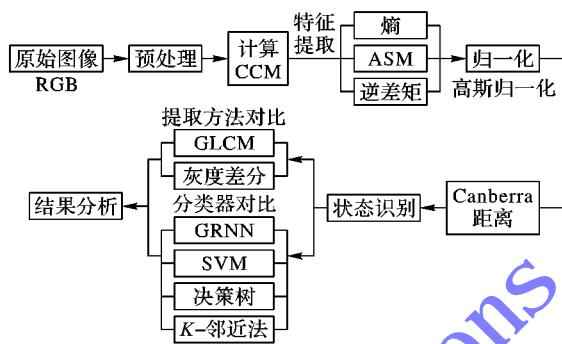
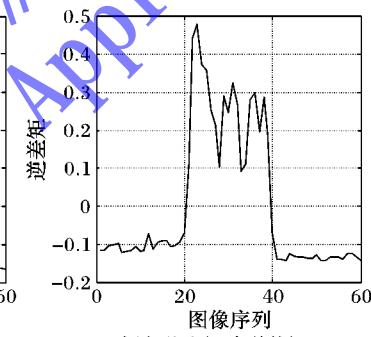


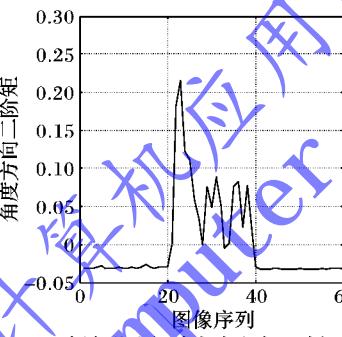
图 2 实验流程

4.2 实验对比

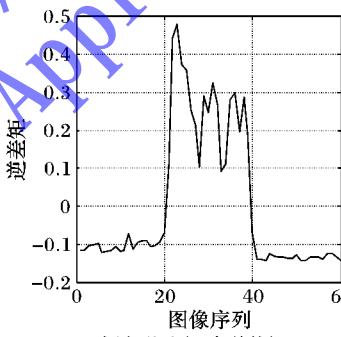
利用灰度共生矩阵描述图像的纹理是一种常见的纹理复杂度描述方法。灰度共生矩阵统计了具有某种空间位置关系的灰度值的概率,利用灰度共生矩阵方法所得测试组图像的纹理复杂度特征值的变化曲线如图 4 所示。



(a) 颜色共生矩阵熵



(b) 颜色共生矩阵角度方向二阶矩



(c) 颜色共生矩阵逆差矩

方法,采用数字“1”“2”“3”代表吹炼过程中前、中和末期的状态。前 20 幅,期望结果为 1;中间 20 幅期望结果是 2;最后 20 幅期望结果是 3。不同纹理特征提取方法对测试组火焰图像的状态识别结果如图 6 所示。

基于不同的火焰纹理复杂度提取方法的转炉终点预测模型的预算速度和识别率如表 1 所示。

表 1 不同火焰纹理复杂度提取方法性能对比

火焰纹理描述子提取方法	平均运算时间/s	识别率/%
颜色共生矩阵法	0.4667	98.33
灰度共生矩阵法	1.4333	70.00
灰度差分统计法	0.0670	95.00

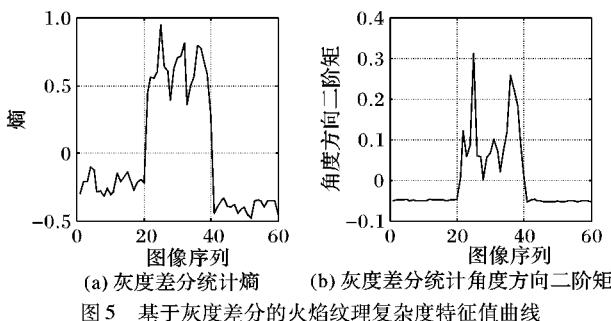


图 5 基于灰度差分的火焰纹理复杂度特征值曲线

利用颜色共生矩阵的方法得到火焰图像纹理特征向量之后,采用不同的吹炼状态识别模型对识别精度也有不同影响。

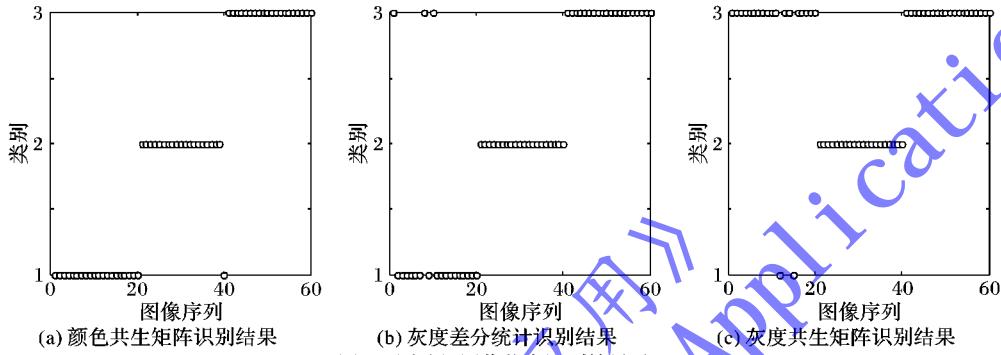


图 6 测试组图像状态识别结果对比

4.3 结果分析

实验过程中分别采用了灰度共生矩阵、灰度差分统计和颜色共生矩阵 3 种方法提取火焰纹理特征并用于吹炼状态的识别。提取特征之前对火焰图像都进行了预处理,提取特征之后对特征向量都进行了相同的归一化。对实验结果的分析如下。

1) 特征识别率。实验的目的是为了准确地提取火焰纹理的复杂度信息,并将其作为识别转炉炼钢吹炼状态时的依据,所以最终的识别精度是首要标准。由表 1 可看出,就识别率而言,颜色共生矩阵方法最高。与灰度共生矩阵和灰度差分统计方法相比,经过颜色空间转换的火焰不同区域有较为明显的颜色区分度,颜色共生矩阵方法在提取火焰纹理特征时融入了与人类视觉系统具有一致性的色调 H 和饱和度 S 的信息,更符合人眼对火焰的感知,对吹炼状态的识别率也最高。在得到纹理特征向量之后,各特征值之间有一定差距,因为采用 Canberra 距离作为判断准则可以兼顾特征向量中大特征值和小特征值的作用。由表 2 可知,Canberra 距离判断法识别率最高。

2) 运算速度。转炉炼钢吹炼状态识别系统是一种在线的实时识别系统,对运算速度也提出一定的要求。灰度共生矩阵方法需要首先统计在规定方向和步长上具有某种像素灰度值关系的像素对出现的频数来构成灰度共生矩阵;然后在灰度共生矩阵的基础上计算纹理特征向量,即二次统计量。灰度共生矩阵是关于位置的二维函数,为了保留更多的灰度信息同时兼顾运算速度,将图像灰度压缩为 16 级,但仍然需要较长的计算时间。灰度差分统计方法是计算灰度差分直方图,可将其视为灰度值的一维函数,运算复杂度最低。颜色共生矩阵方法虽然也需要统计二维的位置信息,但是可按式(8)得到最佳的非均匀量化结果,在降低运算复杂度的同时保证了特征提取精度,兼顾了识别率和运算速度两个方面。

基于广义回归神经网络(General Regression Neural Network, GRNN)和支持向量机(Support Vector Machine, SVM)等不同的转炉终点预测模型性能对比如表 2 所示。

表 2 不同转炉终点预测模型性能对比

模式分类方法	最佳参数	识别率/%
GRNN ^[15]	$Spread = 0.0118$	93.33
SVM ^[16]	—	93.33
K-邻近法 ^[17]	$K = 7$, Euclidean, nearest	96.67
决策树 ^[18]	—	91.67
Canberra 距离 ^[19-20]	—	98.33

5 结语

本文通过研究现有的火焰纹理复杂度提取方法,并分析转炉吹炼过程中不同时期炉口火焰纹理的特点,提出一种基于颜色共生矩阵提取火焰纹理特征描述子的方法并将其应用于转炉吹炼状态的识别中。

1) 在 HSI 颜色空间下通过颜色共生矩阵方法提取火焰颜色纹理,融合了火焰的颜色信息,使得识别结果更符合人眼的感知;通过对 HSI 颜色空间的量化降低了计算复杂度,提升了运算速度,保证了对吹炼状态识别的实时性。

2) 采用高斯归一化方法对特征向量进行归一化,使得在计算相似距离时各分量有相同权重;应用 Canberra 距离作相似度测量,可较好地均衡特征向量中各特征值的作用。

3) 通过与灰度共生矩阵和灰度差分统计方法对比,表明基于颜色共生矩阵的方法对炼钢转炉状态识别有更好的识别率,同时也满足炼钢转炉生产的实时性的要求。

通过提取火焰颜色纹理复杂度的特征建立识别炼钢转炉吹炼状态的模型,能够为基于火焰图像识别转炉吹炼状态的难题提供了一种新的方法和参考。实验结果表明,该方法能够应用于实际转炉炼钢生产中进一步提高吹炼状态的识别精度。

参考文献:

- [1] LIU C. Development, innovation and prospect of converter steelmaking technologies in China [J]. Special Steel Technology, 2013, 19(4):6-9. (刘超. 中国转炉炼钢技术的发展、创新与展望[J]. 特钢技术, 2013, 19(4):6-9.)
- [2] WANG Z, REN K, LIU Z. Sublance technology application of 120 t converter at Laiwu steelmaking plant [J]. Journal of Materials Sciences and Technology, 2009, 19(11): 30-32. (王忠刚, 任科社, 刘忠建. 副枪技术在莱钢 120 t 转炉上的应用[J]. 中国冶金,

- 2009, 19(11): 30–32.)
- [3] SHI Z, WANG G, LI Y. Gas analysis in converter dynamic control technology and its application at Masteel [J]. Iron and Steel, 2007, 42(4): 24–26. (石知机, 汪国才, 李应江. 炉气分析终点控制技术在马钢转炉的应用[J]. 钢铁, 2007, 42(4): 24–26.)
- [4] WEN H, ZHAO Q, CHEN Y, et al. Basic oxygen furnace endpoint forecasting model based on radiation and modified neural network [J]. Acta Optica Sinica, 2008, 28(11): 2131–2135. (温宏愿, 赵琦, 陈延如, 等. 基于炉口辐射和改进神经网络的转炉终点预测模型[J]. 光学学报, 2008, 28(11): 2131–2135.)
- [5] LIU H, ZHANG Y, ZHANG Y, et al. State recognition of BOF based on flame image features and GRNN [J]. Computer Engineering and Applications, 2011, 47(26): 7–10. (刘辉, 张云生, 张印辉, 等. 基于火焰图像特征与 GRNN 的转炉吹炼状态识别[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(26): 7–10.)
- [6] XU L, LI W, ZHANG M, et al. A model of Basic Oxygen Furnace (BOF) end-point prediction based on spectrum information of the furnace flame with Support Vector Machine (SVM) [J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2011, 122(7): 594–598.
- [7] LIU H, WANG B, XIONG X. Basic oxygen furnace steelmaking end-point prediction based on computer vision and general regression neural network [J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2014, 125(18): 5241–5248.
- [8] LIU H, ZHANG Y, ZHANG Y, et al. Texture feature extraction of flame image based on gray-scale difference statistics [J]. Control Engineering of China, 2013, 20(2): 213–218. (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.)
- [9] GADELMAWLA E S. A vision system for surface roughness characterization using the gray level co-occurrence matrix [J]. NDT&E International, 2004, 37(7): 577–588.
- [10] YOU J, WANG S, LI X, et al. Estimate blowing final point by analysing texture features of top-blowing BOF vessel mouth flame [J]. Journal of University of Science and Technology Beijing, 2000, 22(6): 524–528. (尤佳, 王绍纯, 李希胜, 等. 通过转炉炉口火焰纹理分析判断氧气顶吹转炉吹炼终点[J]. 北京科技大学学报, 2000, 22(6): 524–528.)
- [11] MENDOZA F, VALOUS N A, ALLEN P, et al. Analysis and classification of commercial ham slice image using directional fractal dimension features [J]. Meat Science, 2009, 81(2): 313–320.
- [12] PALM C. Color texture classification by integrative co-occurrence matrices [J]. Pattern Recognition, 2004, 37(5): 965–976.
- [13] LIN T. A new adaptive center weighted median filter for suppressing impulsive noise in images [J]. Information Science, 2007, 177(4): 1073–1087.
- [14] ZHOU L, HUANG S. Image dimensionality reduction based on HSI color model [J]. Modern Electronics Technique, 2013, 36(14): 79–81. (周刘兵, 黄硕. 基于 HSI 彩色模型的图像降维技术[J]. 现代电子技术, 2013, 36(14): 79–81.)
- [15] DING S, CHANG X, WU Q, et al. Comparative study of two dimensional vectors pattern classification based on GRNN and BPNN [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2014, 33(5): 56–58. (丁硕, 常晓恒, 巫庆辉, 等. 基于 GRNN 与 BPNN 的二维向量模式分类对比研究[J]. 国外电子测量技术, 2014, 33(5): 56–58.)
- [16] WANG J, GE Y. Texture feature recognition based on Contourlet transform and support vector machine [J]. Journal of Computer Applications, 2013, 33(3): 677–679. (王佳奕, 葛玉荣. 基于 Contourlet 变换和支持向量机的纹理识别方法[J]. 计算机应用, 2013, 33(3): 677–679.)
- [17] YAN X. Weighted KNN classification algorithm based on mean distance of category [J]. Computer Systems and Applications, 2014, 23(2): 128–132. (严晓明. 基于类别平均距离的加权 KNN 分类算法[J]. 计算机系统应用, 2014, 23(2): 128–132.)
- [18] HUANG Y, WANG Y. Decision tree classification based on naive Bayesian and ID3 algorithm [J]. Computer Engineering, 2012, 38(14): 41–43. (黄宇达, 王迤冉. 基于朴素贝叶斯与 ID3 算法的决策树分类[J]. 计算机工程, 2012, 38(14): 41–43.)
- [19] FAKHERI M, SEDGHI T, SHAYESTEH M G, et al. Framework for image retrieval using machine learning and statistical similarity matching techniques [J]. IET Image Processing, 2013, 7(1): 1–11.
- [20] LIU G, YANG J. Content-based image retrieval using color difference histogram [J]. Pattern Recognition, 2013, 46(1): 188–198.

(上接第 256 页)

- [7] MOSTAR P, MALARIC R, JURCEVIC M, et al. System for monitoring and fall detection of patients using mobile 3-axis accelerometers sensors [C]// Proceedings of the 2011 IEEE International Workshop on Medical Measurements and Applications. Piscataway: IEEE, 2011: 456–459.
- [8] NYAN M N, TAY F E H, MANIMARAN M, et al. Garment-based detection of falls and activities of daily living using 3-axis MEMS accelerometer [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2006, 34(1): 1059–1067.
- [9] OOKURA H, YAMAMOTO H, YAMAZAKI K. Development and evaluation of walking path estimation system using sensors of Android device and vector map matching [C]// Proceedings of the 2012 IEEE International Conference on Information Networking. Piscataway: IEEE, 2012: 25–29.
- [10] WANG H, ZHU X, CHANG J. Acceleration and orientation multi-sensor pedometer application design and implementation on the Android platform [C]// Proceedings of the First International Conference on Instrumentation, Measurement, Computer, Communication and Control. Piscataway: IEEE, 2011: 249–253.
- [11] KIM S C, ISRAR A, POUPYREV I. Tactile rendering of 3D features on touch surfaces [C]// Proceedings of the 26th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology. New York: ACM, 2013: 531–538.
- [12] CHU S L, QUEK F, WANG Y, et al. Human-computer interaction—INTERACT 2013 [M]. Berlin: Springer, 2013: 471–478.
- [13] PAL P, VAIDYANATHAN P P. Nested arrays: a novel approach to array processing with enhanced degrees of freedom [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(8): 4167–4181.
- [14] FEARNHEAD P, WYNCOLL D, TAWN J. A sequential smoothing algorithm with linear computational cost [J]. Biometrika, 2010, 97(2): 447–464.