

# 基于改进聚类算法的烧结火焰图像分类

王福斌<sup>1</sup>, 王蕊<sup>1\*</sup>, 武晨<sup>2</sup>

<sup>1</sup>华北理工大学电气工程学院, 河北 唐山 063210;

<sup>2</sup>唐钢国际工程技术股份有限公司, 河北 唐山 063000

**摘要** 烧结机尾断面火焰图像能够最直接有效地反映烧结终点的状态。充分利用火焰断面图像所蕴含的有效信息对烧结终点状态进行分类具有可行性及工程实际意义。提出一种  $K$  均值结合图像颜色特征的分类算法, 实现对烧结机尾断面火焰烧结状态的分类。首先, 对 90 张火焰图像进行预处理, 在烧结机采集的  $320\text{ m}^2$  断面图像上按分辨率  $3024 \times 1700$  像素对红火区域进行统一裁剪, 提取烧结核心区域。对裁剪图像进行  $K$  均值分割, 并对  $K$  分别为 2, 3, 4 的分割图像进行比较, 结果表明  $K$  为 3 时的分割结果可以较准确地将火焰的红火区分割出来。其次, 由于分割后的图像仍存在其他非红火区域, 为了准确地提取红火区的几何特征, 进一步对红火区进行颜色特征提取, 得到最终的红火目标区域分割图像。最后, 将提取的目标图像几何特征作为数据集, 采用 fuzzy C-means (FCM) 算法对烧结终点状态进行分类。与传统 FCM 算法的分类结果对比表明, 所提火焰图像分类算法改善了分类效果。

**关键词** 火焰图像;  $K$  均值分割; 几何特征; 模糊聚类

中图分类号 TP391.41

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0228003

## Classification of Sintered Flame Images Based on Improved Clustering Algorithm

Wang Fubin<sup>1</sup>, Wang Rui<sup>1\*</sup>, Wu Chen<sup>2</sup>

<sup>1</sup>College of Electrical Engineering, North China University of Science and Technology, Tangshan, Hebei 063210, China;

<sup>2</sup>Tang Steel International Engineering Technology Co., Ltd., Tangshan, Hebei 063000, China

**Abstract** The flame image at the tail section of the sintering machine can reflect the state of the sintering endpoint directly and effectively. It is feasible and practical in engineering to utilize the effective information in the flame image to classify the state of the sintering endpoint. Therefore, this paper proposes a classification algorithm based on  $K$ -means with the image color features to classify the sintering states of the flame at the tail section of the sintering machine. First, 90 flame images were preprocessed. The section images with  $320\text{ m}^2$  that were collected by the sintering machine were cut uniformly in the red fire area according to the resolution of  $3024 \times 1700$  pixels. Then, the core areas were extracted and sintered. The  $K$ -mean segmentation of the clipped image and the comparison of the segmentation images with  $K$  values of 2, 3, and 4 show that the segmentation results when  $K=3$  can be used to segment the red fire area of the flame more accurately. Second, the color features of the red fire area are further extracted to obtain the final red fire target area segmentation image, since there are still other nonred fire areas in the segmented image. Finally, the geometric features of the extracted target image were taken as the dataset, and a fuzzy C-means (FCM) algorithm was used to classify the sintering end state. The classification effect of the proposed flame image classification method improves more than that of the traditional FCM algorithm.

**Key words** flame image;  $K$ -mean segmentation; geometric feature; fuzzy clustering

收稿日期: 2021-01-04; 修回日期: 2021-02-04; 录用日期: 2021-04-13

基金项目: 高端钢铁联合研究基金(F2019209323)

通信作者: \*18332725629@163.com

## 1 引言

在钢铁生产过程中,优质烧结矿是高炉优质高产、低耗长寿必要的条件<sup>[1-2]</sup>。烧结终点(burning through point)就是烧结矿烧结结束时的位置,包括三种烧结状态,烧结均匀、过烧、欠烧,是评价烧结生产过程是否正常运行的重要指标,是与烧结矿的成本、质量、产量和能源消耗紧密相关的重要工艺参数,也是烧结机操作的主要依据。准确的烧结终点的识别可以提高烧结矿的质量,也可以很大程度地降低能耗以及对环境的压力。但是由于在烧结料燃烧的过程中无法直接获得内部的热状态,大多数学者基本上通过分析与烧结终点相关的可测参数之间的相关性,建立相关的烧结终点预测模型,用数学计算的方法间接算出终点位置。数学计算的方法主要有风箱废弃温度法<sup>[3]</sup>、负压法<sup>[4]</sup>、风箱废弃成分法等。尽管以上研究都可以间接计算出烧结终点,但是普遍都存在计算结果偏差、应用比较局限的不足。

近些年来出现的一种方法是通过机尾烧结矿断面图像来判断烧结终点,这种方法的基本结构是在机尾安装 CCD 相机,通过计算机对摄像机采集到的烧结矿断面的红火层图像进行处理,得到烧结终点。

Fuzzy C-means(FCM)算法是一种基于目标函数的无监督学习算法,应用范围比较广泛,但同时也存在一些问题:烧结火焰图像背景中存在噪声,有烟尘及亮度不均匀等干扰因素;往往根据经验设定初始化参数,并且参数对结果的影响较大。

为了提高烧结火焰图像分类的准确性,本文提出了一种新的基于改进 FCM 的对火焰图像进行分类的算法。该算法首先将 K 均值分割算法引入到 FCM 算法中,利用 K 均值算法对预处理后的烧结火焰图像进行分割,并提取红火区的颜色特征,将红火区分割出来,减小了提取的几何特征中的误差,避免了火焰图像背景中的噪声对分类结果的影响。然后,通过对红火区几何特征数据进行比较,确定算法的初始化参数,运用 K 均值分类去掉一些异常值,减轻异常值对正常值隶属度的影响,从而得到烧结火焰图像的分类。

## 2 改进算法及实现过程

### 2.1 K 均值算法原理

K 均值算法自提出就因为效率高、易于实现、

计算量低等优点而备受关注<sup>[5]</sup>。彩色图像中的每一个像素是三维空间中的一个点,三维分别对应红、绿、蓝三原色的强度,基于 K 均值聚类算法的图像分割是以图像的像素为数据点的,按照期望的簇数进行聚类,以每个像素点替代其对应的聚类中心。

给定  $D$  维欧几里得空间的一组数据  $\{x_1, \dots, x_N\}$ ,要求是将其聚成  $K$  个簇,将距离较近的点聚为一个簇,不同簇的点之间距离较远。 $K$  均值聚类算法就是寻找  $K$  个聚类中心  $\mu_k (k=1, \dots, K)$ ,并将所有的数据分配到距离其最近的聚类中心上,使得每个点与其相应的聚类中心距离的平方和最小。引入二值变量  $\lambda_{nk} \in \{0, 1\}$  来表示数据点  $x_n$  对于聚类中心  $\mu_k$  的归属。

$K$  均值算法的聚类模型可以描述为一个优化问题<sup>[6]</sup>,表达式为

$$J = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K (\lambda_{nk} |x_n - \mu_k|^2), \quad (1)$$

式中:  $\mu_k$  为数据点  $x_i$  对于聚类  $k$  的归属;  $|x_n - \mu_k|$  为第  $n$  个样本与第  $k$  类聚类中心的欧氏距离。

$K$  均值算法分割的具体步骤如下。

1) 随机选择聚类中心  $\mu_k$  的初始值,求使损失函数  $J$  最小的数据点的归属值  $\lambda_{nk}$ 。

2) 固定  $\lambda_{nk}$ ,求使函数  $J$  最小的聚类中心  $\mu_k$ 。令  $J$  对  $\mu_k$  的导数为 0,得到

$$\sum_{n=1}^N \lambda_{nk} (x_n - \mu_k) = 0. \quad (2)$$

因此  $\mu_k$  的取值为

$$\mu_k = \frac{\sum_n \lambda_{nk} x_n}{\sum_n \lambda_{nk}}. \quad (3)$$

对于第  $k$  个聚类,  $\lambda_{nk}$  取 1 时的个数就是属于该聚类的点的个数,因此  $\mu_k$  等于属于该聚类的点均值。

### 2.2 颜色提取

由于在使用  $K$  均值算法分割后的图形还存在其他非红火区域,根据每个区域所显示的颜色不同,将红火区的特定颜色部分提取出来,将其他部分变为白色,便于更加准确地提取红火区的几何数据。

1) 将 RGB 图像转换为 HSV 图像。

$$h = \begin{cases} 0^\circ, & V_{\max} = V_{\min} \\ 60^\circ \times \frac{g-b}{V_{\max}-V_{\min}} + 0^\circ, & V_{\max} = r \text{ and } g \geq b \\ 60^\circ \times \frac{g-b}{V_{\max}-V_{\min}} + 360^\circ, & V_{\max} = r \text{ and } g < b \\ 60^\circ \times \frac{g-b}{V_{\max}-V_{\min}} + 120^\circ, & V_{\max} = g \\ 60^\circ \times \frac{g-b}{V_{\max}-V_{\min}} + 240^\circ, & V_{\max} = b \end{cases}, \quad (4)$$

$$l = \frac{1}{2}(V_{\max} + V_{\min}), \quad (5)$$

$$s = \begin{cases} 0, & l = 0 \text{ or } V_{\max} = V_{\min} \\ \frac{V_{\max} - V_{\min}}{V_{\max} + V_{\min}} = \frac{V_{\max} - V_{\min}}{2l}, & 0 < l \leq \frac{1}{2} \\ \frac{V_{\max} - V_{\min}}{2 - (V_{\max} + V_{\min})} = \frac{V_{\max} - V_{\min}}{2 - 2l}, & l > \frac{1}{2} \end{cases}, \quad (6)$$

式中： $V_{\max}$  为颜色空间(R,G,B)中的最大值， $V_{\min}$  为颜色空间(R,G,B)中的最小值。 $h$ 值通常规范化为  $0^\circ \sim 360^\circ$ ，HSL 和 HSV 有同样的色相定义，但是其他分量不同。HSV 的  $s$  和  $v$  值定义为

$$s = \begin{cases} 0, & V_{\max} = 0 \\ \frac{V_{\max} - V_{\min}}{V_{\max}} = 1 - \frac{V_{\min}}{V_{\max}}, & V_{\max} \neq 0 \end{cases}, \quad (7)$$

$$v = V_{\max} \quad (8)$$

2) 创建一个白色图像, 根据需要来控制 H 通道并提取特定颜色部分, 如图 1 所示, 并将提取出来的部分复制到白色图像上。

3) 将 HSV 图像转换至 RGB 图像进行显示。

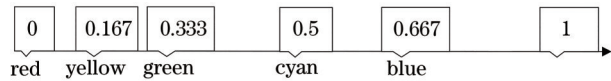


图 1 H 通道控制不同颜色取值范围

Fig. 1 The H channel controls the range of different color values

### 2.3 FCM 原理

FCM 算法引入模糊信息, 使得其对数据样本的划分较为柔软<sup>[7]</sup>, 是一种用隶属度确定每个数据点属于某个聚类的程度的聚类算法。FCM 算法是典型的无监督机器学习算法<sup>[8]</sup>, 把一个没有类别标记的样本集按某种准则划分为若干个子集(类), 使相似的样本尽可能地归为一类, 而将不相似的样本尽量划分到不同的类中<sup>[9-10]</sup>。模糊聚类由于能够描述样本类属的中介性, 能更客观地反映现实世界, 目

前已成为聚类分析的主流。

设样本集  $\mathbf{X} = \{x_1, x_2, \dots, x_p\} \in \mathbf{R}^t$ ,  $t$  是样本空间维数。FCM 算法的聚类模型可以描述为一个优化问题<sup>[11]</sup>, 表达式为

$$J_{\text{FCM}}(\mathbf{U}, \mathbf{V}) = \sum_{j=1}^p \sum_{i=1}^c (u_{ij})^m |x_j - v_i|^2, \quad (9)$$

式中： $c$  为对  $\mathbf{X}$  进行划分的聚类个数； $\mathbf{V}$  为聚类中心且  $\mathbf{V} = \{v_1, v_2, \dots, v_p\}$ ； $\mathbf{U}$  为尺寸是  $c \times p$  的模糊划分矩阵； $m$  为模糊系数； $u_{ij}$  为第  $j$  个样本  $x_j$  属于第  $i$  类的隶属度值； $|x_j - v_i|$  为第  $j$  个样本与第  $i$  类的聚类中心的欧氏距离。

在 (9) 式的基础上, 有约束条件, 即  $\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, 0 \leq u_{ij} \leq 1, 1 \leq i \leq c, 1 \leq j \leq p$ 。FCM 算法的具体步骤如下。

1) 设定聚类个数  $c$ , 设置迭代计数器  $q=0$ , 迭代停止阈值  $\epsilon$ , 模糊指数  $m$ , 最大迭代数  $T$ 。

2) 用 FCM 算法初始化中心矩  $\mathbf{V}^{(0)}$ 。

3) 计算  $\mathbf{U}^{(q+1)}$ 。

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{q=1}^c \left[ \frac{d_{ij}(x_j, v_i)}{d_{jq}(x_j, v_i)} \right]^{\frac{2}{m-1}}}. \quad (10)$$

4) 计算  $\mathbf{V}^{(q+1)}$ 。

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^p (u_{ij})^m x_j}{\sum_{j=1}^p (u_{ij})^m} \quad (11)$$

5) 如果  $\|U^{(q)} - U^{(q-1)}\| \leq \epsilon$ , 停止迭代; 否则  $q = q + 1$ , 转到步骤 2)。

### 3 所提算法步骤

所提算法流程如图 2 所示

1) 为保证所采集的烧结火焰图像像素规格具有一致性, 首先对图像进行裁剪处理。将图像的尺寸统一处理为  $3024 \times 1700$  像素。选取过烧图像样本 15 个, 正常烧结图像样本 39 个, 欠烧图像样本 36 个, 分别标为第一类、第二类、第三类断面火焰图像。

2) 对处理好的烧结火焰进行  $K$  均值分割。  $K$  均值聚类结果容易受到所选聚类中心个数  $K$  的影响, 比较  $K=2, 3, 4$  时不同的分割效果, 结果表明  $K=3$  时红火区分割得比较准确并且易将红火区提取出来。部分图像分割效果如图 3 所示。

3) 由于分割后的火焰图像存在非红火区部分, 影响了后面对红火区几何特征的提取。因此对红火区部分的颜色进行提取, 结果如图 4 所示。通过颜色提取将红火区准确地提取出来, 有效地保证了红火区的完整性。非红火区变为白色背景, 为后面

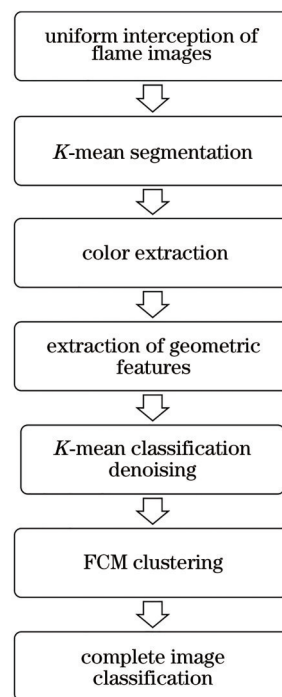


图 2 所提算法流程

Fig. 2 Flowchart of the proposed algorithm

准确提取红火区的几何特征打下了良好的基础。

4) FCM 算法的初始化参数设定非常重要, 不同的参数对分割的效果影响很大。为了寻找几个比较合理的几何特征参数作为初始化输入, 分别提取了 90 张分割后的红火区的面积、长轴、短轴、离

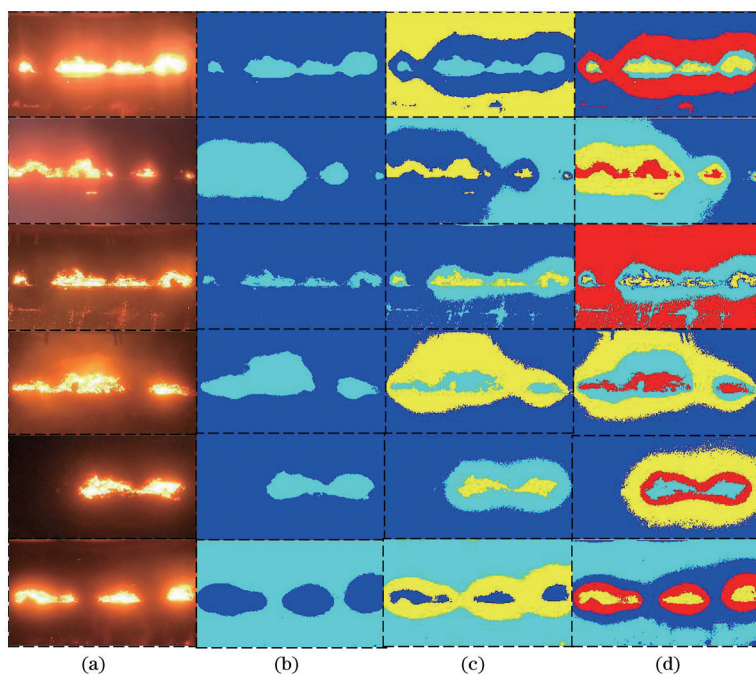


图 3 分割效果对比。(a)原始烧结图像;(b)  $K=2$ ; (c)  $K=3$ ; (d)  $K=4$

Fig. 3 Comparison of segmentation effects. (a) Original sintering images; (b)  $K=2$ ; (c)  $K=3$ ; (d)  $K=4$

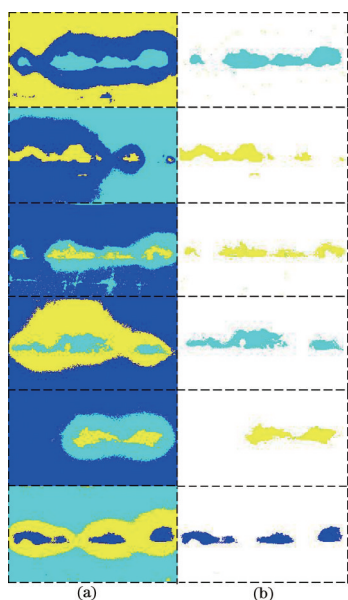


图 4 颜色提取效果对比。(a)  $K$  均值算法分割后的图像；  
(b) 颜色提取后的红火区

Fig. 4 Comparison of color extraction effect. (a) Image segmented by  $K$ -mean algorithm; (b) red fire area after color extraction

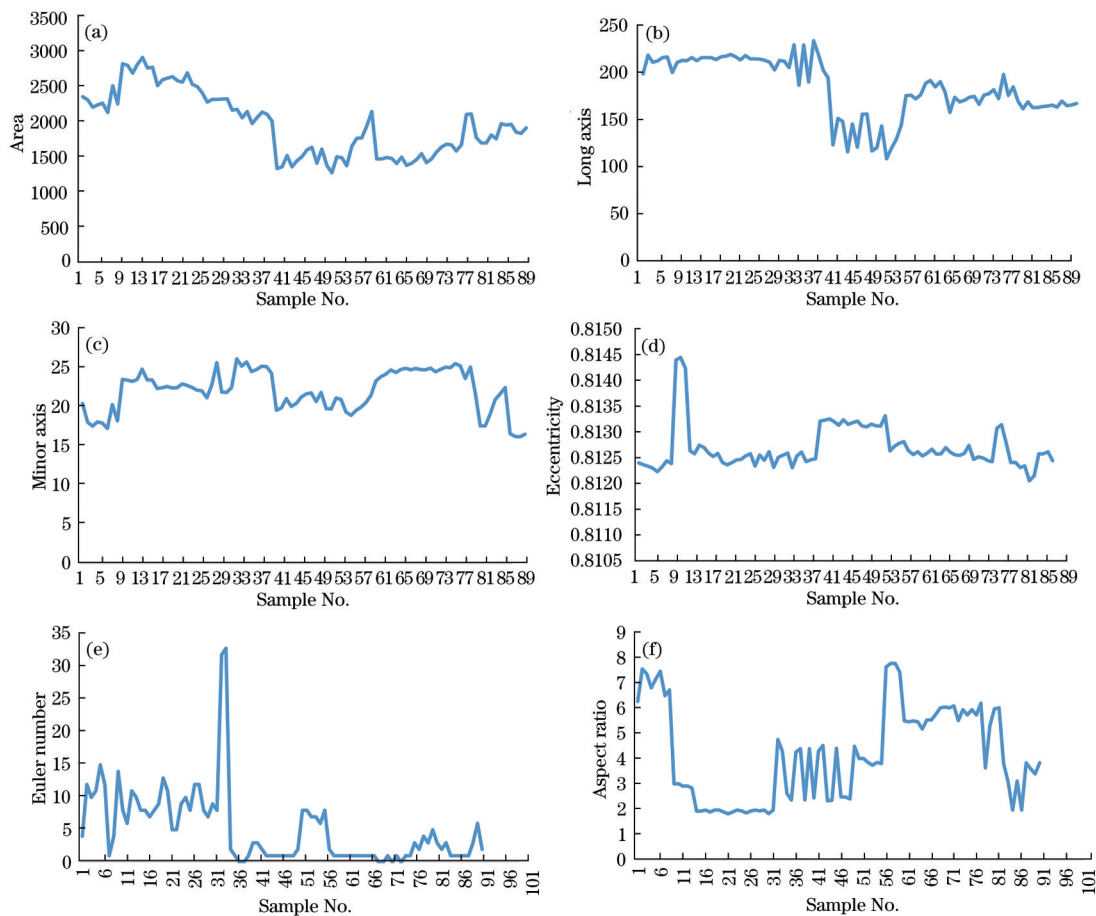


图 5 几何特征数据。(a) 面积；(b) 长轴；(c) 短轴；(d) 离心率；(e) 欧拉数；(f) 纵横比

Fig. 5 Geometric feature data. (a) Area; (b) long axis; (c) minor axis; (d) eccentricity; (e) Euler number; (f) aspect ratio

心率、欧拉数、纵横比数据进行比较,结果如图 5 所示。

由图 5(a)、(e)、(f)可以看出,几何参数参差不齐,各个数据的变化没有明显的区分性。而图 5(b)、(c)、(d)中结果有比较明显的区别。因此,将火焰图像红火区的长轴、短轴、离心率作为 FCM 算法的初始化参数。

5) FCM 算法容易受到异常值的影响,主要原因是除了簇中心外,任意样本点的隶属度均会被分摊到不同数据簇中<sup>[12]</sup>。为了避免这些异常值对最后分类结果的影响,利用  $K$  均值分类算法寻找噪点,去掉噪点后,将烧结火焰图像的几何特征作为 FCM 算法的输入,最大迭代数  $T$  为 100,聚类个数  $c$  为 3,模糊指数  $m$  为 2.2,进行 FCM 分类,结果如图 6 所示。纵坐标为类别隶属度值,结果表明,FCM 算法各个类别的隶属度矩阵值得到了比较明显的提升。

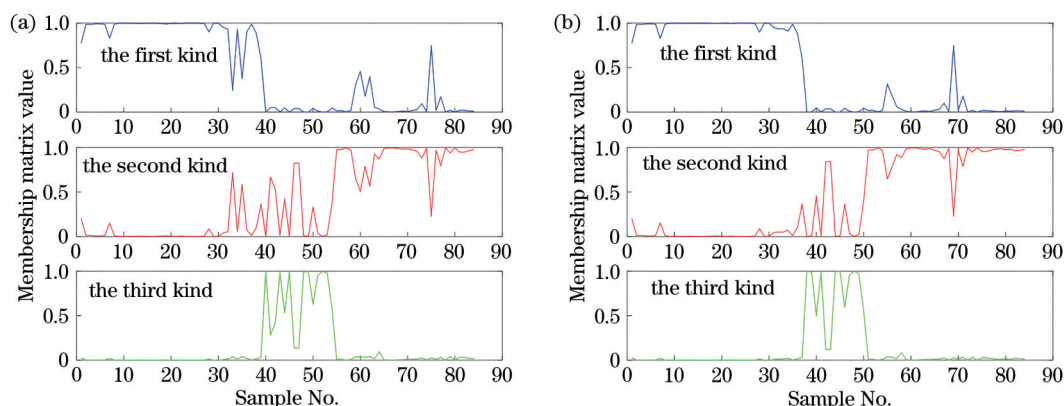


图 6 FCM算法分类结果。(a)去噪前;(b)去噪后

Fig. 6 Classification results of FCM algorithm. (a) Before denoising; (b) after denoising

### 4 算法验证

通过对比结合  $K$  均值的 FCM 算法(K-FCM)和常规 FCM 算法,对烧结图像分类结果的迭代次数、分类准确率、隶属度矩阵值、聚类结果进行比较来检验所提算法的优越性。

为了验证 K-FCM 算法在图像分类准确率和迭代次数方面的优势,分别对去除噪点后的 84 张图像

进行了仿真实验,统计了迭代次数,验证了测试集分类结果的正确性。 $K$  聚类算法的前置处理对迭代次数的提升起到了关键性的作用。利用  $K$  聚类算法准确得到了火焰的几何特征,相同类别之间几何特征数据相似度接近,各个样本点与聚类中心的欧氏距离相比没有前置处理的欧氏距离更小,迭代次数减少,如图 7 所示。

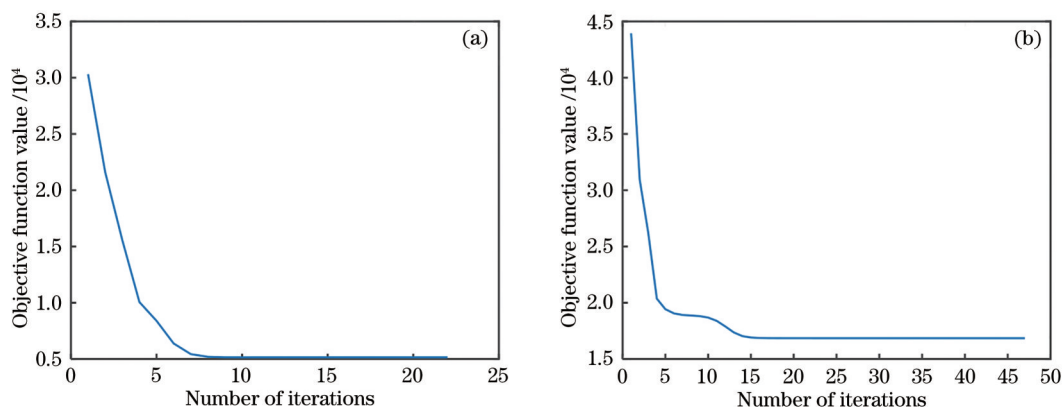


图 7 迭代次数对比。(a) K-FCM;(b)常规 FCM

Fig. 7 Comparison of number of iterations. (a) K-FCM; (b) conventional FCM

同时分类结果的准确性得到了极大程度的提高,前置  $K$  聚类算法同样对精度的提升起着关键性的作用。 $K$  聚类算法将烧结火焰图像红火区准确地分割出来,因此红火区的几何数据相较于未进行前置处理的数据更加准确。FCM 算法的输入的准确性得到提升,进而精确度也得到了提升,如表 1 所示,充分验证了 K-FCM 算法的优越性。通过对三种分类结果的准确率进行对比可以看出,K-FCM 算法对正常燃烧与欠烧的分类准确率达到 100%,过烧的分类准确率达到 97.06%,如表 2 所示。K-FCM

表 1 分类准确率对比

Table 1 Comparison of classification accuracy

Parameter	K-FCM	Conventional FCM
Accuracy / %	98.81	72.62

算法在对正常燃烧的分类上有着显著的优越性。

三类分类结果的隶属度矩阵值如图 8 所示,聚类结果如图 9 所示。由图 8 可知,常规 FCM 算法分类后存在一部分样本隶属度不高的结果,介于 0 与 1 之间,造成分类结果不明确,分类的准确度不高。运用 K-FCM 算法之后,三种分类中属于此类的样

表 2 三种分类结果的准确率对比

Table 2 Comparison of classification accuracy of the three classification results unit: %

Model	Normal combustion	Undersintering	Oversintering
Conventional			
FCM	72.97	100	70.59
K-FCM	100	100	97.06

本的隶属度矩阵值大部分都比较接近于 1, 不属于

该类样本的隶属度大部分为 0, 增强了分类结果的准确性。第一类中, 样本 38~50 为欠烧图像隶属度矩阵值, 第二类中, 样本 51~84 为正常燃烧火焰图像隶属度矩阵值, 第三类中, 样本 1~37 为过度燃烧火焰图像隶属度矩阵值, 如图 8 所示。由图 9 可知, 图中的横纵坐标为几何特征数值, K-FCM 聚类后的结果相较于常规 FCM 聚类后的结果更加集中, 到聚类中心的欧氏距离更小。

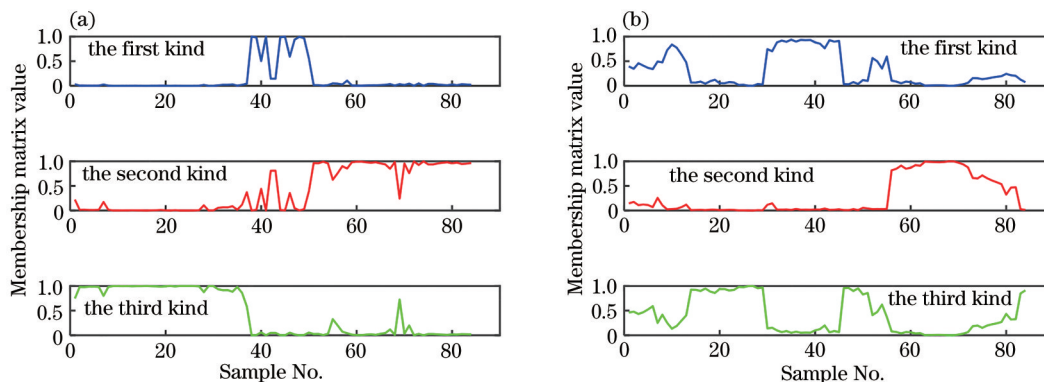


图 8 分类隶属度对比。(a) K-FCM; (b) 常规 FCM

Fig. 8 Comparison of classification membership. (a) K-FCM; (b) conventional FCM

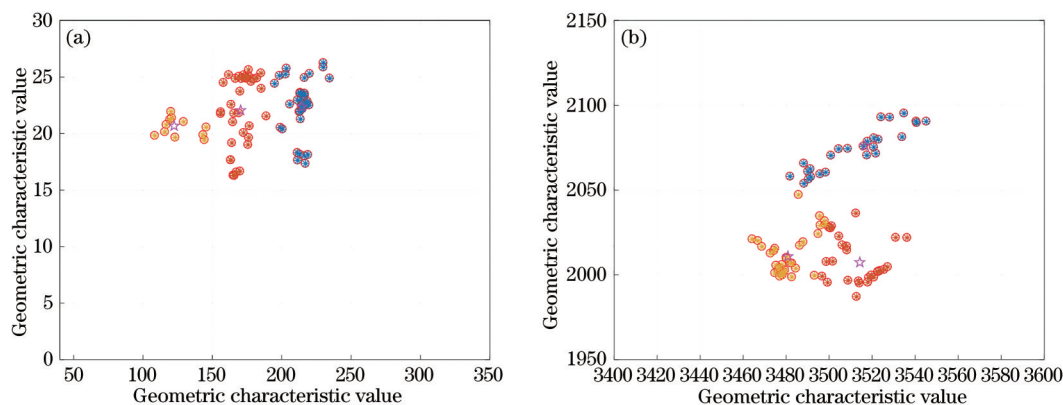


图 9 聚类结果对比。(a) K-FCM; (b) 常规 FCM

Fig. 9 Comparison of clustering results. (a) K-FCM; (b) conventional FCM

## 5 结 论

对烧结火焰图像分类的问题展开了研究, 提出了一种基于聚类分析的 K-FCM 算法, 利用 K 均值分割算法对烧结火焰图像进行初步分割, 得到分割准确的红火区部分, 再通过颜色提取去掉其他非红火区的部分, 以便得到准确的烧结图像红火区的几何数据。通过 K 均值聚类去掉异常样本, 将其他正常样本的红火区的几何数据作为初始化参数输入到 FCM 算法进行聚类, 从而完成图像的分类。通

过仿真发现, 所提算法在烧结终点判断上的隶属度矩阵值较高, 迭代次数少, 准确度为 98.81%, 相较于常规 FCM 有显著的优越性。

## 参 考 文 献

[1] Jin Y L, He Z J, Wang C. Analysis on low carbon emission of blast furnace with different raw materials structure[J]. Iron & Steel, 2019, 54(7): 8-16.  
金永龙, 何志军, 王川. 不同炉料结构高炉实现低碳排放的解析[J]. 钢铁, 2019, 54(7): 8-16.

[2] Liu S Q. Application of reasonable burden structure

- of 2500 m<sup>3</sup> blast furnace in Xinyu steel[J]. *Jiangxi Metallurgy*, 2018, 38(5): 13-16.
- 刘守权. 新钢 2500 m<sup>3</sup>高炉合理炉料结构的应用[J]. *江西冶金*, 2018, 38(5): 13-16.
- [3] Zhou Y R. Research on on-line evaluation system of sintering quality grade based on tail section image and bellows temperature[D]. Hefei: Anhui University, 2013.
- 周雨润. 基于机尾断面图像和风箱温度的烧结质量等级在线评测系统的研究[D]. 合肥: 安徽大学, 2013.
- [4] Ganin D R, Panychev A A. New model of the sintering process[J]. *Metallurgist*, 2013, 57(5): 397-401.
- [5] Yang M S, Nataliani Y. Robust-learning fuzzy c-means clustering algorithm with unknown number of clusters[J]. *Pattern Recognition*, 2017, 71: 45-59.
- [6] Zhao W L, Deng C H, Ngo C W. K-means: a revisit [J]. *Neurocomputing*, 2018, 291: 195-206.
- [7] Chen Y K. Automatic microseismic event picking via unsupervised machine learning[J]. *Geophysical Journal International*, 2018, 212(1): 88-102.
- [8] Yu S S, Chu S W, Wang C M, et al. Two improved k-means algorithms[J]. *Applied Soft Computing*, 2018, 68: 747-755.
- [9] Zhang J Y, Li Z Y. Kernel-based algorithm with weighted spatial information intuitionistic fuzzy C-means[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(9): 2162-2168.
- 张洁玉, 李佐勇. 基于核空间的加权邻域约束直觉模糊聚类算法[J]. *电子与信息学报*, 2017, 39(9): 2162-2168.
- [10] Bezdek J C. Cluster validity with fuzzy sets[J]. *Journal of Cybernetics*, 1973, 3(3): 58-73.
- [11] Bezdek J C. Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms[M]. New York: Plenum Press, 1981.
- [12] Gao Y L, Wang Z H, Pan J Y, et al. Robust fuzzy C-means based on adaptive relaxation[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 42(7): 1774-1781.
- 高云龙, 王志豪, 潘金艳, 等. 基于自适应松弛的鲁棒模糊 C 均值聚类算法[J]. *电子与信息学报*, 2020, 42(7): 1774-1781.