

中图法分类号: TP751.1 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)10-1478-07

索引信息: 王培珍,毛雪芹,毛雪菲,高尚义,张代林. 基于均值偏移和边缘置信度的焦炭显微图像分割[J].

中国图象图形学报,2010,15(10):1478-1484

基于均值偏移和边缘置信度的焦炭显微图像分割

王培珍¹⁾,毛雪芹¹⁾,毛雪菲¹⁾,高尚义²⁾,张代林³⁾

¹⁾(安徽工业大学电气信息学院,马鞍山 243002) ²⁾(济南钢铁集团有限公司中厚板厂,济南 250101)

³⁾(安徽工业大学煤的洁净转化与综合利用安徽省重点实验室,马鞍山 243002)

摘要:针对焦炭显微图像中光学组织的特点,提出了一种结合均值偏移和边缘置信度的焦炭显微图像分割。该方法首先计算图像像素的边缘置信度,利用边缘置信度设计均值偏移算法中的权值函数,对特征空间的采样点进行加权,以提高模式点检测的准确性;然后以扩展的均值偏移向量进行迭代,实现焦炭显微图像的初步分割;由于在初步分割中产生过多的聚类数,导致了相同组分区域的过分割。因此通过空域距离和区域边界像素的置信度平均值设置合并条件,合并相同光学组分的焦炭区域,实现图像的最终分割。实验表明,该方法能够有效地分割出焦炭显微图像中不同光学组织组分区域,为焦炭光学组织的自动识别提供可靠依据。

关键词:焦炭光学组织;显微图像;均值偏移;边缘置信度;权值函数;图像识别

Coke micrograph segmentation based on mean shift and edge confidence

WANG Peizhen¹⁾, MAO Xueqin¹⁾, MAO Xuefei¹⁾, GAO Shangyi²⁾, ZHANG Dailin³⁾

¹⁾(School of Electrical Engineering & Information, Anhui University of Technology, Ma' anshan, Anhui 243002)

²⁾(Medium and Heavy plate Factory of Jigang Group Co. Ltd., Jinan 250101)

³⁾(Anhui Key Laboratory of Coal clean conversion and utilization, Anhui university of technology, Ma' anshan 243002)

Abstract: In view of characteristics for coke optical texture in micrograph, a segmentation algorithm, combining mean shift and edge confidence, is proposed. Firstly, the edge confidence of image pixels is calculated. With the edge confidence, the weighting function of mean shift algorithm is computed. The sampling points of feature space are weighted in order to improve the accuracy of detected modes. Secondly, coke optical texture is segmented preliminarily by iterating the weighted mean shift vector. Because that the number of clusters in initial segmentation is larger than that of the actual clusters, which may result in over-segmentation, combining conditions are set by the spatial distance and the average value of the edge confidence, which are used to combine regions of homogenous texture. The coke optical texture is finally segmented with the new combining conditions. Experimental results show that with the proposed algorithm the segmentation among different optical textures of coke is reasonable and effective, which offers a reliable foundation for the recognition of coke optical texture.

Keywords: coke optical texture; micrograph; mean shift; edge confidence; weighting function; image recognition

0 引言

焦炭的显微结构(包括气孔,孔壁及微裂纹)对

焦炭的反应性,热传导性能,强度等有直接影响,焦炭显微结构在显微镜下呈现不同的光学组织,因此对焦炭光学组织进行分析与识别对指导高炉生产具有重要的理论和实际意义。对焦炭光学组织中不同

基金项目:国家自然科学基金项目(50874001)。

收稿日期:2009-03-29;改回日期:2009-07-08

第一作者简介:王培珍(1966—),女,教授,博士。2005年6月于合肥工业大学获电力电子与电力传动博士学位。主要研究方向为图像处理与分析,发表论文40余篇。E-mail:pzhwang@126.com。

组分进行合理的分割是实现焦炭光学组织自动识别与分类的前提和基础。

焦炭光学组织图像是在不同偏光下通过 500 倍显微镜后由 CCD 成像获取,各种成分之间在颜色、纹理、形状上具有差别。由于图像中不同成分邻接处的边界模糊,图像中具有一定的模糊性和不确定性。模糊 C 均值(FCM)方法是处理这类问题的常用方法^[1],但目前 FCM 算法要求聚类原形参数的先验知识(初始中心和聚类数目),否则会产生较多的误分割。均值偏移算法是一种用于寻找特征空间概率密度函数局部最大点的有效方法,其核心思想是将密度梯度为零的采样点作为特征空间聚类的模式点,在聚类的过程中无须指定聚类的数目,特征空间的数据点根据梯度方向自动聚类到模式点。该算法最早由 Fukunaga 等人于 1975 年在一篇关于概率密度梯度函数的估计中提出来^[2],直到 1995 年 Cheng 在文献中对基本的均值偏移算法做出改进并给出可能的应用领域^[3]。Comaniciu 等人把均值偏移算法成功地运用于特征空间的分析,对图像进行平滑和分割处理,并证明了此算法在满足一定条件下,可收敛到最近的一个概率密度函数的稳定点^[4-5]。均值偏移算法近年来被广泛应用于图像分割^[6]和跟踪^[7]等计算机视觉领域。

1 均值偏移原理

1.1 基本均值偏移

给定 d 维空间 \mathbf{R}^d 中的 n 个样本点 $\mathbf{x}_i, i=1, \dots, n$, 在 \mathbf{x} 点处均值偏移向量的基本形式定义为

$$\mathbf{M}_h(\mathbf{x}) \equiv \frac{1}{k} \sum_{\mathbf{x}_i \in S_h} (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}) \quad (1)$$

式中, S_h 是一个半径为 h 的高维球区域, 满足以下关系的采样点 \mathbf{x}_i 集合:

$$S_h(\mathbf{x}) \equiv \{\mathbf{x}_i : (\mathbf{x}_i - \mathbf{x})^T (\mathbf{x}_i - \mathbf{x}) \leq h^2\} \quad (2)$$

k 表示在这 n 个样本点 \mathbf{x}_i 中, 有 k 个点落入 S_h 区域中。 $(\mathbf{x}_i - \mathbf{x})$ 是样本点 \mathbf{x}_i 相对于点 \mathbf{x} 的偏移向量, 式(1)定义的均值偏移向量 $\mathbf{M}_h(\mathbf{x})$ 就是对落入区域 S_h 中的 k 个样本点相对于点 \mathbf{x} 的偏移向量求和然后再平均。

如图 1 所示, 大圆圈所圈定的范围是 S_h , 小圆圈代表落入 S_h 区域内的样本点 $\mathbf{x}_i \in S_h$, 黑点就是均值偏移的基准点 \mathbf{x} , 箭头表示样本点相对于基准点 \mathbf{x} 的偏移向量, 明显看出, 平均的偏移向量 $\mathbf{M}_h(\mathbf{x})$ 会指向样本分布最多的区域, 也就是概率密度函数的梯度方向。

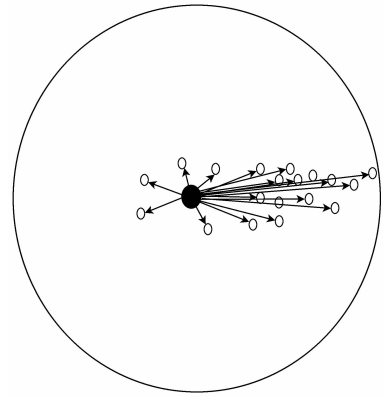


图 1 均值偏移算法的路径图

Fig. 1 Path diagram of mean shift algorithm

1.2 扩展的均值偏移

离 \mathbf{x} 越近的采样点对估计 \mathbf{x} 周围的统计特性越有效, 因此引入核函数的概念。

定义 \mathbf{X} 代表一个 d 维的欧氏空间, \mathbf{x} 是该空间中的点。 \mathbf{x} 的模 $\|\mathbf{x}\|^2 = \mathbf{x}^T \mathbf{x}$ 。 \mathbf{R} 表示实数域。如果一个函数 $K: \mathbf{X} \rightarrow \mathbf{R}$ 存在一个剖面函数 $k: [0, \infty] \rightarrow \mathbf{R}$, 即

$$K(\mathbf{x}) = k(\|\mathbf{x}\|) \quad (3)$$

并且满足: 1) k 是非负的; 2) k 是非增的, 即如果 $a < b$, 那么 $k(a) \geq k(b)$; 3) k 是分段连续, 并且 $\int_0^\infty k(r) dr < \infty$ 。那么函数 $K(\mathbf{x})$ 被称为核函数。

核函数定义了采样点 \mathbf{x}_i 与核中心 \mathbf{x} 之间的距离度量, 反映了它们之间的相似程度, 对每个样本都引入一个权重系数。基本的均值偏移向量扩展为

$$\mathbf{M}_h(\mathbf{x}) = \frac{\sum_{i=1}^n K_H(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}) w(\mathbf{x}_i) (\mathbf{x}_i - \mathbf{x})}{\sum_{i=1}^n K_H(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}) w(\mathbf{x}_i)} \quad (4)$$

式中, $K_H(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}) = |\mathbf{H}|^{-1/2} K(H^{-1/2}(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}))$, $K(\mathbf{x})$ 为单位核函数; \mathbf{H} 为正定的对称 $d \times d$ 矩阵, 一般称为带宽矩阵; $w(\mathbf{x}_i) \geq 0$ 为赋给采样点 \mathbf{x}_i 的权重。带宽矩阵 \mathbf{H} 正比于单位矩阵, 即 $\mathbf{H} = h^2 \mathbf{I}$ 。因此式(4)又可以写成:

$$\begin{aligned} \mathbf{M}_h(\mathbf{x}) &= \frac{\sum_{i=1}^n K\left(\frac{\mathbf{x}_i - \mathbf{x}}{h}\right) w(\mathbf{x}_i) (\mathbf{x}_i - \mathbf{x})}{\sum_{i=1}^n K\left(\frac{\mathbf{x}_i - \mathbf{x}}{h}\right) w(\mathbf{x}_i)} = \\ &= \frac{\sum_{i=1}^n K\left(\frac{\mathbf{x}_i - \mathbf{x}}{h}\right) w(\mathbf{x}_i) \mathbf{x}_i}{\sum_{i=1}^n K\left(\frac{\mathbf{x}_i - \mathbf{x}}{h}\right) w(\mathbf{x}_i)} - \mathbf{x} \end{aligned} \quad (5)$$

式(5)右边的第 1 项记为 $m_h(\mathbf{x})$, 即

$$m_h(\mathbf{x}) = \frac{\sum_{i=1}^n K\left(\frac{\mathbf{x}_i - \mathbf{x}}{h}\right) w(\mathbf{x}_i) \mathbf{x}_i}{\sum_{i=1}^n K\left(\frac{\mathbf{x}_i - \mathbf{x}}{h}\right) w(\mathbf{x}_i)} \quad (6)$$

2 改进的均值偏移算法

利用均值偏移算法进行图像分割时, 首先将图像像素转换成特征空间的采样点, 然后对采样点进行均值偏移聚类, 找到突出的模式点, 再把不太突出的模式点删除。当所有模式点都被筛选过后, 聚类或者说分割也就完成。特征空间中的聚类对应于图像空间的分割。

2.1 改进算法原理

充分地利用像素的梯度相位信息, 由邻域中心的梯度相位确定标准的边缘模板, 将归一化的图像像素矢量和标准模板相关系数的绝对值作为边缘的置信度, 再利用此边缘置信度来设计均值偏移的权值函数, 对特征空间的采样点加权, 提高模式点检测的准确性。

2.1.1 边缘置信度的定义

记 W_1 和 W_2 为在 $m \times m$ 窗口中计算图像梯度的两个差分模板。它们定义了 $\mathbf{R}^{(2m+1)^2}$ 中的超平面, W_{\perp} 为其正交分量(图 2)。

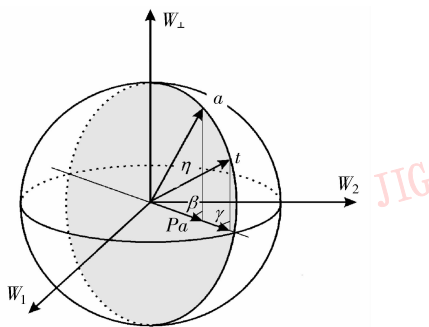


图 2 边缘置信度定义图

Fig. 2 Definition diagram of edge confidence

数据矢量被归一化为单位矢量, $\|\mathbf{a}\| = 1$, 它在梯度算子平面上的投影记为 Pa 。根据 W_1 和 W_2 的定义可知, Pa 的方向是梯度方向的估计, 即 β 且为直角。在平面上确定一点作矢量 Pa 延长线的垂线, 则形成 β 方向上的标准边缘模板 t , 其方向记为 γ , β 和 γ 方向角度相等。于是定义一种简单的边缘置信度:

$$\eta = |\mathbf{t}^T \mathbf{a}| \quad (7)$$

图像中每一个像素都和一个 η 值相对应, η 值是根据 $\mathbf{R}^{(2m+1)^2}$ 空间中的单位矢量 \mathbf{t} 和 \mathbf{a} 计算得到。

2.1.2 图像梯度幅度的归一化处理

记 $\hat{g}_{[1]} < \dots < \hat{g}_k < \hat{g}_{[k+1]} < \dots < \hat{g}_N$ 为不同的梯度幅度值。像素的梯度幅度值 \hat{g}_k 用一个相对的概率函数代替:

$$\rho_k = Prob[\hat{g} \leq \hat{g}_{[k]}] \quad (8)$$

注意到 ρ_k 是累积梯度幅度分布的百分比。

于是, 每一个像素和两个介于 0 ~ 1 之间的变量 ρ 和 η 相关联。 ρ 估计像素的梯度幅度, η 根据梯度的相位及标准边缘模板估计像素的边缘置信度。像素的梯度幅值和边缘置信度构成了 $\rho\eta$ 图, $\rho\eta$ 图中的任意一点表示一个像素。

2.1.3 权函数的设计

根据梯度的幅度及边缘的置信度得到焦炭光学组织图像像素的 $\rho\eta$ 图(图 3)。

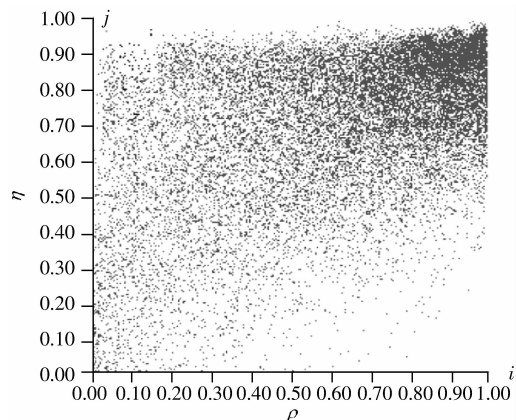


图 3 焦炭图像像素的 $\rho\eta$ 图

Fig. 3 The $\rho\eta$ - diagrams of coke image pixels

此时每个像素和 $\rho\eta$ 两个参数相关联, 判别门限不再是简单的一个阈值点, 而是平面上的一个曲线。显然, 图中左下角的点梯度幅度小, 边缘置信度低, 右上角的点则梯度幅度大, 边缘置信度高, 因此需要设定一个判决边界将这两类点区分开。判别边界函数如下:

$$\varphi_{ij} = \beta \rho_i + (1 - \beta) \eta_j \quad (9)$$

其中 $0 < \beta < 1$, β 是控制梯度幅值 ρ 与边缘置信度信息 η 的属性值。判别边界函数值越大, 说明该像素越接近图像边缘, 其边缘置信度和梯度幅度越大, 反之同理。边缘置信度较高的边缘像素点转换成特征空间的采样点, 而这些采样点对均值偏移算法的搜

索聚类中心点的贡献最小,因此越接近边缘的采样点,权值越小。均值偏移算法对采样点加权的权值函数为

$$w_{ij} = 1 - \varphi_{ij} \quad (10)$$

将式(10)代入式(5)得

$$\begin{aligned} M_h(\mathbf{x}) &= \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n k\left(\frac{\mathbf{x}_i - \mathbf{x}}{h}\right) [1 - \varphi_{ij}](\mathbf{x}_i - \mathbf{x})}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n k\left(\frac{\mathbf{x}_i - \mathbf{x}}{h}\right) [1 - \varphi_{ij}]} = \\ &= \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n k\left(\frac{\mathbf{x}_i - \mathbf{x}}{h}\right) [1 - \varphi_{ij}] \mathbf{x}_i}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n k\left(\frac{\mathbf{x}_i - \mathbf{x}}{h}\right) [1 - \varphi_{ij}]} - \mathbf{x} \quad (11) \end{aligned}$$

式(11)下边的第 1 项记为 $m_h(\mathbf{x})$,即

$$m_h(\mathbf{x}) = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n k\left(\frac{\mathbf{x}_i - \mathbf{x}}{h}\right) [1 - \varphi_{ij}] \mathbf{x}_i}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n k\left(\frac{\mathbf{x}_i - \mathbf{x}}{h}\right) [1 - \varphi_{ij}]} \quad (12)$$

2.2 改进的均值偏移算法实现过程

给定一个初始值 \mathbf{x} ,核函数 $k(\mathbf{x})$,采样点 \mathbf{x}_i ,容许误差 ε ,则均值偏移算法的步骤如下:

- 1) 根据式(12)计算采样点 \mathbf{x}_i 的均值 $m_h(\mathbf{x})$;
- 2) 计算基准点 \mathbf{x} 与均值 $m_h(\mathbf{x})$ 之差,它表示均值偏移向量 $M_h(\mathbf{x})$,即式(11)。该向量总是指向密度大的方向,即密度梯度增加的方向;
- 3) 如果均值偏移向量的模小于容许误差 $\|M_h(\mathbf{x})\| < \varepsilon$,迭代算法结束。否则继续执行步骤 1);
- 4) 将结束循环后的均值 $m_h(\mathbf{x})$ 赋给 \mathbf{x} 。

在满足一定条件下,均值偏移算法一定会收敛到该点附近的峰值,即局部密度极大值点,也就是聚类算法中的模式点。

3 焦炭光学组织图像分割的实现过程

结合均值偏移和边缘置信度的焦炭光学组织图像分割算法步骤如下:

设集合 $\{\mathbf{x}_i\}_{i=1, \dots, n}$ 为原始采样点,集合 $\{\mathbf{z}_i\}_{i=1, \dots, k}$ 为聚类模式点, $\{L_i\}_{i=1, \dots, k}$ 作为分类集合。

1) 特征提取 综合考虑图像的空间信息和彩色信息。首先选择比较符合人眼视觉特征的 LUV 颜色空间,在该彩色空间中,L 分量表示图像的亮度信息,U,V 分量分别表示色度信息。首先获取彩色

图像每个像素的 LUV 值,就得到其 3 维色彩信息,再结合像素在图像中的位置,即空间信息 $(\mathbf{x}^*, \mathbf{y}^*)$,于是将每个图像像素转换成特征空间中的一个 5 维采样点 $\mathbf{x} = (\mathbf{x}^r, \mathbf{x}^s) = (\mathbf{x}^*, \mathbf{y}^*, L, U, V)$;

2) 选择核函数 多变量核函数 $K(\mathbf{x})$ 可用单变量核函数相乘获得,即 $K(\mathbf{x}) = \prod_{i=1}^d k_i(\mathbf{x}_i)$,其中 \mathbf{x}_i 是 d 维变量 \mathbf{x} 的分量。由于位置空间和色彩空间互相独立,所以核函数可分解为两个空间的核函数之积,本文使用多元核函数 K_{h_s, h_r} 来估计 \mathbf{x} 的分布, K_{h_s, h_r} 可分解为两个空间的核函数之积,具有如下形式:

$$K_{h_s, h_r}(\mathbf{x}) = \frac{c}{h_s^2 h_r^2} k\left(\left\|\frac{\mathbf{x}^s}{h_s}\right\|^2\right) k\left(\left\|\frac{\mathbf{x}^r}{h_r}\right\|^2\right) \quad (13)$$

\mathbf{x}^s 是特征向量的空间部分, \mathbf{x}^r 是颜色部分, $k(\mathbf{x})$ 是用于 2 个域中的公共函数式, h_s 和 h_r 是所用核的带宽, c 是相应的归一化常数;

3) 均值偏移过程 对采样点 $\mathbf{x}_i, i = 1, \dots, n$, 进行均值偏移过程(同第 2.2 节),直到找到聚类中心的模式点,并把所有模式点存储在集合 \mathbf{z}_i ;

4) 合并 通过将所有模式点任意两点之间所有空域距离小于 h_s 并且色度域距离小于 h_r 的 \mathbf{z}_i 组合起来作为一个聚类,最终确定聚类集合数 $\{C_p\}_{p=1, \dots, m}$;

5) 赋值 对式 $L_i = \{p | \mathbf{z}_i \in C_p\}, i = 1, \dots, k$ 赋值,通过对聚类集合中的点赋予分类集合中的像素值,从而将图像分割开来;

6) 再次合并条件 对特征空间中采样点加权后的均值偏移算法使边缘的分割效果得到改善,但产生过多的聚类中心,将相同组份的区域也分割开来,因此需要合并这些区域。新合并条件如下:

- (1) 任意两个聚类中心的空域距离小于 $h_s/2$;
- (2) 两个分割区域之间像素的边缘置信度平均值 e 小于设定的边缘阈值 t_e 。

7) 设定最小区域 M 剔除那些小于 M 个像素的空间区域。

4 实验结果与讨论

为验证本文算法,采用图像大小为 320×240 的 24 位真彩色 BMP 焦炭光学组织图像进行实验。

4.1 参数选择

带宽参数 $h = (h_s, h_r)$ 是非常重要的分割参数,过小的带宽会引起过分割;过大的带宽又会形成欠

分割。最小区域 M 是以去除小于 M 个像素的空间区域来控制不同焦炭光学组织间的间隙杂色。梯度窗口 m 是以核 x 为中心,带宽参数 h 为半径的搜索窗的大小。 β 是控制梯度幅值 ρ 与边缘置信度信息 η 的属性值,取值范围在 $0 \sim 1$ 之间。设定的边缘阈值 t_e 是控制相同组份区域被合并的条件之一,取值范围也在 $0 \sim 1$ 之间。本文根据实验的分割效果,人工设定各个参数值,并且通过设定相同的参数值来比较均值偏移算法逐步改进的分割效果(见表 1)。

表 1 3 种分割算法的参数值

Tab. 1 Parameter values among three algorithms

参数	均值偏移算法	加权的均值偏移算法	本文算法
h_s	25	25	25
h_r	4.5	4.5	4.5
M	20	20	20
m	\	7	7
β	\	0.3	0.3
t_e	\	\	0.6

4.2 结果比较

用边缘准确性以及区域一致性来评价分割效果。边缘准确性指分割结果边缘与原始图像纹理边缘的吻合程度,以及边缘邻近区域分割结果的准确性;区域一致性则指原始图像中焦炭光学组织特性相对一致的区域在分割结果中是否呈现为统一的区域。

焦炭光学组织图像的分割实验结果见图 4,其

图 4(a) 为原图像,图像中主要有各向同性(粉白色区域)、镶嵌状(酒红色区域)、制样过程中混入的杂质(绿色透明状区域)、制焦炭样品用粘结物背景(黑色区域)4 种成分。图 4(b) 利用传统的均值偏移算法实现焦炭图像分割,由图可知,不同的焦炭光学组织间出现了过分割现象,同时较弱且急剧变化的边缘不能被完全地分割开来。图 4(c) 是采样点加权后的均值偏移算法,该算法分割出过多的包含相同的光学组织区域,但是分割边缘很好地与图像边界相吻合,并保持连续。这样,经过区域合并操作,位于相同光学组份内部的伪边界被消除,而真实边界被保留,即图 4(d)。

本文的分割算法是在均值偏移算法基础上逐步改进实现的,以识别焦炭光学组织类别。图 4(d) 中白色区域为各向同性组织、粉红色区域为镶嵌状组织,这一分割区域有少量的酒红色区域,因为焦炭光学组织不均匀性,所以出现颜色的细微差别,但还是同属于镶嵌状组织,绿色透明状区域为矿物质,黑色区域为粘结物背景。

图 5(a)(c) 是两幅典型焦炭光学组织结构图,都是包含丝质与破片的光学各向同性组织(粉红色区域),少量的银灰色区域或暗红色区域,同样因为制样过程中成分分布不均造成的颜色差异,但还是归于丝质与破片的各向同性成分、绿色透明状区域为矿物质、黑色区域为树脂背景。分割参数值同图 4 的分割参数值(见表 1)。图 5(b)(d) 都是使用本

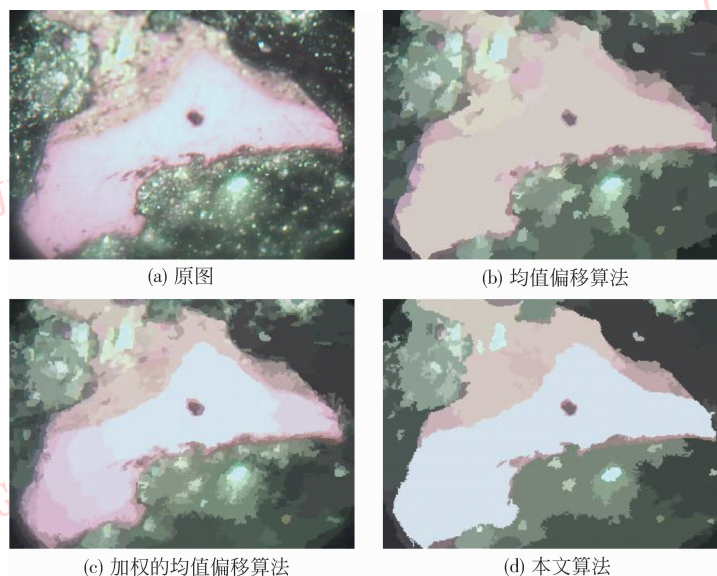


图 4 焦炭图像的不同分割过程

Fig. 4 Different segmentation procedures of coke images

文方法分割出不同的焦炭光学组织区域,粉红色区域是丝质与破片的各向同性组织、绿色区域为矿物质、黑色区域为树脂背景。对不同的焦炭光学组织

图像,根据专家经验判定的不同焦炭光学组织区域与本文算法分割出的组织区域近乎一致,证明了本文方法的有效性。

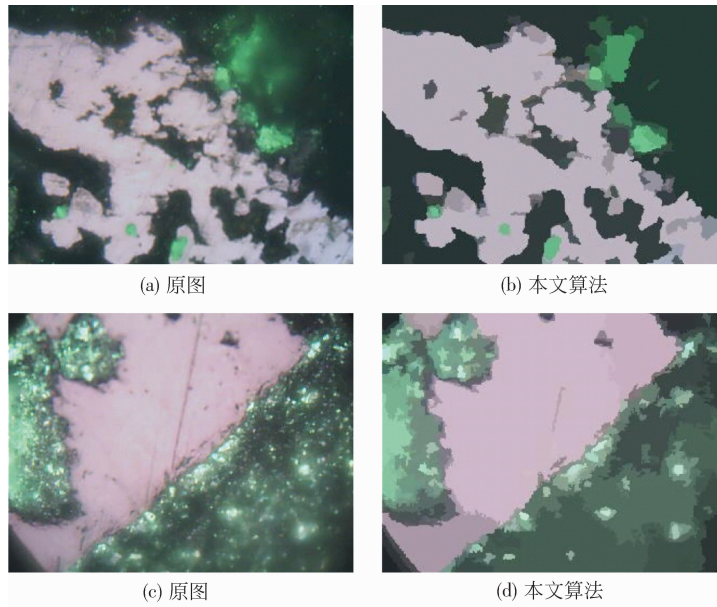


图 5 典型焦炭图像分割结果

Fig. 5 Segmentation results of some typical coke images

4.3 与其他聚类方法比较

针对焦炭光学组织图像模糊性和不确定性的特点,模糊聚类法是一种有效的分割方法,其中 K 均值(KM)、模糊 C 均值(FCM)算法都是广泛使用的模糊聚类分割方法^[8]。为了证明本文算法的有效

性,用 KM、FCM 算法对焦炭图像进行分割,分割结果如图 6 所示。

为了比较分割结果,图 6(a)采用的焦炭光学组织结构图同图 4(a),图 6(b)是 KM 算法的分割结果,其分割的结果依赖于初始聚类中心的选择,它是

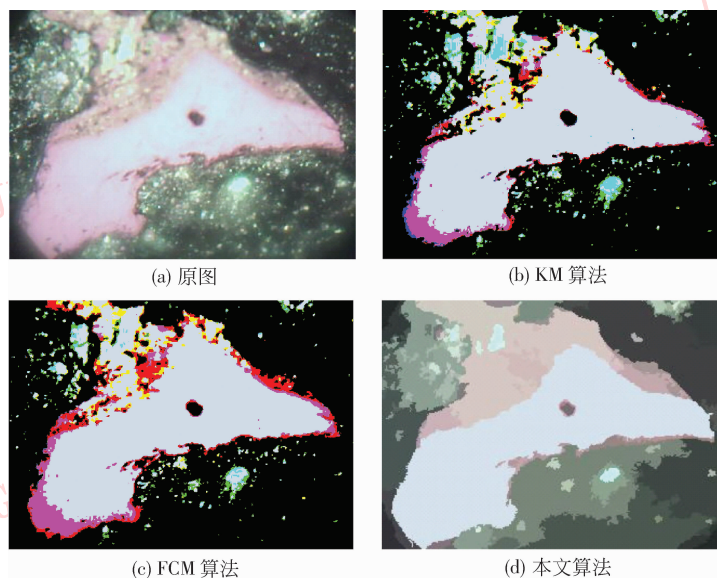


图 6 不同聚类算法的比较

Fig. 6 The comparison of different clustering algorithms

一种在确定类数和选定初始聚类中心下最佳聚类算法。本文 KM 算法的初始化参数为:聚类数目 4,从四种焦炭图像区域中选取最能代表本类颜色的样本点 RGB 值(206,223,230),(197,159,170),(187,251,255),(58,57,63)作为初始聚类中心。图 6(c)是 FCM 算法的分割结果,它用于图像分割是根据图像中像素和 C 个聚类中心的每一个中心的加权隶属度对目标函数进行迭代优化实现。本文 FCM 的初始化参数聚类数目为 4,加权指数为 2,终止阈值为 0.0005。图 6(d)为利用改进均值偏移算法得到的分割结果(同图 4(d))。

图 6(b)(c)是利用 KM 和 FCM 聚类算法的分割结果,由于参数设置的非最优性造成颜色分布不均,并且目标物体的边缘没有从背景图中完全分割出来,没有达到区分焦炭光学组织目的。图 6(d)利用本文方法,取得了较好的实验结果。比较 3 种算法的计算时间,从表 2 得出,本文算法无论从分割效果还是处理时间都优于前两种算法。

表 2 3 种聚类算法分割时间比较

Tab. 2 The comparison of segmentation time with three clustering algorithms

实验结果	K 均值	模糊 C 均值	本文算法
处理时间 /s	79.9	98.3	36

5 结 论

在图像空间特征和色彩特征联合空间中,应用均值偏移算法实现彩色图像分割,对一般简单的自然彩色图像有较好的分割效果,但对不同光学组织的焦炭图像,其光学组织中相似成分间的模糊性和不确定性,使得仅利用此算法实现图像分割,难以取

得有效的分割结果。本文在均值偏移算法的基础上,结合边缘置信度对焦炭光学组织图像进行分割,并与其他几种主流的聚类方法进行实验对比,进一步证明本文方法的有效性,为焦炭光学组织的进一步识别奠定基础。

参考文献 (References)

- [1] Yang Runling. Research of automatic image segmentation method based on FCM[D]. Xi'an: Xidian University, 2006. [杨润玲. 基于 FCM 算法的自动图像分割方法研究[D]. 西安:西安电子科技大学, 2006.]
- [2] Fukunaga K, Hostetler L D. The estimation of the gradient of a density function with applications in pattern recognition [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1975, 21(1): 32-40.
- [3] Cheng Y Z. Mean shift, mode seeking, and clustering [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(8): 790-799.
- [4] Comaniciu D, Meer P. Mean shift analysis and applications [C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 1999: 1197-1203.
- [5] Comaniciu D, Meer P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 603-619.
- [6] Wang J, Thiesson B, Xu Y. Image and video segmentation by anisotropic kernel mean shift [C]. Proceedings of European Conference on Computer Vision. New York, 2004: 574-583.
- [7] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Kernel based object tracking [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5): 564-575.
- [8] Lin Kaiyan, Wu Junhui, Xu Lihong. A Survey on color image segmentation [J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(1): 1-10. [林开颜, 吴军辉, 徐立鸿. 彩色图像分割方法综述 [J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(1): 1-10.]