

# 基于颜色和形状特征的机采棉杂质识别方法

张成梁<sup>1</sup> 李蕾<sup>2</sup> 董全成<sup>1</sup> 葛荣雨<sup>1</sup>

(1. 济南大学机械工程学院, 济南 250022; 2. 齐鲁工业大学机械与汽车工程学院, 济南 250353)

**摘要:** 机采棉的含杂识别分类检测能够提高棉花加工设备效率,减少棉花纤维损伤,并为棉花收获设备的改进提供指导。提出了一种基于颜色和形状特征的机采棉杂质识别分类方法,对大杂质和小杂质检测采取不同的图像处理方法。颜色特征主要采用基于彩色梯度图像的分水岭变换与改进模糊C均值聚类方法融合的方法;形状特征主要采用机采棉杂质的面积、周长、离心率和矩形度特征。通过对100幅机采棉图像试验表明,该方法对各类杂质的平均识别正确率为89%。

**关键词:** 机采棉; 颜色特征; 形状特征; 杂质识别; 分水岭; 改进模糊C均值聚类

**中图分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2016)07-0028-07

## Recognition Method for Machine-harvested Cotton Impurities Based on Color and Shape Features

Zhang Chengliang<sup>1</sup> Li Lei<sup>2</sup> Dong Quancheng<sup>1</sup> Ge Rongyu<sup>1</sup>

(1. School of Mechanical Engineering, University of Jinan, Ji'nan 250022, China

2. School of Mechanical and Automotive Engineering, Qilu University of Technology, Ji'nan 250353, China)

**Abstract:** The type and content of the impurities in machine-harvested cotton are important parts of the cotton parameters, and they determine the adjustment of the processing technique of cotton. A method based on color and shape features for recognition of machine-harvested cotton impurities was presented. Different image processing methods were adopted for large impurities and small impurities, and the detailed algorithm flow chart was formulated. The window filtering, image segmentation, color feature statistics and shape feature extraction were adopted to process image. For the large impurities image, smooth filtering, clustering segmentation, binarization, hole filling were conducted sequentially, and then, shape features such as area, perimeter, eccentricity, rectangle degree and color pixel statistics of the target region were calculated. The impurities which include branches, boll shell, stiff flap and leaf were identified by using combination of color and shape features. For the small impurities image, large and yellow impurities were removed after image sharpening and clustering segmentation, and the area was calculated through color pixel statistics. In order to speed up the calculation and improve the recognition rate, watershed algorithm based on color gradient image and improved fuzzy C-means clustering algorithm with specified initial cluster centers were combined to split image. As a result, the recognition and classification of machine-harvested cotton impurities can increase the efficiency of cotton processing equipment, reduce damage of cotton fiber, and provide improved guidance for cotton harvest equipment. For the investigated 100 sample images including five types of cotton impurities, a 89% successful recognition rate was achieved.

**Key words:** machine-harvested cotton; color feature; shape feature; impurities recognition; watershed algorithm; improved fuzzy C-means clustering algorithm

## 引言

作为棉花生产全程机械化的重要环节——机采棉必将成为棉花收获的主要方式<sup>[1-2]</sup>。但机采棉的含杂率远大于人工采摘,杂质主要包括棉叶、棉枝、棉壳、僵瓣、尘杂等天然杂质,为此,在轧花之前必须对棉花进行清理,且清理过程应尽量避免对棉花纤维的损伤。在棉花杂质清理过程中,各种棉花加工设备清理杂质的对象不同,譬如倾斜式籽棉清理机主要清理叶屑等轻杂,提净式籽棉清理机主要清理铃壳、僵瓣等重杂<sup>[3]</sup>。棉花加工过程中如果能够根据棉花含杂特点有针对性地使用相关设备、调节设备参数,将在很大程度上提高棉花的精细化加工水平。

国内棉花纤维的杂质检测主要集中在皮棉中丙纶丝、黄麻、塑料片、布片及动物毛发等异性纤维检测方面,对机采籽棉加工初期的天然植物杂质检测研究则刚刚起步。丁天怀等<sup>[4-5]</sup>研究了异性纤维的红外光、多光谱成像特点,提出了基于多种光谱分析的异性纤维检测方法;李道亮等<sup>[6-8]</sup>、刘双喜等<sup>[9-10]</sup>针对皮棉中异性纤维及植物杂质的图像分割、特征提取、选择、分类识别等进行了研究;张成梁<sup>[11]</sup>、王昊鹏<sup>[12]</sup>、张有强等<sup>[13]</sup>、董全成等<sup>[14]</sup>使用彩色 CCD 相机研究了机采棉加工过程中籽棉杂质的检测识别。

本文针对机采籽棉天然植物杂质图像特点,将大面积杂质与小面积杂质分别进行分类计算。在颜色特征方面,通过基于彩色梯度图像的分水岭变换和改进的模糊 C 聚类方法 (FCM) 对图像进行提取;在形状特征方面,采用杂质的面积、周长、离心率及矩形度等形状特征。该方法能够为棉花加工工艺的调整提供参考依据,从而有针对性地进行杂质清理,提高设备除杂效率,减少棉花纤维损伤,同时能够为棉花收获设备的改进提供参考。

## 1 棉花杂质颜色特征提取

通过机采棉中杂质的颜色信息将杂质进行初步分类。杂质颜色主要分为深褐色和淡黄色,深褐色杂质包括棉枝、棉叶及铃壳背面等,淡黄色杂质主要有僵瓣及铃壳的内面,另外,僵瓣的颜色中有时也包含与正常棉花纤维相同的白色。根据棉花杂质图像的颜色特征,采用模糊 C 均值聚类方法对其进行分类。模糊 C 均值聚类需要计算图像中的每一个像素点与聚类中心的距离,计算速度慢<sup>[15-16]</sup>。针对这一缺点,预先利用分水岭算法对图像进行分割,用每小块的颜色均值代替原来的每一个像素点进行聚

类。梯度图像能够很好地反映图像的变化趋势<sup>[17-18]</sup>,因此在得到棉花杂质彩色梯度图像基础上先进行分水岭分割,然后再利用改进的模糊 C 均值聚类方法进行聚类。

### 1.1 基于彩色梯度图像的分水岭分割

分水岭算法通常通过模拟浸水过程实现,是图像形态学中的一个重要算子<sup>[19]</sup>。分水岭算法把梯度图像中的对象与极小点标记相关联,其中山顶线对应于对象的边界。对梯度图像进行分水岭变换时,图像被分水脊线围成不同的汇水盆地,每个汇水盆地按形成的顺序从 1 开始编号,分水脊线上的像素标记为 0<sup>[20]</sup>。一般彩色图像的梯度算法有 2 种,一种是将彩色图像根据  $R$ 、 $G$ 、 $B$  分量直接分解为 3 幅灰度图像,分别对这 3 幅灰度图像的梯度进行求解,然后相加,但由于图像 3 个分量的边缘方向可能并不相同,采用 3 个独立分量的梯度合成结果不够准确<sup>[21]</sup>;另一种是本文采用的利用彩色图像向量直接求取梯度的方法,具体如下:

令  $r$ 、 $g$ 、 $b$  为 RGB 彩色空间沿  $R$ 、 $G$ 、 $B$  轴的单位向量,定义向量

$$\mathbf{u} = \frac{\partial R}{\partial x} \mathbf{r} + \frac{\partial G}{\partial x} \mathbf{g} + \frac{\partial B}{\partial x} \mathbf{b} \quad (1)$$

$$\mathbf{v} = \frac{\partial R}{\partial y} \mathbf{r} + \frac{\partial G}{\partial y} \mathbf{g} + \frac{\partial B}{\partial y} \mathbf{b} \quad (2)$$

设  $g_{xx}$ 、 $g_{yy}$  和  $g_{xy}$  是  $\mathbf{u}$ 、 $\mathbf{v}$  的点积,得

$$g_{xx} = \mathbf{u} \cdot \mathbf{u} = \left| \frac{\partial R}{\partial x} \right|^2 + \left| \frac{\partial G}{\partial x} \right|^2 + \left| \frac{\partial B}{\partial x} \right|^2 \quad (3)$$

$$g_{yy} = \mathbf{v} \cdot \mathbf{v} = \left| \frac{\partial R}{\partial y} \right|^2 + \left| \frac{\partial G}{\partial y} \right|^2 + \left| \frac{\partial B}{\partial y} \right|^2 \quad (4)$$

$$g_{xy} = \mathbf{u} \cdot \mathbf{v} = \frac{\partial R}{\partial x} \frac{\partial R}{\partial y} + \frac{\partial G}{\partial x} \frac{\partial G}{\partial y} + \frac{\partial B}{\partial x} \frac{\partial B}{\partial y} \quad (5)$$

由此可以得到向量梯度,用角度表示为

$$\theta(x, y) = \frac{1}{2} \arctan \frac{2g_{xy}}{g_{xx} - g_{yy}} \quad (6)$$

得到  $\theta$  方向上变化率为

$$F_{\theta}(x, y) = \left\{ \frac{1}{2} \left[ (g_{xx} - g_{yy}) \cos(2\theta) + g_{xx} + g_{yy} + 2g_{xy} \sin(2\theta) \right] \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (7)$$

### 1.2 改进的模糊 C 均值聚类算法

FCM 算法应用模糊数学的方法把具有相似性的事物区分开。算法基本思想是通过迭代过程逐步优化表示像素点与聚类中心相似性的目标函数,获取局部极大值,从而得到最优聚类。设非相似性目标函数及约束条件如下:

$$\min W_b(U, V) = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^C u_{ij}^b d_{ij}^2 \quad (8)$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} \sum_{i=1}^C u_{ij} = 1 & (1 \leq j \leq N) \\ u_{ij} \geq 0 & (1 \leq i \leq C; 1 \leq j \leq N) \\ \sum_{j=1}^N u_{ij} > 0 & (1 \leq i \leq C) \end{cases} \quad (9)$$

式中  $U$ ——模糊隶属度集合

$V$ ——聚类中心集合

$N$ ——聚类样本数

$C$ ——聚类中心数

$u_{ij}$ ——样本  $x_j$  相对于聚类中心  $v_i$  的模糊隶属度

$d_{ij}$ ——样本  $x_j$  与聚类中心  $v_i$  的欧氏距离

$b$ ——模糊加权指数,用于控制聚类结果的模糊程度,取值范围  $b > 1$

应用 Lagrange 乘数法求解聚类中心和隶属度的计算公式分别为

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^N u_{ij}^b x_j}{\sum_{j=1}^N u_{ij}^b} \quad (i = 1, 2, \dots, C) \quad (10)$$

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{r=1}^C \left( \frac{d_{ij}}{d_{rj}} \right)^{\frac{2}{b-1}}} \quad (i = 1, 2, \dots, C; j = 1, 2, \dots, N) \quad (11)$$

FCM 算法实现的步骤为:首先用随机数生成法产生隶属度集合  $U^{(1)}$ ,设定聚类中心数  $C$ 、模糊加权指数  $b$ 、迭代截止误差  $\varepsilon$ ;然后计算聚类中心  $V$ ,在此基础上更新隶属度  $U$ ,直至  $\|U^{(k+1)} - U^{(k)}\| < \varepsilon$ 。模糊  $C$  均值聚类按照一定相似性准则实现像素点无监督自动归类,算法易于实现,分割效果好。因为算法的迭代目标是使目标函数不断减小,而目标函数可能有多个极值点,假设初始聚类中心选在一个局部极小点附近,可能会使算法收敛到局部极小而得不到理想结果<sup>[22]</sup>。

根据棉花杂质特点,提出一种确定初始棉花杂质聚类中心的改进 FCM 算法。机采棉图像颜色聚类中心可以大致分为 3 类:棉叶、棉枝、铃壳的深褐色,僵瓣和铃壳的浅黄色以及棉花纤维的白色。算法首先遍历所有像素点,对每一个聚类中心规定一个阈值,统计像素点颜色与聚类中心在阈值范围内的像素点个数,如果像素点个数大于经验设定值就认为图像中包含该聚类中心,改进后的 FCM 算法实现步骤如下:

(1) 根据改进方法,确定初始聚类中心  $V^{(k)} =$

$\{v_i^{(k)}, i = 1, 2, \dots, C\}$  及聚类中心数  $C$ ,迭代步数  $k = 0$ ,迭代终止条件  $\varepsilon > 0$ 。

(2) 由  $V^{(k)} = \{v_i^{(k)}, i = 1, 2, \dots, C\}$  更新  $U^{(k+1)} = \{u_{ij}^{(k+1)}, i = 1, 2, \dots, C; j = 1, 2, \dots, N\}$ ;  $d_{ij}^{(k)}$  为分割区域平均颜色  $x_j$  与聚类中心  $v_i^{(k)}$  的欧氏距离,定义

$$I_j = \{i | d_{ij}^{(k)} = 0, i = 1, 2, \dots, C\} \quad (12)$$

$$\bar{I}_j = \{i = 1, 2, \dots, C\} - I_j \quad (13)$$

若  $I_j = \emptyset$ ,则

$$u_{ij}^{(k+1)} = \frac{1}{\sum_{r=1}^C \left( \frac{d_{ij}^{(k)}}{d_{rj}^{(k)}} \right)^{\frac{2}{b-1}}} \quad (14)$$

否则,  $u_{ij}^{(k+1)} = 0 (i \in \bar{I}_j)$ , 并且  $\sum_{i \in I_j} u_{ij}^{(k+1)} = 1$ 。

(3) 计算各类新的聚类中心  $v_i^{(k+1)}$ ,有

$$v_i^{(k+1)} = \frac{\sum_{j=1}^N (u_{ij}^{(k+1)})^b x_j}{\sum_{j=1}^N (u_{ij}^{(k+1)})^b} \quad (i = 1, 2, \dots, C) \quad (15)$$

(4) 选取合适的矩阵范数比较  $U^{(k)}$  与  $U^{(k+1)}$ ,若  $\|U^{(k+1)} - U^{(k)}\| < \varepsilon$ ,则停止迭代;否则  $k = k + 1$ ,转到步骤(2)。

## 2 棉花杂质形状特征提取

形状是机采棉杂质的另一个重要特征,在提取颜色特征之后,通过计算形状特征可以对机采棉杂质进一步辨别分类。把通过 FCM 方法得到的棉花杂质标记图像转换为二值图像,填充图像杂质区域孔洞,再对应聚类标记图像的颜色信息分析其形状特征。根据机采棉杂质的特点,提取以下形状特征参数:

(1) 面积:用同一标记区域中像素数表示。

(2) 周长:用图形区域外边界的相邻两像素之间的距离之和表示。

(3) 离心率:即区域形状接近圆形的程度,用与区域具有相同标准二阶中心矩的椭圆的离心率描述。

(4) 矩形度:提取杂质图像的最小外接矩形,用最小外接矩形面积与图像面积之比表示。

## 3 融合颜色、形状特征的杂质识别分类算法

根据机采棉杂质特点,小面积的杂质隐藏在棉花纤维中,颜色对比不明显。如果采用单一处理方法,在提取杂质颜色特征时容易将小杂质信息掩盖,因此对大面积杂质(大杂质)和小面积杂质(小杂质)分别进行处理。提取大杂质时,用大窗口进行滤波处理;提取小杂质时,先用较小窗口进行滤波处理后,再对图像进行锐化,目的是增强小杂质的边缘

对比。在分别提取了颜色特征和形状特征后,再完成杂质的识别分类,具体算法流程如图 1 所示。

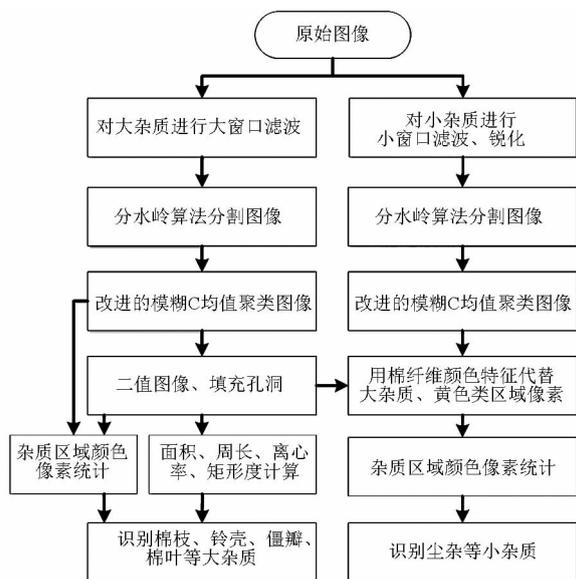


图 1 机采棉杂质识别分类流程图

Fig. 1 Flow chart of recognition and classification for machine-harvested cotton impurities

## 4 试验与结果分析

### 4.1 试验材料与装置

试验材料为机采棉,杂质具体包括棉叶、棉枝、铃壳、僵瓣、尘杂等。视野范围为  $100\text{ mm} \times 100\text{ mm}$ , 图像采集系统采用维视数字图像品牌相关设备,相机选用 MV-EM510C/M 型彩色面阵工业 CCD 相机,分辨率  $2456\text{ 像素} \times 2058\text{ 像素}$ , CCD 尺寸  $2/3''$ , 帧速率为  $15\text{ 帧/s}$ , GigE 千兆以太网输出;工业镜头为 M0824-MPW2, 焦距  $8\text{ mm}$ , C 型接口;照明光源为 4 段条形 LED 漫射光源 AFT-WL21244-22W, 光源控制器为 AFT-ALP2430-02, 系统原理如图 2 所示。

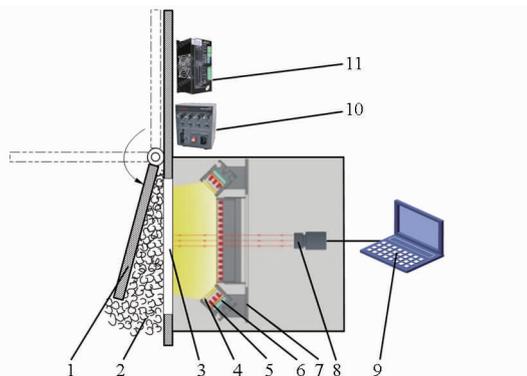


图 2 图像采集系统原理图

Fig. 2 Schematic of image acquisition system

1. 采样板
2. 籽棉
3. 石英玻璃板
4. 光源漫射板
5. 工业 LED 光源
6. 光源导热板
7. 光源可调支架
8. 工业相机
9. 计算机
10. 光源控制器
11. 步进电动机驱动器

为了避免外界环境对拍摄效果的影响,将工业相机、工业 LED 光源等安置在封闭的暗室中,光源安装在可调支架上,方便调节照射角度,同时光源设计有导热板与漫射板,为系统提供高亮度、低温、均衡的照明,相机通过 GigE 千兆以太网与计算机相连。系统工作时,人工将被测籽棉放置在石英玻璃板一侧,由步进电动机驱动采样板旋转近  $180^\circ$ , 以一定压力将棉花压实在玻璃板上,由 CCD 相机完成图像的静态拍摄,再由计算机进行图像处理。采样完毕后,采样板反转到初始位置,手工更换下一批次待测籽棉。采样板以一定频率打开、关闭,实现了棉花颜色、杂质性状参数的自动采样。

图像采集系统的实物照片如图 3 所示,相机光源侧安装实物照片如图 4 所示。



图 3 图像采集系统实物图

Fig. 3 Photo of image acquisition system



图 4 相机光源侧实物图

Fig. 4 Photo of camera and LED side

### 4.2 聚类图像分割

通过提取棉花天然杂质的特征分辨其类别。具体试验操作时,将有代表性的杂质人工掺入机采棉表面,将棉花压实在高透光的石英玻璃板上,方便工业相机拍照。机采棉典型杂质图像如图 5 所示,包括棉叶、棉枝、僵瓣、铃壳及尘杂等,选定的初始聚类中心有 3 类。

对图 5 分别进行大窗口滤波和小窗口滤波锐化,结果如图 6a、7a 所示。基于彩色梯度图像的分水岭变换与改进的模糊 C 均值聚类算法融合方法,在 RGB 空间对处理后的图像颜色进行聚类。图 6b、7b 为棉花杂质彩色图像梯度图,图 6c、7c 为分水岭变换后的图像,图 6d、7d 为经过模糊 C 均值聚类后所得的图像。



图5 机采棉典型杂质图像

Fig. 5 Image of typical machine-harvested cotton impurities

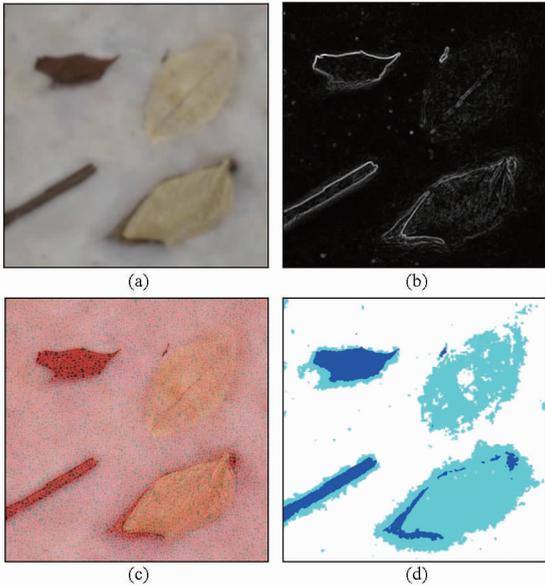


图6 大杂质图像处理过程

Fig. 6 Image processing of large impurities

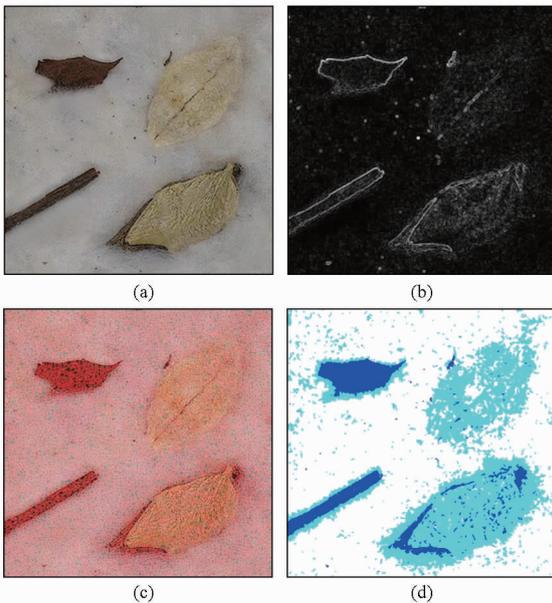


图7 小杂质图像处理过程

Fig. 7 Image processing of small impurities

从图6、7中可以看出,对原始图像进行大窗口滤波处理可以很好地处理噪声及阴影干扰,大杂质色度均匀且容易识别,但小杂质大部分会被

滤除,与事实不符;进行小窗口滤波并锐化后,小杂质区域得以增强,目标较清晰,但有许多非杂质干扰,信息繁杂;因此采取对大杂质与小杂质进行分别提取。

#### 4.3 颜色、形状特征信息分析

对于小杂质图像,主要是计算小杂质面积,无需计算形状特征;杂质形状特征的提取主要是针对大杂质。首先对大杂质的二值图像进行孔洞填充,然后将小杂质图像中的大杂质区域替换为棉纤维颜色,如图8a所示,再把图像中表示黄色杂质的区域去掉,从而得到小杂质图像,如图8b所示,从中可以计算得出小杂质面积。

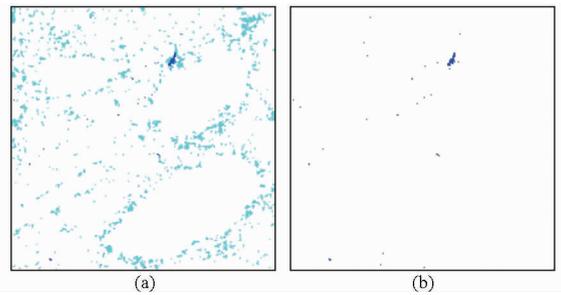


图8 小杂质提取结果

Fig. 8 Extraction results of small impurities

把图6d聚类标记图像转换为二值图像,结果如图9a所示,进行填充孔洞、消除小面积区域、腐蚀运算后得到图9b。对应聚类标记图像(图6d),统计图9b中每个连通区域对应的颜色信息,做出每个区域颜色信息的直方图,如图9c所示。图9b中的杂质A和杂质B,白色很少,褐色最多,该杂质中的黄色多是杂质边缘阴影区域,白色多是填充孔洞后形成,因此可以去除黄色和白色区域,得到图9d。在图9d中提取杂质形状特征,包括

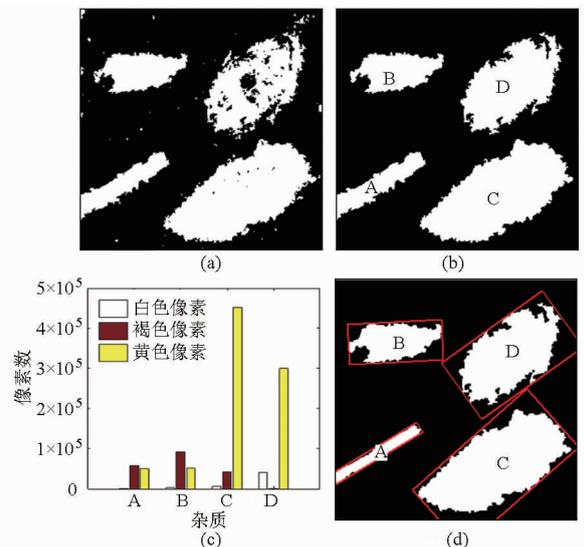


图9 形状特征提取过程

Fig. 9 Extraction processing of shape feature

面积、周长、离心率及矩形度,矩形度需要计算每个杂质的最小外接矩形,如图 9d 中红色线框所示。

统计各独立杂质区域,计算面积、周长、离心率及矩形度,结果如表 1 所示。根据颜色信息直方图(图 9c)和形状信息对杂质进行识别分类。在直方

图中,可以看到杂质 A、B 中,白色很少,褐色和黄色较多,且褐色多于黄色,大致可以判定属于棉枝、棉叶类杂质;杂质 C 白色很少,黄色较多,褐色较少,大致可以判定为属于铃壳类杂质;杂质 D 褐色较少,黄色较多,白色较少,大致可以判断属于僵瓣类杂质。

表 1 杂质特征数据统计结果

Tab. 1 Statistics results of impurities features

杂质	颜色特征			形状特征			
	白色占比/%	褐色占比/%	黄色占比/%	面积/像素数	周长/像素数	离心率	矩形度
A	0.012 94	0.551 12	0.435 94	57 510	1 893	0.994 41	0.832 81
B	0.017 09	0.630 50	0.352 41	94 651	1 894	0.900 16	0.611 73
C	0.011 30	0.083 19	0.905 51	499 266	3 984	0.852 83	0.661 52
D	0.118 95	0.000 22	0.880 83	339 306	4 259	0.812 08	0.626 43
尘杂	—	—	—	3 445	—	—	—

注:表中“—”表示未计算。

基于上述颜色判断,然后进一步结合形状特征识别。由表 1 可以看出,杂质 A 矩形度非常高,达到 0.832 81,可以判定为棉枝类;杂质 B 矩形度较低,可以判定为棉叶类;杂质 C、D 由于其颜色特征较明显,将形状特征作为辅助特征对其进一步进行确定,尤其是面积和离心率,由表 1 可得杂质 D 的离心率最低,最接近圆形,最终确定杂质 C 为铃壳类、杂质 D 为僵瓣类。对 100 幅图像进行样本试验,棉叶识别准确率为 90%,棉枝识别准确率为 95%,僵瓣识别准确率为 86%,铃壳识别准确率为 85%。

#### 4.4 实例分析

图 10a 为机采棉含杂原始图像,杂质与棉花充分混合。图 10b 为棉花杂质聚类图像,白色表示棉花,浅蓝色表示黄色杂质,深蓝色表示褐色杂质。图 10c 为小杂质分离结果,深蓝色表示小杂质,通过计算深蓝色像素数可得到小杂质面积。图 10d 为形状特征提取结果,红框为大杂质的最小外接矩形,形状特征计算具体包括每个大杂质的面积、周长、离心率及矩形度。图 10e 为颜色特征统计图像,在此直方图中,杂质 A、D、F、G、H、I、J、K 褐色占绝对比例,可以判定为棉枝、棉叶类,根据各自形状特征进一步判定类别;杂质 B 黄色最多,褐色次之,占比也相对较多,根据其形状特征进一步判为棉枝类;杂质 C、E 根据其形状特征可以判断为僵瓣、铃壳类杂质,其黄色都占比最大,但杂质 C 褐色部分非常少,杂质 E 褐色较白色多,可以判为杂质 C 为僵瓣类、杂质 E 为铃壳类。实际图像中由于部分杂质被掩盖于棉花内部,图像无法捕捉,会造成误差。

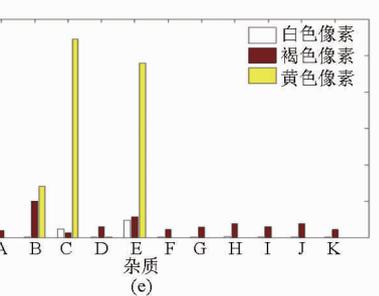
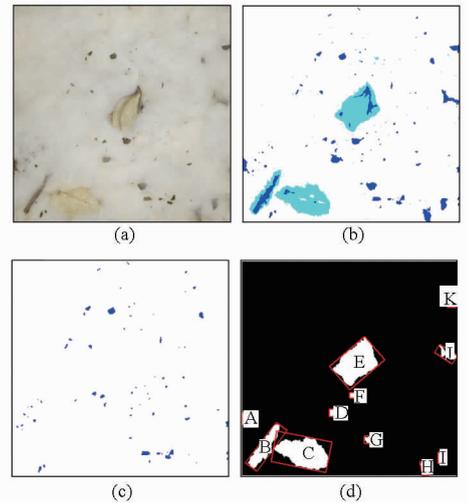


图 10 实例分析结果

Fig. 10 Result of case analysis

## 5 结论

(1) 提出了一种基于颜色特征和形状特征的机采棉杂质识别分类方法。根据机采棉杂质图像特点,对大面积杂质和小面积杂质分别处理识别。在提取颜色特征方面,为加快模糊 C 均值聚类方法计算速度,采用基于彩色梯度图像的分水岭变换与改进模糊 C 均值聚类融合的方法,对机采棉图像进行颜色特征聚类。

(2)对机采棉图像中的小杂质和大杂质采用不同的图像处理策略。大杂质图像通过颜色特征及面积、周长、离心率和矩形形状特征进行辨别;小杂质在平滑锐化后,去除大面积杂质及黄色杂质后进行识别。

(3)通过图像各类杂质颜色特征信息统计及形状特征计算,对100幅图像进行样本试验,棉叶识别准确率为90%,棉枝识别准确率为95%,僵瓣识别

准确率为86%,铃壳识别准确率为85%,各类杂质平均识别正确率为89%。

(4)采用棉花取样静态图像拍摄方法时,大部分杂质隐藏在棉花中,没有全部被拍摄到,但目前棉花加工厂每一个棉包的生产周期约为200s,试验装置的采样周期为20s,能够对一个棉包进行约10次的采样检测,在一定程度上反映棉花的含杂情况,可以满足棉花加工过程的实际生产需要。

#### 参 考 文 献

- 新疆生产建设兵团. 新疆生产建设兵团棉花生产全程机械化技术体系[J]. 农业机械学报, 2015, 46(4): 379-380.  
Xinjiang Production and Construction Corps. Full mechanization technology system for cotton production in Xinjiang production and construction corps[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(4): 379-380. (in Chinese)
- 苗中华, 李闯, 韩科立, 等. 基于模糊PID的采棉机作业速度最优控制算法与试验[J]. 农业机械学报, 2015, 46(4): 9-14, 27.  
MIAO Zhonghua, LI Chuang, HAN Keli, et al. Optimal control algorithm and experiment of working speed of cotton-picking machine based on fuzzy PID[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(4): 9-14, 27. (in Chinese)
- ANTHONY W S. Impact of cotton gin machinery sequences on fiber value and quality[J]. Applied Engineering in Agriculture, 1995, 12(3): 351-363.
- 郑东耀, 丁天怀. 棉花中异性纤维的多光谱检测[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2005, 45(2): 193-196.  
JIA Dongyao, DING Tianhuai. Detecting foreign fibers in cotton using amulti-spectral technique[J]. Journal of Tsinghua University: Science and Technology, 2005, 45(2): 193-196. (in Chinese)
- 周飞, 丁天怀, 瞿鑫. 皮棉异性杂质的白光/荧光交替成像检测法[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2010, 50(8): 1234-1238.  
ZHOU Fei, DING Tianhuai, QU Xin. Detection of foreign materials in lint cotton with a white-light/fluorescence alternating imaging method[J]. Journal of Tsinghua University: Science and Technology, 2010, 50(8): 1234-1238. (in Chinese)
- JI Ronghua, LI Daoliang, CHEN Lairong, et al. Classification and identification of foreign fibers in cotton on the basis of a support vector machine[J]. Mathematical and Computer Modelling, 2010, 51(11-12): 1433-1437.
- ZHAO Xuehua, LI Daoliang, YANG Bo, et al. Feature selection based on improved ant colony optimization for online detection of foreign fiber in cotton[J]. Applied Soft Computing, 2014, 24: 585-596.
- 王欣, 李道亮, 杨文柱, 等. 基于可见光机器视觉的棉花伪异性纤维识别方法[J]. 农业机械学报, 2015, 46(8): 7-14.  
WANG Xin, LI Daoliang, YANG Wenzhu, et al. Lint cotton pseudo-foreign fiber detection based on visible spectrum computer vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(8): 7-14. (in Chinese)
- 刘双喜, 张馨, 郑文秀, 等. 棉花异性纤维图像特征提取[J]. 农业机械学报, 2010, 41(3): 158-162.  
LIU Shuangxi, ZHANG Xin, ZHENG Wenxiu, et al. Image feature extraction of cotton foreign fiber[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(3): 158-162. (in Chinese)
- 王蕊, 刘双喜, 王钦祥, 等. 棉花异性纤维中麻绳与羽毛的分类特征[J]. 农业工程学报, 2012, 28(增刊2): 201-207.  
WANG Rui, LIU Shuangxi, WANG Qinxiang, et al. Classification features of feather and hemp in cotton foreign fibers[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(Supp. 2): 201-207. (in Chinese)
- 张成梁. 棉花加工过程智能化关键技术研究[D]. 济南: 山东大学, 2011.  
ZHANG Chengliang. Research on the key technologies of intelligent cotton production process [D]. Ji'nan: Shandong University, 2011. (in Chinese)
- 王昊鹏. 棉花加工过程中籽棉预处理关键技术研究[D]. 济南: 山东大学, 2014.  
WANG Haopeng. Research on the key technologies of seed cotton pretreatment in cotton production process [D]. Jinan: Shandong University, 2014. (in Chinese)
- 张有强, 马少辉, 丁旺才. 采棉机摘锭采摘过程的动力学分析[J]. 农业工程学报, 2012, 28(13): 54-58.  
ZHANG Youqiang, MA Shaohui, DING Wangcai. Dynamic analysis on picking process of cotton picker spindle[J]. Transactions of the CSAE, 2012, 28(13): 54-58. (in Chinese)
- 董全成, 冯显英. 基于自适应模糊免疫PID的轧花自动控制系统[J]. 农业工程学报, 2013, 29(23): 30-37.  
DONG Quancheng, FENG Xianying. Cotton-gin automation by using adaptive fuzzy immune PID controller[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(23): 30-37. (in Chinese)
- KANNAN S R, DEVI R, RAMATHILAGAM S, et al. Effective FCM noise clustering algorithms in medical images[J]. Computers in Biology and Medicine, 2013, 43(2): 73-83.