

中图法分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)04-0586-07

论文索引信息: 丁名晓, 王云宽, 黄为. 基于 Gabor 滤波器的棉花杂质检测算法 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(4): 586-592

# 基于 Gabor 滤波器的棉花杂质检测算法

丁名晓, 王云宽, 黄为

(中国科学院自动化研究所, 北京 100190)

**摘要:** 棉花杂质检测方法对于提高织物质量和降低生产成本具有重要意义。针对工业环境中非均匀光照条件下的棉花图像设计基于 Gabor 滤波器的杂质检测算法, 依据 Otsu 法和形态学滤波将图像分割为前景区、背景区和交界区, 然后在图像前景和背景区域内分别使用 Gabor 滤波器提取图像的纹理特征。设计一种针对 Gabor 滤波输出的自适应阈值分割算法, 结合形态学滤波和连通域分析检测出棉花中的杂质。实验结果表明, 本文算法有效地消除了由于光照条件造成的干扰, 可以精确地检测出棉花中常见的各种杂质。

**关键词:** 棉花杂质检测; Gabor 滤波器; 自适应阈值

## Cotton impurity detection algorithm based on Gabor filter

Ding Mingxiao, Wang Yunkuan, Huang Wei

(Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190 China)

**Abstract:** Cotton impurity inspection is important to control the quality of fabric and reduce production costs. To detect cotton impurity in industrial environment with uneven illumination, an impurity detection algorithm based on Gabor filter is proposed. In the algorithm, the image is divided into multiple zones using Otsu's threshold method and morphological filter, and the texture features for foreground and background are then extracted using Gabor filter. An adaptive threshold segmentation method is designed and applied to the Gabor filter output, and then the impurities in the image are detected using a morphological filter and connected-zone analysis. Experiment results show that the proposed algorithm can remove the undesired interference caused by light source fluctuations effectively, and the common impurities in cotton also can be accurately detected.

**Keywords:** cotton impurity inspection; Gabor filter; adaptive threshold

## 0 引言

在棉纺工业生产中, 将棉花纤维中混杂的杂质剔除出去是提高织物质量的重要工序。面对激烈的市场竞争, 我国纺织企业急需研发一种能够自动检测并剔除杂质的设备以便保证棉花质量。近年来, 机器视觉系统, 光电感应系统, 以及超声波检测系统都被应用于棉花杂质检测领域<sup>[1]</sup>。机器视觉系统

基于图像处理和模式识别技术, 可以实现信息快速、准确获取, 具备成熟的特征提取和处理方法, 而且可采用有效的模式分类方法。因而, 综合考虑设备成本、检测精度和速度等实际因素, 机器视觉系统比其他检测方法更适合棉花杂质检测应用。

文献[2-3]针对工业生产线实时检测, 依据 HSI 空间的色度特征检测棉花中的杂质。文献[4-5]针对静态棉花样品检测, 以 CIELAB 空间的色度特征结合尺寸和形状特征来检测棉花中的杂质, 其检测

收稿日期: 2009-12-14; 修回日期: 2010-01-24

基金项目: 中国科学院自动化研究所科技产业发展基金项目(DC07J03)。

第一作者简介: 丁名晓(1980—), 男, 中国科学院自动化研究所控制理论与控制工程专业博士研究生, 研究方向为机器视觉和智能控制。E-mail: mxding@hitic.ia.ac.cn。

精度较高但是只适合检测静态采集的棉花样本。

在棉花杂质检测系统中,出于生产成本的考虑一般采用高频荧光灯作为光源,这种光源的特点是具有一定范围的波动性,同时其光照强度随工作时间增长而逐渐衰减。文献[2]指出这种光照条件下纯色背景的成像结果为明暗相间的条纹,并通过改造光源的供电方式降低光源的波动幅值,但是没有在检测算法中设计去除这种扰动的方法。文献[3]指出背景图像的颜色波动符合高斯分布,并基于这种波动特性建立了一种杂质检测的灵敏度度量方法。文献[4-5]指出,在这种光照条件下单纯使用图像灰度特征不能保证对所有检测样本的精确检测。

采用线阵黑白 CCD 相机采集棉花图像,光源采用高频荧光灯而且采用硬件电路降低了光源的波动幅度,但是硬件方法不能完全消除光照条件的扰动。由于光源的波动特性以及工业条件下成像过程中存在的阴影、光线反射和吸收等各种干扰,即使是纯白色的棉花其成像结果也可能出现明暗不均匀,如图 1 所示。工业现场的这种情况使得试图使用单一的灰度特征不能保证稳定的棉花杂质检出效果,因而有必要设计对光照条件更具有鲁棒性的杂质检测算法。

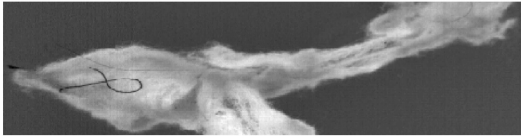


图1 棉花杂质检测系统中采集的图像

Fig.1 Acquired image in the cotton impurity detection system

杂质检测算法中,首先在图像灰度均值的邻域内使用 Otsu 法得到图像背景的初始分割结果,然后对背景图做形态学滤波后提取出待检测图像前景与背景之间的交界区域,从而把整幅图像分割为前景、背景和交界区域 3 类,最后分别在前景图和背景图中提取图像的灰度特征和纹理特征从而检测出杂质。

## 1 图像的区域分割

在棉花杂质检测系统中,待检测图像可分为 3 个区域:图像背景,以棉花为主的图像前景,以及前景与背景的交界区域。在本文中,将前景与背景的交界区域作为一个单独的图像区域的原因是:1) 不管

是提取图像的灰度特征还是边缘特征,前景与背景交界区域的特征都容易与部分杂质的特征混淆; 2) 棉花的物理形态决定了其边缘不会是清晰的,更多情况下棉花的边缘是模糊的,如图 2 所示。

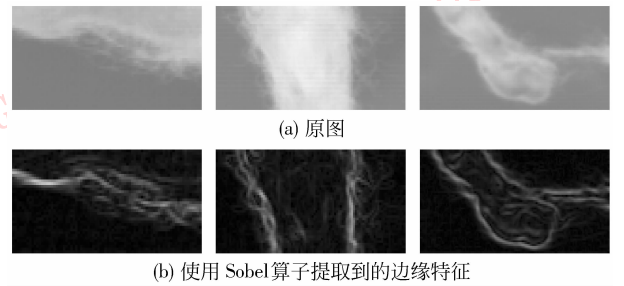


图2 棉花与背景交界区域的灰度特征和边缘特征

Fig.2 Gray-level feature and edge feature of the junction zone between cotton and background

Otsu 法可以对图像区域做精确分割,而且基本不受光照变化的影响,但是 Otsu 法是基于穷举的最优值搜索方法。先根据图像灰度均值  $\mu_I$  得到一个初始阈值,然后在该初始值的小范围邻域内用 Otsu 法搜索最优阈值,有效降低了算法复杂度。

用  $z$  代表像素点  $(x, y)$ ,用  $I(z)$  表示输入图像的灰度级表达,图像区域分割的算法流程如下:

- 1) 初始化:计算图像  $I(z)$  的灰度均值  $\mu_I$ ,预先给定一个松弛变量  $\xi, \xi \in \mathbf{Z}^+$ ;
- 2) 在范围  $[\mu_I - \xi, \mu_I + \xi]$  内使用 Otsu 法将图像  $I(z)$  分割为前景图  $I_{FC}(z)$  和背景图  $I_{BC}(z)$ ;
- 3) 采用  $L_p \times L_p$  的正方形结构元素对背景图  $I_{BC}(z)$  做形态滤波的腐蚀运算,得到输入图像的背景区域  $I_B(z)$ ;
- 4) 采用  $L_p \times L_p$  的正方形结构元素对背景区域  $I_B(z)$  做形态滤波的膨胀运算,用得到的图像区域  $\tilde{I}_B(z)$  减去背景区域  $I_B(z)$  就得到输入图像的前景与背景交界区域  $I_J(z)$ ,而输入图像的前景区域  $I_F(z)$  就是  $\tilde{I}_B(z)$  的补集:

$$I_J(z) = \tilde{I}_B(z) - I_B(z) \quad (1)$$

$$I_F(z) = I(z) - \tilde{I}_B(z) \quad (2)$$

在区域  $I_J(z)$  中的杂质检测出现误警的可能性较大,因此在杂质检测过程中可将这个区域完全忽略,或者基于灰度特征使用阈值检测该区域内特征明显杂质。

输入图像的前景区域  $I_F(z)$  和背景区域  $I_B(z)$  需要设计精确的杂质检测算法。尤其对于面积较小

的细微杂质,当依据灰度信息取阈值将这些杂质检出的同时会产生很多误警结果,将图像中因各种干扰造成的灰度变化误检为杂质。为了解决这一问题,设计一种基于 Gabor 滤波器的杂质检测算法,算法具体分析见第 2 节。面积较大或者灰度值极低的杂质在成像环节中较少受到周边环境的影响,从而使得像素的颜色能更多反映杂质的本质特征<sup>[3]</sup>,通过提取图像的灰度信息取阈值可以检测出大部分这类杂质,同时这类杂质的纹理特征在 Gabor 滤波器的输出响应中也会有体现,可以同时用两种检测方法互为补充。

## 2 基于 Gabor 特征的杂质检测算法

Gabor 变换能够在空间域和频率域上都显示出良好的局部性,因此被广泛应用于图像分析和图像识别等领域。

### 2.1 图像的 Gabor 特征表达

Daugman 在 1 维 Gabor 函数的基础上将其扩展成为 2 维形式,即 2 维 Gabor 函数。2 维 Gabor 滤波器具备空间局部性,方向和频率的可选择性,而且可以很好地模拟哺乳动物视觉神经简单细胞的感知场轮廓<sup>[6]</sup>。2 维 Gabor 滤波器(小波)可定义为

$$\Psi_{u,v}(z) = \frac{\|k_{u,v}\|^2}{\sigma^2} e^{-\frac{\|k_{u,v}\|^2 \|z\|^2}{2\sigma^2}} [e^{ik_{u,v}z} + C] \quad (3)$$

式中, $\sigma$  是高斯空间参数, $z$  代表像素 $(x,y)$ , $C$  是载波相位,通常  $C=0$ , $k_{u,v} = k_v e^{i\phi_u}$ , $k_v = k_{max}/f$ , $\phi_u = \pi u/n$ , $k_{u,v}$  是载波矢量, $k_v$  和  $\phi_u$  分别指定空间频率和方向; $k_{max}$  是最大平面波频率, $f$  是滤波器在空频域的取值间隔因子, $v$  是滤波器尺度因子; $n$  是滤波方向总数, $u$  是滤波器方向因子而且  $u \in \{0, \dots, n-1\}$ 。

用  $I(z)$  表示输入图像的灰度级表达,定义图像  $I$  和 Gabor 小波  $\Psi_{u,v}$ (见式(3))卷积的结果为

$$G_{u,v}(z) = \Psi_{u,v}(z) * I(z) \quad (4)$$

卷积的结果  $G_{u,v}(z)$  是复数,也称为线性 Gabor 特征。

由式(3)可以看出,Gabor 滤波器是一个被复正弦函数调制的 Gaussian 函数,通过分别取 Gabor 滤波器的实部和虚部,可以得到偶 Gabor 滤波器  $\text{Re}(G_{u,v}(z))$  和奇 Gabor 滤波器  $\text{Im}(G_{u,v}(z))$ 。偶 Gabor 滤波器和奇 Gabor 滤波器具有正交相位关系。为了增强 Gabor 滤波器对光照扰动的鲁棒性,偶 Gabor 滤波器在局部特征检测中需要消除直流分量

的影响。由于奇 Gabor 滤波器是奇对称的,本来就具有零直流分量特性。从而得到如下的 Gabor 滤波器定义:

$$\text{Re}(G_{u,v}(z)) = (\text{Re}(\Psi_{u,v}(z)) - \overline{\text{Re}(\Psi_{u,v}(z))}) * I(z) \quad (5)$$

$$\text{Im}(G_{u,v}(z)) = (\text{Im}(\Psi_{u,v}(z))) * I(z) \quad (6)$$

式中  $\text{Re}(\Psi_{u,v}(z))$  表示矩阵  $\text{Re}(\Psi_{u,v}(z))$  的均值  $\Psi_{u,v}(z)$ , 的定义见式(3)。

偶 Gabor 滤波器是性能良好的 Blob 探测器,而奇 Gabor 滤波器被广泛用于边缘检测<sup>[7]</sup>。本文中棉花图像的背景和前景具备不同的纹理特征:背景较为平滑,除了由于光照条件形成的噪声不存在其他干扰检测的因素;而前景的主体是棉花,棉花自身存在丰富的细微纹理,同时考虑到光照条件的影响,使用边缘检测提取前景中的杂质受到这些干扰因素的影响检测精度和正确度都很难保证。因此,应该针对前景和背景使用不同的滤波器,在背景图中使用奇 Gabor 滤波器检测杂质边缘,在前景图中使用偶 Gabor 滤波器检测杂质的聚集程度。设前景图  $I_F(z)$  经偶 Gabor 滤波器滤波后的输出是  $G_F$ ,背景图  $I_B(z)$  经奇 Gabor 滤波器滤波后的输出是  $G_B$ ,可得到下式:

$$G_F = (\text{Re}(\Psi_{u,v}(z)) - \overline{\text{Re}(\Psi_{u,v}(z))}) * I_F(z) \quad (7)$$

$$G_B = (\text{Im}(\Psi_{u,v}(z))) * I_B(z) \quad (8)$$

光照条件造成的噪声干扰是决定本文检测算法精度的关键问题,在式(7)中去掉滤波器直流分量就是为了减少对亮度的绝对依赖。在 Gabor 特征表达式的设计中也需要通过归一化进一步提高算法对光照的鲁棒性,可定义前景图和背景图的 Gabor 特征表达为

$$E_F(z) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{G_F - \mu_F}{\sigma_F} \right| \quad (9)$$

$$E_B(z) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{G_B - \mu_B}{\sigma_B} \right| \quad (10)$$

式中  $\mu_F$  和  $\sigma_F$  分别是  $G_F$  的均值和方差, $\mu_B$  和  $\sigma_B$  分别是  $G_B$  的均值和方差。 $E_F(z)$  和  $E_B(z)$  取  $n$  个滤波方向上 Gabor 特征的均值,这是为了保证检测算法的旋转不变性。

### 2.2 杂质检测算法

针对输入图像的前景区域  $I_F(z)$  和背景区域  $I_B(z)$ ,杂质检测算法的流程如图 3 所示。

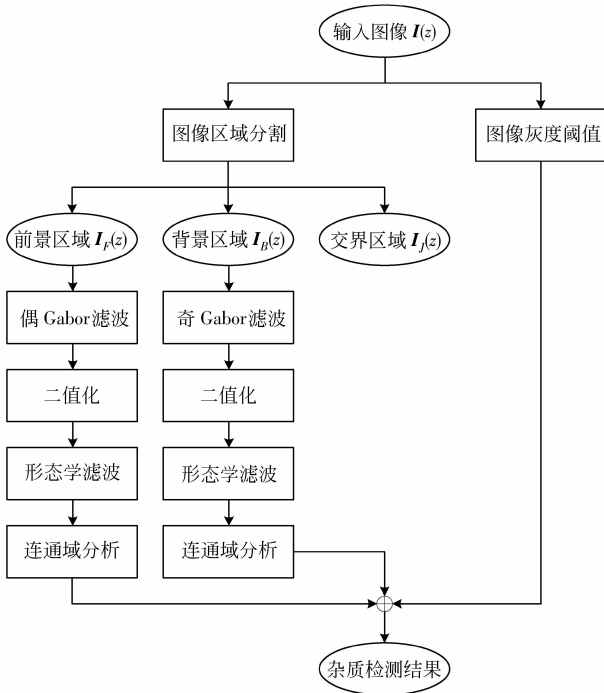


图 3 杂质检测算法流程图

Fig. 3 Flow chart of the impurity detection algorithm

从图 3 中的算法流程可知,针对区域  $I_f(z)$  和  $I_b(z)$  提取 Gabor 特征后使用了同样的后处理算法,为了方便描述算法,下述算法说明中用  $I_X(z)$  代表图像区域  $I_f(z)$  或  $I_b(z)$ ,用  $E_X(z)$  代表 Gabor 特征表达  $E_f(z)$  或  $E_b(z)$ 。

在杂质检测算法中最关键的是确定对滤波输出  $E_X(z)$  的二值化阈值。相关文献[8-9]中提出多种针对 Gabor 滤波输出的自动阈值计算方法,但是文献[8]算法是针对去除图像中的高斯噪声,文献[9]算法是针对自然图像中的边缘提取。这些自适应算法都不适用于杂质检测的要求,主要是因为本文算法的检测目标即杂质的分布为小概率随机事件,不能用高斯模型拟合,同时检测算法需要只提取出杂质的边缘特征而忽略其他边缘特征。在输入图像的 Gabor 特征表达  $E_X(z)$  中,大多数特征值是由棉花纹理或光照扰动造成的,这些特征值的分布可以用均值为零的高斯模型拟合。将  $E_X(z)$  的概率分布记作  $P(E_X(\cdot))$ ,其示例如图 4。

针对图像中小目标的自适应阈值分割方法最常用的是  $p$ -tile 法,但是  $p$ -tile 法需要预先指定检测目标与整幅图像的面积比,当面积比未知或者随不同图像变化时, $p$ -tile 法就不适用。

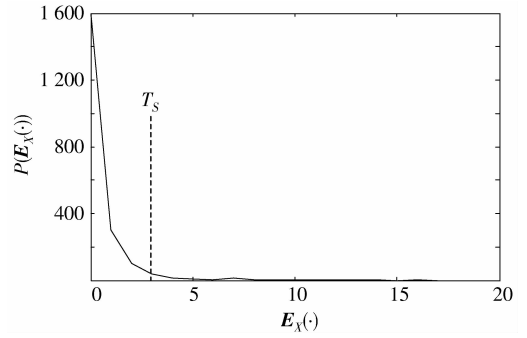


图 4  $E_X(\cdot)$  的概率分布曲线

Fig. 4 Probability distribution curve of  $E_X(\cdot)$

从图 4 可知,  $P(E_X(\cdot))$  的包络线为单调下降函数,则  $P(E_X(\cdot))$  在其一阶导数  $dP/d(E_X(\cdot))$  趋近于零的区域内可能存在杂质特征的分布,根据这一原理设计了对自适应设定二值化阈值的算法。

定义  $\hat{E}_X(z)$  为  $E_X(z)$  的二值化结果为

$$\hat{E}_X(z) = \begin{cases} 1 & E_X(z) > T_s \\ 0 & E_X(z) \leq T_s \end{cases} \quad (11)$$

式中  $T_s$  为阈值,且定义为

$$T_s = \mu_e + \alpha\sigma_e \quad \alpha \in \mathbf{Z}^+ \quad (12)$$

式中  $\mu_e$  和  $\sigma_e$  分别是  $E_X(z)$  的均值和方差,  $\alpha$  是阈值调节因子。

预先设定一个检测灵敏度因子  $p, p \in [0, 1]$  且  $p$  是接近于零的极小数值,并假设输入图像的尺寸为  $M \times N$ ,则  $\alpha$  的取值由以下算法得到:

1) 计算  $\tilde{E}_X(z) = \text{round}(E_X(z))$ , 即  $\tilde{E}_X(z)$  是对  $E_X(z)$  四舍五入取整得到,符号  $\text{round}$  表示取整操作。

2) 计算  $\tilde{E}_X(z)$  的分布直方图  $H$ , 并计算  $H$  的差分函数

$$\Delta H(n) = |H(n) - H(n+1)| \quad n \in \mathbf{Z}^+ \quad (13)$$

式中  $n$  代表直方图  $H$  的分布索引值。

3) 计算  $\tilde{E}_X(z)$  的均值  $\bar{\mu}_e$ , 初始化  $n = \lceil \bar{\mu}_e \rceil$ , 符号  $\lceil \cdot \rceil$  表示向上取整。

4) 判断下式是否成立:

$$\Delta H(n) < pMN \quad (14)$$

如果不满足式(14),则  $n = n + 1$ ,继续回到 4) 判断,直到搜索到使式(14)成立而且最小的  $n$  值,记为  $n_s$ 。

5) 设定  $\alpha$  的初值为 1, 根据式(12) 计算相应的  $T_s$ 。

6) 判断下式是否成立:

$$T_s > n_i - 1 \quad (15)$$

如果不满足式(15), 则  $\alpha = \alpha + 1$ , 继续回到 6) 判断, 直到搜索到使式(15)成立而且最小的  $\alpha$  值, 满足此条件的  $\alpha$  值代入式(12)计算得到的  $T_s$  即最优二值化阈值。

对 Gabor 特征表达  $E_x(z)$  做二值化操作后, 由棉花纹理或光照扰动造成的部分强特征点也被作为杂质提取出来, 但是这类特征点分布较为分散, 因而可以使用形态学滤波和连通域分析相结合的方法去除这些误警特征。

形态学滤波算法包括形态开运算滤波和形态闭运算滤波。形态开运算滤波用于消除与结构元素相比尺寸较小的亮细节, 而保持图像整体灰度值和大的亮区域基本不受影响; 形态闭运算滤波用于消除与结构元素相比尺寸较小的暗细节, 而保持图像整体灰度值和大的暗区域基本不受影响。根据本文中二值化图像的特征, 后处理算法中需采用形态开运算滤波。

对 Gabor 特征表达二值化的后处理算法如下:

1) 采用  $3 \times 3$  的正方形结构元素对  $\hat{E}_x(z)$  作形态开运算滤波。在完成滤波后,  $\hat{E}_x(z)$  中取值为 1 的像素被认为可能是杂质。

2) 对  $\hat{E}_x(z)$  中可能为杂质的像素区域作连通域标记, 设  $m$  为连通域的个数, 将连通域序列记为  $\{Q_1, Q_2, \dots, Q_m\}$ 。计算各区域  $Q_i$  的面积  $A_i$ , 其中  $i$  是区间  $[1, m]$  内的正整数。

3) 用阈值  $T_{Q_A}$  判断各个连通域是否杂质, 面积  $A_i$  大于  $T_{Q_A}$  的连通域  $Q_i$  被认为是杂质:

$$Q_i = \begin{cases} 1 & A_i > T_{Q_A} \\ 0 & A_i \leq T_{Q_A} \end{cases} \quad (16)$$

在杂质检测算法中, 需要预先设定检测灵敏度因子  $p$  和连通域面积阈值  $T_{Q_A}$ 。这两个参数与待检测棉花的质量和棉花中的杂质种类相关, 在算法实际应用中需要根据生产线中相应批次棉花的特征作出调整。

### 2.3 Gabor 滤波器参数的选取方法

Gabor 滤波器的设计存在着参数选取的问题。对于式(3)中定义的 Gabor 滤波器需要选取 3 个参数  $\sigma$ ,  $k_v$  和  $\phi_u$ , 选择合理的参数有利于优化检测算法的效率。

中心频率  $k_v$  的取值间隔因子  $f$  通常选择为 2, 而滤波器尺度因子  $v$  常用的取值是  $[1, 2, 3, 4, 5]$ 。

取值越小, 提取的纹理特征的尺度越大, 但考虑到棉花杂质检测算法对计算速度的要求, 只选取  $[1, 3, 5]$  这 3 个尺度, 实验证明这种尺度选取方法足够满足棉花杂质检测的精度要求。取  $k_{\max} = 64\pi$ , 则  $k_v$  的取值由下式得到:

$$k_v = 2^{6-v} \pi \quad v = 1, 3, 5 \quad (17)$$

$\phi_u$  的取值范围理论上为  $0 \sim 2\pi$ , 考虑到 Gabor 滤波器的对称性,  $\phi_u$  的实际取值范围为  $0 \sim \pi$ 。本文采取在 4 个方向上构造 Gabor 滤波器:

$$\phi_u = u \frac{\pi}{4} \quad u = 0, 1, 2, 3 \quad (18)$$

$\sigma$  的取值与滤波器的半峰带宽  $\psi$  有关<sup>[10]</sup>, 即

$$\sigma = \sqrt{2 \ln 2} \left( \frac{2\psi + 1}{2\psi - 1} \right) \quad (19)$$

取  $\psi$  为 0.5 倍频程, 则相应的  $\sigma \approx 2\pi$ 。

## 3 实验结果与分析

为了验证杂质检测算法的效果, 针对工业现场拍摄的棉花图片做了验证实验。图 5—6 给出了两幅典型图像使用基于 Gabor 特征的检测算法得到的结果, 两幅图片中都存在严重的光照不均匀现象。图 5(a) 中包含了块状深色和白色杂质、线状、点状

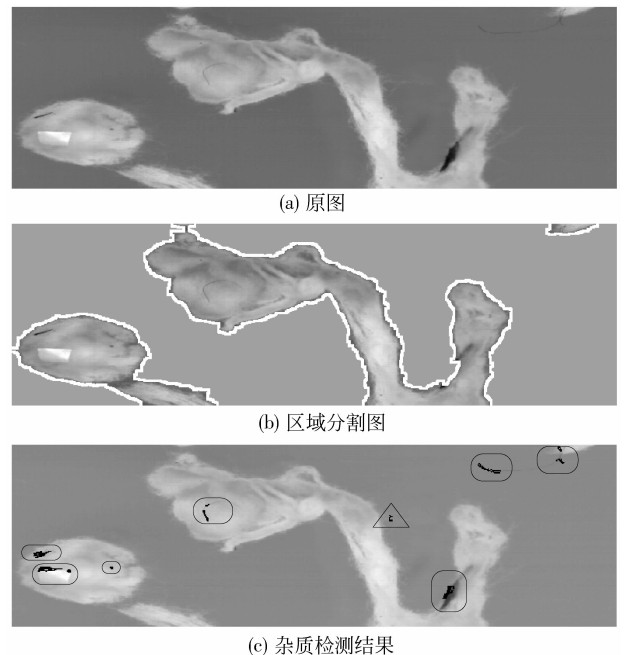


图 5 基于 Gabor 特征的杂质检测过程示例 1

Fig. 5 Example No. 1 for impurity detection processes using Gabor feature

杂质以及头发丝,图 6(a)中包含了块状、点状杂质和头发丝。在图 5(c)和图 6(c)中,用矩形框标出的是正确检出的杂质,用三角形框标出的是误警的部分。可以看出本文算法可以有效检出所有类型的杂质,只有对图 5 的背景区域检测时出现了一处将正常区域误检为杂质。

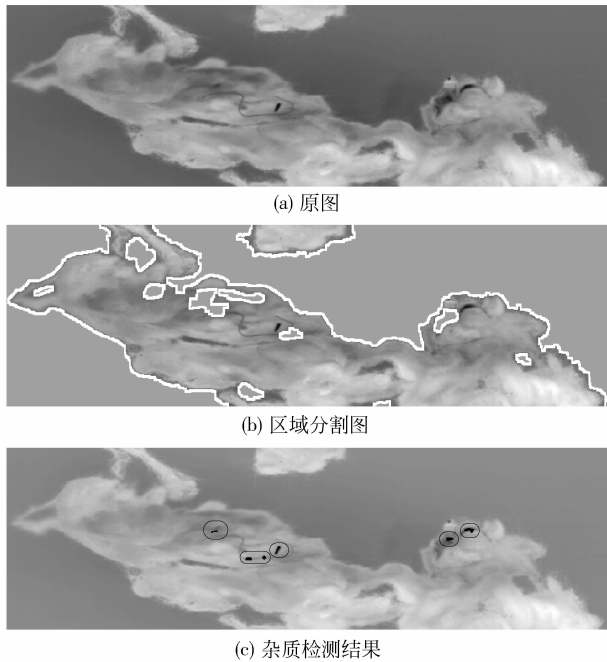


图 6 基于 Gabor 特征的杂质检测过程 2

Fig. 6 Example No. 2 for impurity detection processes using Gabor feature

在图 5(b)和图 6(b)中,前景与背景的交界区域用白色标出。从相应的检测结果可以看出,即使图像区域分割不完全精确,基于 Gabor 特征的杂质检测算法仍然保持很好的精确度。这说明本文算法的精度并不完全依赖于前期图像灰度区域分割。

表 1 为针对图 6 的 Gabor 滤波输出设定自适应阈值的部分数据,前两组数据为对背景图的 Gabor 滤波输出,后两组数据为对前景图的 Gabor 滤波输出。图片尺寸为  $1\ 176 \times 256$ ,设定  $p = 0.001$ ,因此阈值判断准则为  $\Delta H(n) < 301.056$ ,从而根据 2.2 节中的自适应算法得到了如表 1 中的一组  $\alpha$  值。从图 6 相应的检测结果可以看出自适应阈值算法的有效性。

图 7 给出了一组使用灰度阈值检测杂质的结果,在阈值设为 115 时就出现了严重的误警。从中可以看出这种方法只对灰度值极低的杂质有效,对棉花中的细微杂质检测效果很差。因而灰度阈值

表 1 对 Gabor 输出的自适应阈值设定

Tab. 1 Adaptive threshold for Gabor filter output

$\Delta H(n)$					均值	方差	$\alpha$
1	2	3	4	5			
25 300	645	86	23	7	1.050 3	0.345 3	3
148 000	464	56	16	0	1.006 7	0.133 1	8
10 100	1 560	336	91	30	1.241 8	0.640 2	3
11 900	1 560	350	36	37	1.208 1	0.595 1	4

检测只适合于作为本文算法的补充,主要用于检测出现在前景与背景交界区域的杂质。



图 7 基于灰度阈值的杂质检测结果

Fig. 7 Impurity detection results using gray-level threshold

以误警率和漏检率来度量检测系统的检测精度,误警率是算法在测试图像中标示出的杂质中出现误警的比率,而漏检率是测试图像中所有应被检出的杂质中未被标示出的比率。误警率越低意味着被剔除的正常棉花越少,漏检率越低意味着杂质不能被成功检出的概率越小。

本实验是针对 80 幅实际系统采集到的尺寸为  $1\ 176 \times 256$  的图片,测试图片中包含了常见的块状、线状和丝状杂质。本次实验的误警率为 8.5%,另

外表 2 给出了杂质尺寸与漏检率的关系,并与文献[3]中杂质检测方法的检测效果作出比较。

表 2 棉花中杂质检测精度

Tab. 2 Accuracy for cotton impurities inspection

杂质尺寸	漏检率/%	
	本文方法	文献[3]方法
$A > 1 \text{ cm}^2$	5	2.9
$0.25 \text{ cm}^2 < A < 1 \text{ cm}^2$	7.6	3.5
头发丝	8.93	NA

从实验结果可以看出,与文献[3]中方法相比,本文方法在检测如头发丝之类的细微杂质时有明显优势,但是当杂质尺寸较大时检测精度相对较低,这是因为本文算法对于部分灰度值接近棉花的浅色系彩色杂质的敏感度较低。文献[3]中方法虽然检测精度较高,但是由于该方法中的消除伪杂质点方法是以棉花在风道中匀速直线运动为假设前提的,考虑到棉花在风道中的横向移动和旋转等现象的存在,该方法的误警率很难降低。本文算法的整体误警率较低,同时算法对于白色杂质、头发丝等细微杂质都具有良好的检测效果,因此总体而言本文算法的检测精度是比较好的。

另外,从表 2 可以看出杂质尺寸越小,算法的检测精度越低。这是因为尺寸较小的杂质更容易与图像中的各种干扰因素(如棉花与背景的边缘,阴影,镜面反射)混淆,在算法消除这些干扰因素的同时将一部分杂质特征一起去掉了。

## 4 结 论

针对工业检测中的棉花图像设计基于 Gabor 滤波器的杂质检测算法。该算法综合利用图像的频域和时域特征,可以精确地检测出棉花中常见的各种杂质。算法有效地消除了由于光照条件造成的干扰,对于白色杂质和各种细微杂质也有很好的检测效果,对于进一步提高棉花杂质检测设备的检测精度具有积极的意义。

## 参考文献 (References)

- [1] Guo Junxian, Ying Yibin. Progress on detecting technique and sorter of raw cotton foreign matters [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Machinery, 2008, 39(7): 107-113. [郭俊先, 应义斌. 皮棉中杂质检测技术与检出装备的研究进展[J]. 农业机械学报, 2008, 39(7): 107-113.]
- [2] Li Yujun, Liang Kun, Bai Huayu. Key technology in detecting and eliminating isomerism fibre in cotton [C]//Proceedings of International Conference on Electronic Measurement and Instruments. Piscataway, NJ, United States: IEEE Computer Society, 2007: 4728-4732.
- [3] Gao Wei, Wang Zhiheng, Zhao Xunpo, et al. Robust and efficient cotton contamination detection method based on HSI color space [J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(7): 729-735. [高伟, 王志衡, 赵训坡, 等. 基于 HSI 颜色空间的棉花杂质高速实时检测方法[J]. 自动化学报, 2008, 34(7): 729-735.]
- [4] Xu B, Fang C, Watson M D. Clustering analysis for cotton trash classification [J]. Textile Research Journal, 1999, 69(9): 656-662.
- [5] Zhang Yupeng, Smith P W. Robust and efficient detection of non-lint material in cotton fiber samples [C]//Proceedings of the sixth IEEE Workshop on Applications of Computer Vision. Los Alamitos, CA, USA: IEEE Computer Society, 2002: 51-56.
- [6] Daugman J G. Uncertainly relation for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimized by two dimensional visual cortical filter [J]. Journal of the Optical Society of America, 1985, 2(7): 1160-1169.
- [7] Ajay Kumar, Grantham K H. Pang. Defect detection in textured materials using Gabor filters [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2002, 38(2): 425-439.
- [8] Kovesi P. Phase Preserving Denoising of Images [EB/OL]. (1999-12-07) [2009-08-08]. <http://www.cs.uwa.edu.au/pub/robvis/papers/pk/denoise.ps.gz>.
- [9] Zhu Zhenfeng, Lu Hanqing. Edge detection based on odd gabor filter and rayleigh distribution [J]. Journal of Image and Graphics, 2005, 10(7): 821-827. [朱振峰, 卢汉清. 基于奇 Gabor 滤波器与 Rayleigh 分布的边缘检测[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(7): 821-827.]
- [10] Lee T S. Image representation using 2D gabor wavelets [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(10): 959-971.