

棉花轧工质量机器视觉检测系统设计与试验

夏彬¹ 史书伟¹ 张若宇^{2,3} 秦建锋¹ 刘妍妍¹ 常金强^{2,3}

(1. 中华全国供销合作总社郑州棉麻工程技术设计研究所, 郑州 450004;

2. 石河子大学机械电气工程学院, 石河子 832003;

3. 农业农村部西北农业装备重点实验室, 石河子 832003)

摘要: 针对棉花轧工质量现行人工感官检验中存在的劳动强度大、主观性强、检测效率低等问题,设计一种基于机器视觉的棉花轧工质量检测系统。系统由压棉机构、图像采集机构、检测处理机、检测控制板卡和触控显示屏组成。设计了低角度直接照明系统与图像采集机构,LED光源以检测视窗法线呈45°方向照射,工业相机透过光学玻璃采集棉花图像。采用图像纹理特征表达棉花外观形态,通过测定轧工质量实物标准的角二阶矩,建立图像纹理特征与外观形态关系模型,融合噪声点评价与高低阈值自适应的Canny方法进行图像滤波与分割识别,根据欧氏距离进行轧工质量等级判定,并选取棉样进行系统试验验证。结果表明,轧工质量实物标准P1、P2、P3的角二阶矩分别为[0.893 2, 1]、[0.689 1, 0.776 1]、[0.213 6, 0.587 3],各等级间的角二阶矩纹理特征值区别明显,验证了图像纹理表达棉花外观形态的可行性。系统的疵点粒数指标检测相对偏差为0.15,疵点与背景的分离效果明显。与国标检验方法相比,轧工质量视觉系统检测准确率达94.20%,检测偏差上下浮动不大于1个轧工质量等级,与国标检验结果一致性高。单个棉样系统检测耗时1.2 s,检测效率提升77.36%。系统能够满足现场使用要求,为棉花轧工质量指标的仪器化检测提供了技术参考。

关键词: 棉花轧工质量; 机器视觉; 角二阶矩; 疵点; 图像分割

中图分类号: S24; TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2023)11-0189-09

OSID:



Design and Test of Machine Vision Inspection System for Cotton Preparation

XIA Bin¹ SHI Shuwei¹ ZHANG Ruoyu^{2,3} QIN Jianfeng¹ LIU Yanyan¹ CHANG Jinqiang^{2,3}

(1. Zhengzhou Cotton and Jute Engineering Technology and Design Research Institute, China CO-OP, Zhengzhou 450004, China

2. College of Mechanical and Electrical Engineering, Shihezi University, Shihezi 832003, China

3. Key Laboratory of Northwest Agricultural Equipment, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Shihezi 832003, China)

Abstract: Aiming at the problems of labor intensity, strong subjectivity and low detection efficiency in the current manual sensory inspection of cotton preparation, a machine vision-based cotton preparation inspection system was designed. The system consisted of cotton pressing mechanism, image acquisition mechanism, detection processor, detection control board and touch screen. Firstly, a low-angle direct lighting system and an image acquisition mechanism were designed, where the LED light source was illuminated at an angle of 45° to the normal of the inspection window, and the industrial camera collected cotton images through the optical glass. Then the system adopted image texture features to express the appearance morphology of cotton, and established a relationship model between image texture features and appearance morphology by measuring the angular second moment of cotton preparation sample standards. In the adaptive filtering and Canny algorithm, it integrated the noise point evaluation and the high and low threshold adaptive methods for image filtering and segmentation identification, and the ginning quality level determination was made according to the Euclidean distance. Finally, cotton samples were selected for system performance test verification. The results showed that the angular second moment of the ginning quality physical standards P1, P2 and P3 were [0.893 2, 1], [0.689 1, 0.776 1], [0.213 6, 0.587 3], respectively, and the difference in the texture eigenvalues of the angular second moment between the

收稿日期: 2023-03-21 修回日期: 2023-08-28

基金项目: 国家重点研发计划项目(2022YFD2002404)、兵团科技攻关计划项目(2022DB003)和兵团财政科技计划项目(2023AB014)

作者简介: 夏彬(1983—),男,高级工程师,主要从事棉花加工智能技术装备研究,E-mail: binxia@126.com

通信作者: 张若宇(1980—),男,教授,博士生导师,主要从事农产品智能检测技术与装备研究,E-mail: ry248@163.com

grades was obvious, which verified the feasibility of the image texture to express the appearance and morphology of cotton. The relative deviation of the inspection of the number of defects index of the system was 0.15, and the separation effect of defects and background was obvious. Compared with the national standard inspection method, the detection accuracy of the preparation visual system reached 94.20%, and the detection deviation was not more than 1 preparation grade, which was in high consistency with the national standard inspection results. The detection time of single cotton sample system was 1.2 s, and the detection efficiency was improved by 77.36%. The system can meet the requirements of field use, and provide a technical reference for the instrumental detection of cotton preparation indexes.

Key words: cotton preparation; machine vision; angular second moment; defect; image segmentation

0 引言

棉花轧工质量是指籽棉经过加工后,皮棉外观形态粗糙及所含疵点种类的程度。我国是棉花种植与生产大国^[1],根据国家统计局发布的数据显示^[2],2022年我国棉花种植面积 $3.00 \times 10^6 \text{ hm}^2$,产量 $5.97 \times 10^6 \text{ t}$ 。作为大宗农产品,为了在棉花贸易中获得更高溢价,需要在生产加工检验环节对轧工质量进行检测与管控。国家标准 GB 1103.1—2012《棉花 第1部分:锯齿加工细绒棉》规定了轧工质量检验方法为人工感官检验^[3]。作为目前棉花仪器化公证检验中采用人工感观检验的指标,检验人员的心理素质和专业技能直接影响检验结果,且人工方式易造成人眼疲劳,劳动强度大,检验效率和效果难以保证^[4-6]。因此,如何实现棉花轧工质量快速仪器化检测是亟待解决的问题^[7-10]。

自2012年棉花轧工质量指标新列入我国棉花检验标准以来,由于中外棉花检验标准的差异,国外鲜有研究成果问世,相关研究主要以国内为主。肖春燕等^[11]采用神经网络模型建立轧工质量级别的关系模型,进而得到皮棉纹理轧工质量神经网络模型。于红彬等^[12]采用基于Canny的杂质图像处理算法,实现了棉花表面杂质的快速检测与识别。李晓慧等^[13]采用深度学习技术进行棉花轧工质量检测,通过VGG预训练网络算法提高识别准确率和网络泛化能力,使用特征提取与微调方法训练棉花图像提高了模型分类准确率。黄仰东等^[14]设计了一种基于图像处理的特征识别算法,通过离心率和面积周长比的综合计算结果可以对原棉疵点进行识别和分类。李龙^[15]采用多角度多光源的照明方案,提出了一种形态学扫描的方法,实现疵点及杂质的检测和识别。上述研究中,相关研究人员在轧工质量建模、皮棉疵点检测方面各自开展了大量研究工作。然而,缺乏棉花外观形态的视觉评价研究,且根据外观形态或疵点任一方面进行轧工质量分级尚缺乏全面性;同时,当前轧工质量分级方法研究采用定性测量,作为产品计价指标,缺乏能够定量检测与实际应

用的设备。

针对上述存在的问题,在本课题组设计的便携式皮棉轧工质量分级检测装置与机器学习分级判别模型的基础上^[16-17],基于机器视觉技术^[18-20],开展外观形态与疵点含量定量分析,提出融合图像纹理特征与疵点图像识别的棉花轧工质量分级方法,同时,采用自动检测技术^[21-23]设计光学照明系统、图像采集机构、数字化检测软件等,以期实现棉花轧工质量的快速自动化检测,为棉花轧工质量指标仪器化检验提供技术参考。

1 系统结构与工作原理

1.1 系统结构

采用机器视觉与光电检测技术,设计棉花轧工质量视觉检测系统,整体结构如图1所示。系统主要由压棉机构、检测视窗、图像采集机构、检测处理机、检测控制板卡及触控显示屏组成。压棉机构通过导向杆与电机连接,安装在检测视窗上方。检测视窗采用透明光学石英玻璃,用于放置待检测棉样。图像采集机构由LED光源、漫反射板、工业相机与镜头组成,安装在检测视窗下方。检测控制板卡安装于系统底板上,用于系统的运动执行与光电信号采集反馈。检测处理机由工控机与系统软件组成。触控显示屏用于检测操控与结果显示。

1.2 工作原理

系统工作前,需制备皮棉样品,根据国家标准 GB/T 20392—2006《HVI 棉纤维物理性能试验方法》,待检测样品质量不少于125 g,并将其随机混匀满铺于检测视窗上。压棉机构选取龙翔 SXTL 型24 V电机,推拉力峰值达到220 N。系统启动检测后,驱动电机以速度25 mm/s带动压棉板下压,直至棉样所受压力达到44.5 N,停止压棉,确保棉样受压恒定且纤维紧实。此时,检测控制板卡根据压棉完成的驱动电机反馈信号,开启LED光源供电,触发工业相机采集棉样图像,并通过相机 GigE 通信接口^[24-25]将图像传输至检测处理机工控机,进行棉样图像滤波与降噪预处理,然后纹理提取算法测量棉

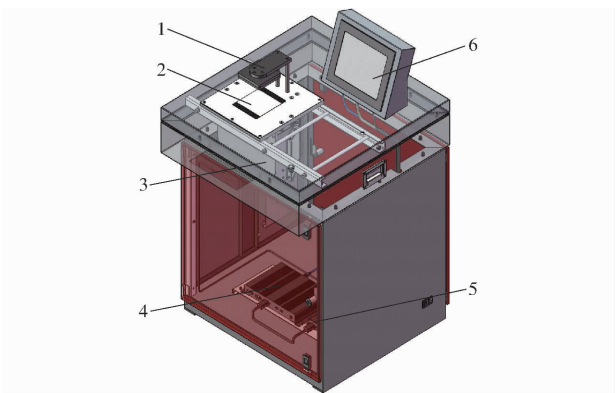


图 1 棉花轧工质量视觉检测系统结构图

Fig. 1 Structure of visual inspection system for cotton preparation

1. 压棉机构 2. 检测视窗 3. 图像采集机构 4. 检测处理机
5. 检测控制板卡 6. 触控显示屏

样图像的纹理特征,疵点识别算法进行阈值分割与疵点识别,轧工质量检测算法根据所采集棉样的纹理参数与疵点参数,结合欧氏距离综合判定棉花轧工质量等级,最终将结果输出到触控显示屏,完成单次检测。

2 关键部件设计

2.1 光学照明系统

光源与照明方案对整个视觉系统起着基础保障作用。棉花轧工质量视觉检测系统光源与照明设计的基本原则是照明均匀、避免反光。在光源选型上,采用符合国际照明委员会 CIE A 级光谱匹配度要求的 D65 标准白光,选取 LED 光源,色温 6 500 K、显色指数大于 95%,其具有发热量小、寿命长、对设备的稳定性影响小、耐用性强等特点,能够克服环境光干扰,确保光照强度,提高棉样成像质量的同时,增加光源使用寿命,降低使用成本。

为了给棉样提供合适的照明环境,光照系统在参考棉纤维大容量测试仪光学系统的基础上,进行了改进,采用低角度直接照明方式,如图 2 所示,两侧 LED 光源向检测视窗法线呈 45°方向进行扩散照射,光源前方 6 mm 处安装有漫反射板,漫反射板为亚克力材质,其表面涂有高漫反射材料,典型反射率为 72% ~ 94%。光源通过漫反射板时会发生多角度、多方向的折射与散射,从而达到均匀照明效果,同时,两侧光束叠加覆盖整个检测视窗,对目标区域进行高效低角度照明,在提供均匀照明的基础上,有利于采集系统拍摄反映棉花原生品相的图像。

2.2 图像采集机构

图像采集机构是机器视觉检测系统的核心部件,由检测视窗(定制 100 mm × 100 mm 光学玻璃,东海艾谱光学公司)、光源(XT-E LED 型,美国科

瑞 CREE 公司)、工业相机(MER-503-20GC 型,北京大恒图像公司)、镜头(MO824-MPW2 型,日本希比希 CBC 公司)组成,如图 3 所示。

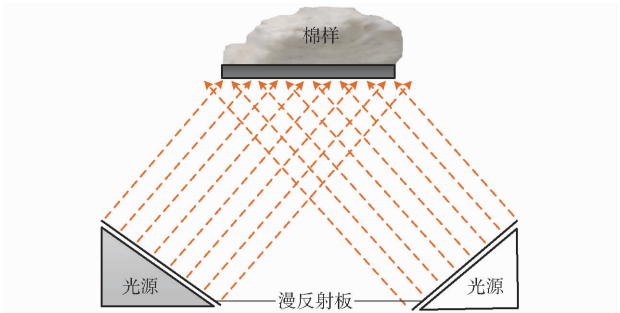


图 2 光照系统原理图

Fig. 2 Schematic of lighting system

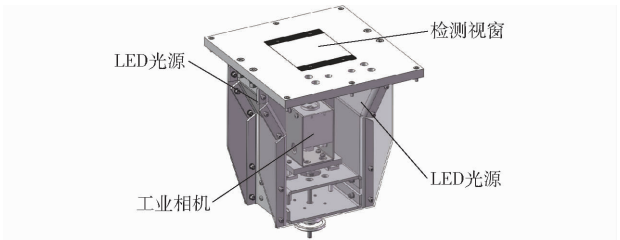


图 3 图像采集机构

Fig. 3 Structure of image acquisition

检测视窗采用透光率大于 95%、阿贝数大于 55、折射率小于 1.6% 的光学石英玻璃,具有机械强度高、光学性能好的特点,能够有效提高棉花图像采集的清晰度。棉花图像采集时,样品在检测视窗上被紧密压实后,两侧 LED 光源经过漫反射板向检测视窗照射,两侧光束叠加后覆盖整个检测视窗,相机根据压棉光电开关触发信号采集棉样图像,图像通过 GigE 通信接口传送至工控机,进行分析与识别。

3 检测算法与系统软件设计

3.1 检测算法

棉花轧工质量是指皮棉外观形态粗糙及所含疵点种类的程度,采用数字图像处理方法进行视觉量化,通过外观形态的图像纹理特征与疵点识别结果建立特征向量,根据与实物标准向量的欧氏距离(Euclidean distance)判定轧工质量等级,从而实现轧工质量的快速测定。具体算法流程如图 4 所示。

3.1.1 棉花外观形态纹理表达

纹理为图像处理与模式识别的主要特征,可以表示图像的均匀、细致、粗糙等形态。在棉花外观形态的评价上,采用图像纹理特征进行视觉表达。纹理是指物体某一范围内呈现的半周期性或规律性排列的图案,体现了物体表面结构组织排列属性^[26-27]。由于图像纹理与棉花外观形态中的表面平滑程度与纤维纠结程度存在相似性,因此,可以采

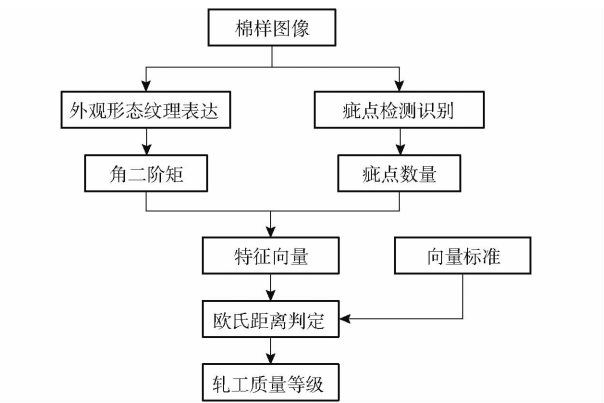


图 4 检测算法流程图

Fig. 4 Inspection algorithm flow chart

用图像的纹理特征表达棉花外观形态信息。

在图像纹理特征统计方法中,灰度共生矩阵采用二阶度量计算图像中灰度在空间上的分布特点,具有较强的鲁棒性^[28]。假设采集到的棉花样品图像 $f(x,y)$,以图像范围内灰度为 i 的像素点 (x_1,y_1) 为起始点,计算与其距离为 d 、方向角为 θ 的像素点 (x_2,y_2) 灰度为 j 的概率,定义为

$$P = p(i,j,d,\theta) \tag{1}$$

式中 P ——两个像素灰度级同时发生的概率

$p(i,j,d,\theta)$ ——灰度共生矩阵

在纹理的众多特征中,角二阶矩能够反映图像灰度分布均匀程度与纹理粗细程度,因此,采用角二阶矩表达棉花外观形态的平滑与粗糙程度。角二阶矩计算式为

$$F_{ENG} = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (p(i,j,d,\theta))^2 \tag{2}$$

式中 N_g ——压缩后灰度级数

3.1.2 棉花疵点视觉识别

棉花疵点是指在初次加工过程中产生的对纺纱有害的纤维性物质。在疵点识别中,采用数字图像处理方法,针对图像中疵点目标进行特征分析,设计视觉算法进行识别。

在采集棉花图像的过程中,由于成像晶元本身易出现热电噪声、暗电噪声,以及 LED 光源长期使用中,由于信号衰减,出现零点漂移,导致场景中的阴影、反射和其他照明效果出现异常而引起噪声,同时,图像采集完成后在数字化以及传输过程中不可避免地受到传输信道噪声等污染,造成图像出现杂散点。

在图像滤波环节,为了消除椒盐噪声对采集的棉花图像的干扰,采用自适应中值滤波对图像进行预处理,通过十字形滤波窗口改变平滑模板的窗口尺寸,对噪声点分类降噪。

假设棉样图像中, S_{xy} 为 (x,y) 像素点平滑滤波

窗口尺寸, Z_{xy} 为 (x,y) 像素点灰度, $Z_{\max}$ 为窗口最大灰度, $Z_{\min}$ 为窗口最小灰度, Z_{med} 为窗口灰度中值, $S_{\max}$ 为最大载荷平滑滤波窗口尺寸。

同时,自适应中值滤波方法分为 A 层与 B 层。

对于 A 层,如果 $Z_{\min} < Z_{\text{med}} < Z_{\max}$,跳转到 B 层,否则,增大滤波窗口尺寸 S_{xy} ;如果 $S_{xy} = S_{\max}$,继续执行 A 层,否则,输出 Z_{xy} 值。

对于 B 层,如果 $Z_{\min} < Z_{xy} < Z_{\max}$,将 Z_{xy} 值输出,否则,输出 Z_{med} 值。

由于中值滤波易将极值点错判为噪声点,同时,窗口初始灰度中值替换易引起过度平滑而丢失图像细节。因此,在自适应中值滤波基础上增加了极值点判断,当像素灰度等于极值,且满足其与灰度中值的差值大于阈值时才被认定为噪声点,进而减少极值点被错判为噪声点的概率,避免过度平滑。

图像采集机构拍摄的棉花图像为 RGB 彩色位图图像,由于棉纤维和疵点像素在 H 分量上存在一定差别,且 H 分量具有对光照不敏感的特性。因此,采用滤波后棉样图像转换到 HSV 空间^[29],在 HSV 颜色空间下进行棉样图像的处理,更有利于棉花疵点的分割与识别。

将传统 Canny 方法中 2×2 邻域内有限差分模板改为 3×3 ,同时,以水平方向为基准,逆时针增加 45° 与 135° 方向上的一阶偏导差分模板。图像中心像素领域内的梯度模板可表示为

$$\begin{aligned} S_0 &= \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} & S_{45} &= \begin{bmatrix} 0 & 1 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \\ -2 & -1 & 0 \end{bmatrix} \\ S_{90} &= \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} & S_{135} &= \begin{bmatrix} -2 & -1 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

式中 S_0 —— 0° 方向上卷积核

S_{45} —— 45° 方向上卷积核

S_{90} —— 90° 方向上卷积核

S_{135} —— 135° 方向上卷积核

根据卷积核对图像分别进行卷积,得到 4 个方向的梯度分量,则图像像素点的梯度幅值 G 计算式为

$$G = \sqrt{g_0^2 + g_{45}^2 + g_{90}^2 + g_{135}^2} \tag{3}$$

式中 g_0 —— 0° 方向上梯度分量

g_{45} —— 45° 方向上梯度分量

g_{90} —— 90° 方向上梯度分量

g_{135} —— 135° 方向上梯度分量

可得图像像素点梯度方向角 θ 计算式为

$$\theta = \arctan(g_0/g_{90}) \tag{4}$$

传统 Canny 算法具有运算速度快和检测精度高

等优点被广泛采用,但存在双阈值固定、高低阈值依靠人工设置的问题。鉴于阈值选取对于 Canny 算法分割性能的重要影响,对其双阈值获取方法进行改进。

根据最大熵法算法侧重均匀性的特性,将其在图像中获取的最佳阈值作为 Canny 算法高阈值 T_H ,在灰度梯度幅值 $0 \sim T_H$ 间的图像内计算 Otsu 最佳阈值作为 Canny 算法低阈值 T_L 。具体方法如下:

对于大小为 $M \times N$,灰度级为 L 的棉样图像,假设图像区域中灰度级为 i 的像素个数为 N_i ,则灰度级 i 的概率为

$$P_i = N_i / (NM) \tag{5}$$

根据 P_i 可得到图像背景区域的熵 H_b 为

$$H_b = - \sum_{i=1}^T \frac{P_i}{P_t} \ln \frac{P_i}{P_t} \tag{6}$$

式中 T ——图像均值灰度级

根据 P_i 可得到图像目标区域的熵 H_t 为

$$H_t = - \sum_{i=T+1}^L \frac{P_i}{1-P_t} \ln \frac{P_i}{1-P_t} \tag{7}$$

进而可得到 Canny 算法高阈值 T_H 的计算式为

$$T_H = \operatorname{argmax}_{0 \leq i \leq L-1} (H_t(T) + H_b(T)) \tag{8}$$

同时,在灰度梯度幅值 $0 \sim T_H$ 间的棉样图像范围内,Canny 算法低阈值 T_L 计算式为

$$T_L = \operatorname{argmax}_{0 \leq i \leq T_H-1} [P_\alpha(\omega_\alpha - \omega_0)^2 + P_b(\omega_b - \omega_0)^2] \tag{9}$$

其中

$$\begin{aligned} P_\alpha &= \sum_{i=1}^T P_i & \omega_\alpha &= \sum_{i=1}^T i \frac{P_i}{P_\alpha} \\ \omega_0 &= \sum_{i=1}^{T_H} iP_i & P_b &= \sum_{i=T+1}^{T_H} P_i \\ \omega_b &= \sum_{i=T+1}^{T_H} i \frac{P_i}{P_b} \end{aligned}$$

式中 P_α ——目标区域占整个图像的比例

ω_α ——目标区域灰度均值

ω_0 ——整个图像灰度均值

P_b ——背景区域占整个图像的比例

ω_b ——背景区域灰度均值

为更有效地平滑噪声、识别完整边缘轮廓,选取 3 个不同大小结构元素对图像进行形态学边缘检测,结构元素 B_1 、 B_2 、 B_3 的形式分别为

$$\begin{aligned} B_1 &= \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} & B_2 &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} \\ B_3 &= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

采用抗噪膨胀算子提取图像外部边缘轮廓 y_o ,同时采用抗噪腐蚀型算子提取图像内部边缘轮廓 y_i ,具体方法为

$$y_o = ((f \circ B_1) \cdot B_2 \cdot B_3) \circ B_3 \oplus B_1 - ((f \circ B_1) \cdot B_2 \cdot B_3) \circ B_3 \tag{10}$$

$$y_i = ((f \circ B_1) \cdot B_2 \cdot B_3) \circ B_3 - ((f \circ B_1) \cdot B_2 \cdot B_3) \ominus B_1 \tag{11}$$

式中 f ——棉花样本图像

$\circ$ ——开运算

$\cdot$ ——闭运算

$\oplus$ ——膨胀运算

$\ominus$ ——腐蚀运算

3.1.3 轧工质量分级判定

在棉花外观形态图像纹理分析与疵点识别的基础上,将角二阶矩与疵点识别数量作为特征向量,建立基于欧氏距离的轧工质量分级判定方法。

定义特征向量由角二阶矩与疵点数量组成,根据棉花轧工质量实物标准,测量其角二阶矩与疵点数量,在此基础上,通过现场棉样测量值进行修正,并对数据进行归一化处理,建立 P1、P2、P3 等级的向量标准值。

选取最小距离分类法作为轧工质量等级间的判定方法。最小距离分类器是线性分类器的重要组成部分,它将样本特征向量与能够表示标准特征向量点间的距离作为分类依据,通过求出待检测棉样的特征向量到轧工质量实物标准 P1、P2、P3 各等级向量标准值的距离,并将待检测的向量归结为这些距离中最小的轧工质量等级。采用欧氏距离衡量多维向量空间中两点间的距离,其计算方法为

$$D(Q, T) = \sqrt{\sum_{i=1}^n |Q_i - T_i|^2} \tag{12}$$

式中 n ——向量空间维数,取 2

Q ——待检测棉样特征向量

T ——轧工质量特征向量标准值

分别计算待检测棉样与轧工质量实物标准 P1、P2、P3 的向量标准值间的欧氏距离,距离最小者即为该轧工质量等级检测结果。

3.2 系统软件

系统软件是棉花轧工质量视觉检测装置的核心,负责各部件间的协同与数据处理,通过轧工质量分级检测算法进行等级判定,快速、自动测定棉花轧工质量等级。软件选取 OpenCV 图像处理库,编程语言为 C++,数据存储与管理采用 SQLite 数据库,整个软件运行于 Intel Core i5-4260 处理器与 8 GB 内存的硬件平台。

系统软件检测流程设计为:通过扫码器录入棉

样编号,将制备好的皮棉样品均匀平铺于采集视窗上,启动检测。压棉板启动压棉,光源通电亮起,控制板卡触发工业相机采集棉样图像,图像通过 GigE 接口传送至工控机。检测处理机对棉样图像进行外观形态纹理分析与疵点识别,分析识别结果导入判定模型后,自动计算出轧工质量等级。棉花轧工质量等级结果输出至触控显示屏,检测数据自动存储 SQLite 数据库。压棉机构回到初始位置,释放棉样,完成单次检测。系统软件界面如图 5 所示。



图 5 系统软件界面
Fig. 5 Software interface of the system

4 性能测试与结果分析

4.1 图像滤波性能

选取棉样噪声图像如图 6a 所示,圈注为噪声示例,图像分辨率为 1 200 像素×1 200 像素。在图像纹理分析与疵点识别前,采用自适应中值滤波方法进行噪声滤波性能测试,滤波常数设置为 0.52,滤波器尺寸选取 5×5。结果如图 6b 所示。

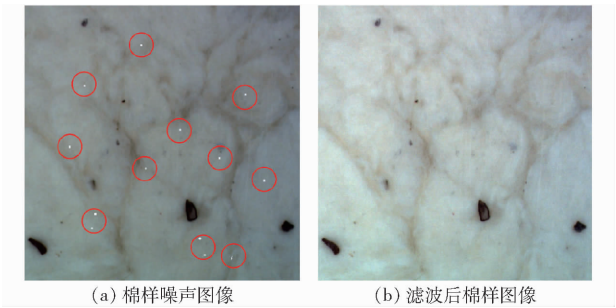


图 6 棉样图像滤波
Fig. 6 Cotton image filtering

从图 6 可知,自适应中值滤波方法能够有效去除孤立的椒盐噪声,在兼顾邻域像素信息的同时,保留了棉样图像中疵点的细节特征。同时,实现了降噪性能与图像质量间的平衡,有效改善图像质量。

4.2 棉花图像纹理表达性能

在对棉花图像纹理的表达中,采用基于统计特性的方法进行描述,采用灰度共生矩阵统计量中的角二阶矩作为纹理特征的表达,建立图像均匀性、纹理粗细程度与棉花外观形态关系模型。

选取中国纤维监测中心制作的棉花轧工质量实物标准作为样本,实物标准分为 P1(好)、P2(中)、P3(差)3 个等级。采集实物标准中 P1、P2、P3 图像各 120 幅,分别计算其图像的角二阶矩,经过归一化处理后,3 个轧工质量等级的纹理特征量结果如图 7 所示。

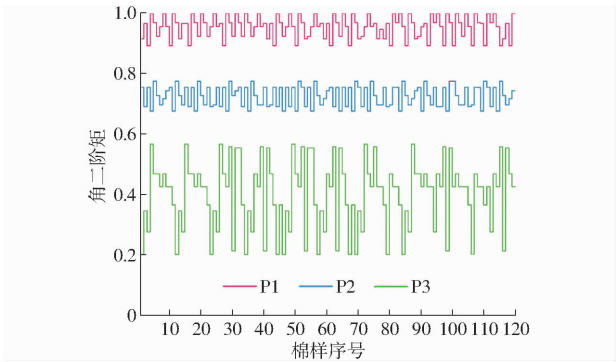


图 7 轧工质量实物标准的纹理特征
Fig. 7 Texture characteristics of physical standard of preparation

从图 7 可知,P1、P2、P3 等级的棉花轧工质量实物标准对应的角二阶矩区间范围分别为 $[0.893\ 2, 1]$ 、 $[0.689\ 1, 0.776\ 1]$ 、 $[0.213\ 6, 0.587\ 3]$,其角二阶矩纹理特征量区别明显,轧工质量等级与角二阶矩呈正相关,即轧工质量等级越高,角二阶矩也越大,因此,采用角二阶矩纹理特征能够有效区分不同轧工质量等级棉花的表面均匀与纤维纠结程度,可以用于棉花外观形态的视觉表达。

4.3 棉花疵点视觉识别性能

在自适应中值滤波对棉样图像降噪与平滑后,将棉样图像转换为 HSV 颜色空间^[30],棉花疵点采用基于 Canny 的图像分割识别方法,根据一阶偏导有限差分计算梯度幅值与方向,分别将目标像素点与两端邻近像素点的梯度幅值进行对比,实现对梯度幅值的非极大值抑制,并采用改进的高低阈值获取方法进行图像分割。疵点视觉识别结果如图 8 所示。

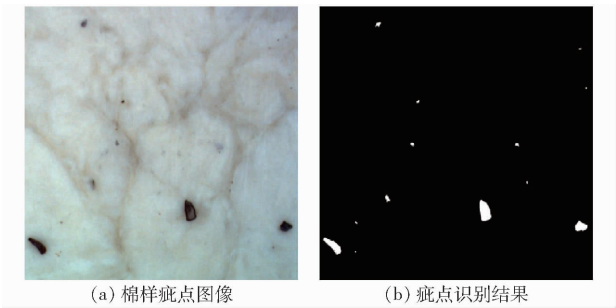


图 8 棉样疵点视觉识别
Fig. 8 Cotton defect identification

从图 8 可知,棉花疵点视觉识别方法分割出的

棉花背景噪声小,疵点与背景的分离效果明显,疵点边缘刻画连续流畅。同时,非极大值抑制与改进的高低阈值选取方法,有效抑制了伪边缘的产生,一定程度上避免了边缘点的漏检。与 GB/T 6103—2006《原棉疵点试验方法 手工法》检测结果相比,疵点粒数指标相对偏差为 0.15,疵点视觉识别偏差较小。

5 棉花轧工质量检测系统试验验证

5.1 试验方案

棉花轧工质量视觉检测系统试验验证在棉花质量监督检验测试机构进行。试验采用随机多点取样方式,选取我国西北棉区新疆石河子地区棉花加工厂生产的皮棉样品 500 份,每份 300 g。轧工质量检测系统试验样机如图 9 所示。



图 9 棉花轧工质量视觉检测系统样机
Fig. 9 Prototype of visual inspection system for cotton preparation

针对同一棉样,分别由国家纤维检验机构认证的棉花质量检验师按照 GB 1103.1—2012《棉花 第 1 部分:锯齿加工细绒棉》进行检验,同时由视觉检测系统进行检测,对比两方检测结果,验证系统检测准确率与运行效率。

5.2 结果对比

在 500 份试验棉样中,国标方法共检出 P1 等级棉样 112 份、P2 等级棉样 283 份、P3 等级棉样 105 份;同时,由于现场综合棉检师个体差异与劳动强度影响,根据均值计算,单份棉样国标检验耗时为 5.3 s,此结果作为系统检测准确率与运行效率的验证标准与依据。

棉花轧工质量视觉系统检测准确率如图 10 所示。图 10a 为总体棉样结果,在 500 份棉样测试中,系统检测结果与国标检验结果一致的棉样 472 份,不一致的 29 份,检测偏差上下浮动 1 个轧工质量等级,检测准确率 94.20%。

为进一步细化系统检测准确率,对 P1、P2、P3 轧工质量等级的棉样分别进行验证。图 10b 为 P1 等级棉样检测结果,从图 10b 可知,针对国标检验检出的 112 份 P1 等级棉样,系统检测 105 份结果一致,7 份结果不一致,P1 等级棉样系统检测准确率为 93.75%,不一致的结果均误判为 P2,与国标检测结果相差 1 个轧工质量等级。

图 10c 为 P2 等级棉样检测结果,从图 10c 可

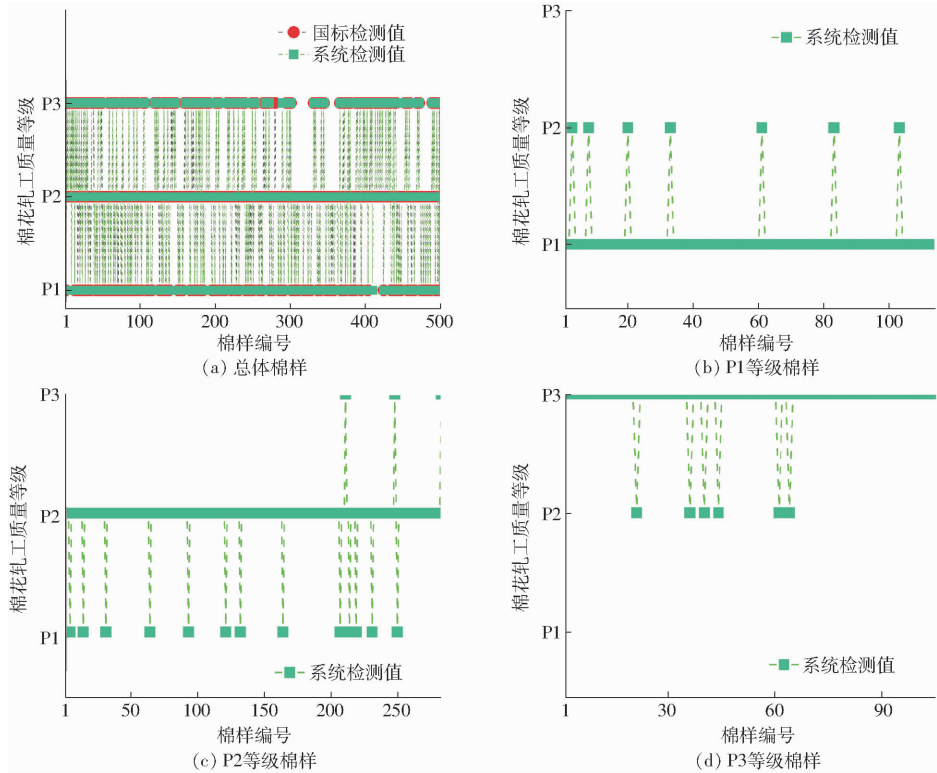


图 10 系统检测与国标检验结果对比
Fig. 10 Comparison between system result and standard result

知,针对国标检验检出的 283 份 P2 等级棉样,系统检测 267 份结果一致,16 份结果不一致,P2 等级棉样系统检测准确率为 94.35%,不一致的结果误判为 P1 的 13 份、误判为 P3 的 3 份,不一致结果与国标检测结果相差 1 个轧工质量等级。

图 10d 为 P3 等级棉样检测结果,从图 10d 可知,针对国标检验检出的 105 份 P3 等级棉样,系统检测 99 份结果一致,6 份结果不一致,P3 等级棉样系统检测准确率为 94.28%,不一致的结果误判为 P2,与国标检测结果相差 1 个轧工质量等级。

5.3 分析与讨论

在棉花轧工质量检测算法中,P1、P2、P3 等级间棉花图像的角二阶矩纹理特征区分明显,能够有效表达棉花的外观形态。融合噪声点评价与高低阈值自适应的 Canny 方法实现图像降噪与疵点分割识别,通过欧氏距离方法自动判定棉花轧工质量等级。

综合试验验证结果,棉花轧工质量视觉检测系统准确率达 94.20%,与国标检验结果一致性高。同时,不包含样品制备时间,单个棉样检测耗时为 1.2 s,达到单样品检测时间不大于 2 s 的实际检测需求,效率提升 77.36%,有效解决了棉花轧工质量人工感官检验中劳动强度大、主观性强等问题,验证了采用机器视觉方法进行棉花轧工质量指标仪器化检验的可行性和有效性,取得了较好的试验结果。

6 结论

(1)研发了棉花轧工质量机器视觉检测系统。系统硬件部分主要包括光学照明系统、图像采集机构、检测处理机、检测控制板卡及触控显示屏;软件部分包括以图像纹理表达、疵点视觉识别以及欧氏距离分级判定算法为核心的系统软件。系统有效解决现行棉花轧工质量检验中劳动强度大、检测效率低等问题,实现轧工质量指标的快速仪器化检测。

(2)提出基于机器视觉的轧工质量检测算法。算法通过轧工质量实物标准,确定 P1、P2、P3 实物标准的角二阶矩区间分别为 $[0.893\ 2, 1]$ 、 $[0.689\ 1, 0.776\ 1]$ 、 $[0.213\ 6, 0.587\ 3]$,验证了采用角二阶矩纹理特征表达棉花外观形态关系的可行性;通过采用改进的自适应中值滤波与 Canny 阈值获取方法,降低了图像背景噪声,使得疵点与背景的分离效果明显,疵点粒数指标检测相对偏差为 0.15,疵点视觉识别偏差较小。

(3)选取棉花样品,开展系统试验验证,结果表明,与国标检验方法相比,轧工质量视觉系统检测准确率达到 94.20%,检测偏差上下浮动不大于 1 个轧工质量等级,与国标检验结果一致性高。同时,单个棉样检测耗时 1.2 s,检测效率提升 77.36%,系统性能满足现场使用要求,为棉花轧工质量指标的仪器化检测提供了技术参考。

参 考 文 献

- [1] 卢秀茹,贾肖月,牛佳慧.中国棉花产业发展现状及展望[J].中国农业科学,2018,51(1):26-36.
LU Xiuru, JIA Xiaoyue, NIU Jiahui. The present situation and prospects of cotton industry development in China[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2018, 51(1): 26-36. (in Chinese)
- [2] 国家统计局.国家统计局关于 2022 年棉花产量的公告[EB/OL].(2022-12-26)[2022-12-31].http://www.stats.gov.cn/xxgk/sjfb/zxfb2020/202212/t0221227_1891259.html.
- [3] 中国国家标准化管理委员会.棉花第 1 部分:锯齿加工细绒棉:GB 1103.1—2012[S].北京:中国标准出版社,2012.
- [4] 布音其其克.棉花颜色级和轧工质量的评定方法及影响因素[J].中国纤检,2019(4):57-58.
BU Yinqiqike. Evaluation methods and influencing factors of cotton color grade and ginning quality[J]. China Fiber Inspection, 2019(4):57-58. (in Chinese)
- [5] 朱云,凌志刚,张雨强.机器视觉技术研究进展及展望[J].图学学报,2020,41(6):871-890.
ZHU Yun, LING Zhigang, ZHANG Yuqiang. Research progress and prospect of machine vision technology[J]. Journal of Graphics, 2020, 41(6):871-890. (in Chinese)
- [6] MD MORSHEDUL A, ZHU Zhanbo, BERNA E T, et al. Automatic assessment and prediction of the resilience of utility poles using unmanned aerial vehicles and computer vision techniques[J]. International Journal of Disaster Risk Science, 2020, 11(1):119-132.
- [7] 宋帅帅,黄锋,江燕斌.基于机器视觉几何量测量技术研究进展分析[J].电子测量技术,2021,44(3):22-26.
SONG Shuaishuai, HUANG Feng, JIANG Yanbin. Analysis on the research progress of geometric measurement technology based on machine vision[J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(3):22-26. (in Chinese)
- [8] 宋国庆,吴育民,冯云鹏,等.机器视觉在光学加工检测中的应用[J].影像科学与光化学,2016,34(1):30-35.
SONG Guoqing, WU Yumin, FENG Yunpeng, et al. Application of machine vision in optical manufacturing and testing[J]. Imaging Science and Photochemistry, 2016, 34(1):30-35. (in Chinese)
- [9] 董胜,袁朝辉,谷超,等.基于多学科技术融合的智能农机控制平台研究综述[J].农业工程学报,2017,33(8):1-11.
DONG Sheng, YUAN Zhaozhui, GU Chao, et al. Research on intelligent agricultural machinery control platform based on multi-discipline technology integration[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(8):1-11. (in Chinese)
- [10] ALEX J C W, JEFFREY B J. Volcano video data characterized and classified using computer vision and machine learning

- algorithms[J]. *Geoscience Frontiers*, 2020, 11(5):1789–1803.
- [11] 肖春燕,侯加林.皮棉轧工质量分级模型的建立[J]. *山东农业科学*, 2017, 49(10):134–138.
XIAO Chunyan, HOU Jialin. Building of lint cotton ginning quality grading model[J]. *Shandong Agricultural Sciences*, 2017, 49(10):134–138. (in Chinese)
- [12] 于红彬,夏彬.基于图像处理的棉花表面杂质自动识别[J]. *上海纺织科技*, 2020, 48(6):17–19, 64.
YU Hongbin, XIA Bin. Automatic identification of cotton surface impurities based on image processing[J]. *Shanghai Textile Science & Technology*, 2020, 48(6):17–19, 64. (in Chinese)
- [13] 李晓慧,曹仲庆,陈智勇,等.基于卷积神经网络的棉花轧工质量分级系统研究[J]. *中国纤检*, 2021(6):124–126.
LI Xiaohui, CAO Zhongqing, CHEN Zhiyong, et al. Research on cotton ginning quality classification system based on convolutional neural network[J]. *China Fiber Inspection*, 2021(6):124–126. (in Chinese)
- [14] 黄仰东,邓中民.基于图像处理的原棉疵点识别方法[J]. *上海纺织科技*, 2020, 48(7):47–50.
HUANG Yangdong, DENG Zhongmin. Raw cotton defect recognition method based on image processing[J]. *Shanghai Textile Science & Technology*, 2020, 48(7):47–50. (in Chinese)
- [15] 李龙.基于改进 Mobile-Net-V2 的原棉杂质分类方法[J]. *毛纺科技*, 2021, 49(2):83–88.
LI Long. Raw cotton impurity classification method based on improved Mobile-Net-V2[J]. *Wool Textile Journal*, 2021, 49(2):83–88. (in Chinese)
- [16] 张若宇,陈净,江英兰,等.一种皮棉轧工质量图像采集装置:21502452.7[P]. 2021-06-15.
- [17] 张若宇,杨萍,宋方丹,等.便携式皮棉轧工质量分级检测装置及方法:10642907.2[P]. 2022-08-12.
- [18] 吴一全,赵朗月,苑玉彬,等.基于机器视觉的 PCB 缺陷检测算法研究现状及展望[J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(8):1–17.
WU Yiquan, ZHAO Langyue, YUAN Yubin, et al. Research status and the prospect of PCB defect detection algorithm based on machine vision[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(8):1–17. (in Chinese)
- [19] 谢秋菊,周红,包军,等.基于机器视觉的畜禽体重质量评估研究进展[J]. *农业机械学报*, 2022, 53(10):1–15.
XIE Qiuju, ZHOU Hong, BAO Jun, et al. Review on machine vision-based weight assessment for livestock and poultry[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(10):1–15. (in Chinese)
- [20] 周其洪,彭轶,岑均豪,等.基于机器视觉的细纱接头机器人纱线断头定位方法[J]. *纺织学报*, 2022, 43(5):163–169.
ZHOU Qihong, PENG Yi, CEN Junhao, et al. Yarn breakage location for yarn joining robot based on machine vision[J]. *Journal of Textile Research*, 2022, 43(5):163–169. (in Chinese)
- [21] 夏杰锋,唐武勤,杨强.光伏航拍红外图像的热斑自动检测方法[J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2022, 56(8):1640–1647.
XIA Jiefeng, TANG Wuqin, YANG Qiang. Automatic hot spot detection method for photovoltaic aerial infrared image[J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2022, 56(8):1640–1647. (in Chinese)
- [22] 宋泽园,穆光慧,胡美容,等.病理切片疫苗安全性指标自动检测技术[J]. *分析试验室*, 2023, 42(1):22–32.
SONG Zeyuan, MU Guanghui, HU Meirong, et al. Automatic detection of vaccine safety indicators of pathological sections[J]. *Chinese Journal of Analysis Laboratory*, 2023, 42(1):22–32. (in Chinese)
- [23] 彭睿旻,江军,匡光涛,等.基于 EEG 的癫痫自动检测:综述与展望[J]. *自动化学报*, 2022, 48(2):335–350.
PENG Ruimin, JIANG Jun, KUANG Guangtao, et al. EEG-based automatic epilepsy detection: review and outlook[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2022, 48(2):335–350. (in Chinese)
- [24] 王瑶,李彬华,杨帅明,等.由 USB 3 相机和 GigE 相机构建的图像采集系统[J]. *天文研究与技术*, 2019, 16(4):455–461.
WANG Yao, LI Binhua, YANG Shuaiming, et al. Image acquisition system built by USB 3 camera and GigE camera[J]. *Astronomical Research & Technology*, 2019, 16(4):455–461. (in Chinese)
- [25] 马浩越,刘晶郁,杨炜.车载 GigE Vision 实时前方车辆防撞预警系统设计[J]. *中国科技论文*, 2018, 13(10):1120–1126.
MA Haoyue, LIU Jingyu, YANG Wei. Design of real-time preceding vehicle collision warning system with mobile GigE Vision[J]. *China Sciencepaper*, 2018, 13(10):1120–1126. (in Chinese)
- [26] 胡进,查文舒,刘镇领,等.基于图像纹理合成的特征可调控的数字岩心重构方法[J]. *合肥工业大学学报(自然科学版)*, 2021, 44(3):344–349.
HU Jin, ZHA Wenshu, LIU Zhenling, et al. Feature-adjustable digital core reconstruction method based on image texture synthesis[J]. *Journal of Hefei University of Technology (Natural Science)*, 2021, 44(3):344–349. (in Chinese)
- [27] 时庆涛,朱兴宇,于超.多光谱图像纹理特征数据挖掘方法仿真[J]. *计算机仿真*, 2020, 37(2):247–250.
SHI Qingtao, ZHU Xingyu, YU Chao. Simulation of multi-spectral image texture feature data intelligent mining method[J]. *Computer Simulation*, 2020, 37(2):247–250. (in Chinese)
- [28] 石康君,王静安,高卫东.织物褶皱多尺度灰度共生矩阵分析[J]. *丝绸*, 2020, 57(2):35–40.
SHI Kangjun, WANG Jing'an, GAO Weidong. Multi-scale GLCM analysis of fabric wrinkles[J]. *Journal of Silk*, 2020, 57(2):35–40. (in Chinese)
- [29] 江曼,张皓翔,程德强,等.融合 HSV 与方向梯度特征的多尺度图像检索[J]. *光电工程*, 2021, 48(11):64–76.
JIANG Man, ZHANG Haoxiang, CHENG Deqiang, et al. Multi-scale image retrieval based on HSV and directional gradient features[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2021, 48(11):64–76. (in Chinese)
- [30] 唐超. HSV 空间的多尺度 Retinex 低照图像增强[J]. *实验室研究与探索*, 2022, 41(5):54–59.
TANG Chao. Low illumination image enhancement based on multiscale Retinex in HSV space[J]. *Research and Exploration in Laboratory*, 2022, 41(5):54–59. (in Chinese)