

# 基于机器视觉的编织袋表面缺陷检测系统设计与实现

钟飞, 赵子丹, 夏军勇, 黄露  
(湖北工业大学 机械工程学院, 武汉 430068)

**摘要:** **目的** 针对编织袋生产中表面缺陷检测效率和精度低等问题, 应用机器视觉技术于编织袋表面缺陷检测, 进而提高编织袋的生产效率。**方法** 基于机器视觉设计编织袋表面缺陷检测系统: 首先为了降低背景灰度变化对缺陷检测的影响, 研究一种同时具有噪声滤除与图像增强功能的预处理算法; 其次选取二维最大熵值法对预处理后的编织袋图进行分割, 并采用改进遗传算法对它进行优化以增强算法的收敛速度和效果; 然后利用特征提取结合形态学处理的方法实现了编织袋表面缺陷的识别与分类; 最后应用连通域进行分析, 对分类出的缺陷进行统计与定位以获取缺陷的尺寸以及位置信息。**结果** 采集了 200 个编织袋缺陷样本, 采用文中编织袋表面缺陷检测系统对编织袋样本进行缺陷识别, 平均识别准确率为 94.0%, 处理一幅编织袋图像的时间约为 600 ms。**结论** 该系统具有较高的识别效率和正确率, 可实现编织袋表面缺陷的快速检测, 满足工业生产的需求。

**关键词:** 机器视觉; 编织袋缺陷; 改进遗传算法; 二维最大熵; 缺陷识别

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2022)13-0247-10

**DOI:** 10.19554/j.cnki.1001-3563.2022.13.032

## Design and Implementation of Woven Bag Surface Defect Detection System Based on Machine Vision

ZHONG Fei, ZHAO Zi-dan, XIA Jun-yong, HUANG Lu

(School of Mechanical Engineering, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China)

**ABSTRACT:** The work aims to apply machine vision technology to the surface defect detection of woven bags to solve the low efficiency and low accuracy of surface defect detection in the production of woven bags, and thus improve the production efficiency of woven bags. A surface defect detection system of woven bags was designed based on machine vision: Firstly, in order to reduce the effects of background gray changes on defect detection, a preprocessing algorithm with both noise filtering and image enhancement functions was studied. Secondly, the two-dimensional maximum entropy method was selected to segment the preprocessed woven bag map, and the improved genetic algorithm was used to optimize it to enhance the convergence speed and effect of the algorithm. Then, the recognition and classification of surface defects of woven bags were realized by feature extraction combined with morphological processing. Finally, the connected domain analysis was applied to count and locate the classified defects to obtain the size and location information of the defects. 200 defect samples of woven bag were collected, and the surface defect detection system of woven bags in this paper was used to identify defects of woven bag samples. The average recognition accuracy was 94.0%, and the processing time of an image of woven bag was about 600 ms. The system has high recognition efficiency and accuracy, and can realize rapid detection of surface defects of woven bags and meet the needs of industrial production.

**KEY WORDS:** machine vision; woven bag defects; improved genetic algorithm; two-dimensional maximum entropy; defect identification

收稿日期: 2021-08-11

基金项目: 湖北省技术创新专项 (2018AAA026); 湖北工业大学博士启动基金 (BSQD2017001)

作者简介: 钟飞 (1970—), 男, 博士, 湖北工业大学教授, 主要研究方向为智能轻工装备。

编织袋原料在自动生产线传输过程中由于生产工艺、人工操作失误或者机械故障等因素,表面难免会出现褶皱、拉丝、小拉丝、孔洞以及污点等质量缺陷,极大地影响了编织袋的品质和美观,对编织袋表面进行缺陷检测已经成为编织袋制造中不可缺少的一个重要环节<sup>[1-2]</sup>。

编织袋由塑料丝编织而成,具有与其他织物相似的纹理特征<sup>[3]</sup>,因此对编织袋进行缺陷检测可以借鉴其他织物的检测方法。近年来学者对织品在线缺陷检测提出很多切实可行的检测方法。严伟等<sup>[4]</sup>针对丝绸等织物的缺陷检测,提出了一种BP神经网络与SAE神经网络相结合的织物缺陷检测以及识别的方法。逢鹏等<sup>[5]</sup>提出了一种基于神经网络结合不变矩的织物非结构化畸变缺陷的检测方法。肖俊明等<sup>[6]</sup>提出了一种基于局部自适应阈值的织物缺陷检测方法。Çelik等<sup>[7]</sup>研制了一种便携式织物检查机,该设备能自动实现织物检测和缺陷分类。Ali等<sup>[8]</sup>提出了一种新的利用局部同质性和神经网络的织物缺陷检测方法。袁端磊等<sup>[9]</sup>建立了一种基于Gabor滤波器的织物缺陷自动检测方法。这些方法由于缺陷之间特征差异较大,自适应检测缺陷结果欠佳。

针对上述问题,文中结合实际采集缺陷图像的特点,开发一种编织袋表面缺陷检测系统,精确、高效地检测出编织袋缺陷。利用预处理方法增强编织袋图像;对遗传算法进行改进,并利用改进的遗传算法<sup>[10-11]</sup>对二维最大熵值法<sup>[12-13]</sup>进行优化,以提高缺陷的分割精度和效率;通过特征提取与数学形态学<sup>[14-15]</sup>相结合的方法对编织袋表面缺陷进行识别与分类;对分类的缺陷进行统计与定位。

## 1 编织袋表面缺陷检测系统

编织袋表面缺陷检测系统建立在机器视觉与图像处理相结合的基础上,实现编织袋图像的自动在线采集与图像处理,编织袋缺陷的分类与识别。系统包括采集图像模块、控制与通讯模块、图像处理与分析模块和人机交互模块。采集图像模块由镜头、工业相机、光源等设备构成。控制部分触发相机采集编织袋图像,通过光学镜头将待测编织袋成像在CMOS面阵黑白相机感光芯片的光敏面,图像处理与分析模块将采集的图像进行预处理、图像分割、缺陷分类与识别、定位与统计。人机交互模块具有调整参数设置、结果输出与显示、参数保存与图像显示等功能。

## 2 图像处理

编织袋生产线所处的环境恶劣,采集图像的质量差,背景灰度起伏大,噪声和细微结构干扰多,因此,需要先对采集的图像进行预处理以抑制图像的噪声和背景纹理;然后利用图像分割获取目标区域。

### 2.1 图像预处理

针对编织袋图像灰度不均匀、噪声大的特点,通过图像预处理来消除图像的噪声和细微的结构干扰,突出感兴趣区域的结构特征。先对图像进行滤波,减少图像的噪声和孤立的像素点,再将原图与滤波图进行差分运算以抑制图像的背景纹理,通过灰度线性变换增强差分图中的缺陷区域。

平滑滤波能够减少图像中的高频分量,同时对低频分量不产生影响。高频分量对应图像中边缘或灰度值变化较大的区域,消除这些分量可减少局部灰度起伏、噪声和细小结构元素等干扰,图像将变得更加平滑。常见的平滑滤波有均值滤波、高斯滤波、中值滤波。

编织袋原料主要存在褶皱、拉丝、小拉丝、孔洞和污点等质量缺陷,拉丝经均值滤波、中值滤波、高斯滤波后的效果见图1,由滤波效果图可以看出,均值滤波器、中值滤波器和高斯滤波器等均能有效消除拉丝图中的噪声。在实际应用中,应根据图像的噪声特点和期望获得的滤波效果,综合选取图像滤波器。从图1b可以看出,均值滤波导致拉丝图中的部分缺陷信息丢失,图像的边缘以及缺陷结构变得模糊;从图1c可以看出,中值滤波导致拉丝图中的缺陷信息失真,部分结构元素消失;从图1d可以看出,高斯滤波能够较好地保留拉丝图中的缺陷信息。为客观评价3种滤波方法对缺陷图的滤波效果,引入峰值信噪比(PSNR)<sup>[16]</sup>和滤波器运行时间作为评价标准,信噪比值越大滤波效果越优,3幅滤波图的峰值信噪比值见表1。

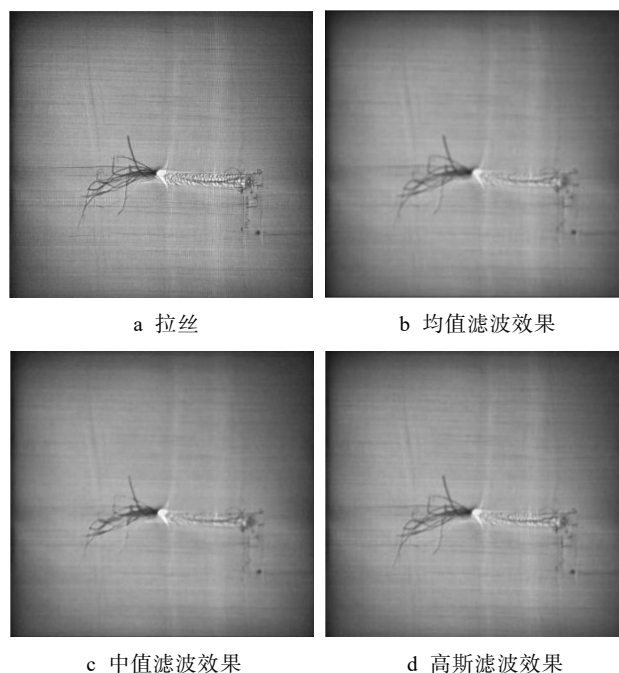


图1 滤波效果  
Fig.1 Filtering effect

表 1 各滤波算法效果对比  
Tab.1 Comparison of effect of each filtering algorithm

滤波算法	滤棒图峰值信噪比/dB	滤波器平均运行时间/ms
均值滤波	26.707	4.88
中值滤波	26.960 3	52.49
高斯滤波	28.577 8	7.85

由表 1 可知,高斯滤波图的峰值信噪比为 28.577 8 dB,明显高于均值滤波和中值滤波的峰值信噪比。对上述 3 种滤波算法的运行速度进行比较,统计每种算法处理相同编织袋图 20 次的平均时间,数据见表 1。高斯滤波的平均运行时间为 7.85 ms,均值滤波的平均运行时间为 4.88 ms,两者的平均运行时间接近,远小于中值滤波的平均运行时间。综合考虑滤波效果和运行效率,最终选取高斯滤波器对编织袋图进行滤波去噪。

图像差分运算是将 2 幅图像对应像素的灰度值相减,因此,可以利用差分运算来削弱图像的相似部分。设 2 幅图像灰度值分别为  $f(v,w)$ 、 $g(v,w)$ ,则差分运算的定义为:

$$z(v,w) = g(v,w) - f(v,w) \quad (1)$$

式中:  $z(v,w)$  为  $g(v,w)$  减去  $f(v,w)$  后图像的灰度值。文中利用差分运算对图像的背景纹理进行抑制,减少背景灰度变化对缺陷检测的影响,从而降低了后续算法检测缺陷的难度。

图像灰度线性变换就是将图像中所有像素点的灰度值以线性形式进行变换,其定义为:

$$g(v,w) = L[f(v,w)] \quad (2)$$

式中:  $L$  为线性变换函数;  $f(v,w)$ 、 $g(v,w)$  分别为原始图像和灰度线性变换后图像的灰度值。对图 1d 依次进行差分运算和灰度线性变换,结果见图 2。

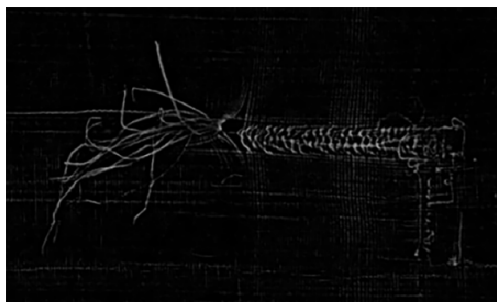


图 2 预处理效果  
Fig.2 Pretreatment effect

图 1d 经过差分运算与灰度线性变换后,目标与背景的对比如明显增强,且抑制了背景灰度的变化。

## 2.2 基于改进遗传算法的图像分割方法

图像分割将预处理后的图像按照颜色、纹理、形

状和灰度等特征分割成目标区域和背景区域,采取一种基于改进遗传算法的二维最大熵阈值法对图像进行分割处理。二维最大熵阈值法对像素本身和邻域灰度信息进行了同步统计,比一维最大熵阈值法具有更好抗噪性能和分割图像效果。二维最大熵法的作用是求出灰度直方图中最大熵的阈值,通过遗传算法提高阈值搜索的效率,快速、精确地完成对编织袋缺陷图的图像分割。

二维最大熵法的定义为:设图像的规格为  $A \times B$ ,灰度值为  $E \in \{0,1,\dots,k-1\}$ ,任意像素点  $(i,j)$  的灰度值为  $m$ ,缺陷图平滑处理后图像素点的灰度值为  $n$ ,计算见式(3)。

$$\frac{Q}{A \times B} = P_{m,n} \quad (3)$$

式中:  $Q$  为像素点数量;  $P_{m,n}$  为灰度二元组  $(m,n)$  在缺陷图中出现的概率。

因  $\sum_{m=0}^{k-1} \sum_{n=0}^{k-1} P_{m,n} = 1$ ,故二维灰度直方图的投影图

$$Hist(m,n) = P_{m,n} \circ$$

如图 3 所示,选取阈值  $(s,t)$ ,将投影图分成  $R_1$ 、 $R_2$ 、 $R_3$ 、 $R_4$  等 4 个部分,分别为目标、背景、边界和噪声,则  $(m,n)$  出现在  $R_1$  与  $R_2$  的概率分别为  $P_1$  和  $P_2$ 。

$$P_1 = P(R_1) = \sum_{m=0}^s \sum_{n=0}^t P_{m,n} \quad (4)$$

$$P_2 = P(R_2) = \sum_{m=s+1}^{k-1} \sum_{n=t+1}^{k-1} P_{m,n} \quad (5)$$

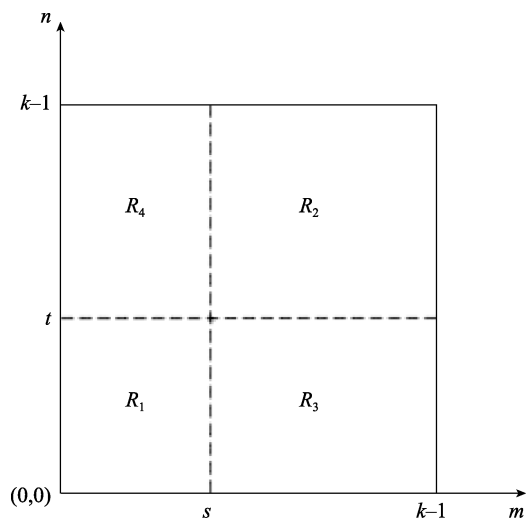


图 3 二维灰度直方图的投影  
Fig.3 Projection of two-dimensional gray histogram

目标区域  $R_1$  和背景区域  $R_2$  对应的熵  $H_1$  和  $H_2$  分别为:

$$H_1 = - \sum_{i=0}^s \sum_{j=0}^t \frac{P_{ij}}{P_1} \ln \frac{P_{ij}}{P_1} \quad (6)$$

$$H_2 = - \sum_{i=s+1}^{K-1} \sum_{j=t+1}^{K-1} \frac{P_{ij}}{P_2} \ln \frac{P_{ij}}{P_2} \quad (7)$$

因边界区域  $R_3$  和噪声区域  $R_4$  的占比极小, 故编织袋缺陷图的二维熵函数  $H(s, t)$  定义为:

$$H(s, t) = H_1 + H_2 \quad (8)$$

熵函数值最大时的最优阈值  $(s^*, t^*)$  为:

$$(s^*, t^*) = arg \{ \max [H(s, t)] \} \quad (9)$$

遗传算法对二维灰度图在寻找最佳阈值时存在易早熟收敛且耗时较长的缺陷, 从而使二维最大熵值法分割图像的准确性和效率下降。针对这个问题, 提出一种基于改进遗传算法的图像分割算法。通过对遗传算法的选择、交叉和变异 3 种遗传算子的参数进行优化, 减少了搜索时间, 改善了收敛性。改进的遗传算法如下。

1) 初始化种群。随机生成一组均匀分布的种群, 种群数为 20。

2) 编码。采用 16 位二进制编码, 前 8 位为原图阈值  $s$ , 后 8 位为平滑处理后的图像阈值  $t$ 。

3) 选取式 (8) 作为适应度函数。

4) 优化选择。对种群个体进行适应度计算, 将种群内适应度前 15% 的个体留作子代, 其余个体采用轮盘赌法输出。

5) 优化交叉。当交叉概率  $P_c$  取较小值时, 算法前期易陷入局部最优解。当  $P_c$  取较大值时, 算法后期会加大对最优个体的破坏。为确保算法前期有更强的全局寻优能力, 后期能保留最优个体,  $P_c$  在阈值搜索前期取 0.9、搜索后期取 0.6。

6) 优化变异。变异概率  $P_m$  的取值随分段函数的中  $k$  的变化而变化, 以增强局部搜索能力, 从而避免过早陷入局部最优解。

$$P_m = \begin{cases} 0.02 & k \leq 20 \\ 0.1 - 8 \div 90\,000 \times (k - 50)^2 & 20 < k < 80 \\ 0.02 & k \geq 80 \end{cases} \quad (10)$$

式中:  $k$  为搜索代数,  $k \in [1, 100]$ 。如图 4 所示, 变异分为 3 个阶段, 算法前期为确保最优个体不被破坏,  $P_m$  取 0.02; 算法中期为提高个体更新速度和搜索范围,  $P_m$  取 0.1; 算法后期为加速收敛进程,  $P_m$  取 0.02。考虑到每个阶段  $P_m$  取值具有连续性, 为保证搜索过程的平稳进行, 算法中期  $P_m$  取值按抛物线方式改变, 衔接前期与后期的概率值。

7) 终止条件。当算法达到最大搜索代数或子代群体与父代群体的平均适应度值的绝对值差小于 0.03 时, 算法终止。

经过优化后, 遗传算法前期的个体更新速度快, 阈值搜索的性能得到提升, 算法后期最优个体得到保留, 降低了获得局部阈值的概率。

文中方法结合二维最大熵值法和改进遗传算法, 利用改进遗传算法计算速度快, 收敛性强等优点克服了二维最大熵值方法计算复杂度大的缺点, 从而达到

了准确、高效分割编织袋图的目的。

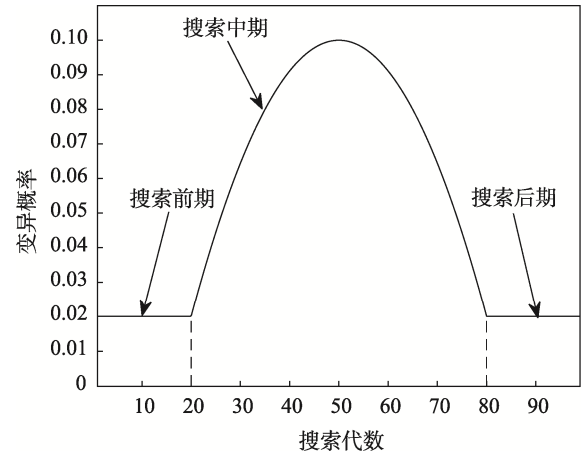


图 4 变异概率取值曲线  
Fig.4 Variation probability value curve

为体现结合改进遗传算法的二维最大熵法的分割精度, 利用一维最大熵值法、结合一般遗传算法的二维最大熵值法和结合改进遗传算法的二维最大熵值法依次对编织袋图进行分割, 分割的结果见图 5。

为体现算法的性能, 引入 IOU 系数作为度量指标, 见式 (11), IOU 值越大, 算法分割精度越高。

$$IOU(M, N) = \frac{|M \cap N|}{|M| + |N| - |M \cap N|} \quad (11)$$

式中:  $M$  为手工标记缺陷区域;  $N$  为算法分割缺陷区域。

分割精度对比见表 2, 其中 IOU 系数取 20 组试验结果的平均值。一维最大熵值法对褶皱和污点的 IOU 值为 0.112 和 0.357, 分割效果差, 不能较好地保留缺陷信息; 结合一般遗传算法的二维最大熵法可有效分割出缺陷的主体信息, 但分割精度稍低; 结合改进遗传算法的二维最大熵值法在各类缺陷的评价指标上均有较好体现, 对复杂缺陷 (褶皱) 的分割质量明显要优于其他 2 种方法, IOU 值均在 0.899 以上, 表现出了文中算法对编织袋表面缺陷图像分割的优势。

为体现结合改进遗传算法的二维最大熵值法的分割效率, 比较各算法分割相同编织袋图所需的时间。遗传算法处理图像信息时具有随机性, 统计了各方法对同一编织袋图像分割 20 次所消耗的平均时间, 实验数据见表 3。由表 3 可知, 结合改进遗传算法的二维最大熵值法的阈值搜索性能要优于一维最大熵值法和结合一般遗传算法优化的二维最大熵值法。

### 2.3 缺陷分类与识别

拉丝缺陷存在结构元素分散的问题, 不利于提取图像特征。如果对拉丝缺陷进行形态学闭运算以提取图像特征, 将会改变其他 4 种缺陷的结构特征。文中通过特征提取结合形态学的方法, 较好地解决了编织袋常见缺陷的识别问题, 分类方法流程见图 6。

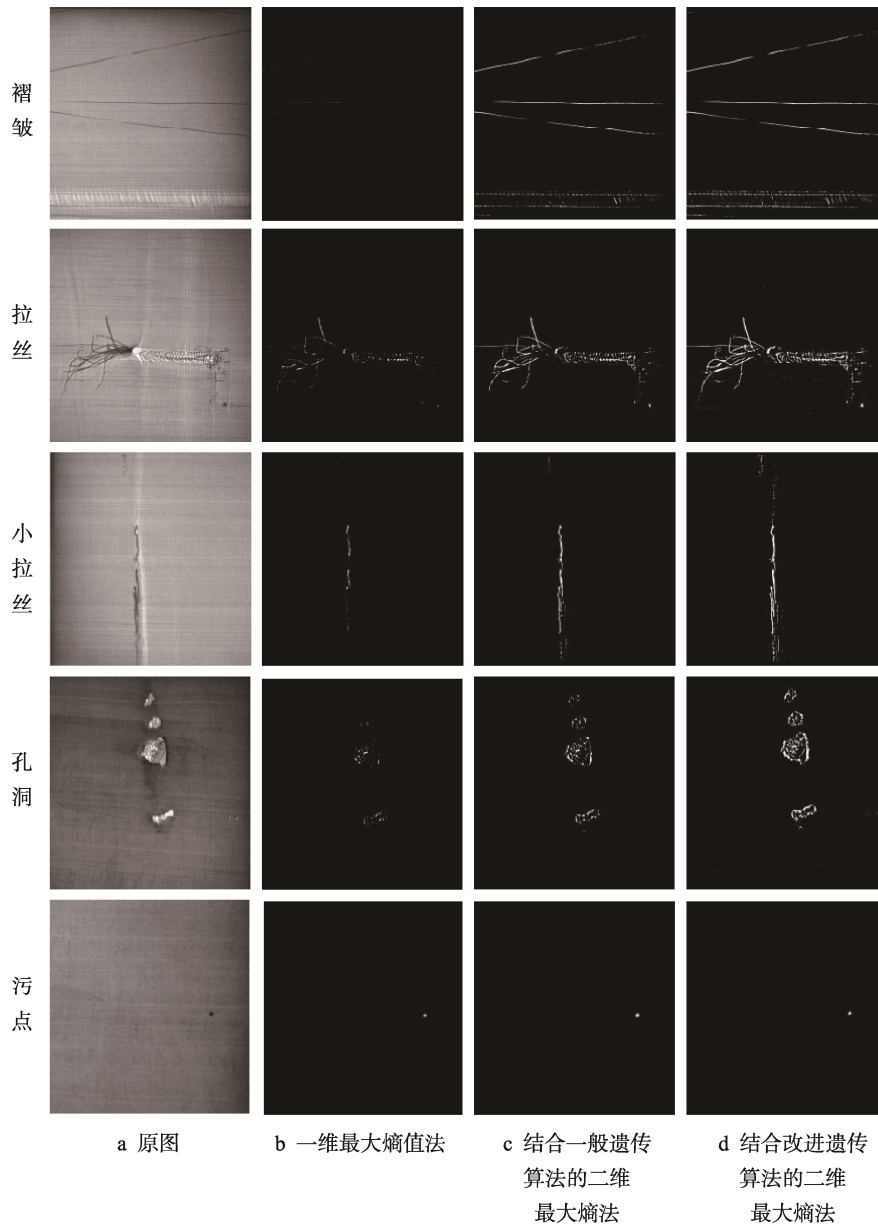


图 5 各种算法的分割结果  
Fig.5 Segmentation results of various algorithms

表 2 各种算法分割精度 ( IOU 值 ) 对比  
Tab.2 Comparison of segmentation accuracy ( IOU value ) of various algorithms

缺陷类型	一维最大熵值法	结合一般遗传算法的二维最大熵值法	结合改进遗传算法的二维最大熵值法
褶皱	0.112	0.745	0.909
拉丝	0.797	0.807	0.986
小拉丝	0.751	0.914	0.963
孔洞	0.801	0.899	0.978
污点	0.357	0.713	0.899

表 3 各种算法分割耗时对比  
Tab.3 Comparison of segmentation time of various algorithms

分割算法	分割耗时/s
一维最大熵值法	0.347
结合一般遗传算法的二维最大熵值法	0.228
结合改进遗传算法的二维最大熵值法	0.205

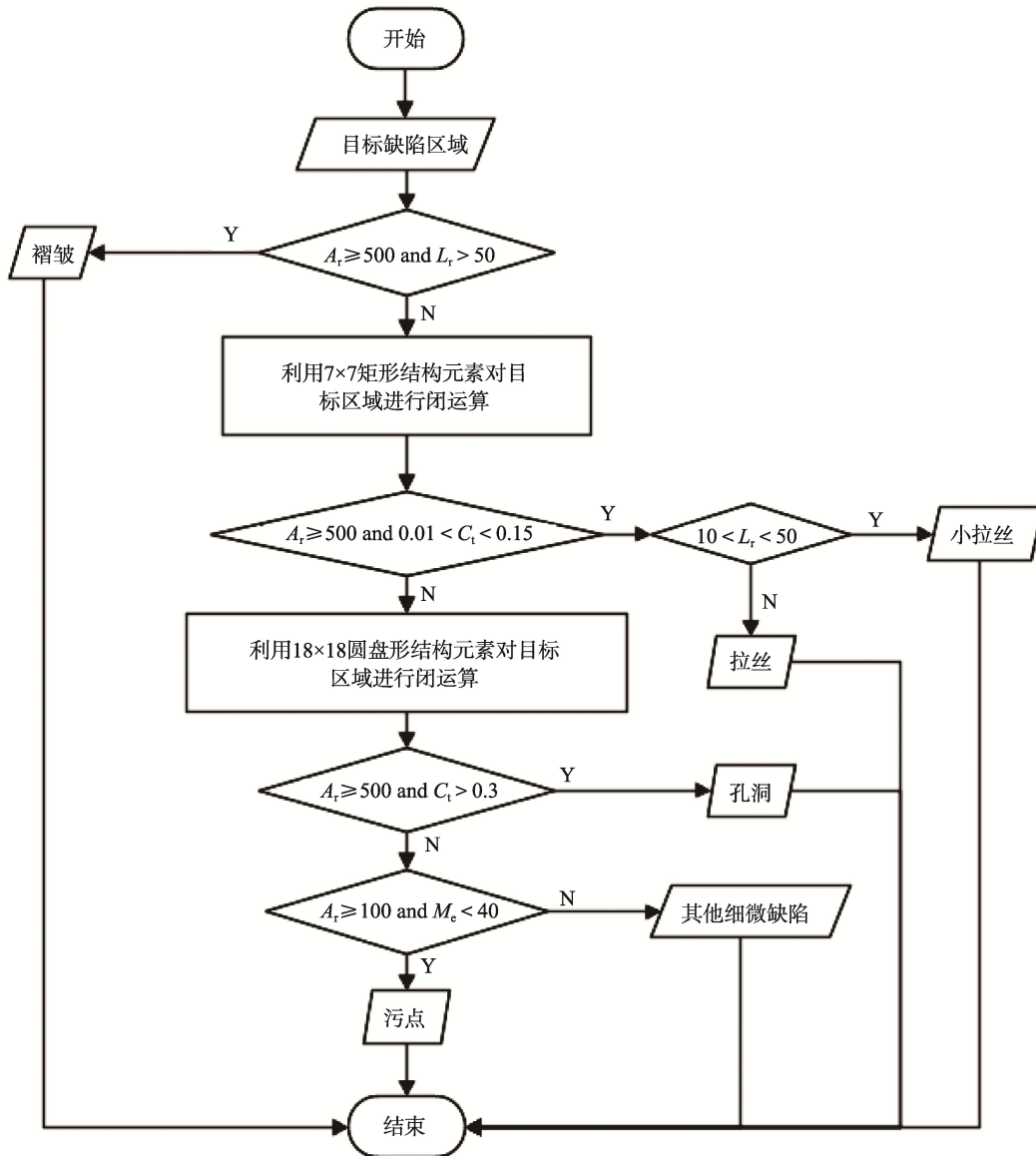


图6 缺陷识别流程  
Fig.6 Flow chart of defect identification

### 2.3.1 编织袋表面缺陷特征提取

图像特征提取的本质是将像素点的位置分布和灰度特性量化,使图像特征能够被一般数字所描述。在目标识别中,应用较多的图像特征有背景纹理、颜色、灰度和几何形状。其中,灰度、几何形状等图像特征描述编织袋表面缺陷的性能最优,因此选用灰度、几何形状作为编织袋表面缺陷的描述因子。缺陷的灰度、几何形状等特征参数可以通过连通域分析获取。连通域指二值图中位置相邻且像素值相同的像素点构成的区域。连通域分析就是找出图中的连通域,并对连通域进行标记。通过对编织袋二值图进行标记,将位置相邻且像素值相同的缺陷像素点进行合并,形成 Blob 连通域,进而提取缺陷连通域的特征参数。文中采用 8 邻接连通域对编织袋二值图进行标

记,提取的缺陷特征如下。

1) 区域面积。区域面积是指区域中所有目标像素点的集合。设  $A_r$  表示区域面积,  $R_a$  表示目标区域,  $(x, y)$  为区域  $R_a$  中任意像素点的坐标,  $q$  为积分变量,则区域面积的定义为:

$$A_r = \sum_{(x,y) \in R_a} q \tag{12}$$

2) 周长。区域的周长指围绕目标区域的外边界长度。设  $P_c$  表示区域周长,  $L_p$  表示边界,则区域周长的定义为:

$$P_c = \sum_{(x,y) \in L_p} q \tag{13}$$

3) 圆形度。目标区域的圆形度表征的是形状近似于圆的程度,圆形度越接近 1,说明目标形状越近似圆形。设  $C_t$  表示区域的圆形度,则圆形度的定义为:



$$C_t = \frac{4\pi A_r}{P_e^2} \quad (14)$$

4) 长短径比。长径指与目标区域具有相同二阶中心矩的椭圆长轴长度, 短径指与目标区域具有相同二阶中心矩的椭圆短轴长度。设  $L_r$  表示长径与短径的比值,  $D_1$  表示目标区域的长径,  $D_2$  表示短径, 则长径与短径的比值可定义为:

$$L_r = \frac{D_1}{D_2} \quad (15)$$

5) 灰度均值。灰度均值是指区域中所有目标像素点灰度值的平均值。设  $M_e$  表示灰度均值,  $G_r$  表示任意像素点的灰度值, 则灰度均值的定义为:

$$M_e = \frac{\sum_{(x,y) \in R_s} G_r}{A_r} \quad (16)$$

上述特征值(区域面积、圆形度、长短径比、灰度均值)均能描述缺陷的不同特点, 但表征缺陷的性能不一致。随机选取含有褶皱、拉丝、小拉丝、孔洞和污点的样本图片各 20 张, 对图片依次进行预处理、阈值分割、形态学处理和连通域标记, 提取目标的区域面积、圆形度、长短径比、灰度均值等特征, 统计

的结果见图 7。

从图 7b—c 可以看出, 褶皱的长短径比值  $L_r$  大于 50, 远高于其他缺陷, 同时其圆形度  $C_t$  低于 0.01, 小于其他缺陷的圆形度。从图 7b—c 可以看出, 小拉丝的长短径比值  $L_r$  大于 10 小于 30, 高于拉丝、孔洞和污点的长短径比值, 同时小拉丝圆形度  $C_t$  大于 0.01 小于 0.1, 低于孔洞和污点的圆形度。图 7b—c 中拉丝的长短径比值  $L_r$  小于 10, 其长短径比值  $L_r$  与孔洞和污点的相近, 同时其圆形度  $C_t$  与小拉丝的相近; 图 7b—d 中孔洞的圆形度  $C_t$  大于 0.3, 高于褶皱、拉丝和小拉丝的圆形度, 同时其灰度均值  $M_e$  大于 225, 远高于其他缺陷的。从图 7a—b 可以看出, 污点的圆形度  $C_t$  与孔洞的相近, 两者皆大于 0.3, 但是污点的区域面积  $A_r$  要低于孔洞的。污点会遮挡光源发出的光线, 透光性弱, 像素点的灰度值较小。编织袋分割图中存在一些由丝线起球或者丝线缝隙产生的结构元素, 结构元素的区域面积与污点的接近, 因此只能通过灰度均值特征将污点筛选出来。将编织袋缺陷与其特征之间的匹配关系进行归纳, 建立缺陷类型与区域面积、圆形度、长短径比值、灰度均值等特征值的匹配表, 见表 4。

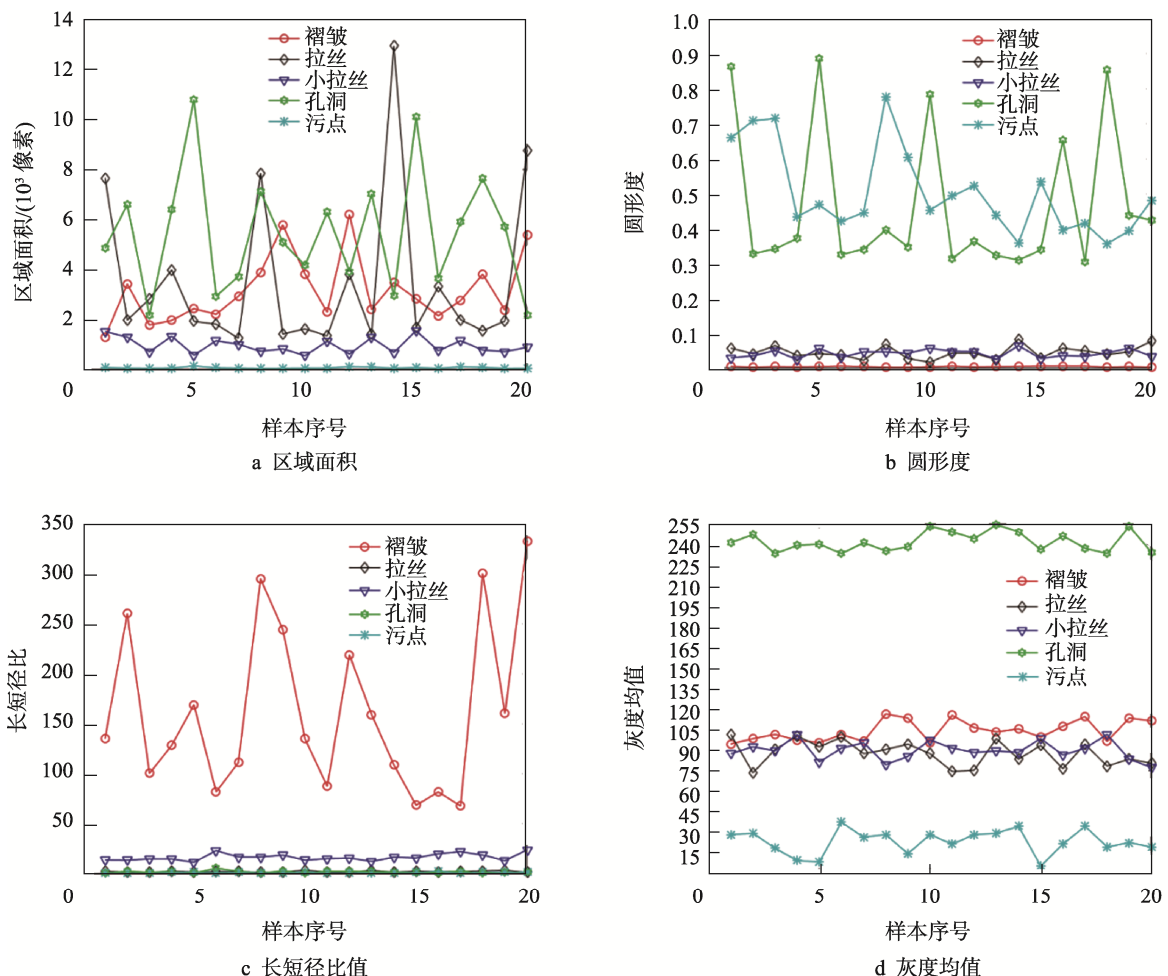


图 7 缺陷的图像特征值  
Fig.7 Image eigenvalues of defects

表4 特征值匹配  
Tab.4 Eigenvalues matching

序号	特征值	缺陷类型
1	$C_1 \leq 0.01$ and $L_r > 50$ and $A_r \geq 500$	褶皱
2	$0.01 < C_1 < 0.15$ and $L_r < 10$ and $A_r \geq 500$	拉丝
3	$0.01 < C_1 < 0.15$ and $10 < L_r < 30$ and $A_r \geq 500$	小拉丝
4	$C_1 > 0.3$ and $A_r \geq 500$	孔洞
5	$C_1 > 0.3$ and $M_e < 40$ and $A_r < 500$	污点

### 2.3.2 编织袋表面缺陷分类与识别

从图6可以看出,算法先对褶皱缺陷进行识别,利用长短径比值  $L_r > 50$ 、区域面积  $A_r \geq 500$  组成的特征子集将褶皱从二值图中检测出来。然后筛选拉丝和小拉丝缺陷,在分类之前,利用像素为  $7 \times 7$  的矩形结构元素对二值图进行形态学闭运算,将断开的拉丝、小拉丝连接起来,接着利用圆形度  $0.01 < C_1 < 0.15$ 、区域面积  $A_r \geq 500$  组成的特征子集将拉丝和小拉丝缺陷从二值图中筛选出来。拉丝缺陷的长短径比值  $L_r$  小于小拉丝缺陷,因此可以通过长短径比值  $L_r$  将拉丝与小拉丝区分开来。随后对孔洞缺陷进行识别,在分类之前,利用像素为  $18 \times 18$  的圆盘型结构元素对二值图进行闭运算,接着通过圆形度  $C_1 > 0.3$ 、区域面积  $A_r \geq 500$  组成的特征子集将孔洞缺陷检测出来。最后对污点进行识别,由于污点的灰度均值低于丝线起

球或者丝线缝隙产生的结构元素,因此利用灰度均值  $M_e < 40$ 、区域面积  $A_r \geq 100$  (小面积的污点缺陷不影响编织袋的质量)组成的特征子集将二值图中的污点缺陷筛选出来。图8为识别出的褶皱、拉丝、小拉丝、孔洞以及污点等质量缺陷。

## 3 实验与结果分析

系统实验选取 Windows 10 操作系统、Visual Studio 2013 平台和开源的 Opencv2.4.10 计算机视觉库,算法编写语言为 C++。编织袋类型为聚丙烯塑料袋,编织袋尺寸为  $1080 \text{ mm} \times 600 \text{ mm}$ ,传输速度为  $1.8 \text{ m/s}$ 。编织袋原料由上料机构传输至检测区域,相机控制装置触发相机拍照,采集编织袋图像;使用缺陷检测算法对图像进行处理,获取缺陷的类型、尺寸和位置等信息;工控机将检测信息发送给昆仑通态触摸屏,即完成一次编织袋缺陷检测过程。编织袋缺陷检测系统见图9。

系统对缺陷样本进行分类试验,每类缺陷各选取40个样本,组成分类试验样本集,结果见表5。

从表5中数据可以看出,系统对拉丝缺陷的误识数量为4个,识别的准确率为90.0%,低于其他缺陷,原因是部分拉丝缺陷的结构元素断开,系统将它误识为小拉丝缺陷。系统对各类缺陷的平均识别准确率为94.0%,满足缺陷分类的设计要求。

编织袋缺陷检测系统参见图9,系统处理拉丝缺陷图像的时间在1s以内。在正常工作情况下,检测系统处理一幅编织袋图像的时间约为600ms,而人工检测一张编织袋所需的时间最少为3s,表明该系统对编织袋表面缺陷具有较高的识别效率。

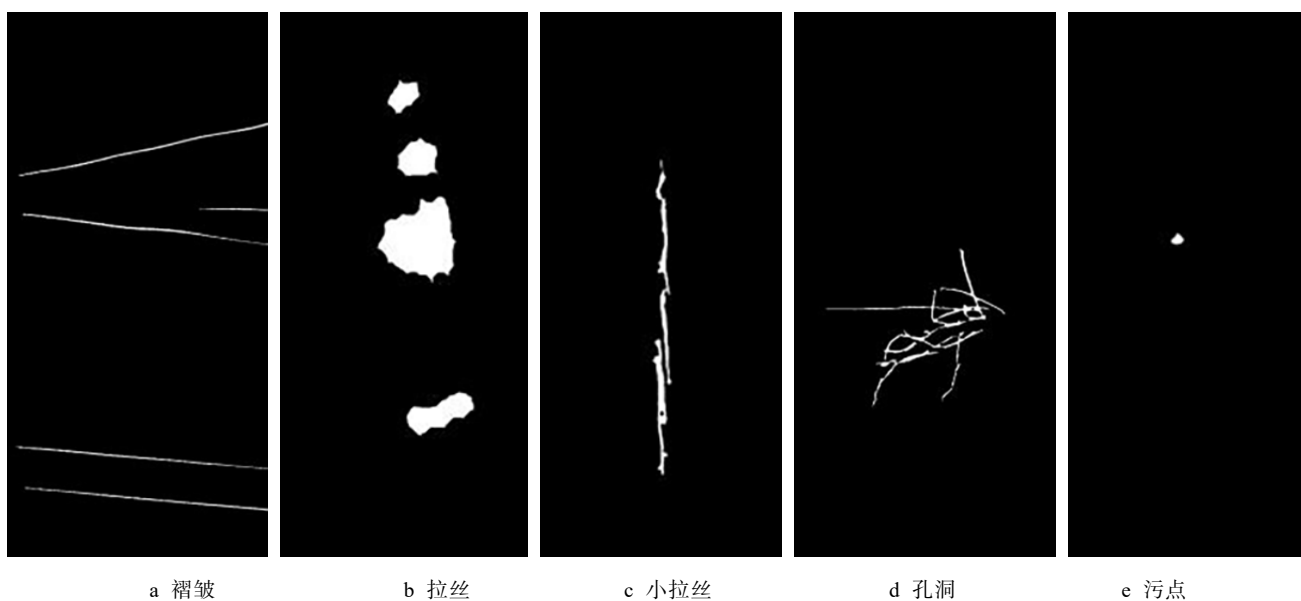


图8 缺陷的分类结果  
Fig.8 Classification results of defects



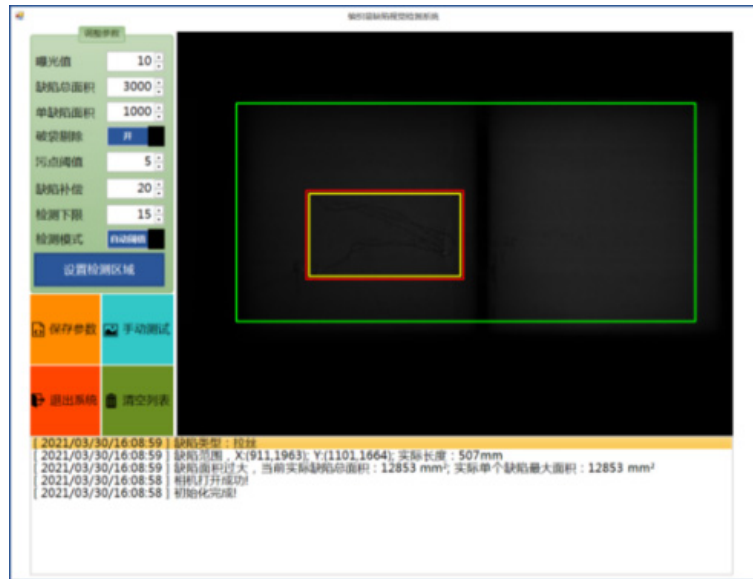


图 9 编织袋缺陷检测系统  
Fig.9 Defect detection system for woven bag

表 5 各类缺陷的识别率  
Tab.5 Identification rate of various defects

样本类型	样本数量	识别数量	误识数量	识别准确率/%	平均识别准确率/%
褶皱	40	38	2	95.0	94.0
拉丝	40	36	4	90.0	
小拉丝	40	37	3	92.5	
孔洞	40	38	2	95.0	
污点	40	39	1	97.5	

## 4 结语

文中对编织袋表面缺陷视觉检测系统展开研究, 通过搭建编织袋缺陷检测系统, 对某厂复合编织袋生产过程中产生的缺陷进行在线检测和识别, 达到了良好的效果, 研究结果如下。

1) 利用高斯滤波、差分运算和灰度线性变换的组合算法对编织袋图进行预处理以抑制图像的噪声和背景纹理。选取二维最大熵值法对编织袋图进行分割, 并利用改进遗传算法对其进行寻优, 进而提高算法的分割精度和效率。相较于结合一般遗传算法的二维最大熵法, 结合改进遗传算法的二维最大熵值法分割速度更快, 平均分割时间缩短了 10.09%。

2) 对特征提取、分类和识别的算法进行了研究。利用连通域标记提取编织袋表面缺陷的图像特征, 选取能明显区分缺陷且互不关联的特征组成特征子集; 利用该子集将编织袋表面缺陷逐一识别出来, 满足缺陷检测算法的设计要求。通过实验验证, 文中提出的算法能够对褶皱、拉丝、小拉丝、孔洞和污点等缺陷进行有效识别。

3) 对编织袋表面缺陷检测系统识别缺陷的性能

进行验证。采集实验所需的编织袋样本, 利用编织袋表面缺陷检测系统对样本进行识别与分类。实验结果表明, 缺陷检测系统对各类缺陷的平均识别准确率为 94.0%, 且识别缺陷所需的时间约为 600 ms。

### 参考文献:

[1] 凌飞. 编织袋缺陷视觉检测系统开发[D]. 广州: 广东工业大学, 2017: 1-5.  
LING Fei. Development of Visual Inspection System for Woven Bag Defects[D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2017: 1-5.

[2] 李纪峰. 基于机器视觉的玻璃纤维布缺陷检测技术研究[D]. 郑州: 郑州大学, 2017: 1-5.  
LI Ji-feng. Research on the Key Technology of Defect Detection for the Glass Fiber Cloth Base on Machine Vision[D]. Zhengzhou: Zhengzhou University, 2017: 1-5.

[3] 马浩, 景军锋, 苏泽斌, 等. 基于 LBP 和 HOG 特征的图案织物缺陷检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(4): 95-102.  
MA Hao, JING Jun-feng, SU Ze-bin, et al. Patterned

- Fabric Defect Detection Based on LBP and HOG Feature[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2018, 32(4): 95-102.
- [4] 严伟, 杨朔. BP和SAE深度神经网络方法的织物缺陷检测研究[J]. *智能物联技术*, 2018, 1(3): 25-31.  
YAN Wei, YANG Shuo. Research on Fabric Defect Detection Based on BP and SAE Deep Neural Network[J]. *Technology of IoT & AI*, 2018, 1(3): 25-31.
- [5] 逢鹏, 向洪波, 魏喜雯, 等. 基于不变矩与神经网络的织物缺陷检测研究[J]. *针织工业*, 2015(11): 69-72.  
PANG Peng, XIANG Hong-bo, WEI Xi-wen, et al. Research of Fabric Defect Detection Based on Invariant Moments and Neural Network[J]. *Knitting Industries*, 2015(11): 69-72.
- [6] 肖俊明, 彭喜英. 基于机器视觉的图像分割算法的研究[J]. *中原工学院学报*, 2008, 19(1): 1-3.  
XIAO Jun-ming, PENG Xi-ying. Study on Image Segmentation Based on the Machine Vision[J]. *Journal of Zhongyuan University of Technology*, 2008, 19(1): 1-3.
- [7] ÇELİK H İ, DÜLGER L C, TOPALBEKİROĞLU M. Development of a Machine Vision System: Real-Time Fabric Defect Detection and Classification with Neural Networks[J]. *The Journal of the Textile Institute*, 2014, 105(6): 575-585.
- [8] REBHI A, BENMHAMMED I, ABID S, et al. Fabric Defect Detection Using Local Homogeneity Analysis and Neural Network[J]. *Journal of Photonics*, 2015, 2015: 1-9.
- [9] 袁端磊, 宋寅卯. 基于最优 Gabor 滤波器的织物缺陷检测[J]. *中国图象图形学报*, 2006, 11(7): 954-958.  
YUAN Duan-lei, SONG Yin-mao. Fabric Defect Detection Based on Optimal Gabor Filters[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2006, 11(7): 954-958.
- [10] 安霆. 基于遗传算法的图像分割处理技术研究[J]. *电子技术应用*, 2019, 45(10): 92-95.  
AN Ting. Research on Image Segmentation Technology Based on Genetic Algorithms[J]. *Application of Electronic Technique*, 2019, 45(10): 92-95.
- [11] AALI S N, BAGHERZADEH N. Divisible Load Scheduling of Image Processing Applications on the Heterogeneous Star and Tree Networks Using a New Genetic Algorithm[J]. *Concurrency and Computation: Practice and Experience*, 2020, 32(10): 1-15.
- [12] 李锋, 阚建霞. 基于 Sobel 算子的图像快速二维最大熵阈值分割算法[J]. *计算机科学*, 2015, 42(S1): 209-210.  
LI Feng, KAN Jian-xia. Fast Two-Dimensional Maximum Entropy Threshold Segmentation Method Based on Sobel Operator[J]. *Computer Science*, 2015, 42(S1): 209-210.
- [13] JOE A J R, RAMA N. Advanced Medical Image Compression with 2-D Maximum Entropy Method and Hybrid Compression Concepts[J]. *Indian Journal of Innovations and Developments*, 2016, 5(8): 1-7.
- [14] 秦志新. 计算机技术在图像形态学处理中的应用探讨[J]. *普洱学院学报*, 2019, 35(6): 24-26.  
QIN Zhi-xin. A Probe into the Application of Computer Technology in Processing Image Morphology[J]. *Journal of Puer University*, 2019, 35(6): 24-26.
- [15] ZAWISZEWSKI A, LAKA I. Bilinguals Processing Noun Morphology: Evidence for the Language Distance Hypothesis from Event-Related Potentials[J]. *Journal of Neurolinguistics*, 2020, 55: 1-19.
- [16] 范娟, 陈爽. 一种图像滤波算法滤波效果评价方法[J]. *科技经济导刊*, 2019, 27(24): 17.  
FAN Juan, CHEN Shuang. A Filtering Effect Evaluation Method of Image Filtering Algorithm[J]. *Technology and Economic Guide*, 2019, 27(24): 17.

责任编辑: 曾钰婵