

基于高斯金字塔和视觉显著性的色织物疵点检测

郑娜, 穆平安

(上海理工大学, 上海 200093)

摘要: **目的** 为了提高色织物疵点检测的准确率。**方法** 提出一种基于高斯金字塔和视觉显著性的色织物疵点检测方法。首先预处理待检测色织物图像, 削弱不均匀光照和环境造成的影响; 再对预处理后的图像进行灰度化, 接着对灰度图进行高斯金字塔分层, 然后对分层后的图像进行显著性处理, 以获取图像的显著图; 最后利用迭代阈值分割的方法对显著图进行阈值分割, 得到色织物图像的疵点区域。**结果** 将该方法与其他色织物疵点检测方法进行对比可知, 检测的效果明显优于其他方法, 疵点检测的准确率为91.25%。**结论** 该方法可以有效地对色织物疵点进行检测, 将疵点区域提取出来, 为色织物后续生产中的加工处理提供有用信息。

关键词: 色织物; 高斯金字塔; 视觉显著性; 疵点检测

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1001-3563(2020)07-0247-06

DOI: 10.19554/j.cnki.1001-3563.2020.07.035

Defect Detection of Yarn-dyed Fabric Based on Gaussian Pyramid and Visual Saliency

ZHENG Na, MU Ping-an

(Shanghai University of Science and Technology, Shanghai 200093, China)

ABSTRACT: The work aims to improve the defect detection accuracy of yarn-dyed fabric. A defect detection method of yarn-dyed fabric based on Gaussian pyramid and visual saliency was proposed. Firstly, the yarn-dyed fabric image to be detected was preprocessed to reduce the uneven illumination and the environmental influence. Then, the preprocessed image was grayed and layered based on Gaussian pyramid, and the layered images were processed based on saliency to obtain saliency maps. Finally, the saliency maps were segmented by iterative threshold segmentation to obtain the defect region of the yarn-dyed fabric image. Compared with other defect detection methods of yarn-dyed fabric, the detection effect of the proposed method was significantly better than other methods, and the accuracy of defect detection reached 91.25%. The proposed method can effectively detect and extract the defects of the yarn-dyed fabric, which provides useful information for the processing in the subsequent production of the yarn-dyed fabric.

KEY WORDS: yarn-dyed fabric; Gaussian pyramid; visual saliency; defect detection

在纺织品生产过程中, 由于机械故障以及操作不当等原因^[1], 织物表面会产生各种不同形态的疵点, 疵点的出现会严重影响织物的质量, 因此, 进行织物疵点检测尤为关键。

目前, 织物疵点的检测仍主要依靠人工检测来完

成, 这既消耗了大量劳动力, 而且容易出现误检和漏检, 难以达到统一的标准。视觉技术的不断发展为织物疵点的检测提供了新的方法^[2]。基于机器视觉的检测方法, 使得织物疵点检测的效率和准确率都得到了大幅度提升^[3]。目前的研究对象大都是白坯织物, 缺

收稿日期: 2019-07-22

作者简介: 郑娜 (1993—), 女, 上海理工大学硕士生, 主攻信息获取与处理。

通信作者: 穆平安 (1964—), 男, 硕士, 上海理工大学教授, 主要研究方向为机器视觉与智能检测、信息获取与处理技术。

少色织物疵点检测的相关研究^[4-5]。对于色织物来说,疵点的存在会严重破坏其纹理及花型,不仅影响美观,也影响经济效益,在色织物的生产过程中需及时发现并处理疵点,从而提高色织物成品的质量。

现阶段,针对复杂色织物背景与疵点对比度不明显造成的疵点难以检测的问题^[6],提出了一些检测方法。其中常用的检测方法有基于频域的 Gabor 滤波算法^[7],基于空间域的局部二值(LBP)算法^[8],基于模型的凸优化(ER)算法^[9]等。基于 Gabor 滤波的检测算法,虽然滤除了一定的纹理信息,但不足以将疵点区域与纹理背景分割开来;基于局部二值模式的检测算法,能够大致的提取出疵点区域,但不能保存疵点区域的边界信息;基于凸优化的检测算法通用性较差。

针对当前色织物疵点检测方法准确率不高,通用性差的问题,提出一种基于高斯金字塔和视觉显著性的色织物疵点检测方法。该方法首先预处理色织物疵点图像;然后对预处理过的图像灰度化,并对灰度图进行显著性处理;最后对所得的显著性图进行阈值分割,将色织物疵点区域部分从复杂背景中分割出来,以达到检测的目的。该检测算法除了对色织物的疵点具有很好的检测效果外,对白坯布、平纹织物、斜纹织物等的检测效果也很好。

1 检测算法原理及流程

色织物是采用染色纱线,结合组织结构、配色的变化织制而成的织物。由于背景纹理影响,色织物疵点不易检测,文中提出一种基于高斯金字塔和视觉显著性的检测方法,其算法流程见图1。

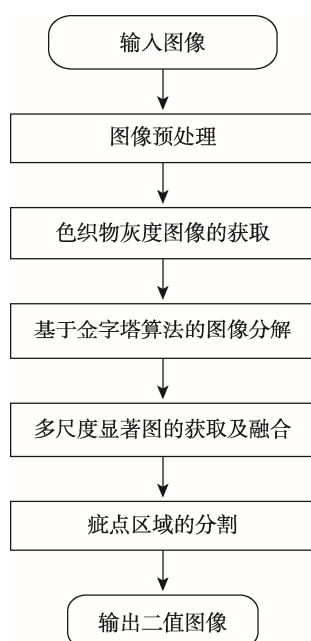


图1 色织物疵点检测流程

Fig.1 Flow chart of yarn-dyed fabric defect detection

首先,对色织物疵点图像进行预处理,以消除图像的不均匀光照的影响,并去除图像中的噪声,保护图像的细节信息。其次对预处理后的图像灰度化,原因是色织物的疵点区域的颜色信息与其周边规律纹理的颜色信息并无较大差别,在检测的过程中颜色信息并不能够提供有效的区分作用。然后对灰度图进行基于高斯金字塔的图像分解,图像的降维可以提高后续图像的检测速率。然后对所得的每一层金字塔图像进行多尺度的显著性检测,并将不同尺度的显著图进行融合的到整体的显著图。最后对色织物疵点图像的显著图进行阈值分割,将疵点部分从复杂背景中分割出来,达到检测的目的。

2 图像的高斯金字塔分层

基于原图像的色织物疵点检测算法的计算量较大,利用灰度图像金字塔来对图像进行分层,可以减少算法的计算量,从而提高算法的检测速率。

传统的图像金字塔算法是通过将原始图像通过降采样加平滑获取一个多尺度的图列。随着金字塔层数的增高,图像的大小和分辨率都降低,图像变得越来越粗糙。上一层图像的大小为下一层的1/4,分辨率为下一层图像的1/2。

高斯金字塔^[10]中,将前一层图像利用高斯低通滤波器滤波,再进行隔行隔列降采样可生成当前图层图像。具体步骤如下所述。

1) 将待处理的色织物疵点图像原图作为图像金字塔的最下面一层,用G0表示。

2) 对第1层图像G0进行高斯低通滤波器,并对滤波后的图像进行隔行隔列降采样得到第2层图像,此时G1的大小是G0的1/4,分辨率是G0的1/2。

3) 重复2)的操作继续对图像进行处理,进行多尺度分解,得到第3层图像G2和第4层图像G3。对于第k层高斯金字塔图像位于点(x,y)的计算公式见式(1)。

$$G_k(x, y) = \sum_{m=-2}^2 \sum_{n=-2}^2 w(m, n) G_{k-1}(2x+m, 2y+n) \quad (1)$$

色织物疵点灰度图像经过3层高斯金字塔分层后所得到的预想见图2。

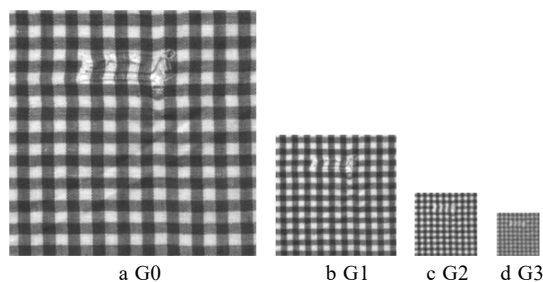


图2 色织物灰度图像金字塔分解

Fig.2 Layered grayscale image of yarn-dyed fabric based on pyramid algorithm

3 利用视觉显著性提取疵点区域

3.1 图像的显著性原理

人类的视觉感知能力很强,能够将目标对象快速地从复杂的纹理背景中识别出来,因此对人类视觉系统 HVS 进行模拟,以此来检测图像中的显著区域是目前目标检测的重要研究内容^[11]。图像的分割经常利用显著性检测算法,具有很好的效果。

为了有效地提取图像中的显著目标区域,许多的视觉显著性模型得以提出,目前的显著性检测算法基本上都是基于局部特征或基于全局特征。在文中的色织物疵点检测中,图像疵点区域的纹理一般比较复杂定义为显著区域,而背景区域纹理结构较简单定义为低显著的区域。并且将图像的局部特征对比和全局特征对比相结合,获取色织物疵点图像的显著图,从而提取图像中的显著性区域,也就是色织物图像的疵点区域。

3.2 多尺度显著图生成及融合

图像处理的过程中,通常是基于像素的检测,由于图像的分辨率较高,基于像素的显著性检测算法计算量较大,效率过低,因此文中基于像素块的显著检测^[12]降低了算法的计算量;文中是基于灰度图像的检测,利用图像的灰度值差异来提取显著区域。

对织物疵点图像进行分析可知,显著的区域应该与其周围的低显著区域存在较大的差异,因此将显著区域与其周围非显著区域的灰度值对比度定义为该像素块的显著值。织物疵点区域往往是集中在一块,也就是指显著区域的像素块之间的距离较近,而与背景像素块的距离较远,同时背景区域像素块是离散的。

根据以上的分析,定义像素块之间的差异性^[13]见式(2)。

$$d(p_i, p_j) = \frac{d_{\text{gray}}(p_i, p_j)}{1 + c * d_{\text{position}}(p_i, p_j)} \quad (2)$$

式中: $d_{\text{gray}}(p_i, p_j)$ 为像素块 p_i 和像素块 p_j 灰度值的欧式距离,可由式(3)计算得出。

$$d_{\text{gray}}(p_i, p_j) = |g_i - g_j| \quad (3)$$

式中: g_i 为像素块 p_i 的灰度值均值; g_j 为像素块 p_j 的灰度值均值。

$d_{\text{position}}(p_i, p_j)$ 为像素块 p_i 和像素块 p_j 之间位置的欧式距离,可由式(4)计算得出:

$$d_{\text{position}}(p_i, p_j) = \sqrt{(X_i - X_j)^2 + (Y_i - Y_j)^2} \quad (4)$$

式中: (X_i, Y_i) 为像素块 p_i 的中心位置坐标; (X_j, Y_j) 为像素块 p_j 的中心位置坐标。

$d_{\text{gray}}(p_i, p_j)$ 与 $d_{\text{position}}(p_i, p_j)$ 均标准化在 $[0, 1]$ 之间。像素块之间灰度值差异越大,位置距离越远,则像素块之间的差异越大,即 $d(p_i, p_j)$ 的值越大;反之像素

块之间的差异越小,即 $d(p_i, p_j)$ 的值越小。

由于不同尺度下的像素块的显著值所包含的信息不尽相同,为了更准确地计算某个像素块的显著值,需综合多个尺度来计算,从而克服因尺度不同而带来的影响,提高显著区域与其他区域的对比度,使显著区域从整体中凸显出来。

实际实验中,为了减少计算量,降低算法的复杂度,只需计算 k 个与 p_i 相似的像素块,计算图像中所有与 p_i 相似的像素块则没有必要。在某个尺度 r 下,像素块 p_i 的单尺度显著性值定义见式(5)。

$$S_i^r = 1 - \exp\left[-\frac{1}{k} \sum_{k=1}^k d(p_i^r, q_k^r)\right] \quad (5)$$

式中: q_k 为与像素块 p_i 相似的第 k 个像素块; k 为常数,文中取 32。

通过多尺度的局部性检测,可以进一步减弱背景部分的影响。显著性检测的尺度集合为 $R = \{r_1, r_2, r_3, \dots, r_n\}$,表示像素块 p_i 在不同尺度下的集合,将不同尺度下的显著性值的平均值作为像素块 p_i 的显著性值,见式(6)。

$$\bar{S}_i = \frac{1}{M} \sum_{r \in R} S_i^r \quad (6)$$

当 $\bar{S}_i$ 越大时,像素块 p_i 的显著性越大,即与其他非显著性区域的差异越大;当 $\bar{S}_i$ 越小时,像素块 p_i 的显著性越小,其他非显著性区域越相似。

同时需设定一个阈值,通过阈值来提取显著图中最显著的区域,可以初步得到图像的主体部分。然后利用距离上的信息来进一步降低离主体区域远的非显著区域的显著值,从而弱化背景纹理的影响。计算公式见式(7)。

$$\hat{S}_i = \bar{S}_i (1 - d_{\text{foci}}(i))^n \quad (7)$$

式中: $d_{\text{foci}}(i)$ 为像素块 p_i 与最邻近的显著像素块的位置欧氏距离,并被归一化在区间 $[0, 1]$ 中; n 为常数,影响纹理背景的弱化效果,文中 n 为 4。

不同尺度下的图像显著图以及融合后的显著图见图 3。

经过不同的视觉显著模型处理后得到的色织物疵点图像的显著图存在明显的差异。分别利用几种不同的视觉显著模型对色织物疵点灰度图像处理后的结果见图 4,其中包括基于谱残差的 SR 模型,基于图论的 GBVS 模型以及文中模型。

如图 4 所示,第 1 列图像为待处理图像的灰度图像;第 2 列图像为经过 SR 显著模型处理后的图像;第 3 列图像为经过 GBVS 显著模型处理后的图像;第 4 列图像为经过文中显著模型处理后的图像。对比可以看出,基于谱残差的 SR 模型的显著图保留了色织物图像的细节信息,但背景纹理信息滤除不彻底;基于图论的 GBVS 模型的显著图色织物图像的疵点区域明显,背景纹理滤除彻底,但疵点区域的细节信

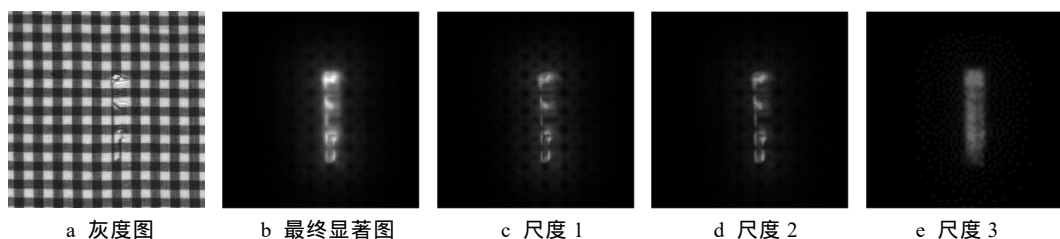


图 3 色织物图像不同尺度显著图

Fig.3 Saliency maps with different scales of yarn-dyed fabric

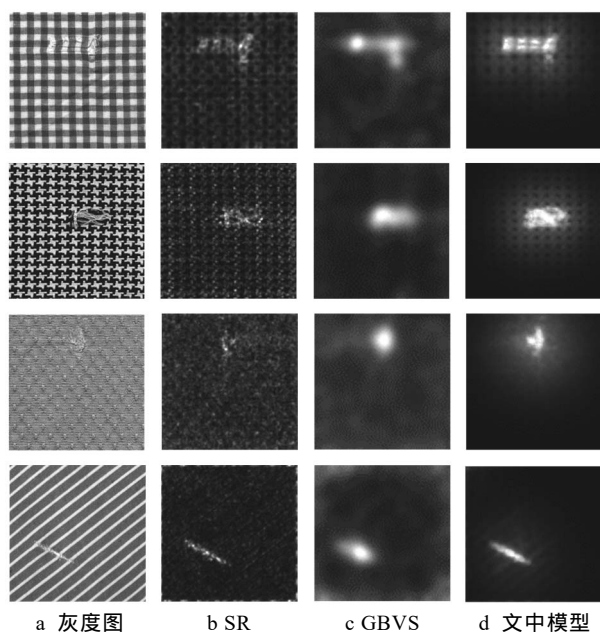


图 4 不同算法的色织物图像显著图

Fig.4 Saliency maps of yarn-dyed fabric with different algorithms

息没能保留下来,易造成信息的丢失;基于文中显著模型的显著图,不仅很好地滤除了色织物图像的背景纹理,同时疵点区域的细节信息得到了很好的保留。

3.3 织物疵点区域的分割

为了将织物疵点部分提取出来,需对所得到的显著图进行阈值分割,获取疵点区域的分割结果。显著图的阈值分割是最简单有效的方法,将疵点区域从背景纹理中提取出来,阈值的选取尤为重要。合适的阈值既能够保证提取的疵点区域的完整性,也可以摒弃疵点区域以外的信息,减少干扰信息,使检测更加准确。文中选取迭代法的阈值分割方法,逐步消除背景纹理的影响,分割效果较好^[14]。

色织物疵点图像的灰度图、显著图以及经过阈值分割后的图像见图 5。从图 5 中可以看出,文中算法能够很好地从复杂的背景纹理分割出色织物图像的疵点区域,分割出的疵点区域部分较完整,而且很好地保留了疵点区域的边界信息。

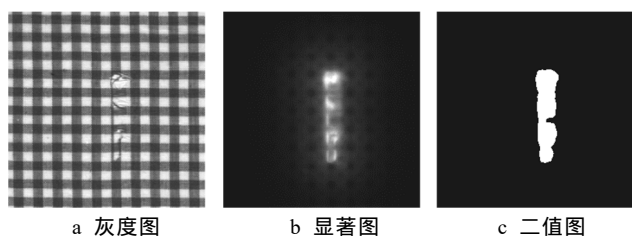


图 5 色织物疵点图像的灰度图、显著图、二值图

Fig.5 Grayscale map, saliency map and binary map of yarn-dyed fabric defect image

4 实验结果及分析

文中选取不同种类的色织物的灰度图共 240 张进行实验,其中包含不带疵点的色织物图像 48 张,带断头疵、破洞、打结、飞纱、污渍、划痕等 6 种疵点的色织物图像各 32 张,织物图像的大小均为 256×256 像素。由于不同疵点图像的几何特征、灰度特征、纹理特征都存在着差异,将色织物的疵点检测出来,准确提取疵点区域,保留疵点区域的边缘信息,有利于后续疵点图像的识别分类。

分别利用 LBP 算法^[8]、ER 算法^[9]以及文中算法对色织物图像进行疵点检测,其中部分色织物图像的疵点检测结果见图 6。

如图 6 所示,第 1 列图像为待处理图像的灰度图像;第 2 列图像为 LBP 算法检测的结果;第 3 列图像为 ER 算法检测的结果;第 4 列图像为文中算法的检测结果。对比可以看出,基于 LBP 算法的检测算法,虽然能够基本检测出色织物图像的疵点区域,但疵点区域的边缘信息严重缺失;基于 ER 算法的检测算法对格子织物和星状织物的检测效果较好,但对条纹织物的检测检测效果较差;基于视觉显著性的文中算法能够有效地检测出色织物的断头疵、破洞、打结、飞纱、污渍、划痕等 6 种疵点,检测结果中色织物图像的疵点区域明显,边缘信息保留较好。

利用过检率、漏检率以及准确率来评价不同算法对色织物疵点图像的检测结果^[15]。不同算法的处理结果见表 1。

从表 1 中不同检测算法的检测结果可以看出,基于 LBP 检测算法的漏检率较高,且对点状色织物的检测效果较差;基于 ER 检测算法的过检率较高,且

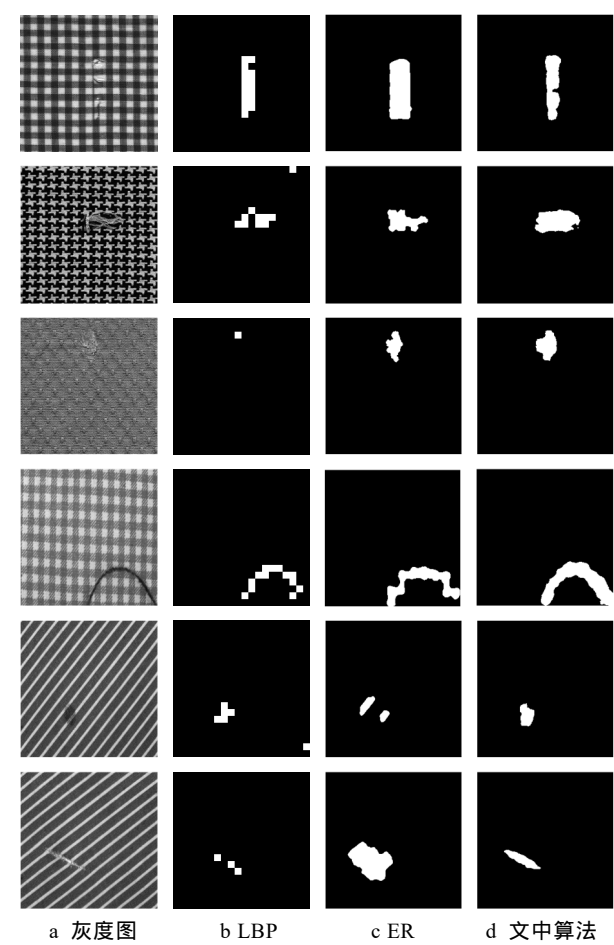


图 6 不同算法色织物疵点检测结果
Fig.6 Results of yarn-dyed fabric defect detection with different algorithms

表 1 不同检测算法结果对比
Tab.1 Comparison of results of different detection algorithms

检测 方法	织物 种类	过检率/%		漏检率/%		准确率/%	
		独立	平均	独立	平均	独立	平均
LBP	格子	8.33		14.58		86.67	
	星状	16.67	16.67	16.67	18.23	83.33	82.09
	点状	25		22.91		76.67	
	条纹	16.67		18.75		81.67	
ER	格子	16.67		6.25		91.67	
	星状	25	22.91	10.42	10.94	86.67	86.67
	点状	16.67		8.33		90	
	条纹	33.33		18.75		78.33	
文中 算法	格子	8.33		6.25		93.33	
	星状	8.33	10.42	8.33	8.33	91.67	91.25
	点状	16.67		8.33		90	
	条纹	8.33		10.42		90	

对条纹色织物的检测效果不理想 ;文中算法的整体漏检率和过检率都较低 ,对各类色织物疵点检测的准确率明显高于其他几种算法 ,检测效果较好。

由实验结果分析可知 ,利用视觉显著性的方法对色织物的疵点进行检测的算法由于是基于多尺度显著图融合 ,其耗时较 LBP 算法和 ER 算法略高。对不同花色图像的检测效果都较其他 2 种算法更好 ,疵点的区域检测较准确 ,边缘信息保存较好 ,更有利于后续疵点图像特征值的提取以及分类识别。

5 结语

基于高斯金字塔和视觉显著性的色织物疵点检测方法可以有效地检测出色织物图像上的不同疵点。该算法在色织物疵点的在线检测上有一定的应用前景 ,可以提高检测正确率 ,为后续的加工处理提供有用信息。同时该算法也可以应用于白坯布、平纹织物、斜纹织物等 ,算法的通用性有所提高。算法仍存在不足之处 ,虽然通过图像金字塔的方法进行处理 ,减少了算法一定的计算量 ,但该算法是基于多尺度显著图融合的检测 ,所以耗时仍偏高。在接下来的研究中 ,可以对图像进行进一步的降维处理 ,例如利用超像素分割对图像进行分割 ;或者提出更简单有效的获取图像显著图的算法 ,使得算法的处理能力得以提高 ,进一步提高对色织物疵点检测的效率和准确率。

参考文献：

[1] 郝磐霞, 景军锋, 张蕾, 等. 基于非下采样轮廓波变换和朴素贝叶斯分类器的织物缺陷检测[J]. 纺织高校基础科学学报, 2017, 30(1): 134—141.
HAO Pan-xia, JING Jun-feng, ZHANG Lei, et al. Fabric Defect Detection Based on NSCT and Naive Bayes Classifier[J]. Basic Sciences Journal of Textile Universities, 2017, 30(1): 134—141.

[2] 杨曼, 李仁忠, 刘阳阳, 等. 基于改进迭代匹配滤波的织物疵点检测[J]. 西安工程大学学报, 2017, 31(3): 383—389.
YANG Man, LI Ren-zhong, LIU Yang-yang, et al. Fabric Defect Detection Based on Improved Iterative Match Filter Algorithm[J]. Journal of Xi'an Polytechnic University, 2017, 31(3): 383—389.

[3] 朱丹丹. 基于图像分析的色织物疵点检测研究[D]. 无锡: 江南大学, 2014: 1—6.
ZHU Dan-dan. Research of Defect Detection for Yarn-dyed Fabric Based on Image Analysis[D]. Wuxi: Jiangnan University, 2014: 1—6.

[4] 李文羽, 程隆棣. 基于机器视觉和图像处理的织物疵点检测研究新进展[J]. 纺织学报, 2014, 35(3): 158—164.

- LI Wen-yu, CHENG Long-di. New Progress of Fabric Defect Detection Based on Computer Vision and Image Processing[J]. Journal of Textile Research, 2014, 35(3): 158—164.
- [5] 张星烨. 织物瑕疵点自动检测系统关键技术的研究[D]. 无锡: 江南大学, 2012: 1—8.
- ZHANG Xing-ye. Research on the Key Technology of Automated Fabric Defect Detection System[D]. Wuxi: Jiangnan University, 2012: 1—8.
- [6] 闫亚娣, 张凯兵, 李鹏飞, 等. 基于可控高斯核的色织物疵点检测方法[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(21): 83—188.
- YAN Ya-di, ZHANG Kai-bing, LI Peng-fei, et al. Color Fabric Defect Detection Method Based on Local Steering Gaussian Kernel[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(21): 83—188.
- [7] 汤晓庆, 黄开兴, 秦元庆, 等. 基于 Gabor 滤波器和 HOG 特征的织物疵点检测[J]. 计算机测量与控制, 2018, 26(9): 39—42.
- TANG Xiao-qing, HUANG Kai-xing, QIN Yuan-qing, et al. Fabric Defect Detection Based on Gabor Filter and HOG Feature[J]. Computer Measurement & Control, 2018, 26(9): 39—42.
- [8] LI W, XUE W, CHENG L. Intelligent Detection of Defects of Yarn-dyed Fabrics by Energy-based Local Binary Patterns[J]. Textile Research Journal, 2012, 82(19): 1960—1972.
- [9] NG M K, NGAN H Y T, YUAN X, et al. Patterned Fabric Inspection and Visualization by the Method of Image Decomposition[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2014, 11(3): 943—947.
- [10] 包观笑, 孙刘杰, 于海娇. 基于拉普拉斯金字塔的数字水印防伪技术[J]. 包装工程, 2016, 37(1): 130—133.
- BAO Guan-xiao, SUN Liu-jie, YU Hai-jiao. Digital Security Technology of Watermark Based on Laplacian Pyramid[J]. Packaging Engineering, 2016, 37(1): 130—133.
- [11] ZHU H, MENG F, CAI J, et al. Beyond pixels: A Comprehensive Survey from Bottom-up to Semantic Image Segmentation and Cosegmentation[J]. Journal of Visual Communication & Image Representation, 2016, 34(2): 12—27.
- [12] 谭台哲, 轩康西, 曾群生. 基于图像级标签及超像素块的弱监督显著性检测[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(2): 601—605.
- TAN Tai-zhe, XUAN Kang-xi, ZENG Qun-sheng. Supervised Significant Detection Based on Image Level Labels and Superpixel Blocks[J]. Application Research of Computers, 2020, 37(2): 601—605.
- [13] GOFERMAN S, ZELNIK M L, TAL A. Context-Aware Saliency Detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(10): 1915—1926.
- [14] 杨培, 陈沿锦, 贾金芳, 等. 一种改进的快速迭代阈值选择算法[J]. 青海大学学报, 2018, 36(3): 34—39.
- YANG Pei, CHEN Yan-jin, JIA Jin-fang, et al. An Improved Fast Iterative Threshold Selection Algorithm for Image Segmentation[J]. Journal of Qinghai University, 2018, 36(3): 34—39.
- [15] 田敏, 刘全香. 包装印刷品条码质量检测方法[J]. 包装工程, 2017, 38(17): 194—199.
- TIAN Min, LIU Quan-xiang. Detection Method for Barcode Quality of Package Printed Matter[J]. Packaging Engineering, 2017, 38(17): 194—199.