

应用 GIS 和 FTDT 的织物错花缺陷检测研究

任欢欢, 景军锋*, 张缓缓, 苏泽斌

西安工程大学电子信息学院, 陕西 西安 710048

摘要 针对印花织物颜色丰富、花纹多变、错花缺陷检测困难等问题, 提出了一种基于黄金图像减法(GIS)与傅里叶变换位移定理(FTDT)曲线匹配算法相结合的方法, 实现了印花织物错花缺陷的检测。对印花织物图像进行高斯滤波, 以消除噪声对缺陷检测结果的影响; 利用 GIS 实现对待检测图像的匹配, 并分割出缺陷区域; 针对错花类型的疵点, 运用基于 FTDT 的曲线匹配算法计算出错花的相对偏移量。实验结果表明, 该算法不仅能准确分割出缺陷区域, 对疵点细节信息保留得较好, 而且能精确得到错花的相对偏移量, 对工业生产具有一定的指导意义。

关键词 图像处理; 黄金图像减法; 傅里叶变换; 印花缺陷检测; 曲线匹配

中图分类号 TP391.4

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.131005

Cross-Printing Defect Detection of Printed Fabric Using GIS and FTDT

Ren Huanhuan, Jing Junfeng*, Zhang Huanhuan, Su Zebin

School of Electronic Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an, Shaanxi 710048, China

Abstract A new method based on gold image subtraction (GIS) combined with the Fourier transform displacement theorem (FTDT) curve matching algorithm was proposed to detect the defects of printed fabrics caused by color and pattern diversity. First, a Gaussian filter was applied to printed fabrics to eliminate the influence of noise on the defect detection results. Then, GIS was employed for image matching and defect segmentation. Finally, a curve matching algorithm based on FTDT was adapted to calculate the relative offset of the cross-printing defects. Experiment results indicate that the algorithm can accurately segment the defect and provide detailed information about the defect. The algorithm can also accurately obtain the relative offset of cross-printing defects, which has a certain guiding significance for industrial production.

Key words image processing; golden image subtraction; Fourier transform; printed fabric defect detection; curve matching

OCIS codes 100.2000; 100.2960; 100.3008

1 引言

将各种颜色的花型图案印制在织物上可构成各式各样的印花织物, 而其表面缺陷的存在会严重影响印花织物的质量及价格。因此, 对印花织物表面缺陷进行检测, 可达到控制纺织品企业成本、提高产品质量的目的。对缺陷进行检测, 分析瑕疵成因, 可为企业优化生产工艺、提高生产效率提供理论依据, 同时, 也可为布匹质量评分分级提供参考^[1]。目前, 对于印花织物表面疵点的检测主要由人工完成, 检

测结果的一致性与客观性受人为因素的影响较大, 漏检率和误检率较高^[2]。

近年来, 在机器视觉^[3-4]技术广泛应用于工业生产的趋势下, 国内外不少学者提出使用图像处理与计算机视觉技术来实现印花织物疵点的自动检测^[5]。Tavanai 等^[6]采用互相关法对印花织物生产过程中产生的花纹偏移等缺陷进行检测, 将待检测整体图像与模板图像进行相似性度量, 进而判别疵点, 此方法只能判别出印花织物中是否有疵点, 不能精确定位疵点位置。Kuo 等^[7]提出了一种基于 RGB 累

收稿日期: 2019-01-11; 修回日期: 2019-01-21; 录用日期: 2019-01-24

基金项目: 国家自然科学基金(61301276)、陕西省重点研发计划(2017GY-003)、陕西省高校科协青年人才托举计划项目(20180115)、陕西省教育厅科研项目(18JK0338)、陕西高校青年创新团队项目

* E-mail: jingjunfeng0718@sina.com

计均值法的印花织物疵点检测方法,该方法可以对断经、断纬等疵点进行检测,但 RGB 空间计算量大,算法处理时占用较多的系统资源,对硬件要求较高。付骞^[8]提出基于 Gabor 滤波器^[9]和规则带的印花织物疵点检测方法,该方法仅适用于周期性印花疵点的检测,且对噪声较为敏感。叶鉴霆等^[10]提出基于稀疏编码投影特征的过完备小规模字典稀疏表示模型,用于印花织物表面疵点的检测,但是该方法对于疵点细节信息的保留不甚理想。刘绥美等^[11]提出一种基于 K-SVD(奇异值分解)稀疏编码的字典学习方法,用于印花织物疵点检测,但该方法仅对背景纹理规则的织物检测效果较好。

印花织物具有丰富的色彩及多变的图案,其颜色种类和颜色色度没有共同的特点,对其特有的颜色特征和纹理特征难以提取,从而使其缺陷检测成为研究的难点。为此,提出了一种将黄金图像减法(GIS)和傅里叶变换位移定理(FTDT)的曲线匹配算法相结合的织物错花缺陷检测方法,实现了印花

织物错花缺陷的检测。并将所提方法与高斯混合模型算法对比,同时计算出错花位置的相对偏移量。

2 基于 GIS 和 FTDT 的织物错花缺陷检测

在印花织物生产过程中,织物上的部分花型或全部花型中有一种或几种颜色在印制中易发生错位或重叠,造成与原样图案花型不符,形成错花疵点,即对花不准。对花不准是多套色印花生产过程中经常出现的疵点,在次品中的比重较大,受花纹和颜色的影响,其缺陷检测难度较大。印花织物错花检测主要分为以下步骤:1) 将印花织物原图进行高斯滤波预处理以消除采集过程中产生的噪声,减小其对 GIS 算法操作的影响;2) 利用 GIS 算法在黄金模板图像和待检测子图像之间作减法得到疵点位置,分割出错花区域;3) 运用 FTDT 曲线匹配得到错花位置的相对偏移量。总体检测流程如图 1 所示。

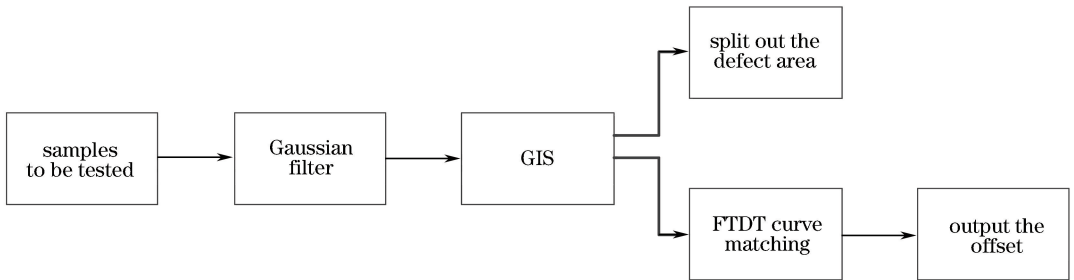


图 1 印花织物错花检测总体流程图

Fig. 1 Flow chart of printed fabric defect detection

2.1 黄金图像减法

黄金图像减法是一种基于图像相减的方法^[12],将参考图像与待检测图像进行像素对比以实现模板匹配,进而确定缺陷区域。选择无疵织物样本作为参考图像并提取尺寸为 $m \times n$ 的黄金

模板 G ,在缺陷样本中以黄金模板 G 由左至右、由上至下依次进行作差、异或等操作,实现黄金模板与待检测图像的像素对比,分割待检测织物中的缺陷部分,确定织物疵点区域。GIS 算法具体步骤如图 2 所示。

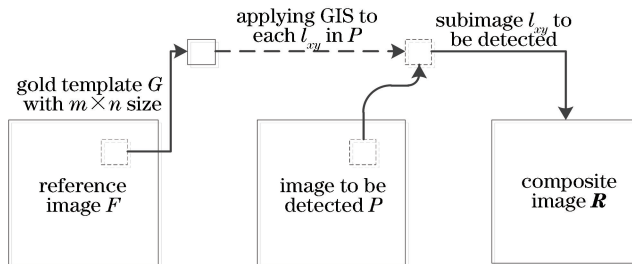


图 2 黄金图像减法理论

Fig. 2 Theory of golden image subtraction

1) 获取大小为 $M \times N$ 的无疵印花织物图像作为参考图像 F ,并在 F 中,以 (x, y) 为起点,选取

$m \text{ pixel} \times n \text{ pixel}$ 的黄金模板图像 G ,其中: $x = 1, \dots, M - m + 1; y = 1, \dots, N - n + 1 (0 < m \leq$

$M, 0 < n \leq N$)。

2) 在黄金模板图像 G 和相同尺寸的待检测子图像 L 之间作减法, 计算每幅子图像与模板图像差值绝对值之和, 求得其平均值为 r_{xy} 。GIS 的能量 r_{xy} 可表示为

$$r_{xy} = \frac{1}{m \cdot n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n |l_{ij} - g_{ij}|, \quad (1)$$

式中: $x=1, \dots, M-m+1$ 且 $y=1, \dots, N-n+1$; l_{ij} 是与模板图像具有相同尺寸的待检测子图像; g_{ij} 是大小为 $m \text{ pixel} \times n \text{ pixel}$ 的模板图像。

3) 每个子图像 $L = \{l_{ij}\}$ 是在待检测图像 P 上从第一行的第一个像素移动到第 $(M-m+1)$ 个像素, 接着从第二行的第一个像素移动到第 $(M-m+1)$ 个像素直到第 $(N-n+1)$ 行。在整个测试图像中, 返回一个 $(M-m+1) \times (N-n+1)$ 维的黄金图像减法能量矩阵, 该矩阵定义为合成图像 R 。

2.2 二值化图像分割

经过上述 GIS 操作后, 合成图像 R 中, 印花织物疵点区域会显著性突出, 其余无疵的背景部分会变成相对模糊的区域, 图像的二值化分割具体步骤如下:

1) 待检测图像应用 GIS 算法处理后的合成图像 R 中, 无缺陷区域的能量函数呈现一个周期性的峰谷, 而缺陷区域的峰谷值则会有明显的变化。故以峰谷值为标准进行阈值的确定。确定分割阈值 T 的方法是求得大量无疵织物图像的合成图像 R 的能量函数峰值的平均值, 进而确定合适的阈值。训练阈值的方法是首先获取大量的无疵印花织物图像作为参考样本 N_k , 其中 $k=1, \dots, \omega$, 且 k 为参考样本的个数, ω 为最终选择的样本总数。使用相同大小的黄金模板图像, 对每个样本进行 GIS 操作。对于每个参考样本求出合成图像 R 能量的最大值, 将得到 $T_k = \max(r_{xy})$, 其中, r_{xy} 为 GIS 的能量, $x=1, \dots, M-m+1$, 且 $y=1, \dots, N-n+1$ 。再对所有峰值 $(T_1, T_2, \dots, T_\omega)$ 求取平均值得到最终的阈值 $T = (T_1 + T_2 + \dots + T_\omega) / \omega$ 。

2) 经过上述步骤 1) 得到阈值 T , 则二值图像 D 定义为

$$D = \begin{cases} 255, & r_{ij} > T \\ 0, & r_{ij} \leq T \end{cases}, \quad (2)$$

式中: $i=1, \dots, M-m+1$, 且 $j=1, \dots, N-n+1$; r_{ij} 为合成图像 R 的能量值; T 为设定阈值。待检测图像的合成图像 R 的能量若大于设定阈值 T , 则表示该区域为疵点区域, 赋值 255; 反之, 为无疵区域, 赋值为 0。

3) 待检测图像进行二值化阈值分割后, 会产生一些白噪声, 严重影响最终检测结果, 需要对二值图像 D 进行滤波处理。常用的滤波器有均值滤波器、中值滤波器和双边滤波器等。双边滤波器是一种非线性滤波器, 同时考虑图像的空域信息和灰度信息, 相比于均值滤波器和中值滤波器, 可以将边缘细节信息保留, 达到保边去噪的目的。

2.3 FTDT 的曲线匹配

采用 GIS 算法操作后, 得到待检测图像的缺陷区域, 然后利用 FTDT 曲线匹配计算其相对偏移量。基于相位相关的图像配准在时域信号的位移可以通过在频域中相位的变化表现出来。假设 $f_1(x, y)$ 、 $f_2(x, y)$ 是 2 幅图像信号, 且 $f_2(x, y)$ 是由 $f_1(x, y)$ 平移 (dx, dy) 得到的, 即满足

$$f_2(x, y) = f_1(x - dx, y - dy). \quad (3)$$

将其反映到频域, 则 FTDT 可表示为

$$F_2(u, v) = F_1(u, v) \times \exp[-i2\pi(udx + vdy)], \quad (4)$$

式中: $F_1(u, v)$ 和 $F_2(u, v)$ 分别为 f_1 和 f_2 所对应的傅里叶变换, 其中 u 为频域图的横坐标; v 为频域图的纵坐标。

将 (4) 式左边除以右边, 得到 $f_1(x, y)$ 和 $f_2(x, y)$ 的互功率谱, 即

$$H(u, v) = \frac{F_1 \times F_2^*}{|A_1| \times |A_2^*|} = \exp[-i2\pi(udx + vdy)], \quad (5)$$

式中: F_2^* 为 F_2 的共轭复数; $|A_1|$ 和 $|A_2^*|$ 分别为 F_1 和 F_2^* 的模。

对互功率谱作傅里叶逆变换可得到点 (dx, dy) 处的一个脉冲函数 (称作狄拉克脉冲函数), 即

$$h(x, y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} H(u, v) \cdot \exp[i2\pi(udx + vdy)] du dv, \quad (6)$$

式中: $h(x, y)$ 为脉冲函数; $H(u, v)$ 为互功率谱, 通过确定该函数的峰值坐标即可找到偏移量 dx 和 dy 。

3 实验结果与分析

为验证本文提出算法的有效性, 随机选取工业现场采集到的印花织物图像作为实验样本。实验机器配置为 Intel (R) Core (TM) i5-4460, CPU 为 3.20 GHz, 内存为 4 GB。操作系统为 Windows 10, 软件编译环境为 Visual Studio 2015, 结合 Open CV3.4 进行算法测试。实验图像的大小为 $160 \text{ pixel} \times 213 \text{ pixel}$, 实验样本如图 3 所示。

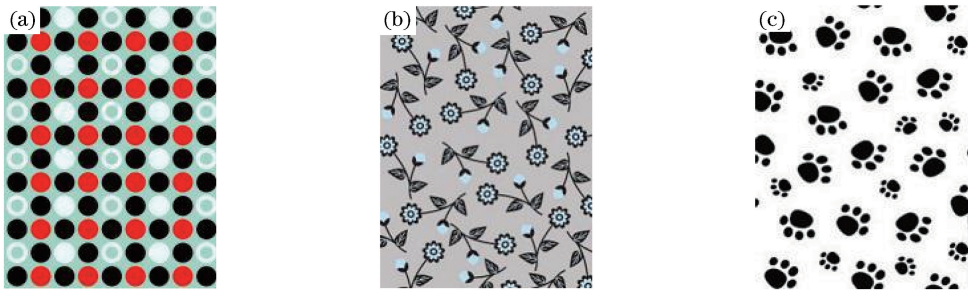


图3 印花织物图像。(a)点状印花;(b)花卉印花;(c)不规则印花

Fig. 3 Images of printed fabrics. (a) Spot printed fabrics; (b) flower printed fabrics; (c) irregular printed fabrics

在测试过程中,使用滤波核为 3×3 的高斯滤波器对测试样本去噪;用GIS进行疵点检测,对于不同类型的印花织物,模板大小的选择关系着能否正确检测出缺陷,故需设定合适的阈值来分割

疵点;针对错花类疵点,利用傅里叶变换位移定理计算出错花偏移量。以点状印花织物为例,进一步阐述黄金图像减法中模板大小对检测结果的影响,如图4所示。

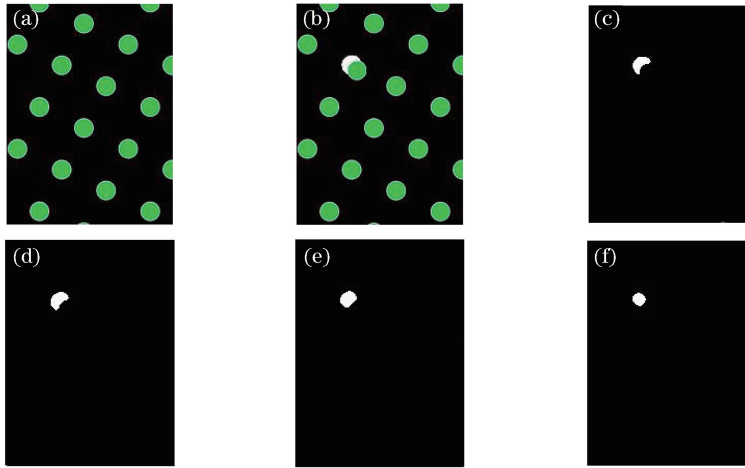


图4 不同大小模板的检测结果图。(a)印花无疵图;(b)错花图像;(c)模板 G 大小为 $2 \text{ pixel} \times 2 \text{ pixel}$; (d)模板 G 大小为 $5 \text{ pixel} \times 5 \text{ pixel}$; (e)模板 G 大小为 $10 \text{ pixel} \times 10 \text{ pixel}$; (f)模板 G 大小为 $15 \text{ pixel} \times 15 \text{ pixel}$

Fig. 4 Detection results of templates with different sizes. (a) Printed fabrics without defect; (b) printed fabrics with defect; (c) template G with size of $2 \text{ pixel} \times 2 \text{ pixel}$; (d) template G with size of $5 \text{ pixel} \times 5 \text{ pixel}$; (e) template G with size of $10 \text{ pixel} \times 10 \text{ pixel}$; (f) template G with size of $15 \text{ pixel} \times 15 \text{ pixel}$

由图4可知,对于点状印花,使用不同大小的模板图像进行缺陷检测,均可检测出疵点,说明了本文算法的可行性,但是随着模板图像逐渐增大,疵点的细节信息保存不完整,点状印花的模板图像大小为 $2 \text{ pixel} \times 2 \text{ pixel}$ 时检测效果更准确。将标准无疵图像与错花图像通过FTDT进行曲线匹配得到错花的最终偏移量,由(6)式得到两幅图像的互功率谱的狄拉克脉冲函数,峰值坐标即为相对偏移量,经计算可知图4(b)错花向右平移 5.4 pixel 坐标,向下平移 5.3 pixel 坐标。

其他类型的印花织物缺陷检测同上述过程,随机选取花卉印花和不规则印花织物样本进行实验。将本文算法与高斯混合模型算法(GMM)检测结果

进行对比,其中黑色为正常区域,白色为疵点区域,检测结果如图5所示。

由图5检测结果可知,对于不同类型的印花织物缺陷,高斯混合模型算法在检测印花织物缺陷时,印花花纹的存在对其检测精度造成了很大的影响,该算法对于隐藏在花纹中的缺陷区域不敏感,不能准确地分割出缺陷区域,而且对缺陷细节信息造成一定的模糊。与高斯混合模型算法相比,本文算法不仅能够准确检测出疵点,而且对疵点细节信息保存完整。

图5中待检测图像(a2)(b2)(c2)较其参考图像(a1)(b1)(c1)的相对偏移量如表1所示,其中“+”表示向右或向下偏移,“-”表示向左或向上平移,“ x ”表示水平方向的偏移量,“ y ”表示垂直方向的偏移量。

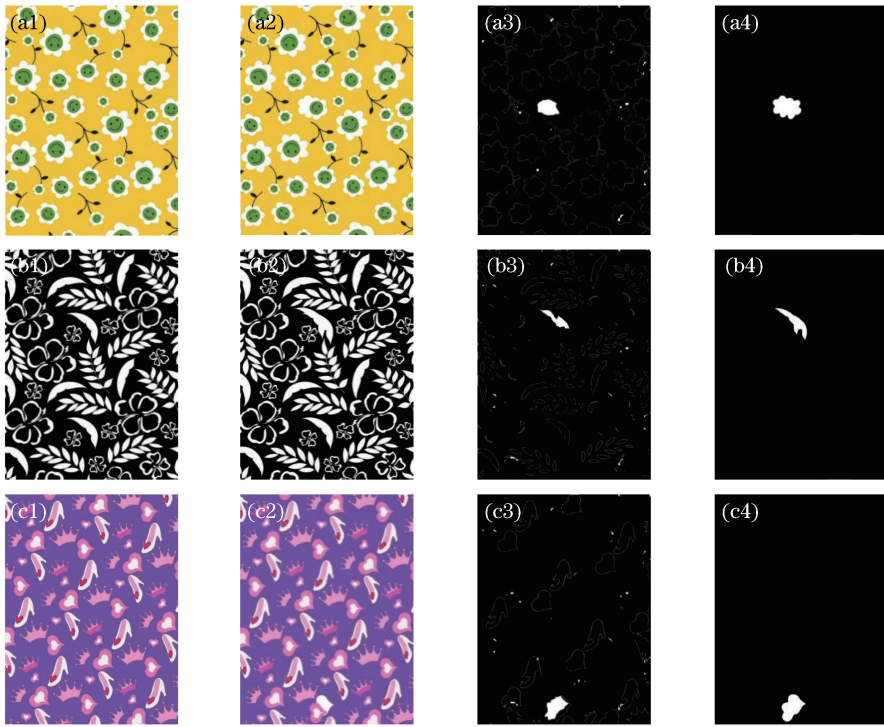


图5 部分印花织物疵点检测结果。(a1)(b1)(c1)不同类型的印花参考图;(a2)(b2)(c2)有疵图像;
(a3)(b3)(c3) GMM 检测结果;(a4)(b4)(c4)本文算法检测结果

Fig. 5 Defect detection results of partial printed fabrics. (a1)(b1)(c1) Referenced images of different fabric types; (a2)(b2)(c2) defective printed fabrics; (a3)(b3)(c3) detection results of GMM; (a4)(b4)(c4) detection results of our method

表1 相对偏移量
Table 1 Relative offset pixel

Offset	Fig. 5(a2)	Fig. 5 (b2)	Fig. 5 (c2)
<i>x</i>	+10.2	-9.8	-9.1
<i>y</i>	+3.5	-8.1	+11.3

由表1可知:图5中(a2)相对(a1)向右平移10.2 pixel,向下平移3.5 pixel;(b2)相对(b1)向左平移9.8 pixel,向上平移8.1 pixel;(c2)相对(c1)向左平移9.1 pixel,向下平移11.3 pixel,得到了精准的偏移量。

经实验验证,本文算法的执行效率与印花织物花纹的复杂程度相关,对于不同类型的印花织物,花型越复杂,算法的执行效率越低。使用图5中的3类印花织物对算法的实时性进行检测,计算算法运行的平均耗时,并将其与高斯混合模型得到的结果进行对比,如表2所示。

由表2可知,本文算法的执行效率与高斯混合

表2 不同方法的检测时间

Table 2 Detection time of different methods s

Method	Fig. 5 (a1)	Fig. 5 (b1)	Fig. 5 (c1)
Our method	4.642	0.799	1.920
GMM	8.256	1.571	4.012

模型算法相比提高了一倍,算法实时性较高,但对于工业生产的需求,该算法还有待进一步优化,以缩短检测时间。

4 结 论

由于印花织物颜色和花纹复杂,其表面缺陷检测困难,提出了一种基于GIS与FTDT相结合的织物缺陷检测方法。经过大量实验验证,该算法能准确地分割出缺陷区域,并能较好地保留疵点的细节信息,最终得到的偏移量对于工业生产具有重要的指导意义,但在检测时间上还有待进一步缩短。

参 考 文 献

- [1] Zhou J. Automated woven fabric defect detection using dictionary learning [D]. Shanghai: Donghua University, 2014.
周建. 基于字典学习的机织物瑕疵自动检测研究 [D]. 上海: 东华大学, 2014.
- [2] Ngan H Y T, Pang G K H, Yung N H C. Automated fabric defect detection: a review [J]. Image and Vision Computing, 2011, 29 (7): 442-458.

- [3] Li D, Bai G J, Jin Y Y, *et al.* Machine-vision based defect detection algorithm for packing bags[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(9): 091501.
李丹, 白国君, 金媛媛, 等. 基于机器视觉的包装袋缺陷检测算法研究与应用[J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(9): 091501.
- [4] Chen G F, Guan G Y, Wei X. Online stamping parts surface defects detection based on machine vision[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(1): 011501.
陈广锋, 管观洋, 魏鑫. 基于机器视觉的冲压件表面缺陷在线检测研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(1): 011501.
- [5] Li M, Cui S Q, Xie Z P. Application of Gaussian mixture model on defect detection of print fabric[J]. *Journal of Textile Research*, 2015, 36(8): 94-98.
李敏, 崔树芹, 谢治平. 高斯混合模型在印花织物疵点检测中的应用[J]. *纺织学报*, 2015, 36(8): 94-98.
- [6] Tavanai H, Palhang M, Hosseini S A, *et al.* Detection of color displacement in fabric printing through image analysis[J]. *Journal of the Textile Institute*, 2006, 97(4): 333-340.
- [7] Kuo C F J, Hsu C T M, Chen W H, *et al.* Automatic detection system for printed fabric defects [J]. *Textile Research Journal*, 2012, 82(6): 591-601.
- [8] Fu Q. Detection of defects on printed fabrics [J]. *Journal of Xi'an Aeronautical University*, 2013, 31(5): 50-52.
付筹. 印花织物的疵点检测[J]. *西安航空学院学报*, 2013, 31(5): 50-52.
- [9] Wang Q C, Jing J F, Zhang L, *et al.* Denim defect detection based on optimal Gabor filter[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(7): 071501.
王清晨, 景军锋, 张蕾, 等. 基于最优 Gabor 滤波器的牛仔布缺陷检测[J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(7): 071501.
- [10] Ye J T, Zhu Q P, Fan C E. Fabric defect detection based on sparse projection features [J]. *Science Technology and Engineering*, 2014, 14(33): 111-115.
叶鉴霆, 朱秋平, 范赐恩. 基于稀疏编码投影特征的布匹瑕疵检测[J]. *科学技术与工程*, 2014, 14(33): 111-115.
- [11] Liu S M, Li P F, Zhang L, *et al.* Defect detection based on sparse coding dictionary learning [J]. *Journal of Xi'an Polytechnic University*, 2015, 29(5): 594-599.
刘绥美, 李鹏飞, 张蕾, 等. 基于稀疏编码字典学习的疵点检测[J]. *西安工程大学学报*, 2015, 29(5): 594-599.
- [12] Ngan H Y T, Pang G K H, Yung S P, *et al.* Defect detection on patterned jacquard fabric [C] // 32nd Applied Imagery Pattern Recognition Workshop, October 15-17, 2003, Washington, D. C., USA. New York: IEEE, 2003: 163-168.