

基于粗糙度测量和颜色距离的织物缺陷检测方法

任梦凡, 朱磊*, 马晓敏, 崔琳

西安工程大学电子信息学院, 陕西 西安 710048

摘要 针对周期性纹理背景影响织物缺陷检测效果的问题, 提出了一种基于粗糙度测量和颜色距离的织物缺陷检测方法。该方法先将待检测图像由 RGB 颜色空间转换到 HSV 颜色空间, 并分别对三通道进行同态滤波处理, 以提升缺陷与背景之间的对比度; 利用粗糙度测量对织物图像进行分类, 并将同一类别的织物图像分成大小相同且互不重叠的图像分块, 分别估计各个图像分块与其八邻域图像分块的颜色距离, 从而实现缺陷的粗定位; 最后对粗定位图像分块进行显著性和二值化处理, 有效减少了周期性纹理背景对检测结果的影响。实验结果表明: 与近期 4 种方法相比, 本文方法对周期性纹理织物图像表现出了较好的检测效果, 检测准确率更高。

关键词 图像处理; 织物缺陷检测; 同态滤波; 粗糙度测量; 颜色距离

中图分类号 TP391.4

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.0410008

Fabric Defect Detection Method Based on Coarseness Measurement and Color Distance

Ren Mengfan, Zhu Lei*, Ma Xiaomin, Cui Lin

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

Abstract Aiming at the problem that periodic texture background affects the fabric defect detection, a fabric defect detection method based on coarseness measurement and color distance is proposed. Firstly, the detected image is transformed from RGB color space to HSV color space, and homomorphic filtering is carried out for three channels respectively to improve the contrast between defect and background. Fabric images are classified by coarseness measurement, the same categories of fabric images are divided into the same size and non-overlapping image blocks, and the color distances of each image block and its eight-neighbor image blocks are estimated respectively, so as the implementation of the rough localization of the defects can be done. Finally, the saliency and binary processing are performed on the rough location image blocks, which can effectively reduce the influence of the periodic texture background on the detection results. The experimental results show that compared with four methods proposed recently, the proposed method shows a better detection effect on the periodic texture fabric image, and the detection accuracy is higher.

Key words image processing; fabric defect detection; homomorphic filtering; coarseness measurement; color distance

OCIS codes 100.2000; 100.2960; 100.3008; 330.5000

1 引言

在纺织行业生产过程中, 织物表面缺陷严重影响

了产品质量, 因此织物缺陷检测是纺织行业中必不可少的一个重要环节。目前, 大部分工厂仍在采用传统的人工检测方法, 该方法检测效率较低、成本

收稿日期: 2020-06-16; 修回日期: 2020-07-02; 录用日期: 2020-08-06

基金项目: 国家自然科学基金(61971339)、陕西省重点研发计划(2019GY-113)、西安市科技局创新引导计划(201805030YD8CG14(6))

* E-mail: zhulei791014@163.com

较高,且检测结果易受员工主观因素的影响^[1-2]。随着数字图像处理技术和视觉检测技术的不断发展,物体表面缺陷检测逐渐自动化^[3-5]。

现有针对周期性纹理织物图像缺陷检测的方法主要分为空域处理方法^[6-7]、频域处理方法^[8-9]和基于学习的处理方法^[10]。在空域处理中,祝双武等^[11]利用自相关函数提取织物图像的周期性纹理基元,以此为模板对缺陷区域进行增强,从而进行缺陷检测,该方法对周期性纹理织物图像具有较好的检测效果;Cao 等^[12]通过在鲁棒主成分分析模型中添加噪声项,提高了方法对噪声的鲁棒性,但该方法对复杂纹理织物图像的检测效果一般;Li 等^[13]提出了一种用于描述纹理特征的多向二值模式,将其与灰度共生矩阵相结合实现了对灰度织物图像中缺陷的有效检测。在频域处理中,Hu 等^[14]将非抽取小波分解与 Gumbel 分布模型相结合对织物图像进行处理,得到一幅缺陷区域较为显著的特征图像,再通过阈值分割得到检测结果,该方法对无明显周期性复杂纹理的织物图像表现出了较好的检测效果;赵宏威等^[15]对传统的 Gabor 优化选择方法进行改进,提高了织物缺陷检测的准确率,但该方法对复杂纹理织物图像的检测效果欠佳;宋寅卯等^[16]采用傅里叶变换对帘子布进行处理,以缺陷破坏纹理周期性导致频谱发生变化为依据进行缺陷检测,该方法对简单纹理织物图像检测效果较好。基于学习的处理

方法,检测精度较高,但需要大量的样本,且实现过程较为复杂。综上,织物图像中周期性纹理对检测结果产生了严重的影响,已成为织物缺陷检测领域的一个重要研究方向。

为进一步提高方法的适用性及准确率,本文方法采用了一种由粗定位到细分割的检测思路,将粗糙度测量与颜色距离相结合,实现了对更多类型周期性纹理织物图像中缺陷的有效粗定位;再通过显著性检测对其进行后处理,明显改善了周期性复杂纹理对织物缺陷检测结果的不利影响。

2 基于粗糙度测量和颜色距离的织物缺陷检测方法

本文提出的织物缺陷检测方法,包括基于同态滤波的预处理、基于颜色距离的缺陷粗定位和基于显著性的后处理三大步骤,流程框图如图 1 所示。首先,对输入图像进行颜色空间转换,并分别对色调(H)、饱和度(S)、亮度(V)三通道进行同态滤波处理;对输入图像进行灰度化处理并计算表面粗糙度,根据粗糙度测量值将同态滤波后的图像分成大小相同且互不重叠的图像分块,并分别测量各个图像分块与其八邻域图像分块的颜色距离,通过阈值化颜色距离实现缺陷粗定位;最后,对粗定位图像分块进行显著性检测及二值化处理,得到检测结果。

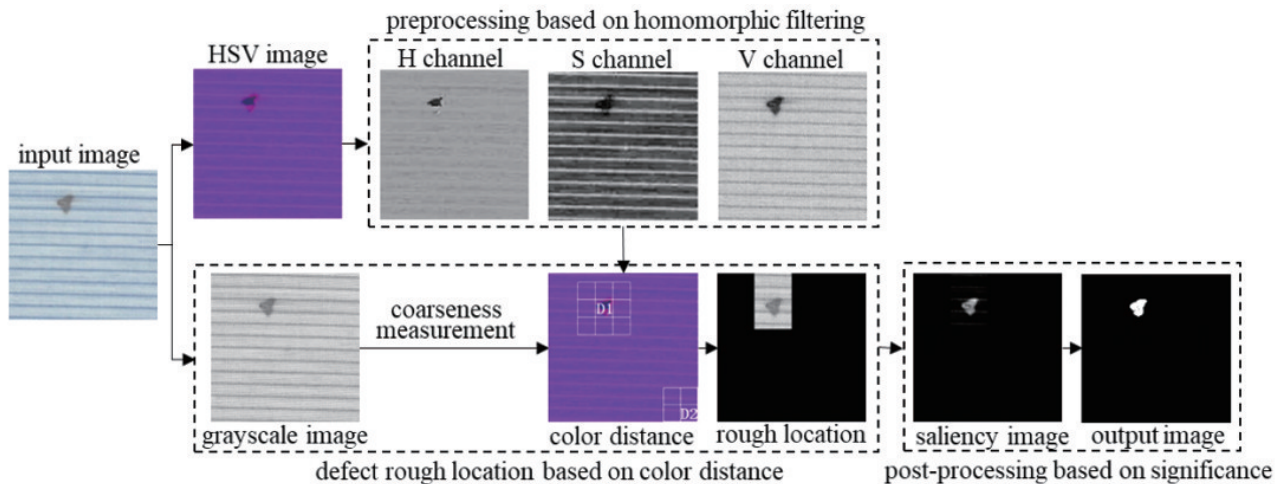


图 1 基于粗糙度测量和颜色距离的织物缺陷检测方法流程框图

Fig. 1 Flow chart of fabric defect detection method based on coarseness measurement and color distance

2.1 基于同态滤波的预处理

RGB 颜色空间模型以红(R)、绿(G)、蓝(B)为基本色,各分量取值范围均为 $0 \sim 255$,对各分量进行不同程度上的叠加会产生不同的颜色。该模型虽然直观且容易理解,但 3 个分量之间高度相关,不适

合作拆分处理。而 HSV 颜色空间模型由色调(H)、饱和度(S)、亮度(V)3 个分量组成,每种颜色都可表示为以上 3 个分量构成的三元组形式。由于本文方法在后续处理中需对 H 、 S 、 V 3 个分量进行拆分处理,因此本研究对输入图像 I 进行了颜色空

间转换。设输入图像 I 的大小为 $m \times n$, 将其由 RGB 颜色空间模型转换到 HSV 颜色空间模型的计算公式为

$$H = \begin{cases} 60 \times \frac{G-B}{S \times V}, & V=R \\ 60 \times \frac{2+(B-R)}{S \times V}, & V=G, \\ 60 \times \frac{4+(R-G)}{S \times V}, & V=B \end{cases} \quad (1)$$

$$S = \frac{\max(R,G,B) - \min(R,G,B)}{\max(R,G,B)}, \quad (2)$$

$$V = \max(R,G,B), \quad (3)$$

式中: R, G, B 为输入图像 I 的红、绿、蓝分量; H, S, V 为转换得到的色调、饱和度、亮度分量。其中当 $S=0$ 时, H 未定义, 且若 $H < 0$, 则 $H = H + 360$ 。

本文方法选取能够在保持图像原貌的同时增强细节信息的同态滤波, 分别对其 H, S, V 分量作平滑处理。设原图像为 $f(x, y)$, 其可表示为照射分量 $l(x, y)$ 和反射分量 $p(x, y)$ 乘积的形式, 即

$$f(x, y) = l(x, y) \times p(x, y), \quad (4)$$

式中: $1 \leq x \leq m, 1 \leq y \leq n$; 照射分量 $l(x, y)$ 可反映图像的灰度信息; 反射分量 $p(x, y)$ 可表示图像自身的边缘、纹理等信息。在对原图像 $f(x, y)$ 进行同态滤波时, 首先对其进行对数运算, 使照射分量 $l(x, y)$ 和反射分量 $p(x, y)$ 之间的乘法运算变为加法运算, 即

$$\ln f(x, y) = \ln l(x, y) + \ln p(x, y), \quad (5)$$

再对(5)式进行傅里叶变换, 将其转换到频域, 即

$$\mathcal{F}[\ln f(x, y)] = \mathcal{F}[\ln l(x, y)] + \mathcal{F}[\ln p(x, y)], \quad (6)$$

令 $Z(u, v) = \mathcal{F}[\ln f(x, y)], L(u, v) = \mathcal{F}[\ln l(x, y)], P(u, v) = \mathcal{F}[\ln p(x, y)]$, 则(6)式为

$$Z(u, v) = L(u, v) + P(u, v). \quad (7)$$

接着, 使用同态滤波器的传递函数 $T(u, v)$ 对(7)式进行处理, 得

$$T(u, v)Z(u, v) = T(u, v)L(u, v) + T(u, v)P(u, v), \quad (8)$$

$$T(u, v) = (\gamma_H - \gamma_L) \times \{1 - \exp\{-c [J(u, v)/C]^{2d}\}\} + \gamma_L, \quad (9)$$

式中: γ_H, γ_L 为高频增益和低频增益; c 为控制输出图像锐化程度的常数, 且 $\gamma_L < c < \gamma_H$; $J(u, v)$ 为点 (u, v) 到滤波中心的距离; C 为截止频率; d 为滤波

器阶数。使用傅里叶逆变换对滤波后的图像进行处理, 得到其对应的空域图像 $b(x, y)$ 为

$$b(x, y) = \mathcal{F}^{-1} [T(u, v)Z(u, v)]. \quad (10)$$

最后, 对(10)式两边取指数, 得到同态滤波后的图像 $f_h(x, y)$ 为

$$f_h(x, y) = \exp [b(x, y)]. \quad (11)$$

本文方法使用上述同态滤波过程对输入图像 H, S, V 分量分别进行平滑处理, 得到对应的滤波图像。周期性纹理织物图像中的不规则随机缺陷与同态滤波中的反射分量密切相关, 该部分相当于频域中的高频信息, 因此增强反射分量即可提升缺陷和周期性纹理背景之间的对比度。(5)式中的对数变换可将图像中照射分量和反射分量之间的乘法运算转换为加法运算, 接着使用(6)式将其转换到频域, 再通过(9)式中的同态滤波传递函数增强反射分量, 压缩照射分量, 从而提高缺陷与背景之间的对比度, 最后将其转换到空域, 得到最终的处理结果。

2.2 基于颜色距离的缺陷粗定位

为减少周期性纹理对检测结果的影响、缩小缺陷检测范围, 本文方法将粗糙度测量与颜色距离相结合, 通过阈值化各图像分块与其八邻域图像分块的颜色相似性测量值, 实现对更多类型周期性纹理织物图像中缺陷的粗定位。粗糙度^[17]是一种最基本的纹理特征, 基元尺寸不同的图像其粗糙度测量值不同。而周期性纹理织物图像中基元大小不尽相同, 因此通过测量经过灰度化处理的输入图像 I_{GRAY} 的粗糙度, 可将输入织物图像分为简单纹理织物图像和复杂纹理织物图像。在粗糙度测量时, 首先以点 (x, y) 为中心, 计算 $2^k \times 2^k$ 窗内的平均强度值 $A_k(x, y)$, 表示式为

$$A_k(x, y) = \frac{\sum_{i=x-2^{k-1}}^{x+2^{k-1}-1} \sum_{j=y-2^{k-1}}^{y+2^{k-1}-1} I_{\text{GRAY}}(i, j)}{2^{2k}}, \quad (12)$$

式中: $k=0, 1, \dots, 5; x-2^{k-1} \leq i \leq x+2^{k-1}-1, y-2^{k-1} \leq j \leq y+2^{k-1}-1; I_{\text{GRAY}}(i, j)$ 为点 (i, j) 的灰度值。点 (x, y) 在水平和垂直方向上互不重叠窗口之间的平均强度差 $E_{k,h}(x, y), E_{k,v}(x, y)$ 为

$$E_{k,h}(x, y) = \left| A_k(x+2^{k-1}, y) - A_k(x-2^{k-1}, y) \right|, \quad (13)$$

$$E_{k,v}(x, y) = \left| A_k(x, y+2^{k-1}) - A_k(x, y-2^{k-1}) \right|. \quad (14)$$

对于每一个点 (x, y) , 选取能够使平均强度差最大的 k 值用于设置最佳窗口 W , 即

$$W = 2^k, \quad (15)$$

通过计算图像中 W 的平均值得到粗糙度测量值 Q , 表达式为

$$Q = \frac{1}{m \times n} \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n W(x, y), \quad (16)$$

式中: $m \times n$ 为输入图像的大小。实验发现, 当以粗糙度取 15 为阈值时, 可将输入图像分为简单纹理织物图像和复杂纹理织物图像两类, 部分结果如图 2 所示, 其中图 2(a) 为简单纹理织物图像, 图 2(b) 为复杂纹理织物图像。由图 2 可以看出, 简单纹理织物图像中纹理基元较小, 而复杂纹理织物图像中纹理基元较大, 因此在计算颜色距离时, 分成的图像分块大小应取不同的值。



图 2 粗糙度测量分类结果。(a) 简单纹理织物图像;
(b) 复杂纹理织物图像

Fig. 2 Results of coarseness measurement and classification. (a) Simple texture fabric images;
(b) complex texture fabric images

由于织物图像具有较强的周期性, 因此无缺陷图像分块与其邻域内的图像分块具有较强的相似性, 而不规则随机缺陷在一定程度上破坏了这种周期性, 因此带缺陷图像分块与其邻域内图像分块的相似性较弱。带缺陷图像分块与其八邻域内的图像分块在颜色上存在一定的差异, 而颜色距离可有效测量图像分块之间的颜色相似性。若直接对灰度图像进行处理, 则处理结果中存在一定的信息损失。为更准确地定位出缺陷位置, 本文方法对 HSV 彩色图像进行处理, 分别计算各图像分块与其八邻域图像分块之间的颜色距离, 并通过阈值化颜色距离均值判断该图像分块是否为带缺陷图像分块, 进而得到缺陷粗定位结果。在斜边长为 a , 顶面圆半径为 r , 高为 h 的 HSV 圆锥体模型内, 取顶部圆心为坐标原点, 以 $H=0$ 方向为横轴正方向建立坐标轴, 则图像分块 D 的色值 (D_x, D_y, D_z) 可表示为

$$\begin{cases} D_x = r \times D_V \times D_S \times \cos D_H \\ D_y = r \times D_V \times D_S \times \sin D_H \\ D_z = h \times (1 - D_V) \end{cases}, \quad (17)$$

式中: D_H, D_S, D_V 分别为图像分块 D 的 H, S, V 各分量均值。图像分块 D 和 O 之间的颜色距离 $N(D, O)$ 为

$$N(D, O) = \sqrt{(D_x - O_x)^2 + (D_y - O_y)^2 + (D_z - O_z)^2}, \quad (18)$$

式中: (O_x, O_y, O_z) 为图像分块 O 的色值。由于简单纹理织物图像中的周期性纹理基元较小, 而复杂纹理织物图像中纹理基元相对较大, 因此本文方法将其分成大小不同的图像分块进行处理。实验发现, 将简单纹理织物图像分成 $10 \text{ pixel} \times 10 \text{ pixel}$ 的图像分块, 而将复杂纹理织物图像分成 $30 \text{ pixel} \times 30 \text{ pixel}$ 的图像分块时, 处理效果较好。图 3 展示了使用本文提出的基于颜色距离的缺陷粗定位法对图 2 中织物图像进行缺陷粗定位的结果。由图 3 可知, 本文方法对简单纹理织物图像和复杂纹理织物图像中的缺陷均表现出了较好的定位效果。

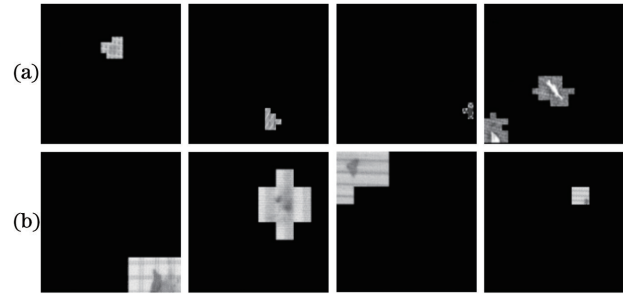


图 3 本文方法对图 2 中织物图像进行缺陷粗定位结果。
(a) 简单纹理织物图像缺陷粗定位结果; (b) 复杂纹理织物图像缺陷粗定位结果

Fig. 3 Defect rough location results of fabric images in Fig. 2 using the proposed method. (a) Defect rough location results of simple texture fabric images; (b) defect rough location results of complex texture fabric images

2.3 基于显著性的后处理

基于颜色距离的缺陷粗定位结果由周期性纹理背景和 irregular 随机缺陷组成, 其中不规则随机缺陷显著性更高, 而 FT (Frequency-Tuned) 算法^[18]可提取出图像中的显著性目标。为减少缺陷粗定位图像分块中背景纹理对最终检测结果的影响, 本文方法选用 FT 显著性检测算法对其进行处理, 以进一步提高缺陷与背景纹理之间的对比度。显著值表达式为

$$I_s = \|I_\mu - I_w\|, \quad (19)$$

式中: I_μ 为均值图像特征向量; I_w 为对粗定位图像进行高斯平滑后图像的像素特征值。最后, 对显著

性检测结果进行二值化和数学形态学处理,得到检测结果。图 4 展示了对图 3 中缺陷粗定位图像的检测结果。由图 4 可知,本文方法可较为准确地检测出织物图像中的缺陷。

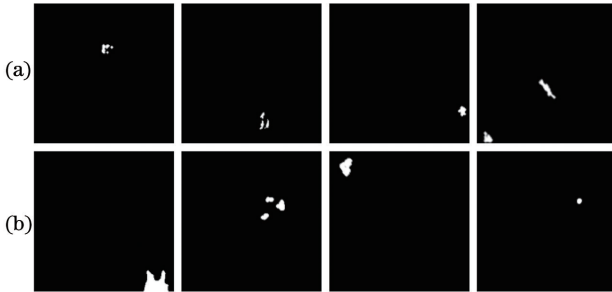


图 4 本文方法对图 3 的缺陷检测结果。(a) 简单纹理织物图像检测结果;(b) 复杂纹理织物图像检测结果

Fig. 4 Defect detection results of images in Fig. 3 using the proposed method. (a) Defect detection results of simple texture fabric images; (b) defect detection results of complex texture fabric images

3 实验结果与分析

为验证本文方法的有效性,选用文献[1]方法、文献[9]方法、文献[12]方法、文献[19]方法与本文方法进行比较。实验从溢达织物裁片库和德国 TILDA 织物纹理数据库中选用了 150 幅不同周期性纹理织物图像进行测试,其中 100 幅为带缺陷织物图像,50 幅为无缺陷织物图像,图像大小均为 256 pixel×256 pixel。测试图像中的缺陷类型包括破洞、毛球、污渍、异纤、密路、跳纱、扭结、粗纬等。各检测方法均在配置为 Intel 酷睿 i5-6200U, CPU 为 2.3 GHz 以及 4 GB 内存的计算机上,利用 MATLAB R2014b 软件运行。

文献[1]中的方法使用改进的加权中值滤波对图像进行预处理,以减少纹理对缺陷检测结果的影响,再通过 K-means 算法实现对缺陷区域的分割,在提高检测速度的同时可准确检测出织物图像中的缺陷;文献[9]中的方法通过在频域计算冗余频谱从而提取出图像中的显著性区域,而周期性纹理织物图像中缺陷区域相比正常纹理区域显著性更高,以此为依据实现了缺陷检测;文献[12]中的方法在鲁棒主成分分析模型中增加噪声项,并使用 1 个缺陷先验实现对其他缺陷的检测,该方法使用改进后的鲁棒主成分分析模型提取缺陷所在的前景,最后通过阈值分割得到检测结果;文献[19]中的方法使用最小二乘回归对图像进行处理,得到 1 幅相对应的

灰度图,灰度图中缺陷可能性较大的区域灰度值较高,再通过对灰度图进行处理得到检测结果。使用本文方法与以上 4 种方法对周期性纹理织物图像进行实验,结果如图 5 所示。

由图 5 可知,5 种方法均可检测出前 3 幅简单纹理织物图像中的缺陷,但文献[9]方法出现了多检的情况;在对第 4 至 11 幅带缺陷复杂纹理织物图像的检测中,文献[9]方法可检测到缺陷,但将部分纹理背景误判为缺陷,且检测到的缺陷形状相比原图中缺陷形状发生了较大的改变,文献[1]、文献[12]和文献[19]方法对第 4 幅织物图像是检测效果较好,但对其他 7 幅织物图像中的复杂纹理抑制效果一般,因此检测效果欠佳;在对第 12 幅无缺陷织物图像的检测中,4 种对比方法均发生了错检。本文方法可有效减少周期性纹理背景对检测结果的影响,对简单纹理织物图像和复杂纹理织物图像均表现出了较好的检测效果,且提取出的缺陷轮廓更准确。

为进一步验证本文方法的有效性,使用以上 4 种对比方法和本文方法对 150 幅测试图像进行实验,选用准确率 A_{CC} 、灵敏度 T_{PR} 、误检率 F_{PR} 和平均检测时间 t_{AV} 4 个参数对织物缺陷检测结果进行参数比较,其中 A_{CC} 和 T_{PR} 越接近 1, F_{PR} 和 t_{AV} 越接近 0,说明方法检测性能越好。 A_{CC} 、 T_{PR} 、 F_{PR} 定义为

$$A_{CC} = \frac{T_P + T_N}{T_P + F_N + F_P + T_N}, \quad (20)$$

$$T_{PR} = \frac{T_P}{T_P + F_N}, \quad (21)$$

$$F_{PR} = \frac{F_P}{F_P + T_N}, \quad (22)$$

式中: T_P 为正确检测的带缺陷图像个数; F_N 为错误检测的带缺陷图像个数; T_N 为正确检测的无缺陷图像个数; F_P 为将无缺陷图像错判为带缺陷图像的个数。

使用各方法对 150 幅测试图像进行实验,其参数性能的比较结果如表 1 所示。由表 1 可知,从检测效果来说,本文方法均优于其他 4 种对比方法。4 种对比方法的检测灵敏度均在 81% 以上,但误检率较高,导致准确率降低,而本文方法具有较高的检测灵敏度和较低的误检率,因此准确率有所提升;从检测速度来说,文献[9]方法检测速度最快,但其检测效果相比较差,本文方法检测速度仅排名第 3,这是因为在粗定位时需要计算每一个图像分块与其八邻域图像分块的颜色距离,因此检测时间稍长。

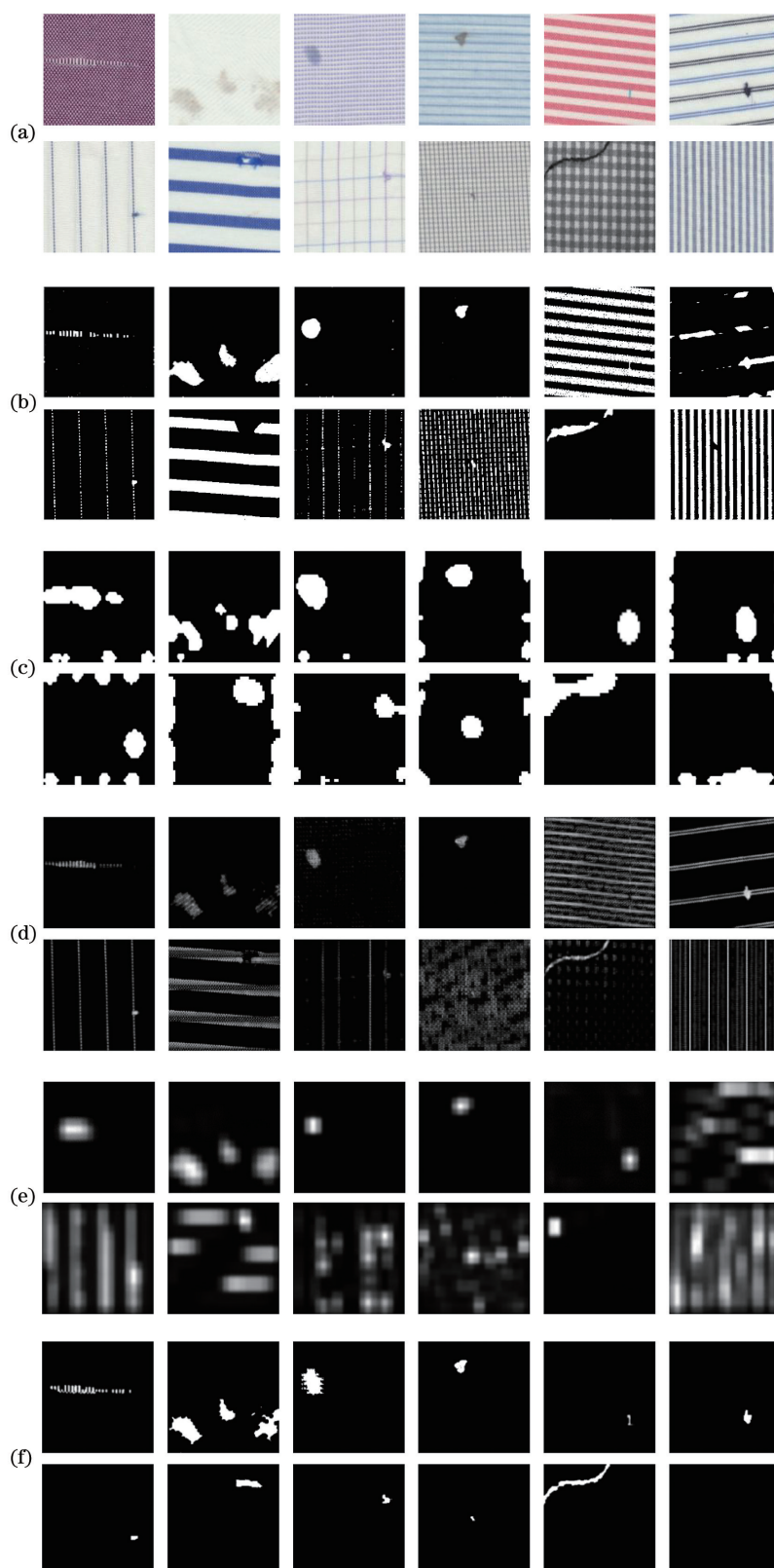


图 5 各方法对周期性纹理织物图像的缺陷检测结果比较。(a) 周期性纹理织物图像;(b) 文献[1]方法检测结果;
(c) 文献[9]方法检测结果;(d) 文献[12]方法检测结果;(e) 文献[19]方法检测结果;(f) 本文方法检测结果

Fig. 5 Comparison of defect detection results for periodic texture fabric images using different methods. (a) Periodic texture fabric images; (b) detection results by method in Ref. [1]; (c) detection results by method in Ref. [9]; (d) detection results by method in Ref. [12]; (e) detection results by method in Ref. [19]; (f) detection results of the proposed method

表 1 各方法检测参数性能比较

Table 1 Comparison of detection performance using different methods

Method	$T_{PR}/\%$	$F_{PR}/\%$	$A_{CC}/\%$	t_{AV}/s
Method in Ref. [1]	89.00	18.00	86.67	0.47
Method in Ref. [9]	81.00	44.00	72.67	0.15
Method in Ref. [12]	83.00	26.00	80.00	3.53
Method in Ref. [19]	86.00	22.00	83.33	23.78
Proposed method	93.00	6.00	93.33	2.38

4 结 论

为减少织物图像中周期性纹理对缺陷检测结果的影响,提出一种基于粗糙度测量和颜色距离的织物缺陷检测方法。该方法以简单纹理织物图像和复杂纹理织物图像中周期性纹理基元大小不同为依据,利用粗糙度测量对其进行分类,并通过阈值化各图像分块与其八邻域图像分块之间的颜色距离均值实现对织物图像中缺陷的粗定位;另外,使用显著性检测和二值化处理对粗定位图像分块进行后处理,有效抑制了周期性纹理背景对检测结果的不利影响。

参 考 文 献

- [1] Zhang H H, Ma J X, Jing J F, et al. Fabric defect detection method based on improved fast weighted Median filtering and K-means[J]. Journal of Textile Research, 2019, 40(12): 50-56.
张缓缓, 马金秀, 景军锋, 等. 基于改进的加权中值滤波与 K-means 聚类的织物缺陷检测[J]. 纺织学报, 2019, 40(12): 50-56.
- [2] Ren H H, Jing J F, Zhang H H, et al. Cross-printing defect detection of printed fabric using GIS and FTDT[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(13): 131005.
任欢欢, 景军锋, 张缓缓, 等. 应用 GIS 和 FTDT 的织物错花缺陷检测研究[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(13): 131005.
- [3] Zhang K B, Yan Y D, Li P F, et al. Fabric defect detection using salience metric for color dissimilarity and positional aggregation[J]. IEEE Access, 2018, 6: 49170-49181.
- [4] Li D, Bai G J, Jin Y Y, et al. Machine-vision based defect detection algorithm for packaging 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.
- [5] Zhou P, Li Q, Zeng S G, et al. Surface crack detection method for ceramic tile based on Hessian matrix multi-scale filtering[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(10): 101022.
周飘, 李强, 曾曙光, 等. 基于多尺度 Hessian 矩阵滤波的陶瓷瓦表面裂纹检测方法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(10): 101022.
- [6] He F, Zhou Y T, Zhao X Y, et al. Textured fabric defect detection based on windowed hop-step morphological algorithm[J]. Journal of Textile Research, 2017, 38(10): 124-131.
何峰, 周亚同, 赵翔宇, 等. 纹理织物疵点窗口跳步形态学法检测[J]. 纺织学报, 2017, 38(10): 124-131.
- [7] Alper Selver M, Avşar V, Özdemir H. Textural fabric defect detection using statistical texture transformations and gradient search[J]. The Journal of the Textile Institute, 2014, 105(9): 998-1007.
- [8] Zhang B, Tang C M. A method for defect detection of yarn-dyed fabric based on frequency domain filtering and similarity measurement[J]. Autex Research Journal, 2019, 19(3): 257-262.
- [9] Hou X D, Zhang L Q. Saliency detection: a spectral residual approach[C] // 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 17-22, 2007, Minneapolis, MN, USA. New York: IEEE Press, 2007: 1-8.
- [10] Zhou J, Jing J F, Zhang H H, et al. Real-time fabric defect detection algorithm based on S-YOLOV₃ model[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(16): 161001.
周君, 景军锋, 张缓缓, 等. 基于 S-YOLOV₃ 模型的织物实时缺陷检测算法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(16): 161001.
- [11] Zhu S W, Hao C Y. Fabric defect detection approach based on texture periodicity analysis[J]. Computer Engineering and Applications, 2012, 48(21): 163-166.
祝双武, 郝重阳. 基于纹理周期性分析的织物疵点检测方法[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(21): 163-166.
- [12] Cao J J, Wang N N, Zhang J, et al. Detection of varied defects in diverse fabric images via modified RPCA with noise term and defect prior[J]. International Journal of Clothing Science and Technology, 2016, 28(4): 516-529.
- [13] Li F, Yuan L N, Zhang K, et al. A defect detection method for unpatterned fabric based on multidirectional binary patterns and the gray-level co-occurrence matrix[J]. Textile Research Journal,

2020, 90(7/8): 776-796.

- [14] Hu G H, Wang Q H. Fabric defect detection via undecimated wavelet decomposition and gumbel distribution model[J]. *Journal of Engineered Fibers and Fabrics*, 2018, 13(1): 15-32.
- [15] Zhao H W, Wang Y H. Fabric defect detection method based on improved optimal Gabor filter[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2019, 55(24): 202-207.
赵宏威, 王亦红. 基于改进 Gabor 优化选择的布匹瑕疵检测方法[J]. *计算机工程与应用*, 2019, 55(24): 202-207.
- [16] Song Y M, Yuan D L. Research of defect detection of cord fabrics based on Fourier transform[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2006, 27(S2): 1695-1697.
- 宋寅卯, 袁端磊. 基于傅里叶变换的帘子布疵点检测研究[J]. *仪器仪表学报*, 2006, 27(S2): 1695-1697.
- [17] Tamura H, Mori S J, Yamawaki T. Textural features corresponding to visual perception[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1978, 8(6): 460-473.
- [18] Achanta R, Hemami S, Estrada F, et al. Frequency-tuned salient region detection [C] // 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 20-25, 2009, Miami, FL, USA. New York: IEEE Press, 2009: 1597-1604.
- [19] Cao J J, Zhang J, Wen Z J, et al. Fabric defect inspection using prior knowledge guided least squares regression[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2017, 76(3): 4141-4157.