

DOI: 10.11992/tis.201805023

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20190423.1519.004.html>

基于光照预处理与特征提取的纺织品瑕疵检测方法

狄岚, 赵树志, 何锐波

(江南大学数字媒体学院, 江苏 无锡 214000)

摘要: 针对光照对纺织品图像特征提取的影响以及传统完整局部二值模式 (complete local binary pattern) 算法的局限性, 本文提出了一种基于局部对比度增强 (local contrast enhancement) 算法的改进 CLBP 特征提取方法并将其应用到纺织品瑕疵检测中。该方法采用局部对比度增强算法对受光照影响的纺织品图像进行预处理, 使用改进 CLBP 算法对分块后 (格分割) 图像进行特征提取, 计算每一格子特征值与标准特征值的 KLD 散度并与训练得到的阈值进行比较, 大于阈值格子标记为瑕疵。使用本文方法在标准星形 (star) 数据库与箱形 (box) 数据库中实验结果表明, 该方法与其他预处理方法相比有更加出色的处理效果, 大部分检测结果的查全率均可达到 0.99 左右。

关键词: 光照预处理; 局部对比度增强; 完整局部二值模式; 格分割; KLD 散度; 特征提取; 纺织品瑕疵检测

中图分类号: TS131.9 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2019)04-0716-10

中文引用格式: 狄岚, 赵树志, 何锐波. 基于光照预处理与特征提取的纺织品瑕疵检测方法 [J]. 智能系统学报, 2019, 14(4): 716-725.

英文引用格式: DI Lan, ZHAO Shuzhi, HE Ruibo. Fabric defect inspection based on illumination preprocessing and feature extraction[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2019, 14(4): 716-725.

Fabric defect inspection based on illumination preprocessing and feature extraction

DI Lan, ZHAO Shuzhi, HE Ruibo

(School of Digital Media, Jiangnan University, Wuxi 214000, China)

Abstract: In this study, a modified complete local binary pattern (CLBP) feature extraction method based on the local contrast enhancement is proposed to address the influence of illumination on the feature extraction of fabrics and the limitations of the traditional CLBP algorithms. In this method, a local contrast enhancement algorithm is used to preprocess the fabric images that are affected by illumination, and the modified CLBP algorithm is used to calculate the feature value of every lattice in every image after lattice segmentation and to subsequently calculate the relative divergence KLD between the feature of every lattice and the standard feature value. Subsequently, the calculated relative divergence will be compared with the threshold, and the lattice that exhibits a value larger than the threshold is considered to be a defect area. The experimental results obtained using the standard star pattern and the box pattern databases denote that the proposed method is better than the remaining preprocessing methods, and the recall rate of the majority of the detection results obtained using this method can reach approximately 0.99.

Keywords: illumination preprocessing; local contrast enhancement; CLBP (complete local binary pattern); lattice segmentation; Kullback-Leibler divergence; feature extraction; fabric defect inspection

收稿日期: 2018-05-16. 网络出版日期: 2019-04-24.

基金项目: 江苏省研究生科研与实践创新计划项目 (SJCX18_0648);
浙江省公益技术研究社会发展项目 (2017C33223).

通信作者: 狄岚. E-mail: dilan126@163.com.

目前针对纺织品瑕疵检测问题的研究方法主要有 3 类: 统计学方法、光谱和基于模型的方法。近几年, Ngan 等提出了基于小波预处理的黄金图像相减方法 (WGIS)^[1]、布林线指标方法

(BB)^[2]、正则带方法(RB)^[3]、Elo 评分方法(ER)^[4]。其对于纺织品瑕疵检测的研究代表了目前该领域的较高水平。Ngan 提出的方法大多都是基于手工模板提取的, 然而手工确定模板在实际运用中还有一定的局限性。Jia 等^[5]提出了一种基于 Garbor 滤波的自动模板提取瑕疵检测方法(LSG), 有效地解决了手工确定模板带来的局限性。但是在光照变化条件下的瑕疵检测还没有很好的效果。实验表明, 光照问题是影响纺织品瑕疵检测的重要因素, 光照作为外在因素在检测过程中是不受人为控制的, 在光照条件不同时, 会有不同的二维图像产生, 然而对任意光照下的二维图像识别是有一定难度的, 因此光照预处理在纺织品瑕疵检测中是关键一步。

目前光照预处理^[6-8]方法大致可分为以下几类: 基于小波变换的预处理方法^[9]、自商图像方法^[10]、Retinex 方法^[11]、各向异性非均质光滑处理^[12]、对比度增强^[13]等。这些方法中的基于直方图均衡化的增强方法因其实用性和简洁性而受到广泛关注^[14], 基础理论是根据输入图像的灰度概率分布函数来确定其对应的输出灰度值, 通过扩展图像的灰度、动态范围达到提升图像对比度的目的。直方图均衡化分为全局和局部两种, 与全局方法相比, 局部直方图均衡化可以更好地增强图像的局部信息。本文采用基于完整局部二值模式(CLB P)^[15]的特征提取方法, 但是传统 CLB P 算法在提取全面信息的同时增加了时间复杂度, 且在图像小部分区域变化幅度剧烈或变化幅度平缓时识别率较低。因此本文提出了一种改进的完整局部二值模式, 在一定程度上解决了 CLB P 存在的局限性。并结合光照预了解决了受光照影响的纺织品瑕疵检测的问题, 在经典纺织品瑕疵检测数据库进行实验, 取得较好的检测效果。因此本文针对上述问题所做的工作是:

- 1) 使用局部对比度增强算法处理受光照影响纺织品图像并与一种改进 CLB P 算子结合, 将光滑部分纹理信息考虑进去, 提高了纹理识别精细度, 解决了受光照影响纺织品瑕疵检测的问题;
- 2) 将上述算法与一种自动格分割方法结合, 减少了算法的人工干预, 针对本文使用的数据库有出色的检测效果。

1 光照预处理与特征提取

1.1 光照预处理: 局部对比度增强(LCE)

基于整幅图像的均衡化处理^[14]会限制对比拉伸的比率, 基于局部的对比增强可以有效地改善细节特征的可视化。局部对比增强变换的公

式为:

$$Y(m, n) = \begin{cases} \log\left(\frac{L(m, n)}{\overline{L(m, n)}}\right), & L(m, n) > \theta, \overline{L(m, n)} > \theta \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

式中: $L(m, n)$ 表示像素 (m, n) 处的灰度值,

$$\overline{L(m, n)} = \frac{1}{N} \sum_{i, j \in \Omega} L(m+i, n+j) \quad (2)$$

其中, θ 为预定义的阈值, Ω 是像素 (m, n) 的邻域。实验采用的 5×5 邻域, 是所选邻域的像素的总和。由于式(2)得到的局部值可正可负, 所以有必要进行数据归一化:

$$f(m, n) = \frac{Y(m, n) - Y_{\min}}{Y_{\max} - Y_{\min}} \times 255 \quad (3)$$

1.2 格分割

首先由形态学成分分析(MCA)^[16]得到图像的卡通层和纹理层, 卡通层主要是强调图像边缘和光滑平缓区域, 而纹理层主要保留了像素值的细微变化。除去由纹理层中细微变化所带来的干扰, 卡通层使背景像素的集中程度更加明显。由于我们的假设条件保证了较高的对比度, 纺织品图案的卡通层更加容易区分。如果卡通层是由一个阈值进行二值化处理, 那么所得到的结果就能代表纺织品图案, 在任意维度上的背景像素总是集中在纺织品图案上。

本文中使用的格分割方法^[5]在一定程度上克服了 Ngan 等方法的缺点, 属于一种自动提取模板的格分割方法, 在一定程度上减少了人工参与带来的局限性。

1.3 完整局部二值模式 CLB P

完整局部二值模式提出了3种局部纹理描述算子^[17]: 窗口灰度差异描述算子 S , 梯度窗口差异描述算子 M 以及中心像素点描述算子 C 。这3种算子的计算方法为:

$$\begin{cases} S = \sum_{p=0}^{p-1} s(g_p - g_c) 2^p \\ M = \sum_{p=0}^{p-1} s(D_p - T) 2^p \\ C = s(g_c - g_N) \\ s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ -1, & x < 0 \end{cases} \end{cases} \quad (4)$$

其中:

$$\begin{cases} D_p = g_p - g_c \\ T = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} \frac{1}{P} \sum_{p=0}^{p-1} (g_p - g_c) \\ g_N = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} g_n \end{cases} \quad (5)$$

式中: p 为邻域数目; $s(x)$ 表示算子 S, M, C 的符号; g_c 为窗口中心像素点灰度值; g_p 为中心 P 邻域各点灰度值; g_n 为每一个窗口内灰度值均值, N 为图像划分子窗口个数。

从上述公式可以看出, S 即为传统意义的 LBP, M 算子是对两像素点的灰度差异幅值与全局灰度差异幅值均值比较, 作为 S 的互补信息, C 反映中心像素点的灰度信息。这 3 种算子构成的联合算子对纹理描述更加精细, 大大提高了纹理的识别率。

1.4 KLD 散度计算

由上述特征提取方法得到的特征值实际上是由直方图的形式呈现的。在这个直方图中, 横坐标表示每一类特征, 纵坐标表示每一类特征出现的频率。KLD 散度又称 Kullbac-Leibler_divergence^[18], 是一种用来衡量两个概率分布距离的方法。传统的 KLD 计算方法为:

$$\text{KLD}_{\text{mc}}(P||Q) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log \frac{P(x_i)}{Q(x_i)} \quad (6)$$

式中 $P(x_i)$ 和 $Q(x_i)$ 分别代表两种概率分布。

2 瑕疵检测算法实现

2.1 算法描述

本文算法分为训练和测试两部分实现。

训练部分:

- 1) 用 MCA 算法得到所有无光照影响无瑕疵图的卡通层与纹理层, 且只保留卡通层部分;
- 2) 针对上述卡通层进行分块, 并求每一块的特征值与所有块的平均特征值;
- 3) 求每一块的特征值与平均值的 KLD 散度值并得到阈值 T ;

测试部分:

- 4) 用 LCE 算法对所受光照影响有瑕疵图做预处理;
- 5) 用 MCA 得到上述预处理后图像的卡通层与纹理层, 且只保留卡通层部分;
- 6) 计算所有瑕疵图卡通层中每一块特征值并与上述平均值求 KLD 散度值;
- 7) 将得到的 KLD 散度值与阈值 T 比较, 并将大于阈值 T 的部分标记为瑕疵区域。

整体算法流程图如图 1 所示。

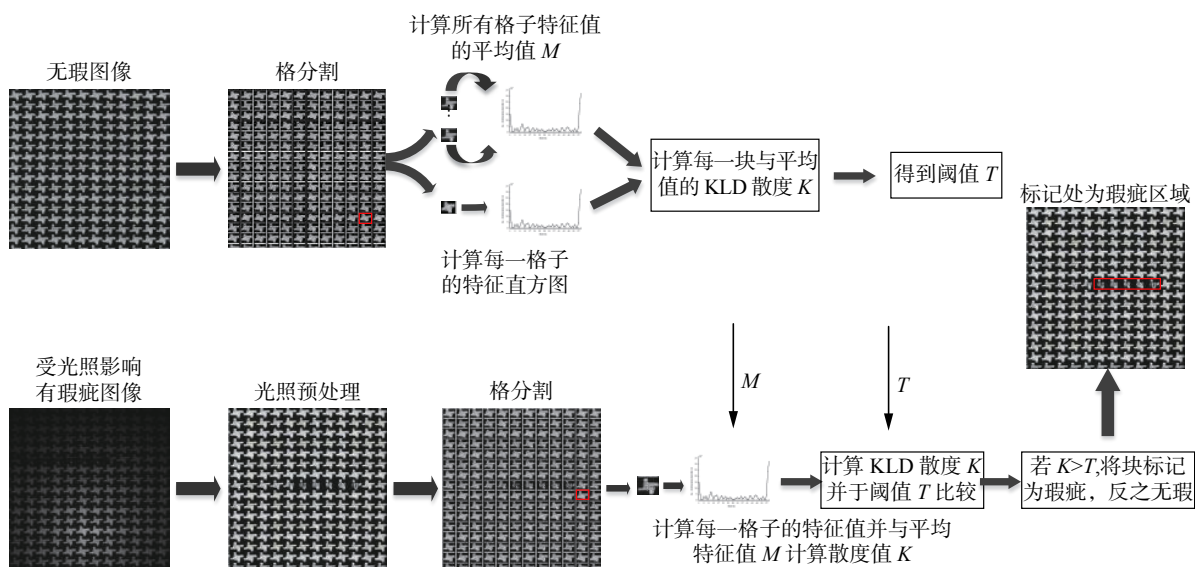


图 1 算法流程图

Fig. 1 Overall block diagram of the proposed algorithm

2.2 特征提取: 改进 CLBP

传统 CLBP 算法中的 M 算子仅包含了局部窗口的灰度差异特征^[19], 若待处理的图像由于基于某种原因导致灰度不平均, 则会遗漏掉一部分光滑纹理信息。因此, 针对这一问题, 改进 CLBP 的 M 算子使得其通过对比两像素点的灰度差异幅值与窗口灰度差异幅值的均值大小描述局部窗口内灰度梯度差异特征, 改进的 M 算子可以表

示为

$$M' = \sum_{p=0}^{p-1} s(D_p - D_c) 2^p \quad (7)$$

其中,

$$D_c = \frac{1}{P} \sum_{p=0}^{p-1} (g_p - g_c) \quad (8)$$

其余两个算子与传统 CLBP 相同。格分割与特征提取流程如图 2 所示。

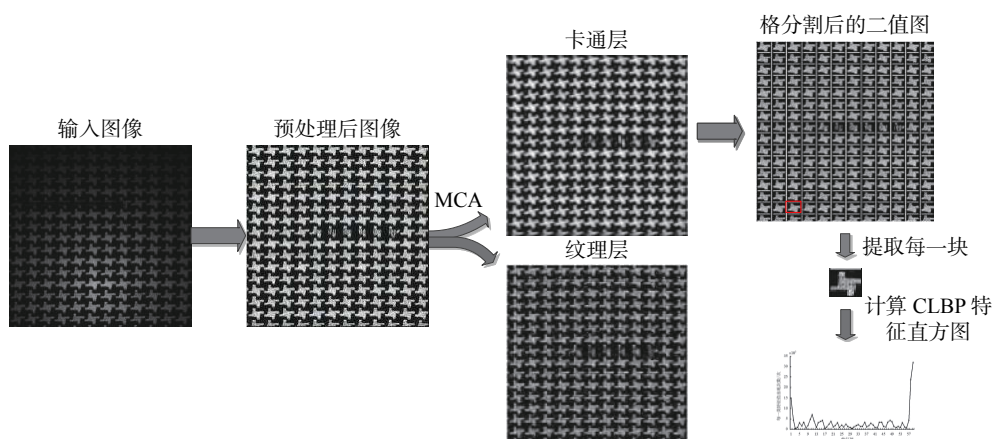


图2 预处理与特征提取

Fig. 2 Preprocessing and Feature extraction

2.3 阈值选取

在阈值选取上,通过计算训练部分中无瑕图的每一块特征值与平均特征值的 KLD 散度,然后通过这些 KLD 值进行阈值的筛选,其方法是:

$$T = \max_k(T_k) \quad (9)$$

式中: T_k 为所有样本中第 k 个格子计算得到的散度值。

3 实验结果与分析

为了验证本文的可行性与正确性,本文在 PC 机上进行多次仿真实验,处理器为 i7-4710HQ,主频为 2.5 GHz,内存为 8 GB,用 MATLAB R2016b 软件进行实验。

本文实验的数据库由香港大学电气实验室提供,数据集包含 2 种类型的纺织品图像且均为彩色图像。在实验中,彩色图像均被转换成灰度图

像再进行处理。这 2 种类型的纺织品图像分别为星形纺织品图像和箱形纺织品图像。其中星形纺织品图像又包含 3 种瑕疵类型,分别为断端瑕疵类型、网纹瑕疵类型和细条纹瑕疵类型。箱形纺织品瑕疵类型与星形相同。每一种瑕疵图像都有与其对应的 Ground-Truth 图像,其中 1 代表瑕疵,0 代表背景。本实验采用的评价指标有 4 种,分别为 TPR、FPR、PPV 和 NPV。其中 TPR^[19] 表示瑕疵处被标记为瑕疵的比例, FPR 表示背景处被错误标记为瑕疵的比例, PPV 表示输出图像瑕疵区域所占比例, NPV 表示输出图像背景所占的比例。

3.1 不同光照预处理方法实验结果分析

不同的光照预处理方法对纺织品图像的预处理效果是不同的,本文针对这一问题进行了对比实验,并选择最优预处理算法进行下一步的瑕疵检测,实验结果如图 3、图 4 所示。

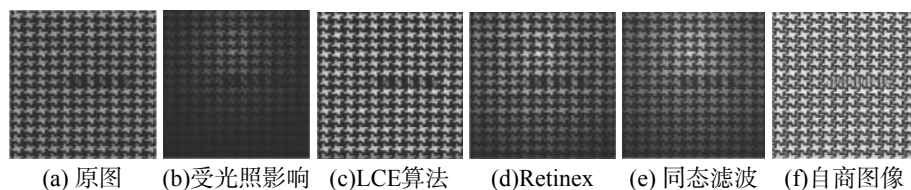


图3 不同光照预处理算法对星形瑕疵类型瑕疵图处理结果

Fig. 3 Star defect image and preprocessing results with different preprocessing algorithm

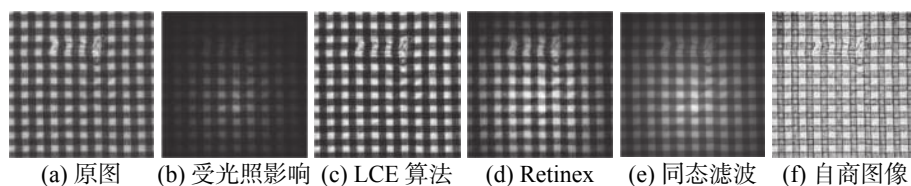


图4 不同光照预处理算法对箱形瑕疵类型瑕疵图处理结果

Fig. 4 Box defect image and preprocessing results with different preprocessing algorithm

分析图 3、图 4 的实验结果,局部对比度增强算法针对纺织品图像的预处理效果较其他算法最

为出色, LCE 可以有效地改善细节特征的可视化。Retinex 与同态滤波算法虽然也能还原原图

的基本特征,但是仍然有部分区域过暗,无法有效提取细节特征。自商图像处理后的图像亮度过高,影响了局部特征的提取,降低了瑕疵区域与无瑕区域的对比度。下面将对所有算法处理后的纺织品图像进行瑕疵检测。

表1 不同预处理算法对星形图案的检测效果影响

Table 1 The effect of different pre-algorithm on star pattern %

星形	ACC	TPR	FPR	PPV	NPV	方法
断端	0.97	0.99	0.03	0.17	1.00	LCE
	0.40	0.99	0.60	0.01	1.00	Retinex
	0.74	0.56	0.25	0.01	0.99	同态滤波
	0.94	0.20	0.05	0.02	0.99	自商图像
	0.99	0.99	0.02	0.33	0.99	LCE
网纹	0.44	0.11	0.56	0.01	0.98	Retinex
	0.53	0.91	0.48	0.02	0.99	同态滤波
	0.89	0.13	0.10	0.01	0.99	自商图像
	0.97	0.99	0.03	0.14	0.99	LCE
细条纹	0.28	0.99	0.73	0.01	0.99	Retinex
	0.73	0.86	0.28	0.03	0.99	同态滤波
	0.84	0.27	0.15	0.01	0.99	自商图像
	0.97	0.99	0.03	0.14	0.99	LCE

3.2 不同预处理方法对瑕疵检测结果影响

本文使用上述4种光照预处理算法在星形图与箱形图数据集中进行瑕疵检测对比实验,实验结果如表1、表2、图5~10所示。

表2 不同预处理算法对箱形图案的检测效果影响

Table 2 The effect of different pre-algorithm on box pattern %

箱形	ACC	TPR	FPR	PPV	NPV	方法
断端	0.93	0.73	0.06	0.22	0.99	LCE
	0.80	0.01	0.18	0.01	0.97	Retinex
	0.83	0.60	0.16	0.10	0.99	同态滤波
	0.83	0.20	0.16	0.03	0.98	自商图像
网纹	0.85	0.96	0.16	0.10	0.99	LCE
	0.71	0.62	0.29	0.04	0.99	Retinex
	0.76	0.56	0.24	0.03	0.99	同态滤波
	0.64	0.28	0.35	0.01	0.98	自商图像
细条纹	0.92	0.99	0.08	0.15	1.00	LC
	0.79	0.51	0.20	0.03	0.99	Retinex
	0.90	0.45	0.10	0.08	0.99	同态滤波
	0.94	0.30	0.05	0.07	0.99	自商图像

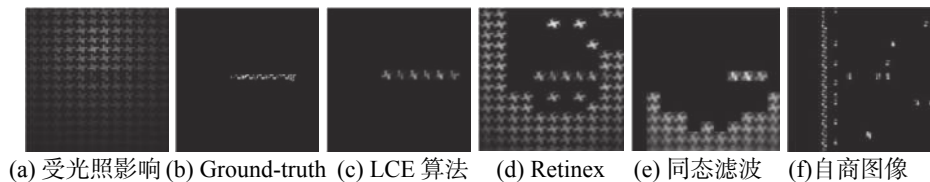


图5 不同光照预处理算法对星形断端瑕疵类型瑕疵图检测结果

Fig. 5 Star broken end defect image and fabric detection results with different preprocessing algorithm

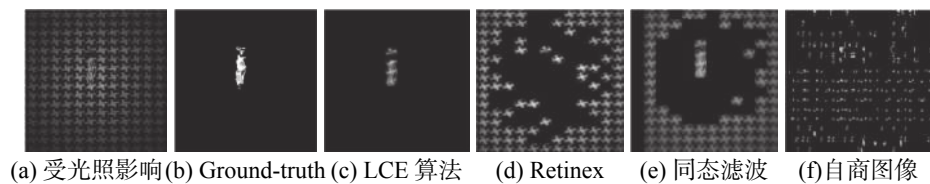


图6 不同光照预处理算法对星形网纹瑕疵类型瑕疵图检测结果

Fig. 6 Star netting multiple defect image and fabric detection results with different preprocessing algorithm

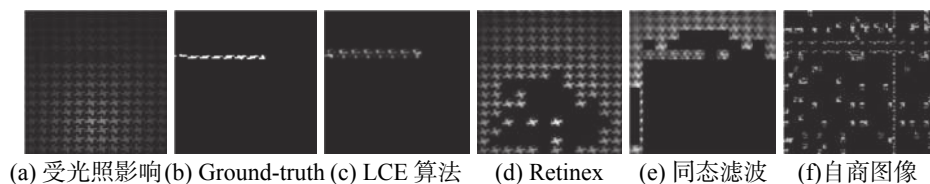


图7 不同光照预处理算法对星形细条纹瑕疵类型瑕疵图检测结果

Fig. 7 Star thin bar defect image and fabric detection results with different preprocessing algorithm

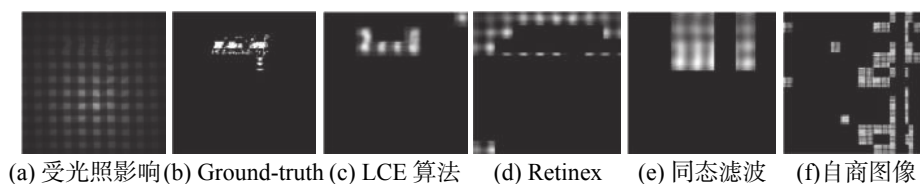


图8 不同光照预处理算法对箱形断端瑕疵类型瑕疵图检测结果

Fig. 8 Box broken end defect image and fabric detection results with different preprocessing algorithm

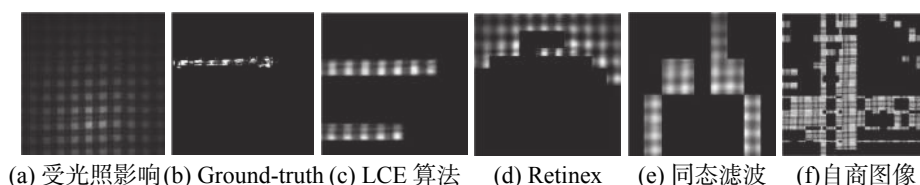


图9 不同光照预处理算法对箱形网纹瑕疵类型瑕疵图检测结果

Fig. 9 Box netting multiple defect image and fabric detection results with different preprocessing algorithm

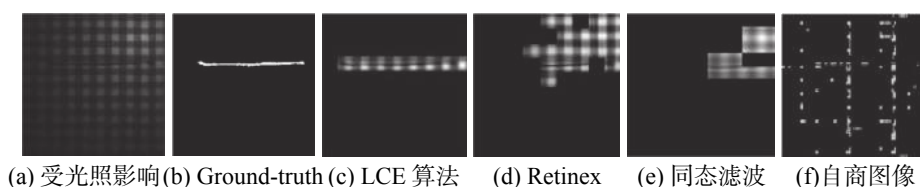


图10 不同光照预处理算法对箱形细条纹瑕疵类型瑕疵图检测结果

Fig. 10 Box thin bar defect image and fabric detection results with different preprocessing algorithm

分析表1和图5~7检测实验结果,基于LCE预处理算法的疵点检测效果最为出色,针对3种瑕疵类型的TPR值均达到0.99,且不存在误检情况。Retinex算法针对断端和细条纹瑕疵类型的检测结果TPR值虽然达到0.99但是其检测结果存在大面积误检,针对网纹瑕疵类型的检测结果TPR值仅有0.11,且也有大范围的误检。同态滤波算法针对网纹、细条纹和断端瑕疵类型的检测结果TPR值分别为0.91、0.86和0.56且检测结果存在大面积的误检。自商图像算法针对3种瑕疵类型的检测结果TPR值均低于0.3且依然存在大面积的误检。

分析表2、图8~10检测实验结果,基于LCE预处理算法的疵点检测效果最为出色,针对网纹和细条纹瑕疵类型的TPR值均达到0.99,针对网纹类型检测结果存在小范围误检情况。Retinex算法针对断端的TPR值为0.01几乎无法检测出瑕疵区域,针对网纹与细条纹瑕疵类型的检测结果TPR值在0.5左右,但是其检测结果存在大面积误检。同态滤波算法针对网纹、细条纹和断端瑕疵类型的检测结果TPR值分别为0.60、0.56和0.45且检测结果存在大面积的误

检。自商图像算法针对3种瑕疵类型的检测结果TPR值均低于0.3且依然存在大面积的误检。

综上所述,Retinex算法仅针对星形数据集的实验结果查全率TPR与LCE算法接近,但是前者检测结果误检面积较大,其他两种算法都与LCE算法差距较大,故选择LCE算法作为最优光照预处理算法,并结合本文提出的特征提取算法进行瑕疵检测。

3.3 本文算法与其他算法对比

在星形图与箱形图数据集中,本文算法与其他经典算法LSG、WGIS、BB和RB结合LCE光照预处理算法进行对比实验。实验结果如表3、表4、图11~16所示。

分析表3、图11~13检测实验结果,本文算法在所有3种瑕疵类型中的检测结果均为最优。且本方法在所有3种类型的瑕疵中TPR值均达到最优,FPR值保持稳定。

分析表4、图14~16检测实验结果,在3种瑕疵类型的检测结果中本文算法均优于其他3种算法且本方法在所有3种类型的瑕疵中TPR值均达到最优,FPR值保持稳定。

表 3 不同算法对星形图案的检测效果影响

Table 3 The effect of different algorithm on star pattern %

星形	ACC	TPR	FPR	PPV	NPV	方法
断端	0.97	0.99	0.03	0.17	1.00	本文算法
	0.98	0.65	0.01	0.65	0.99	LSG
	0.85	0.32	0.17	0.02	1.00	BB
	0.97	0.32	0.02	0.10	1.00	RB
	0.97	0.73	0.04	0.10	1.00	WGIS
网纹	0.99	0.99	0.02	0.32	1.00	本文算法
	0.97	0.50	0.00	0.85	1.00	LSG
	0.86	0.23	0.17	0.01	0.99	BB
	0.98	0.45	0.03	0.21	1.00	RB
	0.96	0.36	0.03	0.20	1.00	WGIS
细条纹	0.98	0.99	0.03	0.13	1.00	本文算法
	0.99	0.89	0.01	0.67	1.00	LSG
	0.84	0.26	0.13	0.03	1.00	BB
	0.98	0.33	0.03	0.12	1.00	RB
	0.88	0.78	0.14	0.08	0.99	WGIS

表 4 不同算法对箱形图案的检测效果影响

Table 4 The effect of different algorithm on box pattern %

箱形	ACC	TPR	FPR	PPV	NPV	方法
断端	0.97	0.73	0.06	0.23	1.00	本文算法
	0.98	0.63	0.00	0.92	1.00	LSG
	0.95	0.05	0.03	0.05	0.99	BB
	0.96	0.49	0.01	0.57	1.00	RB
	0.95	0.64	0.08	0.15	1.00	WGIS
网纹	0.88	0.96	0.16	0.11	1.00	本文算法
	0.97	0.52	0.00	1.00	1.00	LSG
	0.95	0.05	0.03	0.02	1.00	BB
	0.96	0.10	0.01	0.25	1.00	RB
	0.87	0.25	0.10	0.03	1.00	WGIS
细条纹	0.91	0.99	0.08	0.13	0.99	本文算法
	0.97	0.47	0.01	0.60	0.99	LSG
	0.96	0.04	0.03	0.03	1.00	BB
	0.95	0.43	0.01	0.71	1.00	RB
	0.87	0.65	0.11	0.05	0.99	WGIS

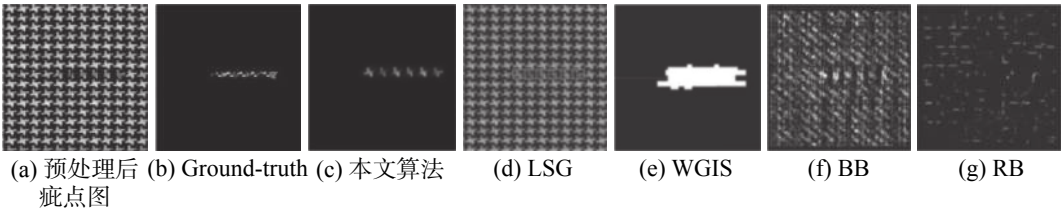


图 11 不同算法对星形图断端疵点图像的检测结果

Fig. 11 Star broken end defect image and fabric detection results with different algorithms

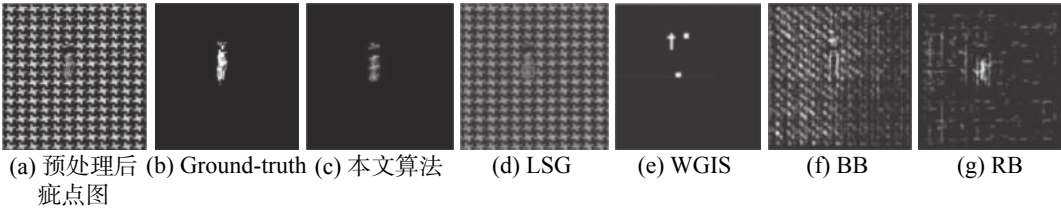


图 12 不同算法对星形图网纹疵点图像的检测结果

Fig. 12 Star netting multiple defect image and fabric detection results with different algorithms

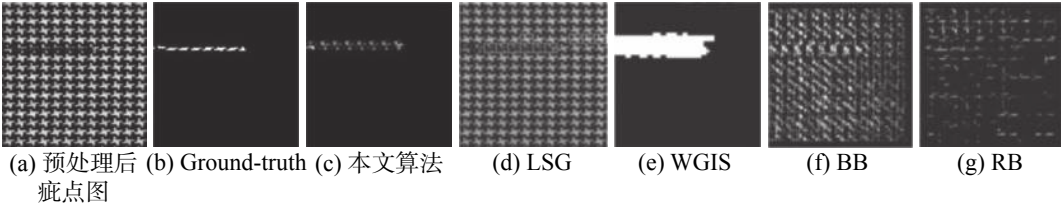


图 13 不同算法对星形图细条纹疵点图像的检测结果

Fig. 13 Star thin bar defect image and fabric detection results with different algorithms

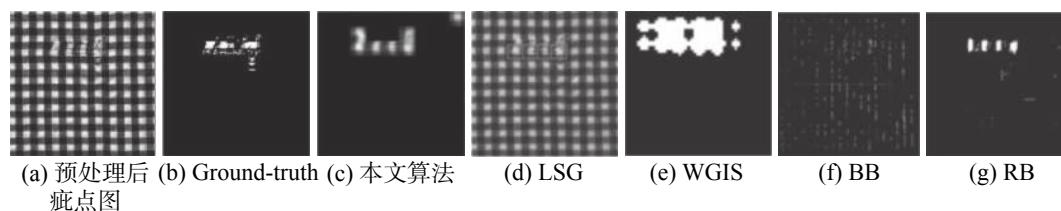


图 14 不同算法对箱形图断端疵点图像的检测结果

Fig. 14 Box broken end defect image and fabric detection results with different algorithms

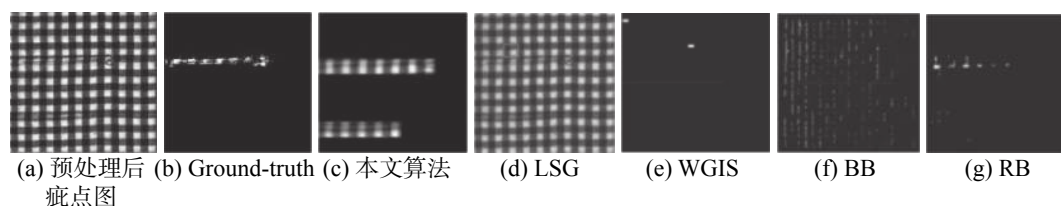


图 15 不同算法对箱形图网纹疵点图像的检测结果

Fig. 15 Box netting multiple defect image and fabric detection results with different algorithms

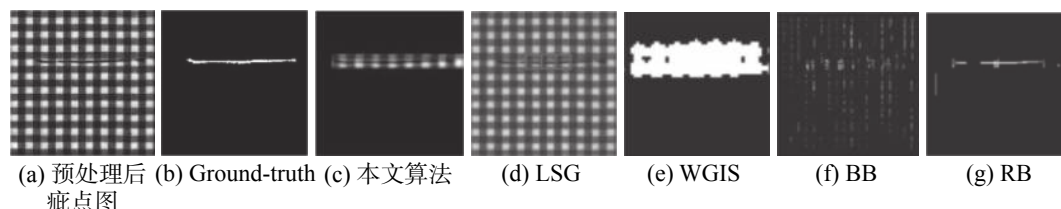


图 16 不同算法箱形图细条纹疵点图像的检测结果

Fig. 16 Box thin bar defect image and fabric detection results with different algorithms

4 结束语

本文提出了一种基于 LCE 光照预处理算法的改进 CLBP 纺织品瑕疵检测方法。使用的 LCE 光照预处理算法可以有效地改善细节特征的可视化,并将 LCE 光照预处理算法与改进 CLBP 算法相结合,在一定程度上解决了受光照影响的纺织品瑕疵检测的问题。由实验结果可知,本文算法针对数据集中 3 种瑕疵类型的纺织品均有不错的检测效果,部分检测结果的 TPR 可以达到 0.99 左右。本文方法的局限性在于光照预处理算法仍需要进一步的优化,从而保留更多的图像细节特征,且受限于分块方法的局限性,本算法无法对点形图进行检测。因此克服上述问题是进一步的研究方向。

参考文献:

- [1] NGAN H Y T, PANG G K H, YUNG S P, et al. Wavelet based methods on patterned fabric defect detection[J]. *Pattern recognition*, 2005, 38(4): 559–576.
- [2] NGAN H Y T, PANG G K H. Novel method for patterned fabric inspection using bollinger bands[J]. *Optical engineering*, 2006, 45(8): 087202.
- [3] NGAN H Y T, PANG G K H. Regularity analysis for patterned texture inspection[J]. *IEEE transactions on automation science and engineering*, 2009, 6(1): 131–144.
- [4] TSANG C S C, NGAN H Y T, PANG G K H. Fabric inspection based on the Elo rating method[J]. *Pattern recognition*, 2016, 51: 378–394.
- [5] JIA Liang, CHEN Chen, LIANG Jiuzhen, et al. Fabric defect inspection based on lattice segmentation and Gabor filtering[J]. *Neurocomputing*, 2017, 238: 84–102.
- [6] BELHUMEUR P N, KRIEGMAN D J. What is the set of images of an object under all possible illumination conditions[J]. *International journal of computer vision*, 1998, 28(3): 245–260.
- [7] 王霞玲, 吕岳, 文颖. 复杂背景和非均匀光照环境下的条码自动定位和识别[J]. *智能系统学报*, 2010, 5(1): 35–40. WANG Xialing, LÜ Yue, WEN Ying. Automatic location and recognition of barcodes on objects with complex background and non-uniform lighting[J]. *CAAI transactions on intelligent systems*, 2010, 5(1): 35–40.
- [8] 黄腾, 施鹏飞. 非均匀光照下的车牌定位方法[J]. *智能系统学报*, 2009, 4(5): 421–426. HUANG Teng, SHI Pengfei. Locating vehicle license plates in a non-uniformly illuminated environment[J].

- CAAI transactions on intelligent systems, 2009, 4(5): 421–426.
- [9] CANDLES E J, DONOHO D L. Curvelets-a surprisingly effective nonadaptive representation for objects with edges[M]. Nashville, TN: Vanderbilt University Press, 1999: 1-10.
- [10] WANG Haitao, LI S Z, WANG Yangsheng, et al. Self quotient image for face recognition[C]//Proceedings of 2004 International Conference on Image Processing. Singapore, Singapore, 2004: 1397-1400.
- [11] LAND E H. Recent advances in Retinex theory[J]. *Vision research*, 1986, 26(1): 7–21.
- [12] LANGE C, POLTHIER K. Anisotropic smoothing of point sets[J]. *Computer aided geometric design*, 2005, 22(7): 680–692.
- [13] KAO Wenchung, HSU M C, YANG Y Y. Local contrast enhancement and adaptive feature extraction for illumination-invariant face recognition[J]. *Pattern recognition*, 2010, 43(5): 1736–1747.
- [14] 王美, 梁久祯. 自适应特征提取的光照鲁棒性人脸识别[J]. *计算机工程与应用*, 2012, 48(11): 164–169.
- WANG Mei, LIANG Jiuzhen. Adaptive feature extraction for illumination invariant face recognition[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2012, 48(11): 164–169.
- [15] GUO Zhenhua, ZHANG Lei, ZHANG D. A completed modeling of local binary pattern operator for texture classification[J]. *IEEE transactions on image processing*, 2010, 19(6): 1657–1663.
- [16] WEN Jia, ZHAO Junsuo, WANG Cailing. Improved morphological component analysis for interference hyperspectral image decomposition[J]. *Computers & electrical engineering*, 2015, 46: 394–402.
- [17] 周宇旋, 吴秦, 梁久祯. 判别性完全局部二值模式人脸表情识别[J]. *计算机工程与应用*, 2017, 53(4): 163–169.
- ZHOU Yuxuan, WU Qin, LIANG Jiuzhen. Facial expression recognition based on discriminative CLBP[J]. *Computer engineering and applications*, 2017, 53(4): 163–169.
- [18] DO M N, VETTERLI M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation[J]. *IEEE transactions on image processing*, 2005, 14(12): 2091–2106.
- [19] 赵树志, 狄岚, 何锐波. 基于改进判别性完整局部二值模式与格分割的织物瑕疵检测方法[J]. *纺织学报*, 2018, 39(9): 57–64.
- ZHAO Shuzhi, DI Lan, HE Ruibo. Fabric defect detection based on modified discriminant complete local binary pattern and lattice segmentation[J]. *Journal of textile research*, 2018, 39(9): 57–64.

作者简介:



狄岚, 女, 1965 年生, 副教授, 主要研究方向为模式识别与图像处理。获得省部级奖 4 项。发表学术论文 40 余篇, 出版专著 1 部。



赵树志, 男, 1994 年生, 硕士研究生, 主要研究方向为机器视觉和纺织品瑕疵检测应用。



何锐波, 男, 1994 年生, 硕士研究生, 主要研究方向图像处理和机器学习。