

DOI: 10.13475/j.fzxb.20171001908

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

赵树志, 狄 岚, 何锐波

(江南大学 数字媒体学院, 江苏 无锡 214122)

摘 要 为解决传统的完整局部二值模式在织物疵点检测时存在直方图维数过高和特征冗余并且在小区域图像变化幅度剧烈或变化幅度平缓时存在局限性的问题,提出一种改进判别性完整局部二值模式并结合自动格分割的织物瑕疵检测方法,该新算法可分为训练和测试2部分。通过实验将该算法、小波预处理的黄金图像相减方法、布林线指标方法、正则带方法进行对比,针对2种纹理3类瑕疵的织物图像数据集进行测试。结果表明,该方法对星形图案和箱形图案纺织品检测效果较好,一部分的查全率可达到0.99,大部分检测结果的查全率均在0.90以上。

关键词 完整局部二值模式; 格分割; 特征提取; 相对散度; 织物瑕疵检测

中图分类号: TS 131.9 文献标志码: A

Fabric defect inspection based on modified discriminant complete local binary pattern and lattice segmentation

ZHAO Shuzhi, DI Lan, HE Ruibo

(School of Digital Media, Jiangnan University, Wuxi, Jiangsu 214122, China)

Abstract The conventional central local binarization mode (CLBP) used in fabric defect inspection has the problems of high histogram dimension and feature redundancy, and limitation exists in conventional CLBP when the amplitude of the small part of the image varies greatly or the amplitude is flat. To solve the problems, a modified discriminant complete local binary pattern with lattice segmentation for fabric defect inspection was proposed. The proposed algorithm was divided into a training part and a testing part. The training stage was to calculate the feature value for each lattice after lattice segmentation in defect-free images and acquire the mean value of all feature values. The threshold was calculated by calculating the relative divergence between the feature value of every lattice and the mean of the feature values. The testing stage was to calculate the relative divergence and compare the result with the threshold. The lattice whose result was larger than the threshold was marked as a defect area. The proposed algorithm was compared with local binary patterns, boolean line indicator method, regular band method algorithms. Testing on fabric image datasets including 2 kinds of textures and 3 kinds of defects shows that the method has better inspection effect on star pattern and box pattern fabrics, one part of the true positive rate (TPR) value can reach 0.99, and most of the inspection results of TPR are above 0.90.

Keywords central local binarization mode; lattice segmentation; feature extraction; relative divergence; fabric defect inspection

目前解决纺织品瑕疵检测问题的方法大致可分为3类: 统计学方法、光谱和基于模型的方法^[1]。近几年,国内研究人员董蓉等^[2]提出了应用积分图的

瑕疵检测方法,石美红等^[3]提出了基于显著纹理特征的疵点检测方法。针对有图案纺织品,Ngan等提出了基于小波预处理的黄金图像相减方

收稿日期: 2017-10-19 修回日期: 2018-06-14

基金项目: 江苏省六大人才高峰项目(DZXX-028); 江苏省研究生科研与实践创新计划项目(SJCX18_0648)

第一作者简介: 赵树志(1994—),男,硕士生。主要研究方向为计算机视觉与纺织品瑕疵检测应用。

通信作者: 狄岚, E-mail: dilan126@163.com。

法(WGIS)^[4]、布林线指标方法(BB)^[5]、正则带方法(RB)^[6]、基于基本图案方法(MB)^[7]、Elo 评分方法(ER)^[8]。这其中的一些方法都是基于自动提取子图像基本图案模板。大多数基于模板的方法都是基于预定义和手动确定信息来构建模板。然而,其检测准确率在实际应用中还因为瑕疵的多样性而难以预测。这种固有的局限性制约了根据手动确定模板的方法在实际中的应用。因此本文使用自动模板提取方法(格分割)^[9],以避免手动确定模板所带来的局限性。

确定好模板后,针对模板进行特征提取。在特征提取方法的选择上,基于 LBP(局部二值模式) 特征的方法运算速度快,并且能有效地描述图像纹理特征,已受到广泛关注和研究。但是 LBP 算法对噪声敏感,且只考虑了中心像素与邻域像素的差值符号特征,没有考虑差值幅度,丢失了一部分数据信息^[10]。为了使 LBP 特征提取更加充分,Guo 等提出了完整局部二值模式(CLBP) 算法^[11],CLBP 提取的特征比较全面且具有较强的鉴别能力,将其应用在纹理分类中,取得了较高的识别率。但 CLBP 在提取全面信息的同时,不可避免地提取了干扰信息,不仅增加了时间复杂度,还影响了识别率。

因此,有研究又提出了基于费舍尔线性判别的特征筛选方法,包括基于费舍尔线性判别的具有判别力的完全局部二元模式(disCLBP) 算法^[12]。通过使类内间距最小类间距离最大,筛选出更具有鲁棒性的纹理特征。传统的 CLBP 存在直方图维数过高

和特征冗余问题,并且在图像小部分区域变化幅度剧烈或变化幅度平缓时,传统 CLBP 存在局限性。

针对传统 CLBP 所存在的局限性,本文提出一种改进算子,将光滑部分纹理信息考虑进去,提高了纹理识别的精细度;将上述改进的特征提取方法与一种自动格分割方法结合,在解决星形图案和箱形图案瑕疵中有较为出色的检测效果;在比较 2 种直方图离散程度时,使用双向相对熵散度(KLD) 计算方法,提高了直方图间差异度,更有利于衡量离散度。

1 改进 disCLBP 的瑕疵检测算法实现

1.1 算法描述

本文算法总体分为 2 部分: 训练部分和测试部分。

训练部分: 对每张无瑕疵图做格分割处理,并计算得到每个格子(块) 的特征直方图,最后求所有格子的平均特征直方图,再将每个格子的特征直方图与平均直方图做 KLD 散度(相对熵) 计算求出散度值,最后得到阈值 T 。

测试部分: 对瑕疵图做格分割处理,计算每张瑕疵图中每个格子的特征直方图并与平均特征直方图做 KLD 散度计算,将得到的每个值与阈值 T 做比较,大于阈值 T 的部分标记为瑕疵。KLD 散度计算原理以及阈值 T 的选取将在下文中介绍。整体算法流程如图 1 所示。

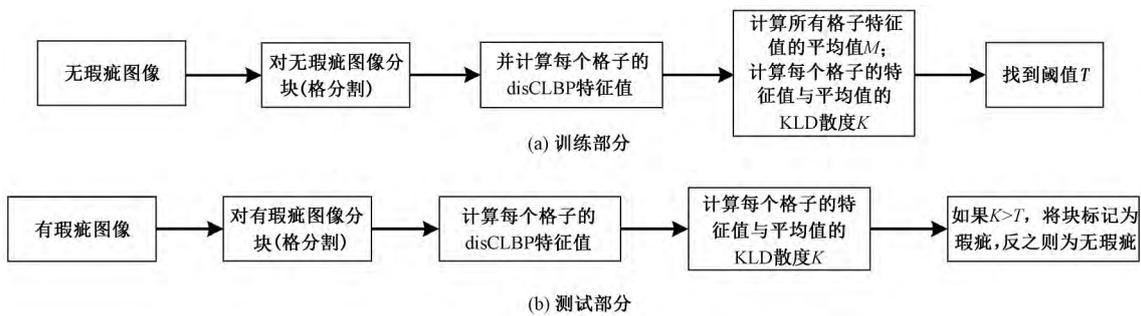


图 1 算法流程图

Fig. 1 Overall block diagram of proposed algorithm. (a) Training part; (b) Testing part

1.2 自动格分割

本文预处理方法使用形态学成分分析(MCA)^[13]将原图分成卡通层与纹理层 2 部分,并且只保留卡通层。下面采用基于自适应 K-Means 算法^[14]的格分割方法对图像分块,具体算法步骤为:

步骤 1: 用 MCA 得到输入图像的卡通层 I_c 并根据阈值二值化产生 I_{Ic} ;

步骤 2: 计算二值图像 I_{Ic} 中各行背景像素数的

多重集 h , 各列背景像素数的多重集 v ; 计算各行背景像素数的多重集 h 和各列背景像素数的多重集 v 的峰值 h_p 和 v_p ;

步骤 3: 分别计算上述中的峰值 h_p 和 v_p 的越区切换算法(HC) 轮廓系数,以最大轮廓系数对应的聚类个数初始化 HC 算法,并对峰值 h_p 和 v_p 分别进行聚类,得到的聚类中心构成多重集 h_c 和 v_c ;

步骤 4: 根据多重集 h_c 和 v_c 计算阈值 h_{max} 和

v_{\max} , 分别计算 h_p 中不小于 h_{\max} 的峰值所对应索引的间距和 v_p 中不小于 v_{\max} 的峰值所对应列索引的间距, 计算构成稳定行间距的最长连续行索引的集合 S_h 以及构成稳定列间距的最长连续列索引的集合 S_v ;

步骤 5: 扩展集合 S_h 和集合 S_v 以覆盖图像的卡通成分 I_c 的大部分区域, 并计算类格图案的 L_h 理想行数 L_h 和理想列数 L_v 。这样, 即可确定出一个标准格的大小。

1.3 特征提取

本文在传统 CLBP 的基础上提出了一种改进窗口梯度差异度算子 M , 通过对比 2 像素点的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。窗口灰度差异算子 S 与中心像素点描述算子 C 与传统 CLBP 相同。改进算子的计算方法如下:

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

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

式中: p 为邻域数目; $s(x)$ 为算子 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 为每个窗口内灰度值均值; N 为图像划分子窗口个数。本文将改进 CLBP 算法与判别性 CLBP 方法结合, 将改进 disCLBP 算法应用到图片特征提取中。上述格分割与特征提取的算法流程图如图 2 所示。

1.4 相对熵计算及阈值选取

由上述特征提取方法所得直方图的含义是每类特征值在每副图中出现的频率。直方图中, 横坐标即为每类特征值, 纵坐标为每类特征值出现的次数。KLD 散度(相对熵)^[15] 是一种用来衡量 2 个概率分布距离的方法 (D_1, D_2)。本文采取一种改进的 KLD 散度计算方法, 与传统方法不同的是, 针对特征直方图进行双向 KLD 计算并求和, 计算方法如下:

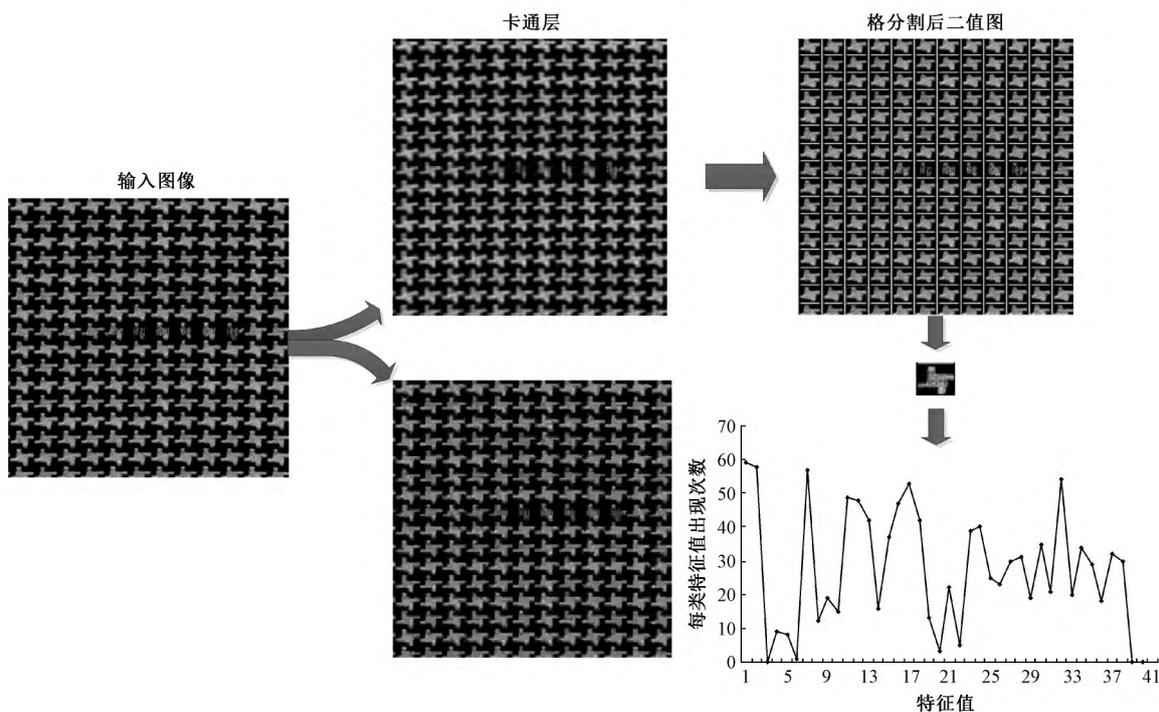


图 2 格分割与特征提取

Fig. 2 Lattice segmentation and feature extraction

$$\begin{cases} D_1 = \sum_{i=1}^N P_i \times \lg\left(\frac{P_i}{Q_i}\right) \\ D_2 = \sum_{i=1}^N Q_i \times \lg\left(\frac{Q_i}{P_i}\right) \\ D = D_1 + D_2 \end{cases}$$

式中: N 为特征向量维数; P_i 特征值为 i 的特征向量在待检测图的特征直方图中出现的频率; Q_i 为特征值为 i 的特征向量在平均特征直方图中出现的频率; D 为相对熵的值。

在训练部分,通过计算无瑕疵图的每个格子的特征直方图与平均特征直方图的 KLD 得到一些 KLD 散度值,在这些散度值中选取阈值的方法为

$$T = \max(T_k)$$

式中: T_k 为所有样本中第 k 个格子计算得到的散度值。

2 实验结果与分析

本文实验使用了香港大学电气和电子工程系工业自动化实验室提供的 81 幅 $256 \text{ 像素} \times 256 \text{ 像素}$ 的 24 位彩色纺织品图像^[9],在实验中这些图像被转换为 8 位的灰度图像。81 幅图像包括 2 种图案:箱形图像和星形图像,其中箱形图像中包括 26 幅无瑕疵和 15 幅有瑕疵图像;星形图像中包括 25 幅无瑕疵和 15 幅有瑕疵图像。2 种图案的有瑕疵图像包括 3 种瑕疵类型:断端,网纹,和细条纹,所有瑕疵图像都有相同大小的瑕疵基准图,瑕疵基准图为二值图像。其中 1 表示瑕疵,0 表示背景。本文用于比较的算法有传统 LBP、WGIS、BB 和 ER。实验部分所用到的评价指标有:TPR、FPR、PPV、NPV。TPR 表示瑕疵基准图中表示瑕疵的像素被算法正确标定为瑕疵的比例,FPR 表示瑕疵基准图中表示背景的像素被算法错误标定为瑕疵的比例,PPV 表示算法输出的瑕疵基准图中的瑕疵所占比例,NPV 表示算法输出的瑕疵基准图中的背景所占比例。对于 TPR、PPV 和 NPV 指标值越大越好,对于 FPR 则越小越好。

2.1 不同半径和邻域对检测效果的影响

对于 disCLBP,设置不同的领域半径 R 和不同的邻域数目 P 都会影响检测结果,本文针对这个问题首先进行了对比实验。在实验中,分别设置 (R, P) 的值分别为 $(1, 8)$ 、 $(3, 8)$ 、 $(5, 12)$ 、 $(5, 16)$,针对星形和箱形图进行对比实验,结果如表 1、2、图 3~8 所示。表中黑体表示该行的最优数据。

表 1 不同 (R, P) 值对星形图案的检测效果影响

Tab. 1 Effect of different (R, P) values on star patterns

| 星形图案 | ACC 值/% | TPR 值/% | FPR 值/% | PPV 值/% | NPV 值/% | (R, P) 值 |
|------|---------|-------------|---------|---------|---------|------------|
| 断端 | 0.97 | 0.99 | 0.03 | 0.16 | 1.00 | (1, 8) |
| | 0.97 | 0.99 | 0.03 | 0.16 | 1.00 | (3, 8) |
| | 0.98 | 0.76 | 0.02 | 0.19 | 0.99 | (5, 12) |
| | 0.98 | 0.32 | 0.01 | 0.16 | 0.99 | (5, 16) |
| 网纹 | 0.99 | 0.91 | 0.01 | 0.46 | 0.99 | (1, 8) |
| | 0.99 | 0.99 | 0.02 | 0.33 | 0.99 | (3, 8) |
| | 0.99 | 0.63 | 0.01 | 0.42 | 0.99 | (5, 12) |
| | 0.95 | 0.61 | 0.04 | 0.14 | 0.99 | (5, 16) |
| 细条纹 | 0.96 | 0.66 | 0.04 | 0.14 | 0.99 | (1, 8) |
| | 0.97 | 0.99 | 0.03 | 0.21 | 1.00 | (3, 8) |
| | 0.97 | 0.99 | 0.03 | 0.21 | 1.00 | (5, 12) |
| | 0.97 | 0.00 | 0.02 | 0.00 | 0.99 | (5, 16) |

表 2 不同 (R, P) 值对箱形图案的检测效果影响

Tab. 2 Effect of different (R, P) values on box patterns

| 箱形图案 | ACC 值/% | TPR 值/% | FPR 值/% | PPV 值/% | NPV 值/% | (R, P) 值 |
|------|---------|-------------|---------|---------|---------|------------|
| 断端 | 0.95 | 0.63 | 0.04 | 0.27 | 0.99 | (1, 8) |
| | 0.93 | 0.73 | 0.06 | 0.22 | 0.99 | (3, 8) |
| | 0.93 | 0.58 | 0.06 | 0.20 | 0.99 | (5, 12) |
| | 0.96 | 0.36 | 0.03 | 0.26 | 0.98 | (5, 16) |
| 网纹 | 0.89 | 0.88 | 0.11 | 0.11 | 0.99 | (1, 8) |
| | 0.85 | 0.96 | 0.16 | 0.09 | 0.99 | (3, 8) |
| | 0.90 | 0.84 | 0.10 | 0.12 | 0.99 | (5, 12) |
| | 0.93 | 0.84 | 0.07 | 0.17 | 0.99 | (5, 16) |
| 细条纹 | 0.94 | 0.85 | 0.06 | 0.17 | 0.99 | (1, 8) |
| | 0.92 | 0.99 | 0.08 | 0.15 | 1.00 | (3, 8) |
| | 0.94 | 0.85 | 0.05 | 0.16 | 0.99 | (5, 12) |
| | 0.96 | 0.59 | 0.04 | 0.17 | 0.99 | (5, 16) |

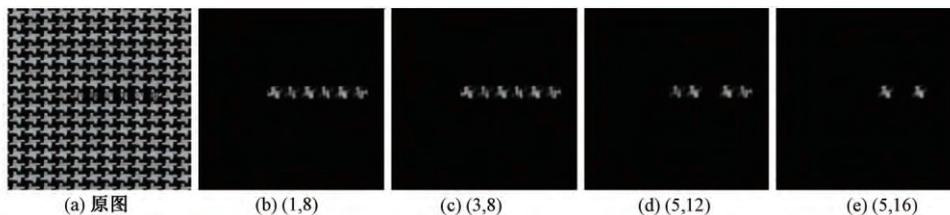


图 3 星形图断端疵点图像设置不同 (R, P) 值的疵点检测结果

Fig. 3 Star broken end defect image and fabric detection results using different (R, P) values.

(a) Original drawing; (b) (1, 8); (c) (3, 8); (d) (5, 12); (e) (5, 16)

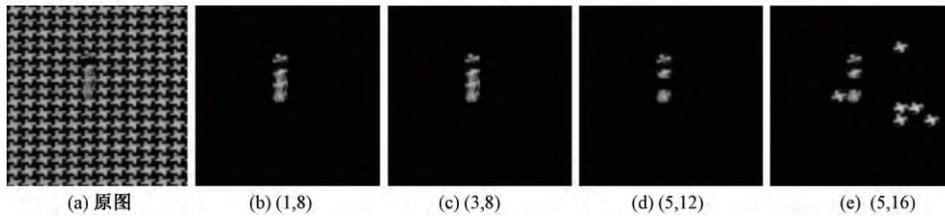


图 4 星形图网纹疵点图像设置不同 (R, P) 值的疵点检测结果

Fig. 4 Star netting multiple defect image and fabric detection results using different (R, P) values.

(a) Original drawing; (b) $(1, 8)$; (c) $(3, 8)$; (d) $(5, 12)$; (e) $(5, 16)$

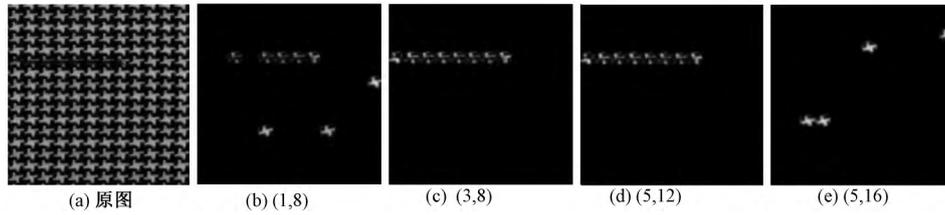


图 5 星形图细条纹疵点图像设置不同 (R, P) 值的疵点检测结果

Fig. 5 Star thin bar defect image and fabric detection results using different (R, P) values.

(a) Original drawing; (b) $(1, 8)$; (c) $(3, 8)$; (d) $(5, 12)$; (e) $(5, 16)$

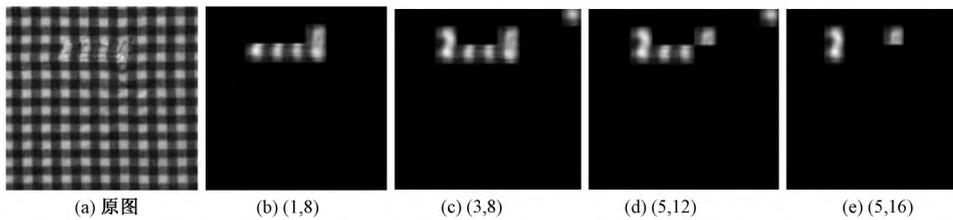


图 6 箱形图断端疵点图像设置不同 (R, P) 值的疵点检测结果

Fig. 6 Box broken end defect image and fabric detection results using different (R, P) values.

(a) Original drawing; (b) $(1, 8)$; (c) $(3, 8)$; (d) $(5, 12)$; (e) $(5, 16)$

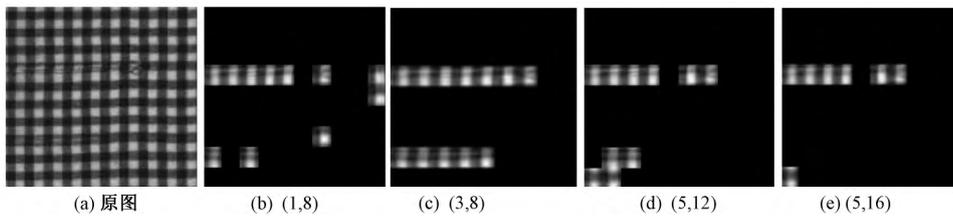


图 7 箱形图网纹疵点图像设置不同 (R, P) 值的疵点检测结果

Fig. 7 Box netting multiple defect image and fabric detection results using different (R, P) values.

(a) Original drawing; (b) $(1, 8)$; (c) $(3, 8)$; (d) $(5, 12)$; (e) $(5, 16)$

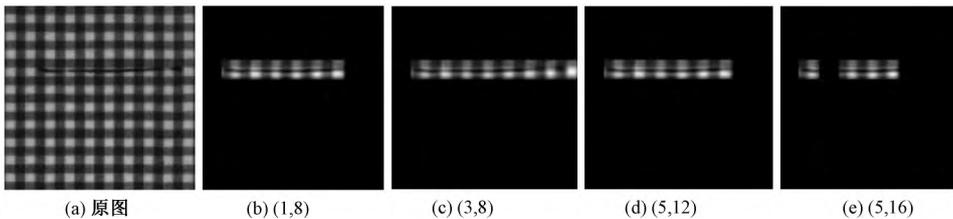


图 8 箱形图细条纹疵点图像设置不同 (R, P) 值的疵点检测结果

Fig. 8 Box thin bar defect image and fabric detection results using different (R, P) values.

(a) Original drawing; (b) $(1, 8)$; (c) $(3, 8)$; (d) $(5, 12)$; (e) $(5, 16)$

2.1.1 星形图

对于星形图中的断端类型瑕疵图、网纹类型瑕疵图,在 (R, P) 值为 $(1, 8)$ 、 $(3, 8)$ 时 TPR 值差异不大且大于 $(5, 12)$ 、 $(5, 16)$ 时的值。对于细条纹类型瑕疵图, (R, P) 值为 $(3, 8)$ 、 $(5, 12)$ 时 TPR 值达到 1.0, $(5, 16)$ 时 TPR 值为 0。瑕疵检测结果如图 3 所示,TPR、FPR、PPV 和 NPV 的平均值(平均值或平均数是算法对特定瑕疵类型的所有图像检测结果的平均值)见表 1。

分析图 3~5 可看出,在网纹类型瑕疵图中, (R, P) 值为 $(5, 16)$ 时 TPR 值虽然有 0.61 与 $(5, 12)$ 时差异不大但却出现大面积的误检。在细条纹类型瑕疵图中, (R, P) 值为 $(1, 8)$ 时出现了小面积的误检,而 (R, P) 值为 $(5, 16)$ 时 TPR 值为 0 且检测结果全部为误检。

2.1.2 箱形图

对于箱形图中的断端类型瑕疵图, (R, P) 值为 $(1, 8)$ 、 $(3, 8)$ 时的 TPR 值高于 $(5, 12)$ 和 $(5, 16)$ 时的 TPR 值, $(3, 8)$ 时的 TPR 值最高。对于网纹类型瑕疵图, (R, P) 值为 $(3, 8)$ 时的 TPR 值高于其他 3 种情况, (R, P) 值为 $(5, 12)$ 、 $(5, 16)$ 时的 TPR 值相同且二者都低于 $(1, 8)$ 时的 TPR 值。对于细条纹类型瑕疵图, (R, P) 值为 $(3, 8)$ 时的 TPR 值最高,达到 0.99, (R, P) 值为 $(1, 8)$ 和 $(5, 12)$ 时的相同, (R, P) 值为 $(5, 16)$ 时的 TPR 值最低。

分析图 6~8 中可看出,在网纹类型瑕疵图中, (R, P) 值为 $(1, 8)$ 、 $(3, 8)$ 和 $(5, 12)$ 时,存在一定面积的误检, $(5, 16)$ 时误检率低于其他 3 种情况。在细条纹类型瑕疵图中,都没有出现误检情况,当 (R, P) 值设置为 $(3, 8)$ 时,TPR 最高。

综上所述, (R, P) 值为 $(3, 8)$ 时对 2 种类型纺织品检测效果最出色,且与相关文献[16]中 (R, P) 值相同。以下对比实验初始 R, P 值均为 $(3, 8)$ 。

2.2 本文算法与其他算法对比

将本文算法与传统 LBP、WGIS、BB 和 RB 算法进行了对比实验。针对星形图和箱形图的对比实验结果如表 3~4、图 9~14 所示。

表 3 不同算法对星形图案的检测效果对比

Tab.3 Test effect of different algorithms on star patterns

| 星形图案 | ACC 值/% | TPR 值/% | FPR 值/% | PPV 值/% | NPV 值/% | 方法 |
|------|---------|-------------|---------|---------|---------|------|
| 断端 | 0.97 | 0.99 | 0.03 | 0.17 | 1.00 | 本文算法 |
| | 0.97 | 0.99 | 0.03 | 0.16 | 1.00 | LBP |
| | 0.84 | 0.31 | 0.16 | 0.01 | 0.99 | BB |
| | 0.97 | 0.32 | 0.02 | 0.11 | 1.00 | RB |
| | 0.96 | 0.73 | 0.04 | 0.09 | 1.00 | WGIS |
| 网纹 | 0.99 | 0.99 | 0.02 | 0.33 | 0.99 | 本文算法 |
| | 0.99 | 0.67 | 0.01 | 0.46 | 0.99 | LBP |
| | 0.83 | 0.22 | 0.16 | 0.02 | 0.98 | BB |
| | 0.96 | 0.45 | 0.03 | 0.20 | 0.99 | RB |
| | 0.97 | 0.36 | 0.03 | 0.19 | 0.99 | WGIS |
| 细条纹 | 0.97 | 0.99 | 0.03 | 0.14 | 0.99 | 本文算法 |
| | 0.98 | 0.37 | 0.02 | 0.16 | 0.99 | LBP |
| | 0.85 | 0.29 | 0.15 | 0.02 | 0.99 | BB |
| | 0.97 | 0.33 | 0.03 | 0.10 | 0.99 | RB |
| | 0.86 | 0.78 | 0.14 | 0.07 | 1.00 | WGIS |

表 4 不同算法对箱形图案的检测效果对比

Tab.4 Test effect of different algorithms on box patterns

| 箱形图案 | ACC 值/% | TPR 值/% | FPR 值/% | PPV 值/% | NPV 值/% | 方法 |
|------|---------|-------------|---------|---------|---------|------|
| 断端 | 0.93 | 0.73 | 0.06 | 0.22 | 0.99 | 本文算法 |
| | 0.95 | 0.49 | 0.03 | 0.26 | 0.99 | LBP |
| | 0.96 | 0.04 | 0.02 | 0.04 | 0.98 | BB |
| | 0.98 | 0.49 | 0.01 | 0.56 | 0.99 | RB |
| | 0.96 | 0.64 | 0.08 | 0.14 | 0.99 | WGIS |
| 网纹 | 0.85 | 0.96 | 0.16 | 0.10 | 0.99 | 本文算法 |
| | 0.91 | 0.69 | 0.09 | 0.11 | 0.99 | LBP |
| | 0.97 | 0.06 | 0.02 | 0.03 | 0.99 | BB |
| | 0.99 | 0.10 | 0.01 | 0.27 | 0.99 | RB |
| | 0.89 | 0.25 | 0.10 | 0.02 | 0.99 | WGIS |
| 细条纹 | 0.92 | 0.99 | 0.08 | 0.15 | 1.00 | 本文算法 |
| | 0.91 | 0.96 | 0.09 | 0.13 | 0.99 | LBP |
| | 0.97 | 0.03 | 0.02 | 0.02 | 0.99 | BB |
| | 0.99 | 0.43 | 0.01 | 0.73 | 0.99 | RB |
| | 0.89 | 0.65 | 0.11 | 0.06 | 1.00 | WGIS |

2.2.1 星形图分析

分析图 9~11 可看出,在断端瑕疵类型的检测结果中本文算法与传统 LBP 算法接近且优于其他 3 种算法,在网纹瑕疵类型的检测结果中本文算法优于其他 4 种算法,在细条纹瑕疵类型检测结果中本文算法优于其他算法。

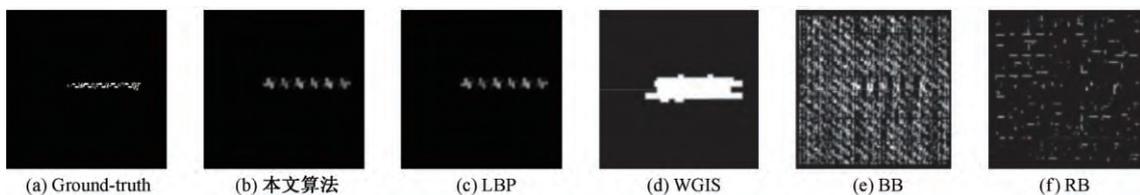


图 9 星形图断端疵点图像基于不同算法的检测结果

Fig.9 Star broken end defect image and fabric detection results using different algorithms.

(a) Ground-truth; (b) Method of this paper; (c) LBP; (d) WGIS; (e) BB; (f) RB

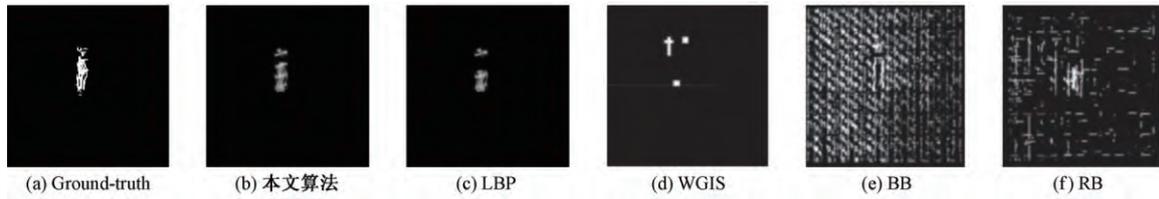


图 10 星形图网纹疵点图像基于不同算法的检测结果

Fig. 10 Star netting multiple defect image and fabric detection results using different algorithms.

(a) Ground-truth; (b) Method of this paper; (c) LBP; (d) WGIS; (e) BB; (f) RB

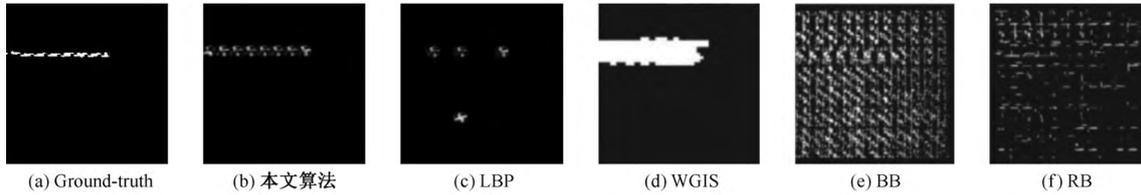


图 11 星形图细条纹疵点图像基于不同算法的检测结果

Fig. 11 Star thin bar defect image and fabric detection results using different algorithms.

(a) Ground-truth; (b) Method of this paper; (c) LBP; (d) WGIS; (e) BB; (f) RB

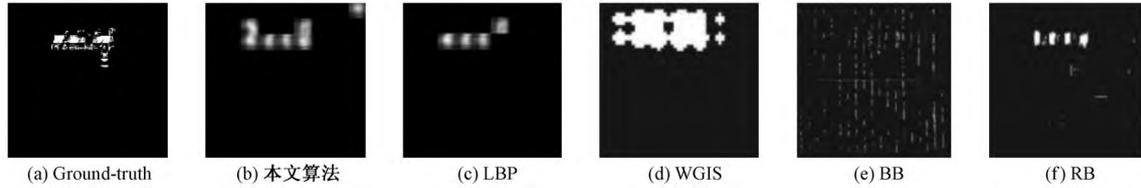


图 12 箱形图断端疵点图像基于不同算法的检测结果

Fig. 12 Box broken end defect image and fabric detection results using different algorithms.

(a) Ground-truth; (b) Method of this paper; (c) LBP; (d) WGIS; (e) BB; (f) RB

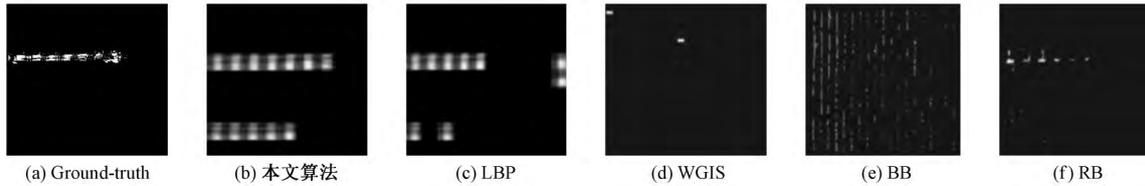


图 13 箱形图网纹疵点图像基于不同算法的检测结果

Fig. 13 Box netting multiple defect image and fabric detection results using different algorithms.

(a) Ground-truth; (b) Method of this paper; (c) LBP; (d) WGIS; (e) BB; (f) RB

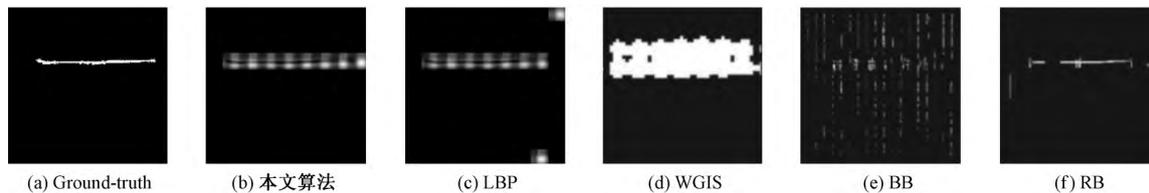


图 14 箱形图细条纹疵点图像基于不同算法的检测结果

Fig. 14 Box thin bar defect image and fabric detection results using different algorithms.

(a) Ground-truth; (b) Method of this paper; (c) LBP; (d) WGIS; (e) BB; (f) RB

表 3 中数据显示, 本文算法在所有 3 种类型瑕疵中的 TPR 值均达到最优, FPR 值保持稳定, PPV 值在断端中达到最优。

2.2.2 箱形图分析

分析图 12 ~ 14 可看出, 本文算法在断端和细条纹瑕疵类型图中的检测效果均为最优, 在网纹类型

瑕疵图中可检测出所有瑕疵,但是存在一定的误检。LBP 算法无法检测出所有瑕疵且存在小范围的误检,其他 3 种算法的检测结果都较差。

由表 4 数据可知,本文算法在所有 3 种类型瑕疵中的 TPR 值均达到最优,NPV 值在断端、网纹和细条纹类型瑕疵中达到最优。总体来看,本文方法的查全率整体优于其他算法。

3 结 论

本文提出了一种改进判别性完整局部二值模式(CLBP)织物瑕疵检测方法。提出的改进 CLBP 算子在一定程度上解决了传统 CLBP 算法在图像小部分区域变化幅度剧烈或变化幅度平缓时,传统 CLBP 存在局限性的问题,并结合一种自动格分割算法将图像分块,充分发挥了改进 CLBP 算子的特征提取效果。本文算法针对星形图和箱形图有较好的检测效果,尤其是针对星形图的检测效果最佳,3 种瑕疵类型的 TPR 值均可达到 0.99,且明显优于对比算法的 TPR 值。针对箱形图的 2 种瑕疵类型的 TPR 值均可达到 0.95 以上,且所有 3 种的 TPR 值明显优于对比算法。本文算法的局限性在于可以检测纺织品的类型有限,由于使用的格分割方法无法对数据库中的点形图进行分块,故本文算法无法对点形图进行检测。结合本文方法及其他瑕疵检测方法来克服这些局限性是下一步研究的方向。 FZXB

参考文献:

- [1] CHO C S , CHUNG B M , PARK M J. Development of real-time vision-based fabric inspection system [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics , 2005 , 52(4) : 1073 - 1079.
- [2] 董蓉,李勃,徐晨,等.应用积分图的织物瑕疵检测快速算法[J].纺织学报,2016,37(11):141-147. DONG Rong , LI Bo , XU Chen , et al. Fast fabric defect detection algorithm based on integral image [J]. Journal of Textile Research , 2016 , 37(11) : 141 - 147.
- [3] 石美红,张正,郭仙草,等.基于显著纹理特征的织物瑕疵点检测方法[J].纺织学报,2016,37(10):42-49. SHI Meihong , ZHANG Zheng , GUO Xiancao , et al. Fabric defect detection method based on texture saliency feature. [J]. Journal of Textile Research , 2016 , 37(10) : 42 - 49.
- [4] NGAN H Y T , PANG G K H , YUNG N H C , et al. Wavelet based methods on patterned fabric defect detection [J]. Pattern Recognition , 2005 , 38 (4) : 559 - 576.
- [5] NGAN H Y T , PANG G K H. Novel method for patterned fabric inspection using bollinger bands [J]. Optical Engineering , 2006 , 45(8) : 112 - 115.
- [6] NGAN H Y T , PANG G K H. Regularity analysis for patterned texture inspection [J]. IEEE Transactions on Automation Science Engineering , 2009 , 6 (1) : 131 - 144.
- [7] NGAN H Y T , PANG G K H , YUNG N H C. Motif-based defect detection for patterned fabric [J]. Pattern Recognition , 2008 , 41(6) : 1878 - 1894.
- [8] 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(4) : 378 - 394.
- [9] JIA Liang , CHEN Chen , LIANG Jiuzhen , et al. Fabric defect inspection based on lattice segmentation and Gabor filtering [J]. Neurocomputing , 2017 , 238 : 84 - 102.
- [10] GUO Z , ZHANG D. A completed modeling of local binary pattern operator for texture classification [J]. IEEE Transactions on Image Processing , 2010 , 19(6) : 1657 - 1663.
- [11] GUO Y , ZHAO G , PIETIKÄINEN M , et al. Descriptor learning based on fisher separation criterion for texture classification [C] // Computer Vision-ACCV 2010. Berlin Heidelberg: Springer , 2011 : 185 - 198.
- [12] OJALA T , PIETIKÄINEN M , MAENPAA T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence , 2002 , 24(7) : 971 - 987.
- [13] WEN J , ZHAO J , WAN C. Improved morphological component analysis for interference hyperspectral image decomposition [J]. Computer Electrical Engineering . 2015 , 46(1) : 394 - 402.
- [14] JIA Liang , LIANG Jiuzhen. Fabric defect inspection based on isotropic lattice segmentation [J]. Journal of the Franklin Institute , 2017 , 354 : 5694 - 5738.
- [15] 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.
- [16] TAJERPOUR F , KABIR E. Fabric defect detection using modified local binary patterns [J]. Eurasip Journal on Advances in Signal Processing , 2007 , 2008(1) : 1 - 12.