

基于灰度共生矩阵与反向投影的 织物疵点检测

孙国栋, 林松, 艾成汉, 赵大兴

(湖北工业大学 机械工程学院, 武汉 430068)

摘要: 针对织物疵点检测, 将灰度共生矩阵 (Gray-level Co-occurrence Matrix, GLCM) 与反向投影结合起来, 提出了一种基于 GLCM 的反向投影方法 (GLCM-BP); 首先介绍了 GLCM-BP 的原理, 然后给出了织物疵点检测流程, 分析并优化了 GLCM 的距离 d 与灰度级 N 等参数, 选择了相应的滤波与自适应阈值分割方法以检测疵点, 同时给出了 7 种常见疵点的检测结果; 最后将本文方法与 GLCM 方法作了检出率的比较; 结果表明, 提出的方法具有良好的疵点分割效果, 可显著提高疵点检出率。

关键词: 灰度共生矩阵; 反向投影; 织物疵点检测

Fabric Defect Detection Based on Gray-level Co-occurrence Matrix and Back Projection

Sun Guodong, Lin Song, Ai Chenghan, Zhao Daxing

(School of Mechanical Engineering, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China)

Abstract: A method (GLCM-BP) which combines Gray-level Co-occurrence Matrix (GLCM) with back projection is proposed according to the fabric defect detection. Firstly the principle of GLCM-BP is introduced. Then the fabric defect detection process is given, and the parameters of distance namely d and gray levels namely N of GLCM are analyzed and optimized, and appropriate methods of filtering and adaptive threshold segmentation are adopted to detect the defects. At the same time, detection result on seven kinds of common defects is presented. Finally, this method is compared with GLCM method on the detection rate. The results show that proposed method has good defect segmentation effect and can significantly improve the defect detection rate.

Keywords: gray-level co-occurrence Matrix; back projection; fabric defect detection

0 引言

灰度共生矩阵 (Gray-level Co-occurrence Matrix, GLCM)^[1] 是基于统计的纹理特征提取方法中应用最广的方法, 在其基础上定义了 14 个特征参数。目前, GLCM 在图像检索、医学图像分析、人脸特征识别、SAR 图像分类、织物疵点检测等领域有着广泛的研究与应用。

然而, 这些研究多以 GLCM 的特征参数为判断条件, 或是分析特征参数的选择, 或是结合机器学习算法用于图像分类。在织物疵点检测领域, 张向东^[2] 等针对横档类疵点采用 GLCM 的对比度这一特征参数并通过计算训练样本与待检验样本的马氏距离之差来判断是否为疵点。杨学志^[3] 等用 PCA-NLM 对图像进行预处理然后采用角二阶矩、熵、对比度、相关性这四种特征参数来描述图像的纹理特征从而实现缺陷检测。也有对 GLCM 提出改进的研究, 邹超^[4] 等提出了类别共生矩阵的概念, 采用特殊的归类方法来划分灰度级, 并利用白疵点增强、黑疵点增强、纹理一致性这三个特征值组成的特征向量与特征聚类中心的距离来区分疵点。毕明德^[5] 等将灰度级

自适应量化且用了对比度和反差矩这两个特征结合 SVM 来进行缺陷分类。这些研究都用到了 GLCM 的特征参数, 疵点检测思路是将图像划分为许多小窗口, 提取每个小窗口的 GLCM 的特征向量, 然后根据各个窗口的特征向量的不同来进行检测和分类。检测窗口选得过大, 不利于特征的区分, 会影响最终检测的结果, 检测窗口选得过小, 一些较大的疵点会被分成几块, 同样不利于检测。由于窗口较多, 每个窗口都要计算特征值, 这种方法计算量较大, 并且无法得到疵点的准确大小和形状。

为此对缺陷进行图像分割是非常有必要的, 采用图像分割的方式不仅结果会更直观, 而且可以定位缺陷的位置, 得到疵点的形状和大小, 有利于缺陷分类, 且在疵点分类过程中只需计算缺陷区域的特征, 大大减少了计算量。同时在疵点检测后期要进行质量评价, 也需要知道疵点的长度。事实上根据织物纹理的特点, 不借助于 GLCM 的特征参数, 灰度共生矩阵本身这种概率分布在一定程度上就可以反映织物的特征^[6]。

但是单一的 GLCM 不能达到分割的效果。因此, 本文将 GLCM 与反向投影^[7] 结合起来, 提出了一种基于 GLCM 的反向投影方法用于织物疵点分割, 称之为 GLCM-BP。该方法没有使用 GLCM 特征参数作为织物检测的判断依据, 而是将重点直接放在 GLCM 的统计值上, 根据反向投影的思路统计每个像素点与其邻域的 GLCM 的灰度频率的均值作为像素点的灰度值, 得到 GLCM-BP 图像, 从而可以进行后续的分割。

收稿日期: 2016-01-12; 修回日期: 2016-03-07。

基金项目: 国家自然科学基金(51205115)。

作者简介: 孙国栋(1981-), 男, 湖北天门人, 博士, 副教授, 主要从事机器视觉、模式识别等方向的研究。

1 GLCM-BP 算法原理

设图像 I 的灰度值被量化为 N 个灰度级, i, j 为灰度图像 I 中在一定方向上相隔一定距离的两个像素点 (k, l) 和 (m, n) 的灰度值 ($I(k, l) = i, I(m, n) = j$)。一般我们认为一个像素, 不包括那些在图像边界的像素, 有 8 个最近邻像素。所以像素对的方向 θ 可以被量化为 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ 和 135° 。灰度共生矩阵的距离度量 $d((k, l), (m, n)) = \max\{|k - m|, |l - n|\}$ 。灰度共生矩阵中第 i 行第 j 列的值 $P(i, j, d, \theta)$ 为 I 中灰度值为 i 和 j 的像素对同时出现的频率。

基于 GLCM 的反向投影方法 (GLCM-BP) 将 GLCM 与反向投影结合起来, 其算法原理及步骤如下: (1) 选定灰度共生矩阵的距离 d 及灰度级 N 。为了更全面地表现纹理特征, 4 个方向的灰度共生矩阵都会用到, 所以不用选择灰度共生矩阵的方向。 d 与 N 的大小对最后的结果有影响。(2) 计算 4 个方向的灰度共生矩阵。(3) 根据原图像的像素灰度值及其相距 d 的邻域的灰度值, 依次计算每个原图像像素对应的新的特征值。 (k, l) 处的新的特征值 $I'(k, l) = [P(I(k, l), I(k - d, l - d), d, 135^\circ) + P(I(k, l), I(k - d, l), d, 90^\circ) + P(I(k, l), I(k - d, l + d), d, 45^\circ) + P(I(k, l), I(k, l + d), d, 0^\circ) + P(I(k, l), I(k + d, l + d), d, 135^\circ) + P(I(k, l), I(k + d, l), d, 90^\circ) + P(I(k, l), I(k + d, l - d), d, 45^\circ) + P(I(k, l), I(k, l - d), d, 0^\circ)] / n$ 。 n 为邻域的个数, 像素在边界时为 3 或 5, 其余位置时为 8。此处借用了灰度直方图反向投影的思路, 反向投影用统计学术语可表述为: 输出图像像素点的值是观测数组在某个分布 (直方图) 下的概率。灰度直方图反向投影是将像素灰度值对应的直方图 bin 的值作为替代的特征值, 而本文是将像素灰度值与其邻域灰度值对应的灰度共生矩阵的值的均值作为替代的特征值。(4) 对新的特征值矩阵进行 $I'(k, l) > 255? 255: I'(k, l)$ 的处理。如果特征值大于 255, 则置为 255; 反之, 则不变。这样处理可以过滤掉大部分非缺陷的像素点, 对剩余像素点的反向投影将更具有针对性, 比采用归一化方法要好。

以一个 4×4 像素大小的灰度图像为例, 其像素值矩阵如图 1 (a) 所示, 灰度级为 4。设 $d=1$, 其 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ 和 135° 方向的灰度共生矩阵分别如图 1 (b) ~ (e) 所示。然后依次计算图像中每个像素的特征值, 根据像素的位置, 图像中像素值为 0 的点有 3 个邻域, 像素值为 1 的点有 5 个邻域, 像素值为 2 和 3 的点有 8 个邻域。依此类推, 图像新的特征值矩阵如图 1 (f) 所示。用新的特征值矩阵替代原图像的灰度值, 然后对新的特征值矩阵进行值大于 255 时置为 255 的处理, 就可以得到与原图像同样大小的 GLCM-BP 图像了。

2 织物疵点检测流程及实验分析

本文主要研究的织物为白坯布, 白坯布采用白色的经、纬纱线织造而成, 不存在由于色纱错误而造成图案、花纹与完好织物不匹配的疵点。因此, 能够将这类白坯布图像转换为灰度图像, 然后进行疵点的检测处理。根据其纹理可分为平纹、斜纹和缎纹。其主要疵点有破洞、油污、断经、断纬、起球、断

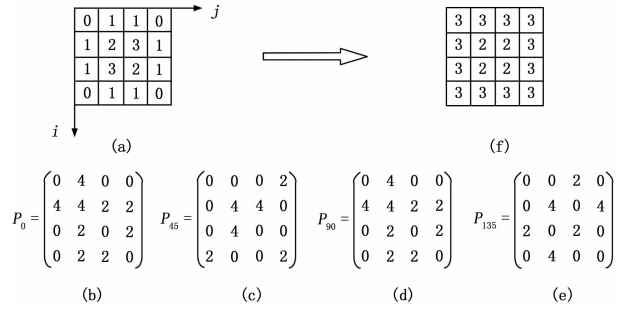


图 1 GLCM-BP 的计算过程

疵、折痕 (不可恢复的) 等。如图 2 所示。

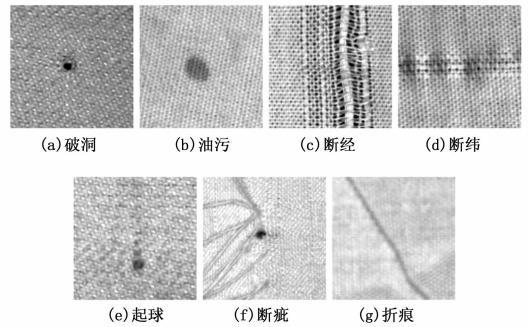


图 2 疵点类型图

2.1 织物疵点检测流程

织物疵点检测流程为: GLCM-BP 处理 (滤波 (阈值分割)。在用 GLCM-BP 算法进行处理后, 疵点被提取出来, 但还存在一些干扰, 要去除干扰, 滤波和阈值分割^{[8][9]}是比较好的方法, 也是缺陷检测中比较常用的方法。

2.2 GLCM-BP 的参数选择

2.2.1 距离的选择

织物纹理是由经、纬纱线按设计要求有规律相互交织形成。因此, 在织物图像中, 每隔一定的像素点, 就会有灰度值重复的情况出现。根据这个先验规律, 灰度共生矩阵的距离 d 应与织物图像中纱线的尺寸密度相匹配。 d 最小应该为一根纱线的宽度, 最大为两根纱线之间的距离^[10]。

已知图 2 中平纹织物的纱线密度规格为 120×96 (根/英寸), 织物图像的分辨率均为 0.045 mm/pixel 。则:

$$\text{经纱密度} = (1/0.045)/(120/25.4) = 4.7(\text{pixel/根});$$

$$\text{纬纱密度} = (1/0.045)/(96/25.4) = 5.9(\text{pixel/根}).$$

所以本文选择 d 为 5。

2.2.2 灰度级的选择

灰度共生矩阵的灰度级 N 决定了灰度共生矩阵的大小, 不仅影响计算的时间, 更重要的是影响统计的结果。 N 越大, 计算所需时间越长, 灰度共生矩阵也越稀疏; N 越小, 计算所需时间越短, 灰度共生矩阵也越密集。灰度共生矩阵的密集程度与 GLCM-BP 图像的结果是密切相关的。以图 2 中的油污疵点图像为例, 图 3 为其 $d=5, N$ 依次取 8、16、32、64、128、256 时的 GLCM-BP 图像。从图中可以看出 N 取 32~64 时疵点特征提取得比较好。考虑到计算时间的因素, 本文选取 N 为 32。

d 取 5, N 取 32 时图 2 中疵点的 GLCM-BP 图像如图 4 所示。

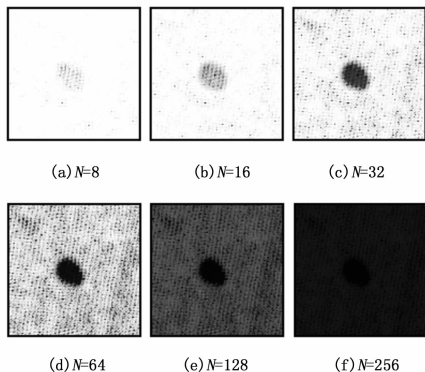


图 3 不同灰度级下的 GLCM-BP 图像

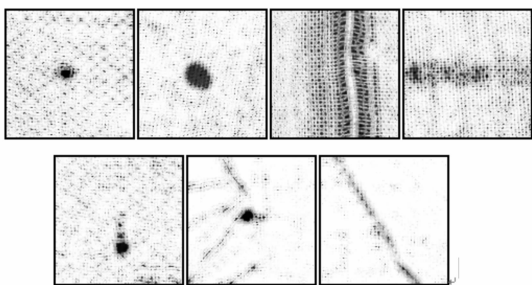


图 4 疵点的 GLCM-BP 图像

2.3 滤波与阈值分割

图 2 中的疵点图像经过 GLCM-BP 处理后均有许多干扰, 用滤波去除干扰是比较适合的方法。经过实验验证, 中值滤波的效果较好, 可以满足实验需求。滤波的模板选为 7×7 较合适。

织物图像受光照和织物性能及纹理的影响, 灰度值会有所不同, 采用固定阈值分割难以满足不同的情况。为了提高通用性, 采用自适应阈值分割。经过实验验证, OTSU 的效果较好, 可以满足实验需求。本文采用 OTSU 阈值分割, 最终的检测效果如图 5 所示, 从图中可以看出疵点检测效果较好。

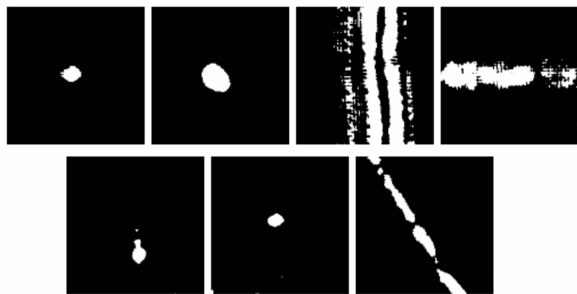


图 5 最终检测效果图

另外, 对于正常织物, 在采用自适应阈值分割后, 会把非疵点部分也分割出来。这也是自适应阈值的缺点, 对正常图像会产生分割的反效果。因此对正常织物需要设定一个阈值 T' ,

当自适应阈值 T 大于 T' 时, 认为图像灰度都是高灰度值, 不存在疵点; 当自适应阈值 T 小于 T' 时, 使用 T 进行阈值分割。本文里 T' 取 240。

3 GLCM-BP 与 GLCM 方法的比较

针对本文方法和 GLCM 方法, 统计了 50 幅大小为 200×200 的含有不同疵点的织物图像的检测结果, 如表 1 所示。GLCM 方法中检测窗口大小为 40×40 , 选取对比度和反差分矩作为特征, 提取特征向量后采用孤立点检测的方法^[4]来判断窗口是否有含有疵点。从表中可以看出 GLCM-BP 可显著提高疵点检出率。

表 1 GLCM-BP 与 GLCM 方法检测结果的对比

方法	本文方法	GLCM 方法
检出率/%	96	74

4 结论

本文在灰度共生矩阵和反向投影的基础上提出了 GLCM-BP 算法, 对织物常见的 7 类疵点进行了检测。根据织物的规格及图像的分辨率, 确定了 GLCM 的最优距离 d ; 根据不同灰度级下的 GLCM-BP 图像的效果, 选择了最佳灰度级 N ; 并结合中值滤波与 OTSU 阈值分割法实现疵点检测。同时, 通过与 GLCM 方法的比较, 验证了本文算法在疵点检测上的优势。

参考文献:

- [1] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I. Textural features for image classification [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1973, 3 (6): 610-621.
- [2] 张向东, 黄秀宝. 基于灰度共生矩阵和稳健马氏距离的织物横档类疵点检测 [J]. 东华大学学报 (自然科学版), 2009, 35 (6): 691-698.
- [3] 杨学志, 左海琴, 陈远, 等. PCA-NLM 的纺织品缺陷检测 [J]. 中国图象图形学报, 2013, 18 (12): 1574-1581.
- [4] 邹超, 朱德森, 肖力. 基于类别共生矩阵的纹理疵点检测方法 [J]. 华中科技大学学报 (自然科学版), 2006, 34 (6): 25-28.
- [5] Bi M D, Sun Z G, Li Y S. Textural fabric defect detection using adaptive quantized gray-level co-occurrence matrix and support vector description data [J]. Information Technology Journal, 2012, 11 (6): 673-685.
- [6] 高士忠, 卢易枫, 蔡振伟, 等. 基于灰度共生矩阵的帘子布疵点检测研究 [J]. 电子技术应用, 2008, 34 (1): 117-119.
- [7] Swain M J, Ballard D H. Color indexing [J]. International Journal of Computer Vision, 1991, 7 (1): 11-32.
- [8] Zhao D X, Dai X, Sun G D, et al. Study on adaptive threshold segmentation method based on brightness [J]. Przegląd Elektrotechniczny, 2012, 88 (9B): 150-152.
- [9] 刘洲峰, 郭彦强, 丁淑敏, 等. 基于 DSP 和图像分割的织物疵点实时检测方法 [J]. 计算机测量与控制, 2015, 23 (9): 2960-2963.
- [10] 刘建立. 基于小波分析和 BP 神经网络的织物疵点识别 [D]. 苏州: 苏州大学, 2007.