

基于 Gabor 滤波器和 HOG 特征的织物疵点检测

汤晓庆, 黄开兴, 秦元庆, 周纯杰

(华中科技大学 自动化学院, 图像处理与智能控制教育部重点实验室, 武汉 430074)

摘要: 针对织物疵点检测问题, 提出了一种基于 Gabor 滤波器和方向梯度直方图 (HOG) 特征的织物疵点检测算法; 首先使用 3 个尺度、4 个方向的 Gabor 滤波器组对织物图像进行滤波, 并做融合处理, 增强织物图像疵点区域和背景纹理之间的对比度; 然后使用双边滤波减弱图像背景纹理和噪声的影响; 最后将图像划分成均匀子块, 提取每个子图像块的 HOG 特征, 利用图像疵点区域和背景纹理的 HOG 特征差异进行阈值分割实现织物疵点的检测; 实验选取 5 种常见织物疵点进行验证, 并与传统的 Gabor 滤波算法进行了实验对比, 结果表明该算法可以较好的抑制织物背景纹理的干扰, 更加准确的检测出织物疵点。

关键词: 织物疵点检测; Gabor 滤波器; 双边滤波; 方向梯度直方图

Fabric Defect Detection Based on Gabor Filter and HOG Feature

Tang Xiaoqing, Huang Kaixing, Qin Yuanqing, Zhou Chunjie

(Ministerial Key Laboratory of Image Processing & Intelligent Control,

School of Automation, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: Aiming at the problem of detection of fabric defect, a fabric defect detection method based on Gabor filter and Histogram of Oriented Gradient (HOG) feature is presented. Firstly, a bank of Gabor filters with three scales and four directions are used to process the fabric image, through image fusion, the contrast between the defect zone and the background texture in the fabric image is enhanced; Then, the bilateral filter is used to weaken the influence of the background texture and noise of the fabric image; And Finally, the filtered image is divided into small image blocks with the same size, after extracting the HOG feature of each sub-image block, threshold segmentation is executed based on the difference of the HOG feature between defect area and background texture to realize the detection of fabric defect. Five normal fabric defects are tested, and a contrast experiment with the traditional Gabor algorithm is conducted. The experiment results show that the algorithm can better suppress the interference of the background texture and detect fabric defects more accurately.

Keywords: fabric defect detection; Gabor filter; bilateral filter; histogram of oriented gradient

0 引言

在纺织工业中, 织物的疵点会使其价值降低 45%~65%, 传统的织物疵点是通过人工进行检测, 不仅效率低下, 而且漏检率高, 研究发现人工疵点检测的准确率大概只有 60%~75%, 不能满足现在企业对产品质量的要求^[1]。

目前基于机器视觉和图像处理的疵点检测技术已经成为国内外研究学者的热门研究方向, 各种图像处理算法被研究用于疵点检测当中, 如基于统计的、基于模型的、基于频谱的方法等, 并产生了许多有益的成果^[2-3]。其中 Gabor 滤波器作为一种重要的时频分析方法, 由于在空间域和频率域都具备良好的局部性, 并且和人眼的视觉通道很相似, 因此被广泛的应用于疵点检测中^[4]。利用 Gabor 滤波器对织物分析的方法主要有两类: 一类是通过使用多尺度、多方向的 Gabor 滤波器组对织物疵点图像进行滤波^[5]; 另一类是通过最优化的方法调整 Gabor 滤波器参数来构造最优滤波器对织物图像进行检测, 这类方法需要事先对大量样本进行学习^[6]。Gabor 滤波器对织物图像滤波可以减少疵点图像对比度低和光照不

均的影响, 但是很难完全的消除背景纹理和噪声对疵点检测的干扰。方向梯度直方图 (Histogram of Oriented Gradient, HOG) 是一种有效的形状和边缘信息提取算子, 在机器视觉和图像处理领域被广泛应用于物体检测和体感识别等方面, 目前也有一些研究将其应用于疵点检测中^[7-8]。HOG 算子可以统计图像局部强度梯度和边缘分布来描述局部物体形状特征, 并且对光照变化不敏感^[9]。通过提取织物图像的 HOG 特征, 利用织物背景和疵点区域的 HOG 特征差异可以尽可能消除背景纹理和噪声对疵点检测的影响。

本文经过对国内外相关文献的研究, 将 Gabor 滤波器和 HOG 特征结合用于织物疵点检测, 通过增强织物图像的疵点信息和消除背景及噪声影响, 使织物疵点的检测更加准确。

1 Gabor 滤波器、HOG 原理

1.1 Gabor 滤波器理论

Gabor 变换是一种重要的时频分析方法, 在空间域, 它是由高斯函数调制的复振荡信号; 在频率域, 它是一个平移的高斯函数^[10]。Gabor 滤波器在二维空间的冲激响应函数为:

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\left(\frac{x'}{\sigma_x}\right)^2 + \left(\frac{y'}{\sigma_y}\right)^2\right]\right\} \times$$

收稿日期:2018-02-12; 修回日期:2018-04-04。

作者简介:汤晓庆(1993-),男,河南安阳人,硕士研究生,主要从事机器视觉、模式识别方向的研究。

$$\exp(2\pi j\omega_0 x') \quad (1)$$

其中： σ_x 和 σ_y 为滤波器的尺度因子，控制高斯函数在 x 轴和 y 轴的伸缩程度，如果 $\sigma_x = \sigma_y$ ，则高斯截面是圆形的，否则是椭圆形的； ω_0 则代表径向中心频率，其决定了 Gabor 滤波器在频率域中的位置； $x' = x\cos\theta + y\sin\theta, y' = -x\sin\theta + y\cos\theta, \theta$ 为旋转角度， x, y 为原来坐标， x', y' 为旋转后坐标。通过选择不同的尺度 ω_0 和方向 θ 的值，可以获得一组不同尺度、不同方向的自相似的 Gabor 滤波器。

Gabor 滤波器由实部和虚部组成，可表示为：

$$g(x, y) = g_e(x, y) + jg_o(x, y) \quad (2)$$

其中： $g_e(x, y)$ 是二维 Gabor 滤波器的实部， $g_o(x, y)$ 是二维 Gabor 滤波器的虚部。文献 [11 - 12] 的研究发现：Gabor 滤波器的实部适用于检测团状疵点，而虚部适用于边缘检测。

1.2 HOG 特征提取算法

方向梯度直方图 (HOG) 是一种在机器视觉和图像处理中用来进行物体检测的特征描述子^[13]。其基本观点是局部目标的外表和形状可以被局部梯度或边缘方向的分布很好的描述。本文采用的 HOG 特征提取算法流程如下：

1) 采用 Gamma 矫正法对图像进行矫正，降低图像局部的阴影和光照变化所造成的影响，同时抑制噪声干扰。

$$H(x, y) = h(x, y)^{\text{gamma}} \quad (3)$$

式中， $H(x, y), h(x, y)$ 分别表示图像在点 (x, y) 处的 Gamma 矫正后和校正前的像素值；gamma 一般取 1/2。

2) 计算图像每个像素点的梯度。其中图像在点 (x, y) 处的水平梯度和垂直梯度为：

$$G_x(x, y) = H(x + 1, y) - H(x - 1, y) \quad (4)$$

$$G_y(x, y) = H(x, y + 1) - H(x, y - 1) \quad (5)$$

式中， $G_x(x, y), G_y(x, y)$ 分别代表像素点 (x, y) 处的水平梯度、垂直梯度。可求得像素点 (x, y) 处的梯度幅值和方向分别为：

$$G(x, y) = \sqrt{G_x(x, y)^2 + G_y(x, y)^2} \quad (6)$$

$$\alpha(x, y) = \tan^{-1} \frac{G_y(x, y)}{G_x(x, y)} \quad (7)$$

式中， $G(x, y), \alpha(x, y)$ 分别为图像在像素点 (x, y) 处的梯度幅值和梯度方向。

3) 将图像分为 4×4 像素的单元 (cell)， 8×8 像素的块 (block)，其中 block 由邻近的 2×2 的 cell 组成，以 4 个像素 (一个单元) 为块步长。

4) 统计每个 cell 的梯度直方图，梯度直方图选择 4 个方向通道，即可得到 4 维的 HOG 向量。

5) 将每个 block 内 4 个 cell 的 HOG 向量进行统计，即得到 block 的 16 维 HOG 特征向量，同时对该 HOG 特征向量采用重叠单元归一化，减弱图像中的光照不均等影响。

6) 统计图像中所有 block 的 HOG 特征向量。

2 织物疵点检测算法

在进行织物疵点检测时，首先使用 3 个尺度、4 个方向的 Gabor 滤波器对织物图像进行滤波并将滤波后的图像进

行融合；然后再利用双边滤波对图像去噪；最后通过 HOG 特征提取和阈值分割实现疵点检测。算法的流程图如图 1 所示。

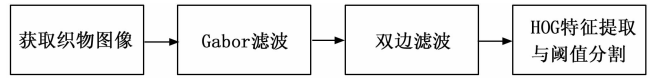


图 1 疵点检测算法流程图

2.1 Gabor 滤波

在获取待检测织物图像后，首先利用 Gabor 滤波器对图像进行滤波，滤波过程包括以下几步：

1) 在文献 [14 - 15] 中对比了 Gabor 滤波器的实部和虚部在不同径向中心频率和方位角组合下的分辨能力，发现 Gabor 滤波器的实部的分辨力远远好于虚部。考虑到常见织物 (平纹布和斜纹布) 的纹理一般在水平、垂直和对角线方向，本文采用 3 个尺度 ($\frac{1}{4}, \frac{\sqrt{2}}{8}, \frac{1}{8}$) 和 4 个方向 ($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$) 的二维实 Gabor 滤波器来对织物图像进行滤波。织物图像的 Gabor 滤波可以表示为：

$$f_{nm}(x, y) = g_{nm}(x, y) * f(x, y) \quad (8)$$

式中， $f(x, y)$ 表示待检织物图像， $f_{nm}(x, y)$ 表示滤波后的图像，‘*’表示二维卷积运算； $g_{nm}(x, y)$ 表示实 Gabor 滤波器， m 表示尺度数， n 表示方向数； $m = 1, 2, 3$ ； $n = 1, 2, 3, 4$ 。

2) Gabor 滤波后得到了 12 幅图像。首先把相同尺度、不同方向的图像进行融合，得到 3 幅不同尺度的融合图像：

$$p_m(x, y) = \left(\sum_{n=1}^4 f_{nm}^2(x, y) \right)^{1/2} \quad (9)$$

式中， $p_m(x, y)$ 表示融合后的图像； $m = 1, 2, 3$ 。

3) 将 3 幅不同尺度的图像再进行融合，得到融合图像 $p_{12}(x, y), p_{23}(x, y)$ ：

$$p_{12}(x, y) = (p_1(x, y)^2 + p_2(x, y)^2)^{1/2} \quad (10)$$

$$p_{23}(x, y) = (p_2(x, y)^2 + p_3(x, y)^2)^{1/2} \quad (11)$$

4) 对 $p_{12}(x, y), p_{23}(x, y)$ 进行融合，得到最终融合图像 $P(x, y)$ ：

$$P(x, y) = (p_{12}(x, y)^2 + p_{23}(x, y)^2)^{1/2} \quad (12)$$

2.2 双边滤波

在织物图像经过 Gabor 滤波之后，织物图像的疵点区域得到增强，背景纹理信息得到一定的抑制，为了保证疵点检测的准确性，需要进一步去除背景纹理信息和噪声。这里对比三种织物疵点检测中常用的图像去噪手段：中值滤波、高斯滤波、双边滤波，观察三种滤波算法对一幅含有明显疵点的织物图像的滤波效果，如图 2 所示。

在图 2 中，图 2 (a) 是疵点原图，图 2 (b) 是 Gabor 滤波后的图像，图 2 (c)、图 2 (d)、图 2 (e) 分别是对图 2 (b) 进行双边滤波、高斯滤波、中值滤波的效果图。从 3 种滤波算法对图 2 (b) 的滤波效果来看，双边滤波相比于其他两种算法，不仅很好的抑制了背景纹理，而且保持了图像中疵点的边缘信息。因此本文采用双边滤波对 Gabor 滤波后的织物图像进行去噪。

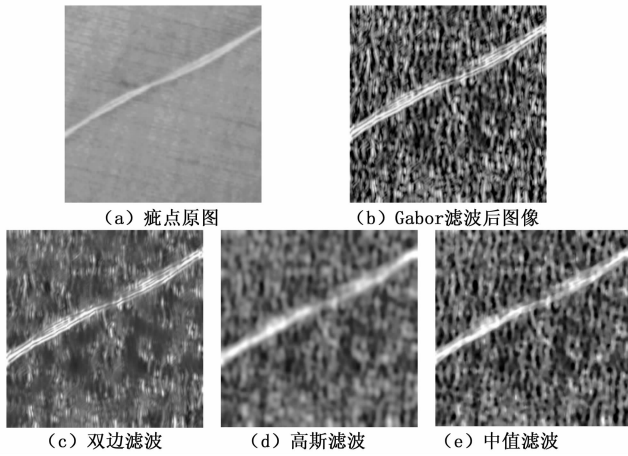


图 2 三种滤波算法效果对比

2.3 HOG 特征提取与阈值分割

经过双边滤波之后, 对滤波后的图像进行 HOG 特征提取和阈值分割。处理过程包括以下几步:

1) 提取图像的 HOG 特征向量。

按照前面 HOG 特征提取算法的步骤, 提取图像所有 8×8 图像块的 HOG 特征向量。以 256×256 像素的图像为例, 经过 HOG 特征提取可以得到 3969 个图像块, 因此可以得到 3969 个 16 维的 HOG 特征向量。

2) 根据图像提取的 HOG 特征向量进行阈值处理。

首先将待检织物的无疵点织物图像作为样本进行训练。通过对无疵点织物图像进行 Gabor 滤波和双边滤波之后, 提取图像的所有 16 维 HOG 特征向量, 然后统计 16 维特征向量每一维的最大值:

$$T_j = \max_{1 \leq i \leq n} v_i(j) \quad (13)$$

式中, n 表示特征向量总数; v_i 表示第 i 个特征向量, $i = 1, 2, \dots, n$; $v_i(j)$ 表示特征向量 v_i 的第 j 维特征值, $j = 1, 2, \dots, 16$; 表示特征向量第 j 维的最大值。

将无疵点织物图像中提取的 HOG 特征向量的每一维的统计最大值作为疵点检测阈值, 然后对被检织物图像进行阈值处理:

$$B_i(x, y) = \begin{cases} 1 & \exists v_i(j) > T_j \\ 0 & \forall v_i(j) \leq T_j \end{cases} \quad (14)$$

式中, $B_i(x, y)$ 表示特征向量 v_i 对应的图像块的像素值; 表示特征向量第 j 维的检测阈值。通过将图像中所有子图像块的 HOG 特征向量的每一维特征 (比如第 j 维) 与对应维度的疵点检测阈值比较, 如果存在某一维的特征值大于, 即说明该图像块为疵点区域, 将图像中该图像块的像素全置为 1; 否则该图像块为正常区域, 将图像中该图像块像素全置为 0。

3) 显示阈值分割后的二值图像, 从图像中可以清楚的观察织物图像中是否存在疵点以及疵点出现的位置。

3 实验与分析

为了检验本文提出算法的疵点检测效果, 对破洞、断

经等几种常见的织物疵点进行实验测试, 其中疵点图像来自 TILDA 织物纹理数据库以及 CCD 工业相机采集的织物图像, 图像大小为 256×256 像素。实验在 OpenCV2.4.10 和 Microsoft Visual Studio2010 环境下进行。

3.1 算法测试

本节利用本文提出算法对破洞、断径、断纬、油污、跳纱 5 种常见的织物疵点各选取 30 幅疵点图像进行实验测试, 疵点图像如图 3 (a) 所示。算法的具体实现步骤如下:

1) 对疵点图像进行 Gabor 滤波与图像融合。

首先通过前面选定的 Gabor 滤波器参数来构造 Gabor 滤波器组与疵点图像进行卷积运算实现 Gabor 滤波, 然后将 Gabor 滤波后的疵点图像按前述方法步骤进行图像融合。融合后的图像如图 3 (b) 所示, 从图中可以看出经过这步运算图像中疵点区域和背景纹理的对比度得到了明显增强。

2) 对融合后图像进行双边滤波。

图像双边滤波通过调用 OpenCV 中的双边滤波函数实现, 其中双边滤波的参数是经过对 5 种疵点图像进行测试设置的经验值。双边滤波后的图像如图 3 (c) 所示, 从图中可以看出双边滤波不仅实现了图像平滑, 同时很好的保留了疵点区域的边缘。

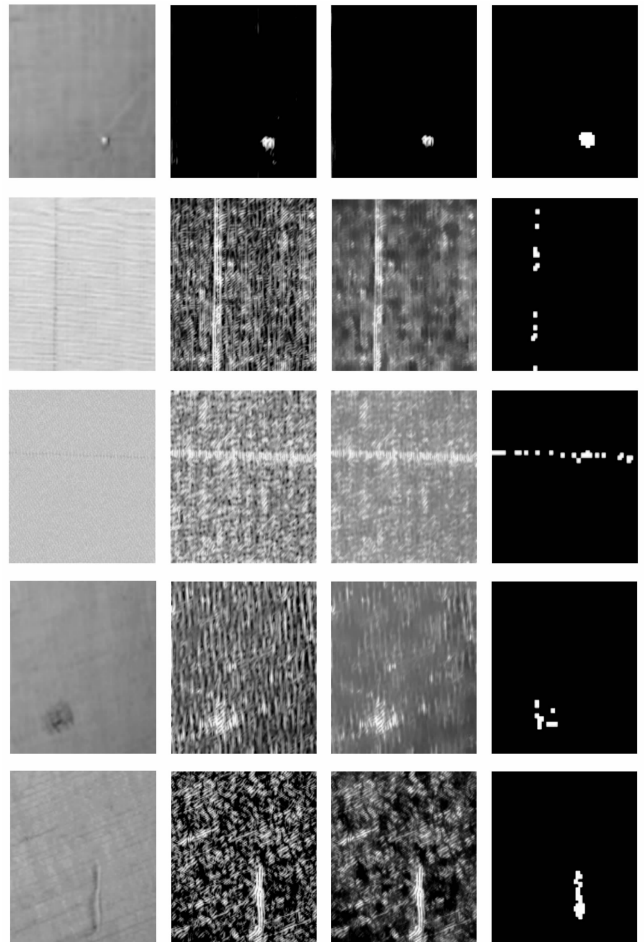


图 3 疵点检测效果图

3) 对图像进行 HOG 特征提取与阈值分割

图像 HOG 特征提取与阈值分割是按照前面介绍的算法步骤进行实现的, 其中阈值通过对 20 幅正常纹理织物图像按照前述方法进行训练得到。阈值分割后的最终疵点图像如图 3 (d) 所示, 从图中可以看出几种疵点被准确地从织物图像中检测和分割了出来。

经过对 5 种疵点各 30 幅图像进行实验测试, 这里对 5 种疵点的检测准确率进行了统计, 统计结果如表 1 所示。从图 3 中的疵点检测效果和表 1 中的疵点检测准确率来看, 本文提出的算法利用 Gabor 滤波器与 HOG 特征提取, 很好的实现了织物图像疵点区域的增强与背景纹理影响的消除, 进而保证了本文算法能够有效地实现织物常见疵点的检测, 并能较准确地确定疵点出现的位置和疵点的大致形状。

表 1 织物 5 种疵点检测准确率统计

疵点类型	破洞	断经	断纬	油污	跳纱
准确率/%	96.7	93.3	96.7	100	96.7

3.2 对比实验

为了进一步检验本文提出算法的检测效果, 这里将本文提出算法与文献 [16] 中的算法进行了对比, 其中文献 [16] 中利用了 4 个尺度、6 个方向的 Gabor 滤波器组对织物图像进行疵点检测。两种算法的实现与实验对比在本文搭建的实验平台下进行。

首先在实验中对比了两种算法对 4 种不同种类疵点的检测效果, 如图 4 所示。其中图 4 (a) 为疵点样本图像, 图 4 (b) 为本文提出的算法对疵点样本图像的检测结果, 图 4 (c) 为文献 [16] 中算法对疵点样本图像的检测结果。从 4 种疵点检测结果的对比上可以看出, 两种算法都检测到了疵点并将疵点从图像背景中分割了出来, 但是从整个疵点检测的效果上来看, 文献 [16] 中算法将一些背景纹理也检测为疵点, 而本文算法较好地消除了背景纹理和噪声的影响, 更加准确地定位了疵点的位置。

另外在实验中通过 CCD 相机收集了 50 幅织物图像, 其中包括 20 幅无疵点的样本图像, 30 幅含不同种类疵点的样本图像, 并将图像大小调整为 256×256 像素, 以提高检测效率。然后使用本文提出算法和文献 [16] 中算法分别对样本图像进行疵点检测, 检测结果见表 2。表 2 中的正检率表示疵点样本图像被正确检测的比率, 误检率表示无疵点样本图像被误检为存在疵点的比率。

表 2 织物疵点检测率统计

项目	检测率/%	
	本文算法	文献[16]算法
正检率	96.7	96.7
误检率	0	10

从表 2 中可以看出, 本文算法和文献 [16] 中算法的正检率相同, 但是本文算法对无疵点的织物图像的误检率较低。整个对比实验的结果表明: 与文献 [16] 中传统的 Ga-

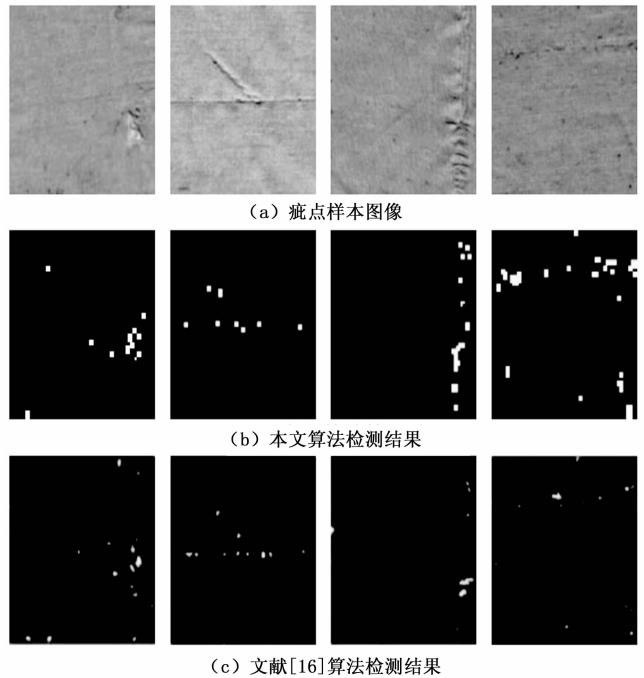


图 4 两种算法疵点检测结果对比

bor 滤波算法相比, 本文将 Gabor 滤波器和 HOG 特征提取结合可以更好的消除织物背景纹理和噪声的干扰, 使得整个织物疵点的检测结果更为准确。

4 结论

本文提出了一种基于 Gabor 滤波器和 HOG 特征的织物疵点检测算法。首先采用 3 个尺度、4 个方向的 Gabor 滤波器组对织物图像进行滤波, 使图像对比度增强, 同时抑制背景纹理信息; 然后通过双边滤波进一步对图像去噪; 最后通过提取图像 HOG 特征并利用图像疵点区域和背景纹理的 HOG 特征差异进行阈值分割实现织物的疵点检测。通过本文提出算法对多种织物疵点进行了测试, 并与传统的 Gabor 滤波算法进行了比较, 实验表明本文算法并且可以较好的抑制织物背景及噪声的干扰, 准确的将织物疵点从织物背景中分割出来。由于实际应用中的织物类型和生产条件各不相同, 根据实际情况后面可以对算法中的 Gabor 滤波器等的参数进行优化, 使其疵点检测的效果更好。

参考文献:

[1] L Tong, WK Wong, CK Kwong. Differential evolution-based optimal Gabor filter model for fabric inspection [J]. Neurocomputing, 2016, 3 (173): 1386-1401.
 [2] 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.
 [3] HYTNgan, GKHPang, NHCYung. Automated fabric defect detection—a review [J]. Image & Vision Computing, 2011, 29 (7): 442-458.