

# 基于机器视觉的无纺布缺陷自动检测系统

邵鑫玉 华继钊

(扬州大学信息工程学院 扬州 225127)

**摘 要** 织物疵点检测在计算机视觉织物质量自动检测中起着重要作用,其目标是准确查找及定位缺陷的位置。目前我国纺织品检测大多采用人工检测,存在检测速度低、误检率及漏检率高等问题。提出的织物疵点缺陷自动化检测系统是一种无监督的缺陷检测系统,主要是通过利用每个非重叠区域图像的灰度均值,设定动态阈值,进行分割,并采用 Blob 方法提取缺陷特征。实验结果表明,该方法在无纺布缺陷检测方面有较好的效果。

**关键词** 缺陷检测,纹理检测,SVD,Blob

中图分类号 TP391.4 文献标识码 A

## Automatic Detection System of Fabric Defects Based on Machine Vision

SHAO Xir-yu HUA Ji-zhao

(School of Information Engineering, Yangzhou University, Yangzhou 225127, China)

**Abstract** Fabric defect detection plays an important role in automatic visual inspection system detects. For the purpose of detect and localize texture defects. Inspection of fabric products has been done manually by trained staff at present. However, there are still some problems, such as low detection rate, high rate of error checking and high missed rate. In this passage, we put forward the fabric defect defects automatic detection system is a kind of unsupervised defect detection system. Mainly through the gray value of each of the non-overlapping areas of the image, set dynamic threshold segmentation, and using Blob defect feature extraction method. Experimental results show that the method has a good effect on the nonwoven fabric defect detection.

**Keywords** Defect detection, Texture detection, SVD, Blob

## 1 引言

无纺布主要应用于医疗、卫生用品、防水材料、服饰等行业中,产品的质量主要取决于无纺布的质量。传统无纺布质量的检测主要由人眼完成,检验速度慢,且检测成功率在 50%~60%。自 20 世纪 80 年代后期,计算机图像处理技术进入纺织测试领域以来,机器视觉技术就一直在无纺布行业中扩展其应用领域。由于基于机器视觉的瑕疵检测为在线检测,属于高速检测,因此一种快速、健壮的织物疵点检测算法一直是人们致力追求的。

早在 20 世纪 70 年代,一些学者就已经提出了各种各样的织物疵点检测算法<sup>[1-6]</sup>。纹理分析用于织物疵点检测有直观的吸引力,因为我们常用捕获纹理特征统计织物疵点。常用的纹理描述方法有 3 种:统计分析法、结构分析法、频谱分析法。统计方法始于 20 世纪 70 年代早期,由 Haralick 等人提出了基于二阶灰度统计特征的共生矩阵方法<sup>[7]</sup>;Conci 使用 Sobel 算子检测织物瑕疵<sup>[8]</sup>、子块平均值和标准差<sup>[4]</sup>、自相关子图像问题特征提取<sup>[9]</sup>,K-L<sup>[10]</sup>变换也被广泛用于织物疵点的分割。后来 Cohen 等人<sup>[11]</sup>使用高斯马尔可夫随机场模型(GMRF)描述纹理特征,其从正常纹理图像中提取模型参

数,通过统计假设检验判别疵点是否存在。东华大学的贡玉南<sup>[12]</sup>等也对此方法进行了研究,并取得了不错的效果。由于织物具有高度的周期性,因此,傅里叶变换被广泛用于织物检测<sup>[13,14]</sup>。多尺度的思想促进了基于频谱分析方法的发展,特别是基于 Gabor 滤波器的技术在纹理分析中被广泛采用<sup>[15]</sup>。然而一个成熟的系统需要从多方位考量:1. 结构简单,2. 成本较低,3. 稳定可靠,4. 检测效率高,5. 精度高。针对特定的布匹具有良好的鲁棒性,针对算法,则要考量融合多种算法,在兼顾检测率的同时提高检测速度来达到更好的实时性。而大多数计算机视觉方法缺乏灵活性或计算复杂度高。

针对这些问题,本文提出将边缘检测与动态阈值相结合应用于布匹瑕疵检测的方法。提取图像边缘的算法很多,经典的算法包括梯度(Gradient)算法、拉普拉斯算法(Laplacian)、索贝尔(Sobel)算子,虽然古典微分算子很容易计算,但它们检测边缘时容易误检。Canny 算子检测器<sup>[16]</sup>利用高斯函数的一阶微分,在噪声抑制和边缘检测之间取得较好的平衡,具有更好的边缘强度估计和较好的单、双边精度定位。本文先用 Canny 算子定位图像边缘,再利用动态阈值提取纹理瑕疵,最后用斑点法(Blob)剔除噪声点,准确快速地找到瑕疵点。

邵鑫玉(1989-),硕士生,主要研究方向为图像处理,E-mail:kimmyshao@163.com。

## 2 检测系统

### 2.1 硬件系统

在线无纺布缺陷检测系统主要由 PC 机、图像处理软件、图像采集设备、光源照明部分及 IO 控制部分和机械装置组成。其中图像采集由 CCD、镜头、图像采集卡和光源共同完成。高质量的采集图像是系统正确判断和决策的核心,是整个系统成功与否的关键所在。系统框架如图 1 所示。

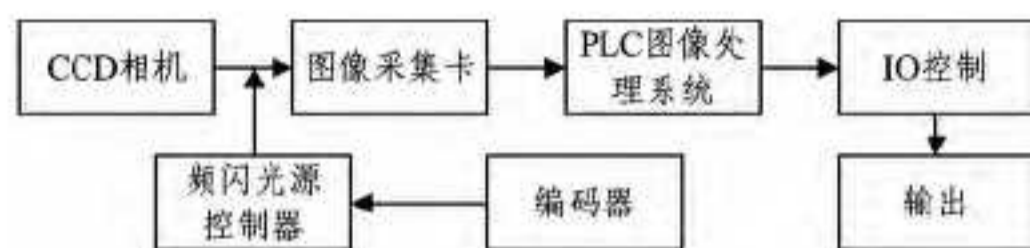


图 1 系统框架

由于无纺布纹理复杂,普通的背光源无法取得良好的效果,因此本系统中定制的频闪光源通过瞬时高亮得到良好的图像对比度。编码器用于触发光源控制器,同时计算布匹的长度,光源控制器再触发相机拍照,经图像采集卡采集图片并送至图像处理系统处理。

### 2.2 软件算法

缺陷检测方法一般分为两步,首先是检测准备,即通过对合格产品进行图像采集,获得标准图像,即模板图像,随后进行实际检测,即将待检测产品的图像与标准模板图像进行比较,从而根据比较结果确定瑕疵缺陷的存在与否以及缺陷位置,记录缺陷信息,判定其类型。缺陷检测的流程如图 2 所示。



图 2 瑕疵缺陷检测

虽然每卷布匹的初始位置是固定的,但是在布匹传动的过程中,布匹边缘的位置并非每次都是固定不变的,所以在检测前需要对布匹的边缘先做定位,以确保每次都从边缘开始检测。

#### 2.2.1 图像边缘定位

边缘检测的实质是采用某种算法来提取图像中对象与背景间的交界线。将边缘定义为图像中灰度发生急剧变化的边界区域。图像灰度的变化情况可以用图像灰度分布的梯度来反映,因此可以用局部图像微分技术来获得边缘检测算子。

经典的边缘检测方法,是对原始图像中像素的某小邻域来构造边缘检测算子,其过程如图 3 所示。



图 3 边缘检测的一般过程

常用的空域微分算子有 Log 算子、Canny 算子和梯度算子等。本文采用 Canny 边缘检测算子,利用高斯函数的一阶微分,在噪声抑制和边缘检测之间取得较好的平衡,具有更好的边缘强度估计和较好的单、双边精度定位。

边缘检测的目的主要是在限定区域内找到满足梯度阈值及方向的点。本算法中提取的边缘是一条方向线段,并规定其方向是从黑到白或从白到黑变换。检测方向不同, $x, y$  的一阶偏导数对于判断明暗变化的影响比重也不同,因此给出如下判别式:

$$|k_x f_x(i, j)| \geq |k_y f_y(i, j)| \quad (1)$$

$$BD = \{(i, j) | k_x f_x(i, j) \leq 0\} \quad (2)$$

$$DB = \{(i, j) | k_x f_x(i, j) > 0\} \quad (3)$$

其中,  $DB$  表示多以从黑到白的点的集合,  $BD$  代表从白到黑的点集,  $k_x$  和  $k_y$  分别表示在检测方向线段分别在  $x, y$  方向的斜率分量,  $f_x(i, j)$  和  $f_y(i, j)$  分别代表  $x, y$  方向的一阶偏导数。通过设定梯度阈值  $t$  后,得到期望的边缘点:

$$R_{BD} = \{(i, j) | m(i, j) \geq t\} \quad (4)$$

其中,  $m(i, j)$  代表梯度幅值。

#### 2.2.2 缺陷检测——基于灰度均值的动态阈值检测

常用的缺陷检测模板匹配技术有两种:差影法和灰度相关法。差影法的基本原理是将待检测图像与模板图像做像素差,对得到的差值图像判断是否存在缺陷及其大小和位置;灰度相关匹配则是计算目标图像与模板图像对应像素间的相似度,再进行缺陷位置判定。由于无纺布纹理复杂,而且实时性要求高,因此采用基于灰度的动态阈值检测法。

为了防止环境光的影响,先将图像分成互不重叠的  $N$  块,  $N$  的取值一般根据经验设定。首先求得该子区域的灰度均值  $Z$ ,通过根据瑕疵纹理区域与正常纹理区域的灰度差来设定检测阈值,瑕疵点通常有两种,一种是污点即黑点,一种是孔洞。根据实验经验,设定正常纹理与污点的灰度差为 40 个像素,与孔洞的差值为 50 个像素。设定的阈值  $T$  的表达式可写为:

$$\begin{cases} T_1 = Z - 40 \\ T_2 = Z + 50 \end{cases} \quad (5)$$

织物瑕疵的判别式可写为:

$$\begin{cases} P < T_1, & \text{则 } P \text{ 为污点} \\ T_1 < P < T_2, & \text{则 } P \text{ 为正常纹理, } P \text{ 为灰度值} \\ P > T_2, & \text{则 } P \text{ 为孔洞} \end{cases} \quad (6)$$

#### 2.2.3 缺陷提取

图像的几何特征在图像处理中起着十分重要的作用。利用区域特征的大小、位置、方向来确定物体的位置并识别它们。特征值量度的合理选取可以有效地提高检测的准确率。本文采用 Blob 算法提取已分割的缺陷特征。Blob 算法从背景中将目标分离出来,测量目标的形态参数,包括面积、周长、宽度、数量等。与基于点像素的处理算法相比,该算法处理速度快,被广泛应用于工业在线检测系统中。

由于图像存在噪声,可能会引起缺陷的误判,利用形态学分析和连通域方法进行 Blob 算法提取图像特征值,准确找出

缺陷的位置并确定其大小、形状及面积、数量等。通过设置缺陷面积阈值来抑制缺陷误检,当检测的 Blob 满足阈值条件时,则认为是缺陷,否则判定为是噪声。

### 3 系统实现与实验分析

硬件环境如下,相机: Cognex-IS5605; 镜头: 50mm; 曝光时间: 0.01ms。

软件环境,基于 Matlab 的编程实现。

检测目标: Aplix 无纺布瑕疵缺陷检测。

实验选取了 3 组有代表性的瑕疵图片,其均为布匹瑕疵出现频率较高的样本,因此有较高的实际应用价值。参考文献[1]是基于 Gabor 滤波实现布匹瑕疵检测的经典算法,而本文的预处理也是基于此滤波进行的。实验对 3 幅图片进行测试,实验样本及结果如图 4 所示,检测结果如表 1 所列。从表 1 可以看出本文算法的检测时间明显少于基于 Gabor 滤波的算法,能满足实时在线检测系统的要求。同时从图 4 中可以看出,基于动态阈值的检测算法能更好地提取图像的边缘。

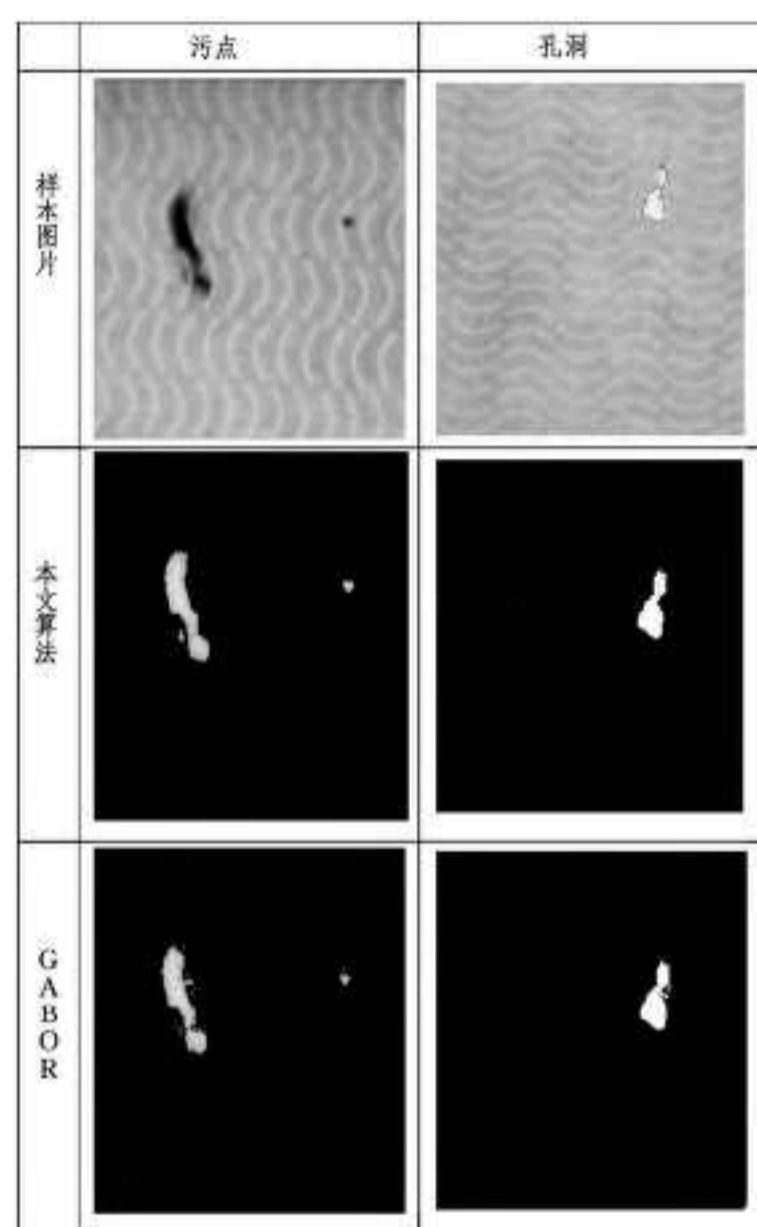


图 4 实验结果

表 1 实验结果比对

算法	平均时间	检测率%	误检率%
Gabor	2.1	84	8
本文	1.6	90	4

结束语 利用 Canny 算子定位图像边缘的属性,提出了基于灰度均值的动态阈值缺陷检测算法。该方法充分利用每个非重叠区域图像的灰度均值,设定动态阈值,进行分割,克服了传统的基于 Gabor 滤波边缘提取较差的弱点。实验表明,该算法具有较强的抗噪性和实时性,并且已经成功用于

APLIX 公司的织物检测系统。

### 参考文献

- [1] Sheen S H, Chien H T, Lawrence W P, et al. Ultrasonic imaging system for in-process fabric defect detection[P]. U. S. Patent 5 665907. Sept. 1997
- [2] Dorrity L, Vachtsevanos G. Inprocess fabric defect detection and identification[C] // Mechatronics' 98. Skovde, Sweden, Sept. 1998:745-750
- [3] Tsai F-S, Lin C-H, Lin J-J. Applying an artificial neural network to pattern recognition[J]. Textile Res. J., Mar. 1995; 65, 123-130
- [4] Zhang X F, Bresee R R. Fabric defect detection and classification using image analysis[J]. Textile Res. J., 1995, 65(1): 1-9
- [5] Wood E J. Applying Fourier and associated transforms to pattern characterization in textiles[J]. Textile Res. J., Apr. 1990, 60:212-220
- [6] Unser M, Ade F. Feature extraction and decision procedure for automated inspection of textured materials[J]. Pattern Recognit. Lett., Mar. 1984, 2:181-191
- [7] Haralick R M, Shanmugan K, Dinstein I. Textural features for image classification[J]. IEEE Trans. SMC, 1973, 3(6): 610-621
- [8] Conci A, Proenca C B. A computer vision approach to textile inspection. Text. Res[J]. Apr. 2000, 70:347-350
- [9] Wood E J. Applying Fourier and associated transforms to pattern characterization in textiles[J]. Textile Res. J., 1990, 60: 212-220
- [10] Unser M, Ade F. Feature extraction and decision automated inspection of textured materials[J]. Pattern Recognit. Lett., Mar. 1984, 2:181-191
- [11] Cohen F S, Fau Z, Attali S. Automated inspection of textile fabrics using textured models[J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., Aug. 1991, 13:803-808
- [12] 贡玉南, 华建兴, 黄秀宝. 基于高斯-马尔可夫随机场模型的织物纹理特征参数提取方法[J]. 中国纺织大学学报, 1999, 25(2): 1-4
- [13] Ravindi S A H. Fourier transform analysis of plain weave fabric appearance[J]. Textile Res. J., Nov. 1995, 65:676-683
- [14] Chan C H, Pang G. Fabric defect detection by Fourier analysis [J]. IEEE Trans. Ind. Applicat., Sept. /Oct. 2000, 36: 1267-1276
- [15] Escofet J, Navarro R, Millan M S, et al. Detection of local defects in textiles webs using Gabor filters[J]. Opt. Eng., Aug. 1998, 37:2297-2307
- [16] Canny J. A computational approach to edge detection[J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(6): 679-698