

# 基于最优 Gabor 滤波器的牛仔布缺陷检测

王清晨, 景军锋, 张蕾, 王晓华, 李鹏飞

西安工程大学电子信息学院, 陕西 西安 710048

**摘要** 针对牛仔布人工检测慢, 误检、漏检率高的问题, 提出一种采用最优 Gabor 滤波器的牛仔布缺陷自动检测算法。首先, 对正常的牛仔布图像构造任意的二维 Gabor 滤波器, 同时, 采用改进的差分进化算法优化 Gabor 滤波器参数, 得到与正常牛仔布纹理最匹配的参数; 然后, 根据最优参数构造 Gabor 滤波器, 对待检测图像进行卷积处理, 得到特征图像, 再结合阈值操作得到初步检测结果; 最后, 使用矩形框与局部大津法分割出精确的缺陷区域。实验结果表明: 该算法能够实现牛仔布的缺陷检测, 具有学习时间短、稳健性强和准确率高的特点。

**关键词** 机器视觉; 牛仔布缺陷检测; 最优 Gabor 滤波器; 差分进化算法; 图像分割

中图分类号 TP391.4

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.071501

## Denim Defect Detection Based on Optimal Gabor Filter

Wang Qingchen, Jing Junfeng, Zhang Lei, Wang Xiaohua, Li Pengfei

School of Electronics and Information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an, Shaanxi 710048, China

**Abstract** Aiming at the problems of slow speed, high rates of false detection and miss detection in denim artificial operation, we propose an automatic defect detection algorithm of denim by using the optimal Gabor filter. Firstly, an arbitrary two-dimensional Gabor filter is constructed for the normal denim image. Meanwhile an improved differential evolution algorithm is used to optimize the parameters of Gabor filter to get the best match with the normal denim texture. Secondly, the Gabor filter is constructed according to the optimal parameters, following which, an operation of convolution is applied to the image to be detected to obtain the corresponding feature image. Then, the initial detection result is obtained by combination with the threshold operation. Finally, we use the rectangular box and the local Otsu method to separate the exact defect area. Experimental results show that the proposed algorithm can better detect the denim defects with short learning time, strong robustness and high accuracy.

**Key words** machine vision; denim defect detection; optimal Gabor filter; differential evolution algorithm; image segmentation

**OCIS codes** 150.6910; 110.6880; 100.6950; 110.3010

## 1 引言

随着牛仔布产销量与日剧增、市场份额不断扩大, 牛仔布已成为当前棉纺织行业最重要的产品之一。在牛仔布的生产过程中, 质量控制起着重要的作用。传统的牛仔布检测靠人工目视完成, 不仅成本高, 而且受人工疲劳、主观因素等影响, 会产生错检、漏检的情况。据以往研究, 织物行业人力检测的准确率仅为 60%~70%<sup>[1]</sup>。由此可见, 实现牛仔布

缺陷自动检测具有十分积极的意义。

牛仔布表面和传统织物表面一样具有周期性、方向性和均匀性的结构性纹理<sup>[2]</sup>, 因此牛仔布缺陷检测可以看作是纹理分析问题。在纹理织物缺陷检测方面, 目前主要有 3 类方法<sup>[3-4]</sup>: 基于统计学的方法<sup>[5]</sup>、基于频域的方法、基于模型的方法<sup>[6]</sup>。对于上述这些方法, 基于利用 Gabor 滤波器对织物图像进行分析的方式可分为<sup>[7]</sup>: 多尺度多方向的 Gabor 滤波器组<sup>[8]</sup>和可以调制的 Gabor 滤波器<sup>[9]</sup>。

收稿日期: 2017-12-05; 收到修改稿日期: 2017-12-25

基金项目: 陕西省工业科技攻关(2015GY034)、陕西省重点研发计划(2017GY-003)

作者简介: 王清晨(1993—), 男, 硕士研究生, 主要从事机器视觉与图像处理方面的研究。E-mail: 1435860309@qq.com

导师简介: 景军锋(1978—), 男, 博士, 副教授, 主要从事机器视觉与图像处理方面的研究。

E-mail: jingjunfeng0718@sina.com

Gabor 滤波器组可以获得图像多尺度、多方向的特征<sup>[10]</sup>。Kumar 等<sup>[8]</sup>使用 4 个尺度和 6 个方向一共生成了 24 个 Gabor 滤波器,以检测织物上可能出现的缺陷。这种检测模型实现简单,但 Gabor 滤波器组的滤波会产生大量的数据,大大增加了计算量,实时性不强<sup>[11]</sup>。可调制的 Gabor 滤波器通过优化算法来获得滤波器的最优参数,使其抑制正常纹理、突显缺陷纹理。这种方法的运算效率高、实时性强。很多学者都对最优 Gabor 滤波器的设计进行了研究。如 Jing 等<sup>[12]</sup>使用遗传算法优化 Gabor 滤波器参数,并使用优化后的滤波器检测织物图案上的缺陷。遗传算法对于高维问题收敛速度很慢,甚至很难收敛;而差分进化(DE)算法收敛速度很快,且结果精确。Hu<sup>[13]</sup>使用模拟退化算法来优化 Gabor 滤波器参数。但模拟退化算法和 DE 算法相比,在收敛性方面存在不足,容易陷入局部最优解,而且算法不稳定。

本文利用成像系统采集的牛仔布图像<sup>[14]</sup>,使用一种新的目标函数配合改进的 DE 算法优化 Gabor 滤波器模型提取缺陷特征,采用阈值操作完成初步检测,然后使用矩形框提取缺陷区域,结合局部大津法完成检测。与传统的 Gabor 滤波器组算法相比,该算法有效地抑制了干扰,降低了算法计算量,提高了精确度。

## 2 二维 Gabor 滤波器

二维 Gabor 变换,是一种用来对图像进行特征提取的线性变换<sup>[15]</sup>,主要应用于图像处理、模式识别与计算机视觉等领域。二维 Gabor 变换函数<sup>[16]</sup>是由二维高斯函数调制的定向复数正弦光栅。空间

域中公式为

$$G(x, y) = \exp\left(-\frac{x'^2 + y'^2}{2\sigma^2}\right) \exp\left[i\left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \varphi\right)\right], \quad (1)$$

式中: $\lambda$  是以像素为单位的正弦调制波波长;相位偏角  $\varphi$  取值范围为  $-180^\circ \sim 180^\circ$ ,  $0^\circ$  代表无偏移; $\theta$  定义了 Gabor 滤波器特征选取的方向角度;平滑参数  $\sigma$  代表高斯面的形状因子。 $(x', y')$  是  $(x, y)$  根据(2)式旋转  $\theta$  角度得到的。

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}. \quad (2)$$

从(1)式中发现,Gabor 滤波器  $(x, y)$  是由实部  $G_e(x, y)$  和虚部  $G_o(x, y)$  组成,实部、虚部分别表示为

$$G_e(x, y) = \exp\left(-\frac{x'^2 + y'^2}{2\sigma^2}\right) \cos\left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \varphi\right), \quad (3)$$

$$G_o(x, y) = \exp\left(-\frac{x'^2 + y'^2}{2\sigma^2}\right) \sin\left[2\pi \frac{x'}{\lambda} + \varphi\right]. \quad (4)$$

二维 Gabor 函数的实部和虚部的一般响应如图 1 所示。

采用 Gabor 滤波器卷积处理图像的过程:

$$R(x, y) = I(x, y) * G(x, y), \quad (5)$$

式中  $I(x, y)$  表示无缺陷的牛仔布图像, $R(x, y)$  表示经过 Gabor 滤波器卷积处理后的图像,\* 表示图像的卷积操作。一组参数  $\Phi = (\sigma, \lambda, \varphi, \theta)$  确定一个 Gabor 滤波器, $\Phi$  作为 Gabor 滤波器中的参数,将用于确定最优 Gabor 滤波器的参数。

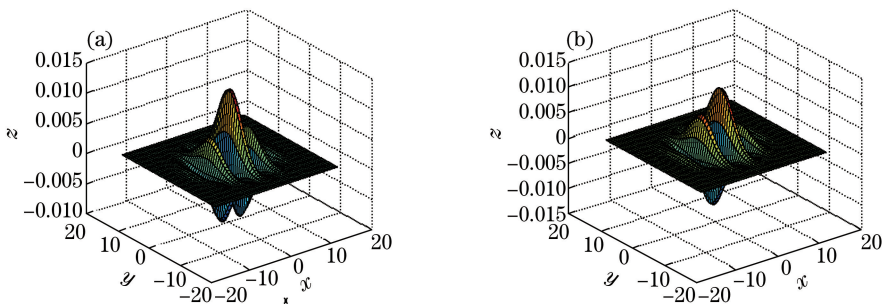


图 1 Gabor 滤波器的(a)实部与(b)虚部

Fig. 1 (a) Real part and (b) imaginary part of Gabor filter

## 3 牛仔布缺陷检测算法

提出的缺陷检测算法分为两个阶段。学习阶段:使用长宽均为  $N$  的正常牛仔布图像  $I(x, y)$  构

造任意的二维 Gabor 滤波器  $G(x, y)$ ,提取 Gabor 滤波器的参数  $\Phi = (\sigma, \lambda, \varphi, \theta)$ 。根据实际情况构造目标函数,建立 4 个决策变量、4 个约束条件的优化问题,再利用改进的 DE 算法对提取的 Gabor 滤波

器参数进行优化,得到最优滤波器参数  $\Phi^*$ 。利用对正常纹理特征的先验知识将 Gabor 滤波器优化视为半监督学习,将复杂的纹理分析问题转化为阈值问题。检测阶段:使用最优滤波器参数  $\Phi^*$  建立最优 Gabor 滤波器,对待检测牛仔布图像  $H(x, y)$  进行卷积处理,再使用大津法分割卷积结果图,得到缺陷的初步分割结果,然后根据缺陷位置使用特定大小的矩形框得到缺陷裁片,最后在裁片区域内使用局部大津法得到牛仔布缺陷的精确分割结果。算法流程图如图 2 所示。

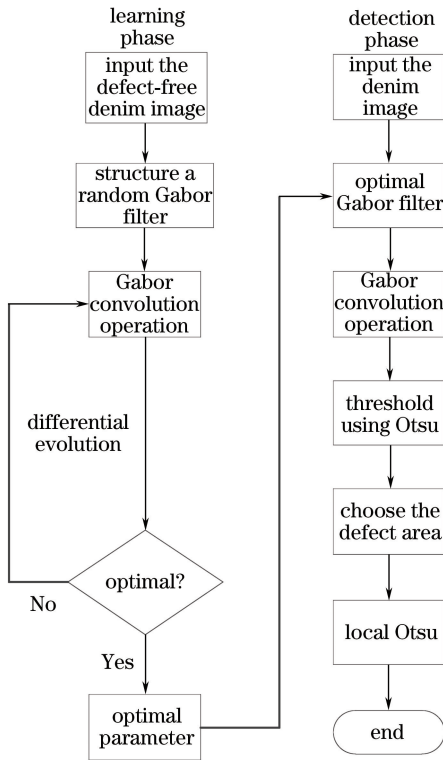


图 2 算法流程

Fig. 2 Flow chart of algorithm

### 3.1 构造目标函数

牛仔布缺陷检测问题可以看作是两种纹理的分割问题,即已知无缺陷纹理区域和未知有缺陷纹理区域。由于仅通过无缺陷图像学习,因此,首先对采用任意 Gabor 滤波器滤波后的结果图进行中值滤波操作,以弥补最终得到的最优参数在检测阶段构造的滤波器无法检测出较小缺陷的问题,然后丢弃中值滤波处理后图像的边界像素,以保证滤波信息的准确性,最后计算剩余像素集合的均值和方差,使得均值和方差最小,以保证将正常纹理全部滤波。

根据实际情况,构造新的目标函数,相比根据 Fisher 准则构造的目标函数,本文使用的目标函数中含有中值滤波和取舍像素部分,这两部分可以在

一定程度上忽略牛仔布边缘非完整的纹理。因为纹理图像的边界部分不具有唯一性,边界可能是纹理单元的一部分,这样的非完整纹理若不加以去除,会使训练得到的 Gabor 滤波器在测试图像卷积后特征图像的边界区域产生大量误判。所构造出的目标函数可以表示为

$$\max F(\Phi) = \frac{1}{\mu_m(\Phi) * \sigma_m(\Phi)}, \quad (6)$$

式中 Gabor 滤波器的参数  $\Phi = (\sigma, \lambda, \varphi, \theta)$ ,  $\mu_m(\Phi)$  和  $\sigma_m(\Phi)$  分别表示无缺陷牛仔布图像经过 Gabor 滤波、中值滤波并丢弃边界像素以后的能量均值和标准差。

$$\mu_m = \frac{1}{(N-2)^2} \sum_{i=2}^{N-1} \sum_{j=2}^{N-1} E_r(i, j), \quad (7)$$

$$\sigma_m = \sqrt{\frac{1}{(N-2)^2} \sum_{i=2}^{N-1} \sum_{j=2}^{N-1} [E_r(i, j) - \mu_m]^2}, \quad (8)$$

式中  $E_r(i, j)$  系经过 Gabor 滤波器和中值滤波器处理后的图像能量:

$$E_r(i, j) = \sqrt{[I(x, y) * G(x, y)]^2 * M(a)}, \quad (9)$$

式中  $M(a)$  表示边长为  $a$  的中值滤波器。

### 3.2 确定优化模型

牛仔布缺陷检测的优化模型可以确定为具有多个决策变量、多个约束条件的非线性规划问题,具体可以描述为

$$\max F(\Phi) = \max F(\sigma, \lambda, \varphi, \theta), \quad (10)$$

式中约束条件 1 为  $\sigma \in [0.4, 1]$ , 它表示 Gabor 滤波器的形状,影响正常纹理的排列;约束条件 2 为  $\lambda \in [0.5, 2]$ , 约束条件 3 为参数  $\varphi \in [0, 180]$ , 约束条件 2 和约束条件 3 共同决定纹理尺度范围;约束条件 4 为  $\theta = (0^\circ, 90^\circ)$ , 这是由于一般缺陷均出现在垂直和水平方向上,同时这样的约束条件还可以直接强化水平和垂直的缺陷,因此直接将  $\theta$  的取值限定。这样所需要优化的参数降低为三维,约束条件有助于提高优化算法的搜索效率。

### 3.3 改进的 DE 算法求解优化

对于牛仔布缺陷检测优化模型采取改进的 DE 算法进行优化。DE 算法是一种简单而有效的进化算法,用于连续搜索领域的全局优化问题<sup>[17]</sup>。在过去 10 年中,DE 算法已成功应用于信号处理、数据挖掘、化学工程等现实优化问题<sup>[18-21]</sup>。具体的优化过程如下。

1) 优化过程的第一步是将解决方案编码成决策向量。对于牛仔布缺陷检测问题,决策向量具有

三维： $\sigma$ 、 $\lambda$  和  $\varphi$ ，目标是根据目标函数找到  $\sigma$ 、 $\lambda$  和  $\varphi$  的最优组合。

2) 种群初始化。对于种群的初始化，随机地将特定范围内的实数分配给染色体的每个维度。三个变量( $\sigma$ 、 $\lambda$  和  $\varphi$ )是连续的。DE 算法本身也要求参数是连续的，这给使用该算法提供了便利。

3) 变异。初始化种群之后需要进行突变操作，常见的突变策略是随机选取种群中的 2 个不同个体，将其向量做差后与待变异个体进行向量合成，变异过程为

$$v_i(g+1) = x_{r_1}(g) + F[x_{r_2}(g) - x_{r_3}(g)],$$

$$i \neq r_1 \neq r_2 \neq r_3, \quad (11)$$

式中  $F$  为变异率， $x_i(g)$  表示第  $g$  代种群中的第  $i$  个个体， $v_i(g+1)$  表示变异个体。

4) 交叉。对第  $g$  代种群  $x_i(g)$ ，以及变异的个体  $v_i(g+1)$  进行交叉操作。其过程为

$$u_{i,j}(g+1) = \begin{cases} v_i(g+1), & \text{if } \text{rand}(0,1) < C_r \text{ or } j = j_{\text{rand}} \\ x_{i,j}(g), & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (12)$$

式中： $C_r$  表示交叉率； $j_{\text{rand}}$  为  $[1, 2, 3]$  的随机整数，这是由 3 个优化参数决定的。

5) 选择。根据最终确定的目标函数计算出函数值，选取其中最小者。当函数取值相近时，比较各个参数的大小，选择较小的参数。

无缺陷牛仔布  $I(x, y)$  在迭代过程中的能量变化曲线如图 3 所示，需要得到目标函数的最大值，即能量响应最小值。图 3 的横坐标显示迭代次数，纵坐标表示能量响应，可以看出，随着迭代次数的增加，正常牛仔布图像的能量响应在减小。最终得到的滤波器会使正常纹理响应最小，以达到滤除正常纹理的目的。图 4 是采用最终得到的滤波器对正常牛仔布图像进行卷积处理后的能量响应分布，从图中可以看出，能量响应较低，表明实现了对正常纹理的滤除。

### 3.4 阈值处理

根据学习过程中得到的 Gabor 滤波参数  $\Phi^*$ ，构造出水平和垂直方向的最优滤波器。用这两个最优滤波器对待检测的牛仔布图像  $H(x, y)$  进行卷积操作，得到两个方向的特征图像。然后将这两个特征图使用“或”操作融合，并对融合图进行归一化处理：

$$f_s(x, y) = \frac{f(x, y) - \min[f(x, y)]}{\max[f(x, y)] - \min[f(x, y)]}, \quad (13)$$

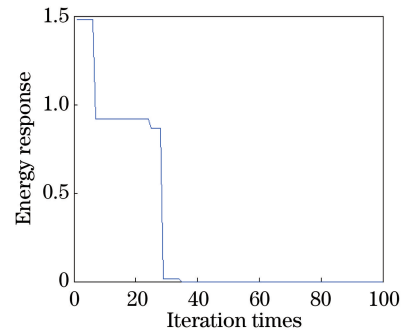


图 3 无缺陷牛仔布纹理能量变化曲线

Fig. 3 Texture energy response curve of normal denim

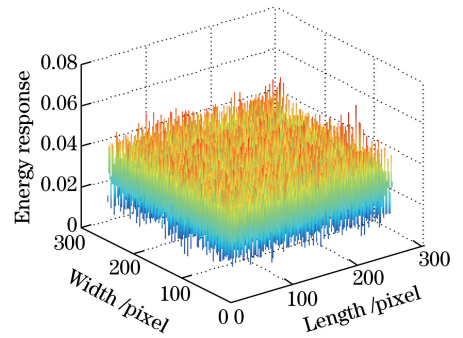


图 4 无缺陷牛仔布能量分布

Fig. 4 Energy distribution image of defect-free denim

式中  $f(x, y)$  为融合后的图像， $f_s(x, y)$  为归一化后的图像，融合图像中灰度级的最大和最小值分别为  $\max[f(x, y)]$  和  $\min[f(x, y)]$ 。对于阈值操作，由于手动阈值会大大降低算法的稳健性，因此使用大津法从  $f_s(x, y)$  中获取最佳的分割效果，得到牛仔布缺陷检测的初步检测结果。

### 3.5 精确分割

由于牛仔布自身的纹理特征，初步检测结果中会包含一些伪缺陷信息。该类缺陷纹理特征与正常纹理接近程度较高。为防止误判与漏检，需要对缺陷周边再进行一次判断。由于缺陷为纵向或者横向，因此对已经初步定下的缺陷点进行矩形区域的选取。将矩形区域的长限定为图像的长，根据图像的分辨率选择两根纱线的宽度作为矩形区域的宽度。据此，选取的两个矩形框的大小分别为  $255 \text{ pixel} \times 10 \text{ pixel}$  和  $10 \text{ pixel} \times 255 \text{ pixel}$ 。用这种方法对每个初步定为缺陷的结果都提取横、纵两个矩形区域，然后对提取的区域再次使用局部大津法得到精确的缺陷分割结果。

## 4 实验与分析

为验证本文算法的可靠性，在实验中使用的图像均通过扫描仪获得，扫描仪的分辨率设置为

600×600 dpi。在保证分辨率的前提下将图像均裁剪成 256 pixel×256 pixel 的大小。共采集 100 幅牛仔布图像进行分类和统计。离线数据库包含 40 张 8 种缺陷类型的牛仔布样本、60 张无缺陷的牛仔布样本。实验中使用的所有检测模型都通过 MATLAB 2014a 实现,并运行在 Intel Core i5 处理器上。

在相同的数据库上对文献[8]算法、文献[14]算法与本文算法进行比较。文献[8]算法基于 Gabor 滤波器组,由 18 个 Gabor 滤波器组成,是织物缺陷检测的经典方法;文献[14]算法是采用模拟退火算法优化 Gabor 滤波器获取最佳缺陷检测模型的算法。本文采用两个方向的最优 Gabor 滤波器,在检测效率上明显优于经典算法。在检测效果上,对多种常见缺陷类型分别采用了本文算法、文献[8]算法和文献[14]算法进行实验测试,实验效果图如图 5 所示。数据库整体的检测结果如表 1 所示,表中列出了本文算法,以及文献[8]算法和文献[14]算法对于该样本库的误检个数与漏检个数。

由图 5(b)~(d)可知,文献[8]算法、文献[14]算法,以及本文算法均能检测出缺陷。分析文献[8]算法的检测效果图[图5(c)]发现,其中包含较多的

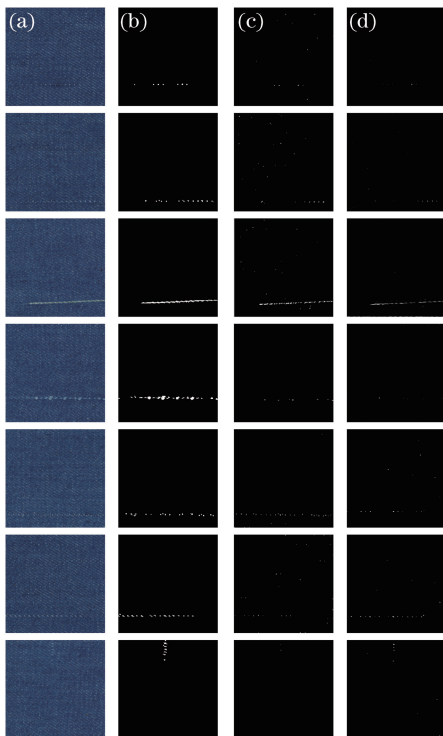


图 5 不同算法检测效果对比。(a)缺陷原图;  
(b)本文算法;(c)文献[8]算法;(d)文献[14]算法

Fig. 5 Detection results comparison of different algorithms.

(a) Initial image; (b) proposed algorithm;  
(c) algorithm in Ref. [8]; (d) algorithm in Ref. [14]

表 1 牛仔布缺陷检测结果统计

Table 1 Statistics of detection results of denim defect

Detection algorithm	Detected image	Detection result	
		Yes	No
Proposed algorithm	Defect denim image	39	1
	Defect-free denim image	59	1
Algorithm in Ref. [8]	Defect denim image	38	2
	Defect-free denim image	56	4
Algorithm in Ref. [14]	Defect denim image	37	3
	Defect-free denim image	58	2

干扰点,这是由多种不同尺度的 Gabor 滤波器在进行特征融合时导致的,而本文算法是基于 2 个方向的最优 Gabor 滤波器,因此在融合时不会产生过多的干扰点。在图 5 第 5 行对含有较大白色缺陷样本的检测中,文献[14]算法检测效果不理想,而本文算法可以将缺陷较为完整地检测出,这是由于白色缺陷形状与圆形相似度较高,文献[14]算法获得的最优 Gabor 滤波器中的方向参数  $\theta$  仅有一个,因此导致提取的特征不全,而本文算法在双方向 Gabor 滤波后加入了局部处理,因此可以检测出该类缺陷。对比图 5(b)~(d)可以发现,本文算法检测出的缺陷位置、缺陷大小以及缺陷形状更加精确,证明本文算法有效。

从表 1 可以看出,对于有缺陷牛仔布样本的检测,本文算法与文献[8]和文献[14]算法均能检测出大多数的缺陷样本,3 种算法的漏检个数均较少。在对正常牛仔布样本的检测中突显出本文算法的优势,本文算法的误检个数低于文献[8]和文献[14]算法,证明本文算法相比于文献[8]和文献[14]算法的检测精度更高。

为了检验本文算法的学习速率,使用 256 pixel×256 pixel 的标准无缺陷图像作为样本,对标准图像进行多次训练,统计训练时间,并与文献[14]算法进行对比,结果如表 2 所示。文献[14]采用模拟退火算法对 Gabor 滤波器的参数进行优化,

表 2 训练时间对比

Table 2 Comparison of training time

Sequence number	Training time /ms	
	Proposed algorithm	Algorithm in Ref. [14]
1	39.2	58.6
2	39.6	60.1
3	38.7	66.3
4	37.6	57.1
5	38.2	59.1
6	39.1	57.2
7	41.2	67.9
8	40.8	66.3

从表 2 数据可以看出,本文算法需要的训练时间少于文献[14]算法。

为进一步验证本文算法的适用性,对其他纹理织物也进行了检测。检测结果如图 6 所示。图 6

(a)、(c)、(e)为原始缺陷图像,图 6(b)、(d)、(f)为对应原始图像的检测效果图。从检测效果图可以看出,本文算法不仅对牛仔布的缺陷检测有效,对于其他纹理织物也有一定的检测效果。

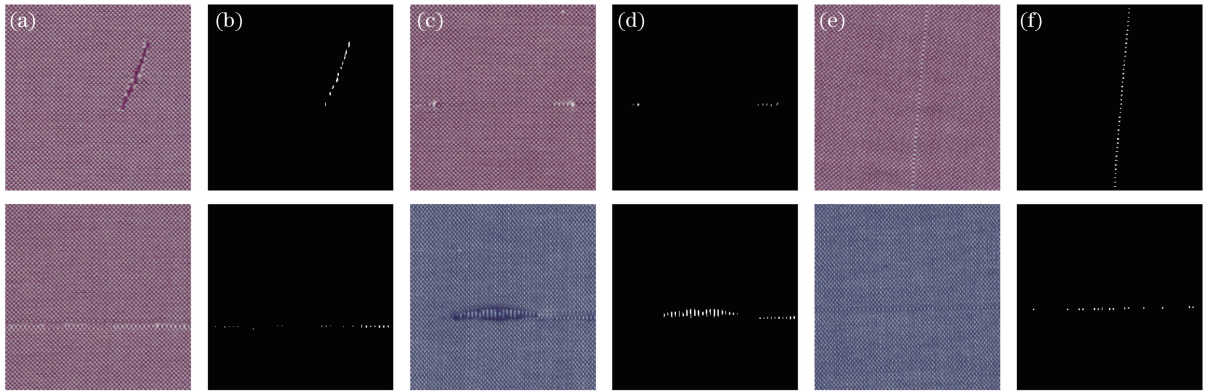


图 6 其他织物缺陷检测结果。(a)(c)(e)原始缺陷图像;(b)(d)(f)对应的检测效果图

Fig. 6 Defect detection results in other fabric materials. (a)(c)(e) Original defect images; (b)(d)(f) corresponding detection renderings

## 5 结 论

为了解决牛仔布缺陷检测问题,设计一种自动高效的缺陷检测算法。该算法采用最优滤波器的方式,因此整个模型的计算成本大大降低。同时,采用局部处理的方式,降低了误检率。通过实验,将本文算法与文献[8]和文献[14]中的算法进行比较,证明本文算法可以获得高质量的分割结果与精准的检测结果。但所提出的缺陷检测算法在学习阶段仅对无缺陷的牛仔布图像进行学习来优化 Gabor 滤波器参数,这种训练相当于半监督学习。今后,可以采集更多的牛仔布缺陷图像,在训练阶段对缺陷样本和正常样本同时进行学习,利用监督学习的方式提取缺陷特征,以进一步降低误检率与漏检率,最终获得实用性更高、检测速度更快的检测算法。

## 参 考 文 献

- [1] Yu M M, Li Y Y, Jiang G M, *et al.* Warp knit fabric defect detection method based on optimal Gabor filter[J]. *Journal of Textile Research*, 2016, 37(11): 48-54.  
尉苗苗, 李岳阳, 蒋高明, 等. 应用最优 Gabor 滤波器的经编织物疵点检测[J]. *纺织学报*, 2016, 37(11): 48-54.
- [2] Yuan D L, Song Y M. Fabric defect detection based on optimal Gabor filters[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2006, 11(7): 954-958.  
袁端磊, 宋寅卯. 基于最优 Gabor 滤波器的织物缺陷

检测[J]. *中国图象图形学报*, 2006, 11(7): 954-958.

- [3] Kumar A. Computer-vision-based fabric defect detection: a survey [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2008, 55(1): 348-363.
- [4] Ngan H Y T, Pang G K H, Yung N H C. Automated fabric defect detection: a review [J]. *Image & Vision Computing*, 2011, 29(7): 442-458.
- [5] Shi M, Fu R, Guo Y, *et al.* Fabric defect detection using local contrast deviations[J]. *Multimedia Tools & Applications*, 2011, 52(1): 147-157.
- [6] Campbell J G, Fraley C, Murtagh F, *et al.* Linear flaw detection in woven textiles using model-based clustering[J]. *Pattern Recognition Letters*, 1997, 18(14): 1539-1548.
- [7] Borg J, Gershon S, Alpert M. Optimal Gabor filters for textile flaw detection [J]. *Pattern Recognition*, 2002, 35(12): 2973-2991.
- [8] Kumar A, Pang G K H. Defect detection in textured materials using Gabor filters[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2002, 38(2): 425-440.
- [9] Hu G H. Automated defect detection in textured surfaces using optimal elliptical Gabor filters [J]. *Optik*, 2015, 126(14): 1331-1340.
- [10] Xia J, Pei D, Wang Q Z, *et al.* Face recognition based on local adaptive ternary derivative pattern coupled with Gabor feature [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(11): 111004.  
夏军, 裴东, 王全州, 等. 融合 Gabor 特征的局部自

- 适应三值微分模式的人脸识别[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(11): 111004.
- [11] Vautrot P, Bonnet N, Herbin M. Comparative study of different spatial/spatial-frequency methods (Gabor filters, wavelets, wavelets packets) for texture segmentation/classification [C] // International Conference on Image Processing, 1996, 3: 145-148.
- [12] Jing J, Yang P, Li P, *et al.* Supervised defect detection on textile fabrics via optimal Gabor filter [J]. Journal of Industrial Textiles, 2014, 44(1): 40-57.
- [13] Hu G H. Optimal ring Gabor filter design for texture defect detection using a simulated annealing algorithm [C] // Proceedings of 2014 International Conference on Information Science, Electronics and Electrical Engineering, 2014: 860-864.
- [14] Yang F F, Miao J, Xie Y J, *et al.* Internal defects of large optics detected by total internal reflection technique[J]. Chinese Journal of Lasers, 2017, 44(6): 0604005.  
杨菲菲, 缪洁, 谢雨江, 等. 全内反射技术检测大口径光学元件体内缺陷[J]. 中国激光, 2017, 44(6): 0604005.
- [15] Ye Z, Bai L, Nian Y J. Hyperspectral image classification algorithm based on Gabor feature and locality-preserving dimensionality reduction[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(10): 1028003.  
叶珍, 白麟, 粘永健. 基于 Gabor 特征与局部保护降维的高光谱图像分类算法[J]. 光学学报, 2016, 36(10): 1028003.
- [16] Daugman J G. Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimized by two-dimensional visual cortical filters[J]. Journal of the Optical Society of America A: Optics & Image Science, 1985, 2(7): 1160-1169.
- [17] Storn R, Price K. Differential evolution: a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces [J]. Journal of Global Optimization, 1997, 11(4): 341-359.
- [18] Das S, Abraham A, Konar A. Automatic clustering using an improved differential evolution algorithm [J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics-Part A: Systems and Humans, 2008, 38(1): 218-237.
- [19] Storn R. Differential evolution design of an IIR-filter [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Evolutionary Computation. 1996: 268-273.
- [20] Plagianakos V P, Tasoulis D K, Vrahatis M N. A review of major application areas of differential evolution [M] // Advances in Differential Evolution. Berlin Heidelberg: Springer, 2008: 197-238.
- [21] Yang T, Gao H, Kurths J. Multiobjective identification of controlling areas in neuronal networks [J]. IEEE/ACM Transactions on Computational Biology & Bioinformatics, 2013, 10(3): 708-720.