

# 一种新的基于纹理分水岭的纺织品缺陷检测方法

沈晶 杨学志

(合肥工业大学计算机与信息学院, 合肥 230009)

**摘要** 纺织品缺陷检测是纺织品自动检测的重要环节,而纺织品缺陷检测的目的是为了准确地对纺织品的缺陷区域进行定位。为了对纺织品缺陷进行准确有效的检测,提出了一种新的基于纹理分水岭的纺织品缺陷检测方法。该方法首先利用小波变换提取了图像的各子带纹理特征;然后对各子带纹理特征求梯度,并通过融合各子带梯度来获得纹理梯度,使其在纹理梯度中能有效地突出纹理区域的边界;最后在此基础上,结合分水岭分割,即能准确地检测出纺织品的缺陷区域。通过对一组6类纺织品缺陷进行检测的实验证明,该新算法是有效的。

**关键词** 图像分割 纺织品缺陷 纹理分水岭 小波变换

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)10-1997-07

## A New Method for the Fabric Defect Defection Based on Texture Watershed

SHEN Jing, YANG Xue-zhi

(Computer and Information Faculty, Hefei University of Technology, Hefei 230009)

**Abstract** Fabric defect detection and classification (FDDC) plays an important role in the automated inspection of fabric products. In this paper, a novel defect detection method based on texture watershed is proposed. The properties of texture defects are characterized using the wavelet method. Texture gradient can be acquired by calculating the sub-band wavelet. Texture gradient contains many texture features and the boundary of texture regions in fabric images can be enhanced. Combined with the watershed transform, the defective regions in fabric images can be detected accurately. The proposed method achieves efficient and accurate performance on the detection of 6 fabric images containing fabric defects.

**Keywords** image segmentation, fabric defect, texture watershed, wavelet transform

## 1 引言

当今纺织品工业的纺织品缺陷检测占据了质量控制的重要环节。然而,现有的检测方法主要是依靠人工的方式进行,而且由于劳动量巨大,人工检测的方法常常不会给产品带来正确的评价。近年来,人工检测系统逐步被纺织品自动检测系统(FAVI)所代替。FAVI系统是通过利用图像处理、模式识别

等计算机技术来对纺织品缺陷进行可靠、客观、稳定的检测。对于纺织品缺陷检测技术,主要有以下两个方向:一个方向是利用纹理的统计特性进行分析,即主要依赖于纺织品的视觉纹理特性;另一个方向是利用小波变换对有缺陷的纺织品图像进行多尺度分析。由于小波变换具有能对信号进行多分辨率分析和能反映信号局部特征的特点,因此小波变换被广泛地应用于纺织品缺陷的检测中<sup>[1-3]</sup>。相关的工作已经证明,基于小波变换的纺织品缺陷检测与基

基金项目:国家自然科学基金项目(60672120)

收稿日期:2008-06-06;改回日期:2008-08-18

第一作者简介:沈晶(1984~),女。现为合肥工业大学计算机与信息学院硕士研究生。研究方向为数字图像分析、图像处理。

E-mail: jingvicky1028@yahoo.com.cn

于统计纹理分析的方法相比,基于小波变换的方法的检测性能更好、计算量更少,尤其是针对一些小的纺织品缺陷,其优势更为明显。但以往的利用小波变换的检测方法的处理过程比较复杂<sup>[4]</sup>。

纹理分水岭方法近年来已被广泛用于图像分割中<sup>[5-6]</sup>。其中,纹理梯度是利用小波变换的多尺度分析来提取纹理图像的各子带纹理特征,其不仅能有效地反映纹理突变区域,并具有区域性的特点。在此基础上进行分水岭分割,即能得到较为准确的图像分割结果。但通常为了消除纹理梯度中的“双边缘”,一般会利用中值滤波或数学形态学的膨胀运算<sup>[5-6]</sup>来进行预处理,但这种预处理易造成边界定位不准确。本文针对纺织品缺陷检测的特点,提出了一种新的计算纹理梯度的方法,不仅有效地克服了上述问题,而且进一步结合分水岭分割,还能够准确地提取出纺织品缺陷区域的边界。实验也证明

该方法用于纺织品缺陷检测中能获得令人满意的检测效果。

## 2 新算法的原理及应用背景

在计算纹理梯度时,首先需要准确地表示纹理特征,目前,已经有很多方法被提出用于表示图像中每一点的纹理特征,如 Gabor 滤波器<sup>[7]</sup>、复小波变换<sup>[5]</sup>等。新算法是采用较为简单、具有平移不变性的无抽样小波变换<sup>[4]</sup>来对图像每一点的纹理进行表示。小波变换不仅能够在图像的边缘点产生大量的响应,而且边缘响应与小波变换的尺度有关。在较小的尺度,由于小波变换可计算与较小的空间间隔对应的灰度变化,因此可给图像的细节边缘提供响应;在较大的尺度,可消除细节边缘引起的波动,可见小波变换主要对应较大结构边缘的响应。

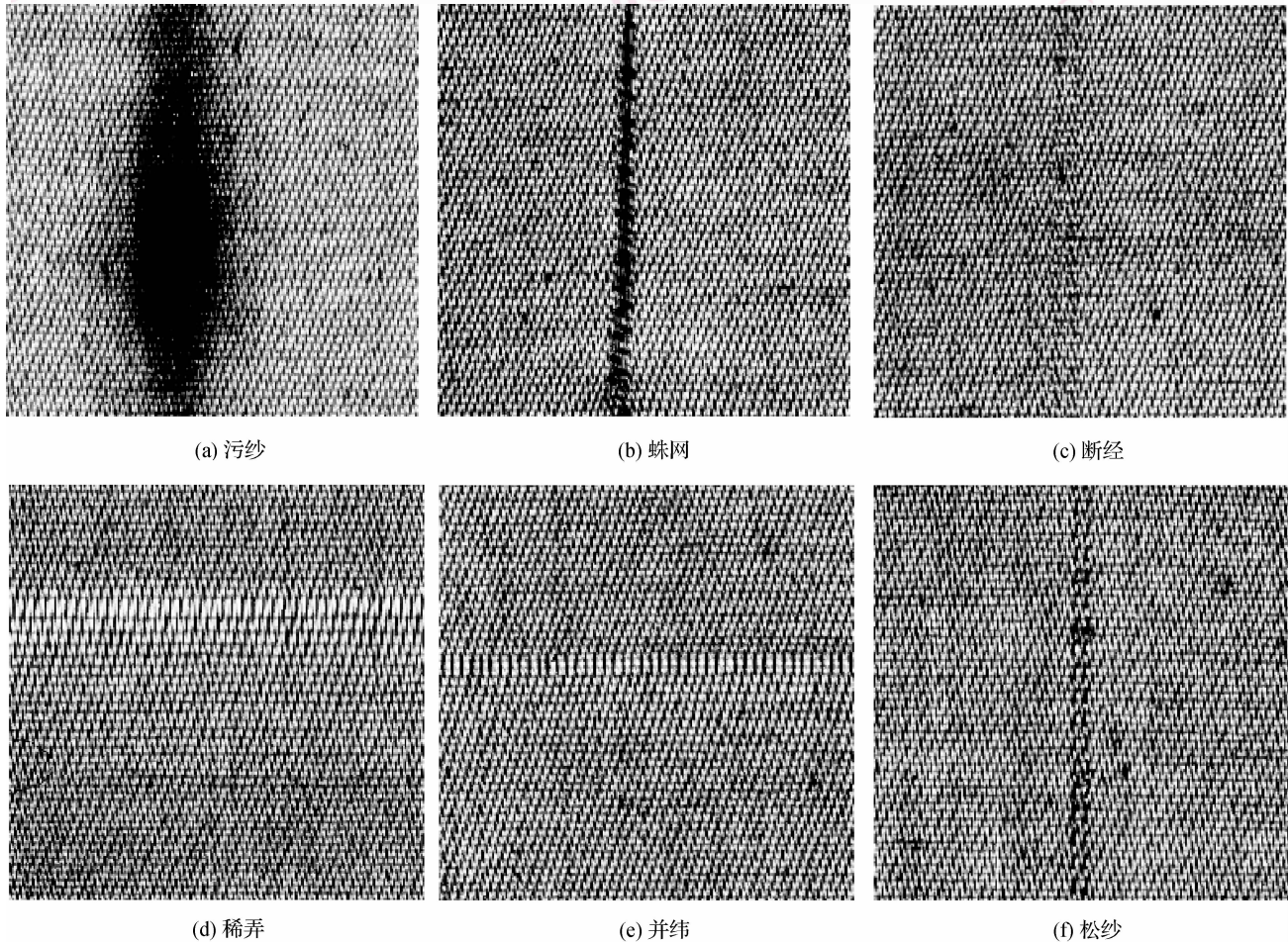


图 1 6 种不同缺陷的纺织品图像

Fig. 1 Six fabric image containing six types of defects

纺织品图像是一种有规则周期的纹理,其缺陷的存在形式可以看作是对纺织品纹理的一种局部扭曲,使局部纺织品的纹理更加密集或更加稀疏。因此,纺织品缺陷和作为其背景的纺织品分别对应着不同的小波变换边缘响应。

纺织品缺陷主要包括以下两类:一类是指规则的纺织品图像中某些局部纹理更加密集,甚至没有周期性的纹理模式,其常常是由于纺织过程中不适当的收缩或污染造成的,此类缺陷包括污纱、蛛网、和稀弄(如图 1 所示)。由于线头更加密集或者颜色的变化,此类缺陷区域在视觉上与背景有着鲜明的对比,因此此类缺陷的边界在纺织品图像中变化很明显,在小波变换中会产生较大的响应;另一类纺织品缺陷指的是规则的纺织品图像的某些局部纹理更加稀疏,此类缺陷主要是由于纺织过程中的缺线及不正常的压力或者断线造成的。此类缺陷,如断经、松纱和并纬(如图 1 所示)。由于此类缺陷的结构与背景的结构不同,从而造成缺陷区域与背景区域的对比度较低,并使缺陷边缘呈现渐进的灰度变化,小波变换后,缺陷区域的模糊边缘很难产生比背景更加明显的响应,因此可以考虑用纹理边缘来对缺陷区域进行定位。和背景的纹理边缘相比,缺陷区域的纹理边缘应该对应着更大的尺度。实验已经证明,利用较大尺度的小波变换,其缺陷区域的纹理边缘比背景区域的纹理边缘有更大的小波响应。综上所述,针对纺织品缺陷检测,采用小波变换来表示纹理特征较为合适。

文献[4]利用了方向性的自适应中值滤波来对图像的纹理信息进行预处理。这种做法的目的是为了去除“双边缘”现象,但也易造成边界定位不准

确,会引起较为严重的边缘移位,其并不适合用于纺织品缺陷检测。因为纺织品图像中不存在单纯的灰度边缘,即纺织品图像的纹理梯度不会产生“双边缘”,所以在新算法中可以用局部高斯平滑来代替传统算法中的中值滤波对各个子带的纹理特征进行预处理。局部高斯平滑是一种很有效的纹理预处理方法<sup>[8]</sup>,其能够准确地表示纹理图像的局部特征信息,并能进行准确的边界定位。新算法首先通过计算小波变换后各子带幅值的能量来表示局部区域的统计特性;接着利用边缘保留能力较强的高斯滤波对纹理图像进行平滑来完成预处理过程。经过预处理后的纹理图像中,噪声、不相关的纹理细节均被消除,并使缺陷区域的边界进一步突出。由于纹理与尺度有密切联系,在不同的尺度上会得到不同的纹理特征信息,因此计算纹理梯度时,需要结合多维纹理特征,即将各个尺度上的高频子带纹理特征相加。

鉴于分水岭算法存在着严重的过分割问题,为此 Hill 等人提出了用纹理梯度代替灰度梯度来解决这一问题<sup>[4-5]</sup>。从本质上来说,纹理梯度反映的是纹理特征的突变,具有区域性,而且利用边界定位准确的局部高斯滤波进行预处理得到的纹理梯度,与传统的纹理梯度的方法相比,能够进一步加强纹理区域的边缘(如图 2(b)、图 2(c)所示),纹理梯度恰好对应着不同类别的纹理边界,而且纹理梯度比灰度梯度中的区域分类明显得多。在纹理梯度的基础上,结合分水岭分割,就能准确地勾勒出纺织品缺陷区域的边界,从而克服了引言中提到的边界定位不准确的问题。图 3 为新算法的总流程图。

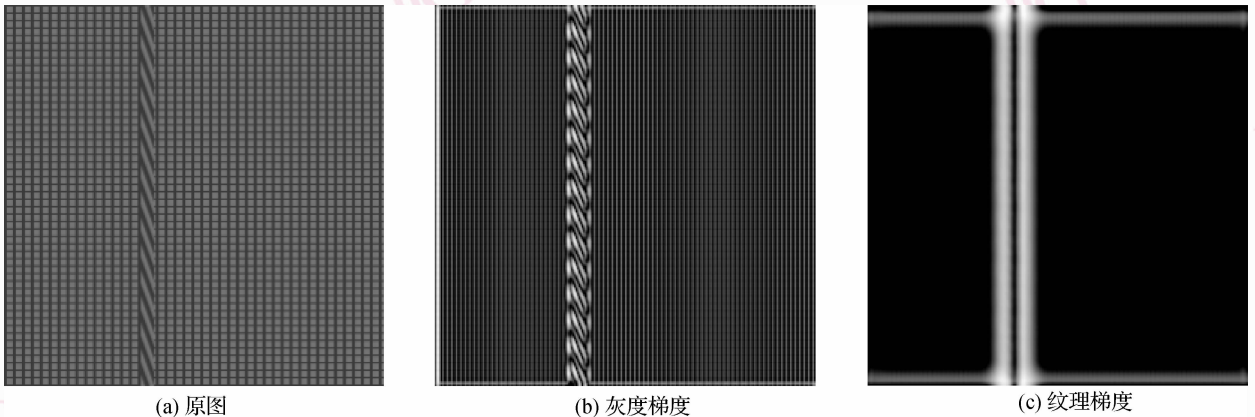


图 2 灰度梯度与纹理梯度比较图

Fig. 2 Intensity gradient and texture gradient

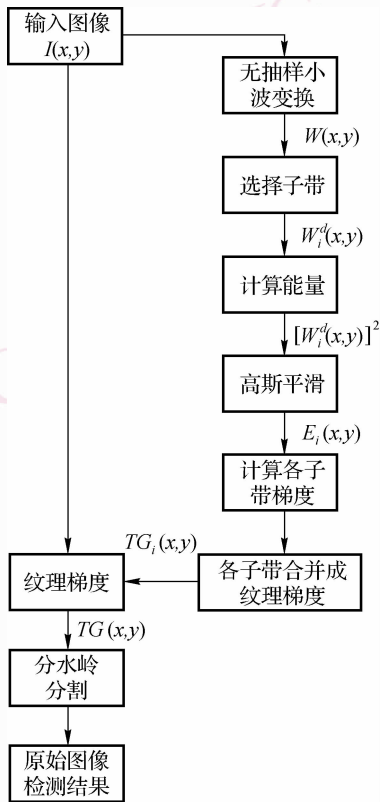


图 3 纹理梯度计算流程图

Fig. 3 Flow chart of calculating texture gradient

### 3 纹理分水岭算法

#### 3.1 纹理梯度的计算

纹理梯度的计算通常包括以下 3 个步骤: (1) 纹理的表示; (2) 纹理的预处理; (3) 纹理梯度的计算方式。

本文算法是采用无抽样小波变换进行纹理表示, 滤波器组完成 2 维无抽样小波变换的过程如图 4 所示, 其中,  $H(Z)$  和  $G(Z)$  分别表示低通滤波器  $h[n]$  和高通滤波器  $g[n]$  的  $Z$  变换。 $R_i(x, y)$  表示在尺度  $i$  的残留信号,  $W_i^d(x, y)$  表示在尺度  $i$  和方向  $d$  上的小波变换。

如图 3 所示, 在无抽样小波变换的基础上, 对各个子带分别进行局部高斯平滑。其中,  $I(x, y)$  表示输入纺织品图像,  $(x, y)$  为其像素点坐标, 经过无抽样小波变换, 即可得到  $W(x, y)$ 。 $W_i^d(x, y)$  表示第  $i$  个子带的小波变换, 由于  $W_i^d(x, y)$  的局部能量能够有效地表示纺织品的局部空间频率特性, 因此可先计算小波系数  $W_i^d(x, y)$  的能量, 再经过高斯平滑, 即

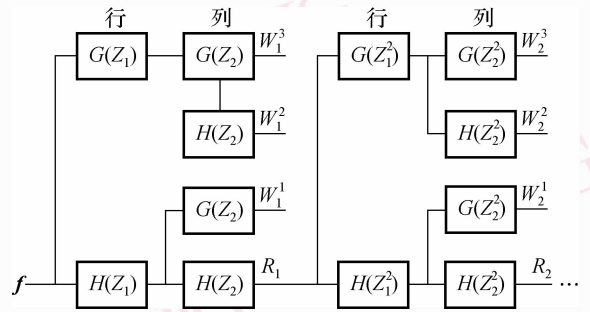


图 4 实现 2 维小波变换的滤波器组

Fig. 4 Filter bank implementation of two-dimensional undecimated wavelet transform

$$E_i(x, y) = G(x, y) * [W_i^d(x, y)]^2 \quad (1)$$

其中,  $*$  表示卷积。2 维高斯滤波器  $G(x, y)$  的定义为式(2)沿  $x, y$  方向的乘积,  $\sigma$  为一常数(根据不同图像, 选取的  $\sigma$  值不同), 高斯滤波器  $G(n)$  为

$$G(n) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{n^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

在经过局部高斯平滑预处理后, 即可分别计算得到滤波之后的各子带的梯度。本文提出的算法, 计算梯度时是采用高斯导数法<sup>[9]</sup>。梯度的模值, 即每个子带的纹理梯度  $|TG_{i,\theta}(x, y)|$  的计算式如下:

$$TG_i(x, y) = \sqrt{(E_i(x, y) * G'_x)^2 + (E_i(x, y) * G'_y)^2} \approx |\nabla E_i(x, y)| \quad (3)$$

其中,  $E_i(x, y)$  是像素  $(x, y)$  经过预处理后的第  $i$  个子带的系数。 $G'_x$  和  $G'_y$  分别表示  $x, y$  方向的高斯偏导数,  $*$  表示卷积,  $\nabla$  表示高斯梯度(其中, 尺度参数  $\sigma$  等于 2.0)。

最后, 计算纹理梯度, 因为需要考虑多维特征空间的纹理特征, 所以最简单的方法就是将各个子带相加, 即纹理梯度的计算式如下:

$$TG(x, y) = \sum_{i=1}^n \frac{|TG_i(x, y)|}{l_2(E_i)} \quad (4)$$

其中,  $n$  是子带的数目,  $l_2(E_i)$  表示经过预处理后的第  $i$  个子带的范数, 用于对各子带进行规一化。

#### 3.2 标记分水岭分割

纹理梯度只能在一定程度上减轻分水岭算法的过分割现象。由于纺织品缺陷检测要求的精度很高, 因此在基于纹理分水岭的检测算法中, 仍需要进一步抑制过分割。为了解决这个问题, 本文还利用 H-minima 变换对纹理梯度图像进行标记, 以去除伪

局部极小值和抑制过分割。

H-minima 变换的表达式如下:

$$h_{\min}(f) = \varepsilon_f^\infty(f + T) \quad (5)$$

其中,  $T \in N$  为阈值,  $h_{\min}$  代表 H-minima 变换。

设  $f$  为标记图像,  $g$  为掩模图像,  $\varepsilon_f(g)$  是  $g$  在  $f$  上的测地腐蚀<sup>[10]</sup>, 其定义为

$$\varepsilon_f(g) = \sup\{\varepsilon_g, f\} \quad (6)$$

当  $I$  为原图像时, 则 H-minima 变换就可应用于  $I$  的梯度图像, 即 H-minima( $\nabla(I)$ )。H-minima 变换通过与给定的阈值  $T$  进行比较来消除那些深度低于阈值  $T$  的局部极小值, 以便提取出满足条件的极小值来得到标记图像, 即

$$\nabla I^{\text{mask}} = H_{\minima}(\nabla I | T) \quad (7)$$

从本质上来说, H-minima 变换实际上也是进行一次滤波, 新算法是采用人工的方式选取阈值  $T$ , 并通过逐次选取不同的阈值  $T$ , 直到取到最合适的阈值  $T$ , 使其产生的效果恰好只留下突变最明显的纹理区域的边界——缺陷边界, 即恰好可以区分缺陷区域和纹理区域。

### 4 实验分析

本文算法是在 Matlab 7.0 上实现的, 为了验证

本算法的正确性, 本文对 6 种纺织品缺陷进行了检测实验。这 6 种纺织品缺陷分别指污纱、蛛网、断经、并纬、稀弄和松纱, 各瑕疵样本分别如图 5(a) ~ 图 10(a) 所示。

实验时, 按照文中提出的算法, 通过对这一组纺织品图像进行非局部均值滤波, 先求得各子带特征幅值的能量; 然后再进行局部高斯平滑, 在进行高斯滤波时,  $\sigma$  值的选取较复杂, 目前尚无理想的确定方法, 只能主要根据不同的应用目的, 通过实验确定。求得的纹理梯度如图 5(b) ~ 图 10(b) 所示。由图 5(b) ~ 图 10(b) 可见, 各幅图像中纹理边缘明显, 缺陷区域边界被准确检测出来; 最后再进一步利用 H-minima 标记和分水岭分割方法对缺陷区域进行定位, 针对这 6 幅图像, 阈值  $T$  一般选取 55 ~ 60 之间, 检测出的纺织品缺陷如图 5(c) ~ 图 10(c) 所示, 由实验结果可以看出, 各幅纺织品图像中的缺陷均被有效地检测出来, 且缺陷区域定位准确, 检测的正确率可达 95% 以上。

为了比较不同方法的检测效果, 图 5(d) ~ 图 10(d) 给出了各幅纺织品图像利用标准 Haar 小波进行缺陷检测的结果, 显而易见, 相比于这种传统的小波变换方法, 本文算法在纺织品缺陷方面的检测效果还是非常好的。

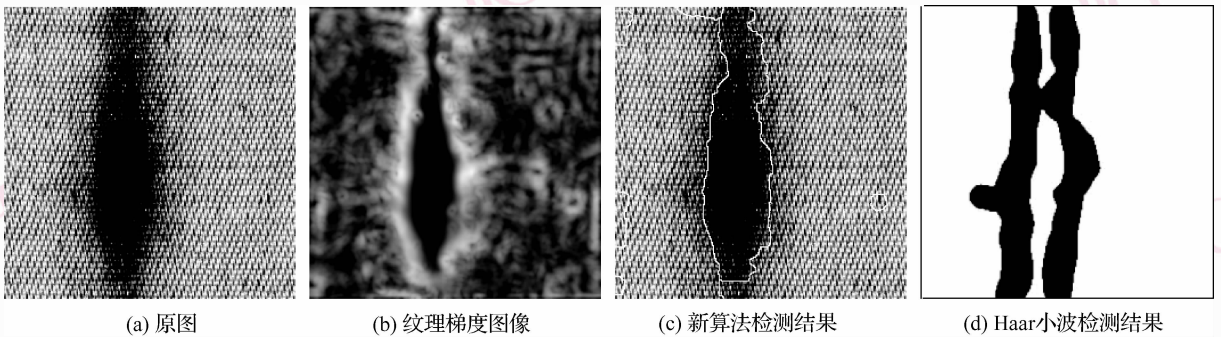


图 5 包含污纱缺陷的纺织品图像的检测

Fig. 5 Fabric image containing dirty yarn

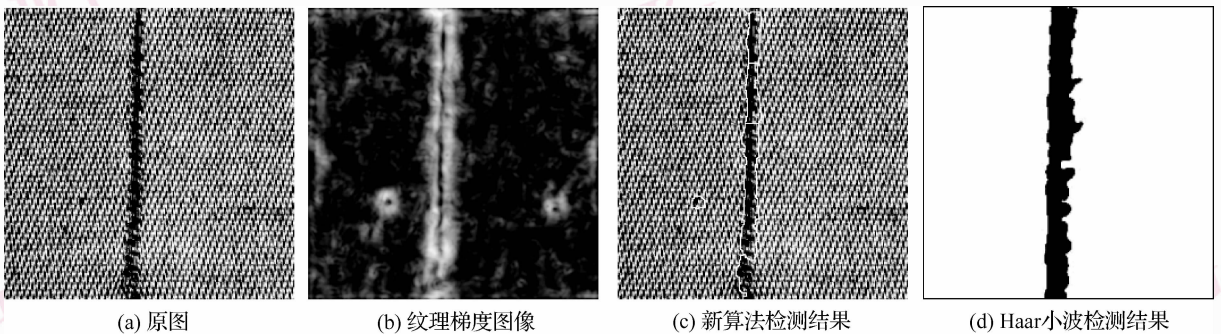
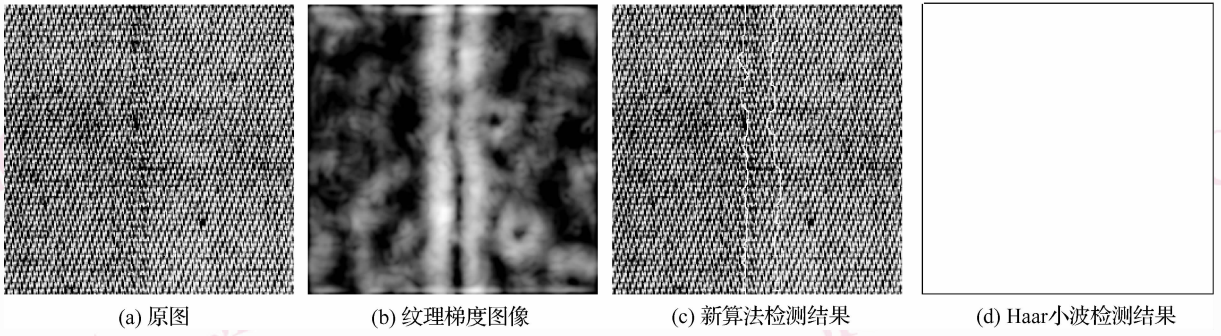


图 6 包含蛛网缺陷的纺织品图像的检测

Fig. 6 Fabric image containing netting multiples



(a) 原图

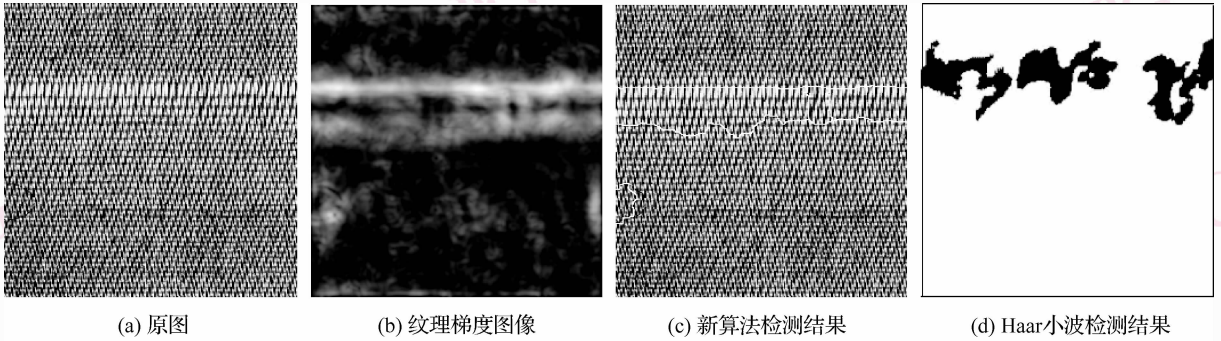
(b) 纹理梯度图像

(c) 新算法检测结果

(d) Haar小波检测结果

图 7 包含断经缺陷的纺织品图像的检测

Fig. 7 Fabric image containing broken end



(a) 原图

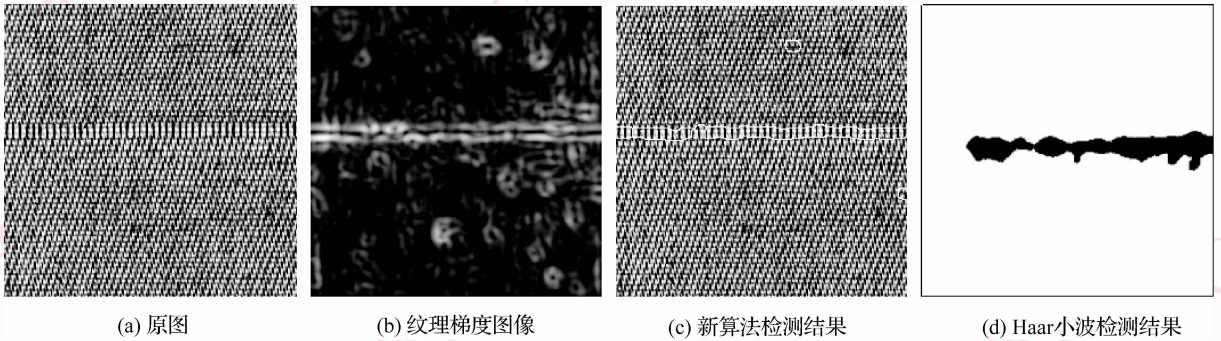
(b) 纹理梯度图像

(c) 新算法检测结果

(d) Haar小波检测结果

图 8 包含稀弄缺陷的纺织品图像的检测

Fig. 8 Fabric image containing thin bar



(a) 原图

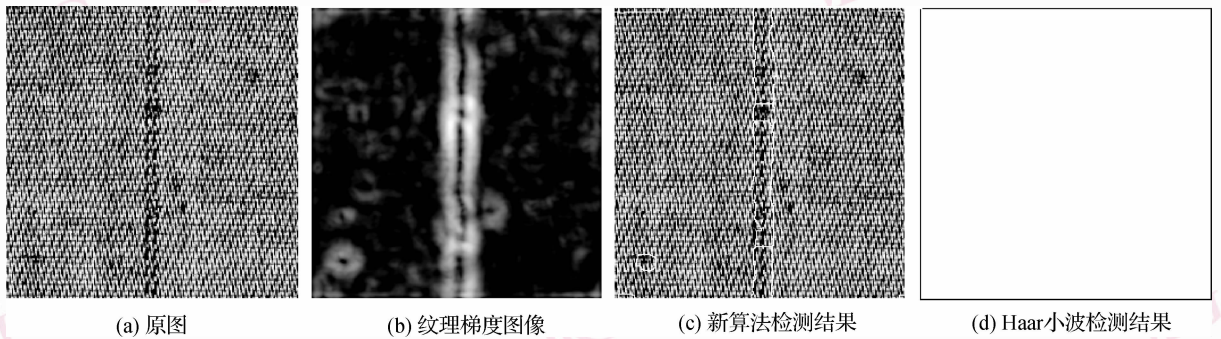
(b) 纹理梯度图像

(c) 新算法检测结果

(d) Haar小波检测结果

图 9 包含并纬缺陷的纺织品图像的检测

Fig. 9 Fabric image containing misspick



(a) 原图

(b) 纹理梯度图像

(c) 新算法检测结果

(d) Haar小波检测结果

图 10 包含松纱缺陷的纺织品图像的检测

Fig. 10 Fabric image containing slack end

## 5 结 论

本文结合纹理梯度和标记分水岭算法,提出了一种新的基于纹理分水岭的纺织品缺陷检测算法。该算法首先利用无抽样小波变换和局部高斯平滑的方法求取纹理梯度,再进行标记分水岭分割,就能够准确地进行纹理区域的边界定位,非常适合用于纺织品图像的缺陷检测中。实验结果表明,本文算法能够准确地检测出纺织品缺陷的位置,准确率均达 95% 以上。

### 参考文献 (References)

- 1 Sari-Sarraf H, Goddard J S. Vision system for on-loom fabric inspection [J]. IEEE Transactions on Industrial Applications, 1999, **35** (6): 1252-1259.
- 2 Vachtsevanos G J, Mufti M, Dorrity J L. Method and Apparatus for Analyzing an Image to Detect and Identify Defects[P]. United States Patent, 58 15 198,1998,674-693.
- 3 Kim S, Lee M H, Woo K B. Wavelet analysis to fabric defects detection in weaving processes[A]. In: Proceedings of the IEEE International Symposium on Industrial Electronics [C], Bled, Slovenia, 1999, **3**: 1406-1409.
- 4 Yang X Z, Pang G, Yung N. Discriminative fabric defect detection using adaptive wavelet [J]. Optical Engineering, 2002, **41** (12): 3116-3126.
- 5 Hill P, Canagarajah C, Bull D. Image segmentation using a texture gradient-based watershed transform [J]. IEEE Transactions on Image Process, 2003, **12** (12):1618-1633.
- 6 Hill P, Canagarajah C, Bull D. Texture gradient based watershed segmentation [J]. Speech and Signal Processing, 2002, **4** (2): 3381-3384.
- 7 Jain A K, Farokhnia F. Unsupervised texture segmentation using Gabor filters[J]. Pattern Recognition, 1991, **23**(2):1167-1186.
- 8 Randen Trygve, Husøy John Håkon. Filtering for texture classification: A comparative study[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, **21**(4):291-310.
- 9 Canny J. A computational approach to edge detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis Machine Intelligence,1986, **8**(2): 269-285.
- 10 Sonka M, Hlavac V, Boyle R. Image Processing, Analysis, and Machine Vision[M]. 2nd ed. London, UK; Books/Cole Publishing, 1999:506-507.