

中图分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 100318-8961(2011)10-1812-06

论文索引信息: 李健, 牛振山. 基于第2代 Curvelet 的非监督式纹理缺陷分割 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(10): 1812-1817

基于第2代 Curvelet 的非监督式纹理缺陷分割

李健, 牛振山

(陕西科技大学电气与信息工程学院, 西安 710021)

摘要: 针对纹理缺陷分割问题, 将曲波变换与均值漂移理论相结合, 形成有效的纹理分割新方法。首先, 通过曲波变换将图像分解到各通道, 对各通道的图像进行非线性变换得到特征图像; 然后, 用均值漂移算法对各通道特征图像进行自适应聚类, 找到各通道的奇异点; 最后, 对所有通道滤波后的图像进行重构, 使缺陷凸显并通过阈值法二值化。该方法不需要学习样本, 可以快速、精确地定位到多目标物边界, 对旋转、亮度变化、噪声、弱边界具有很强的鲁棒性。通过 MATLAB 进行仿真实验, 验证了该方法的有效性。

关键词: 纹理分割; 曲波滤波; 均值漂移

Unsupervised defects segmentation of texture based on second-generation curvelet

Li Jian, Niu Zhenshan

(College of Electricity and Information Engineering, Shaanxi University of Science and Technology, Xi'an 710021 China)

Abstract: For the problem of texture defects segmentation, a new texture image segmentation approach based on the Mean Shift theory combined with the Curvelet transform is proposed. First, a Curvelet transform is used to decompose the image to each channel. Secondly, each channel's feature image derived from non-linear transformation is adaptively clustered to find the singular points using Mean Shift. Finally, the filtered images of all channels are reconstructed to make defects prominent, and the binary image is obtained by a threshold. In this paper, a learning sample is not needed and the multi-objects boundary is located fast and accurately. This method is robust against rotation, brightness changing, noise, and weak boundaries. The effectiveness of the method is verified by MATLAB simulation experiments.

Keywords: texture segmentation; curvelet filtering; mean shift

0 引言

纹理缺陷在生产中不可避免, 它的定位与分割, 对后序缺陷的识别及分类至关重要。图像的边缘作为图像的基本特征之一, 是纹理缺陷特征分析的信息源和特征形状分析的基础, 也是图像分割所依赖的最主要特征。目前纹理图像分割方法大概有统计

家族、结构家族、模型家族、信号处理家族4大类^[1]。目前被广泛用于纹理特征提取的方法是基于二阶灰度信息的统计特征, 如 Markov 随机场、Gibbs 随机场、Gabor 滤波器^[2]以及结构张量, 还有分形维、数学形态学、活动轮廓模型、水平集等理论也相应融入纹理图像分割这一热点研究领域。主要问题是, 纹理特征难以描述, 弱边界不易提取, 且噪声、纹理与边界都属于高频信号, 这样容易把噪声信号、纹理信号误认为成边界信号。目前的分割方法多数情况下

收稿日期: 2010-04-23; 修回日期: 2011-01-13

基金项目: 温州市科技合作项目 (H20090045); 陕西省教育厅专项科研计划项目 (11JK1065)。

第一作者简介: 李健 (1975—), 男, 博士, 副教授。主要研究方向为图形图像处理、虚拟现实。E-mail: 498009028@qq.com。

通讯作者: 牛振山, E-mail: niuzhenshan_11@126.com

由于受到噪声、纹理及梯度分布的影响,而得不到光滑的边缘,或根本就不能正确的分割出目标物。

针对上述问题,设想把对边缘有用的信号尽量提取出来,同时抑制噪声信号与纹理信号。传统小波的分析方法,在 1 维情况下对奇异信号有很好的检测能力。但是 2 维图像信号不是 1 维信号的简单堆切,其中多含有一定的几何特征,如目标物的边界。由于 1 维小波的张量积在 2 维空间的各向同性使小波分析只能以“点”逼近“线”的方法^[3]来逼近 2 维奇异信号,不能充分利用 2 维信号数据所具有的几何特征。因此,传统的小波不适合^[4]提取具有曲线几何特征的奇异信号。一些神经生理学家,已经证明生物视觉的接受场具有带通、局部、方向的特性。而 Curvelet 变换就具有这些特性,因此, Curvelet 变换对于提取 2 维图像目标物的边缘奇异信号有很好的优势。

阈值分割方法作为一种图像分割算法,这些年得到了很好发展,对于边界变换明显且没有纹理的灰度图像来说,可以快速分割出目标物,但是不适用于纹理图像。

针对上述分析,提出基于第 2 代 Curvelet 变换的多频带滤波使目标物凸显出来,进而利用阈值分割方法获得图像目标物边界的纹理分割方法。

1 理论准备

1.1 Curvelet 定义

类似于传统小波变换^[5],设 $x \in \mathbf{R}^2$, 定义在尺度 2^{-j} , 方向 $\theta_{j,l}$, 平移参数 (k_1, k_2) 的 Curvelet 为

$$\phi_{j,l,k}(x) = \phi_j(\mathbf{R}_{\theta_{j,l}}(x - x_k^{(j,l)})) \quad (1)$$

式中, $\mathbf{R}_{\theta_{j,l}}$ 是旋转矩阵, $\theta_{j,l} = 2\pi l \cdot 2^{-|j/2|}$, $0 \leq l \leq 2^{\lfloor j/2 \rfloor} - 1$ 是把 2π 等间隔划分的角度, $x_k^{(j,l)} = \mathbf{R}_{\theta_{j,l}}^{-1}(k_1 2^{-j}, k_2 2^{-|j/2|})^\top$, $(k_1, k_2) \in \mathbf{Z}^2$ 是位移参数。对任意平方可积的函数 $f \in L^2(\mathbf{R}^2)$, 可表示为

$$f = - \sum_{j,l,k} \langle f, \phi_{j,l,k} \rangle \phi_{j,l,k} \quad (2)$$

而 Curvelet 系数可表示为

$$c_{j,l,k} = \langle f, \phi_{j,l,k} \rangle = \int_{\mathbf{R}^2} f(x) \phi_{j,l,k} dx \quad (3)$$

1.2 Mean Shift 算法

特征空间中任意一点 $p_i \in \mathbf{P}$, 其中 \mathbf{P} 是 d 维空间 \mathbf{R}^d 的一个子集, $i = 1, 2, \dots, n$, 为子集 \mathbf{P} 中点的个数。记 p_i 的最近相邻的点集 $N(p_i) = \{q_{i1}, q_{i2},$

$\dots, q_{ik}\}$, 则 Mean Shift 向量可表示为

$$M_s(p_i) = \frac{\sum_{j=1}^k g(\|p_i - q_{ij}\|)(q_{ij} - M(p_i))}{\sum_{j=1}^k g(\|p_i - q_{ij}\|)} \quad (4)$$

式中, $g(\cdot)$ 为高斯核函数, $M(p_i)$ 为 Mean Shift 点。Mean Shift 过程可以表示为

$$M(p_i) := M(p_i) + M_s \quad (5)$$

由于 M_s 总是指向密度估计的梯度方向, 故 Mean Shift 点总是以最快的变换方式靠向密度估计函数的局部最大值。在理论上, 该局部最大值被称为一个模式点, 以该模式点为中心的一定范围内的点被认为属于同一模式。我们用此方法可以获得特征空间中样本点的合适的聚类数目, 且可得到各个类别中的样本点。

2 算法设计

纹理有粗细, 方向之分, 且不同方向的纹理粗细一般也不同。纹理的粗细在空域表现为尺度的宽窄, 在频域则表现为频率的低高。能量的分布在空域与频域正交, 分析频域能量分布的方向性等价于分析空域能量分布的方向性。所以只要在频域把与该纹理方向正交的低(高)频分布的能量滤掉, 就可以滤掉纹理在空域中该方向的粗(细)纹理^[6]。

整个纹理可以看成是不同粗细, 不同方向的线交织在一起。由于纹理缺陷多样、几何特征各异且可能同时存在于同一图像中, 纹理缺陷的识别显得较为困难。本文拟采用 Curvelet 变换来描述纹理缺陷主要是基于如下考虑: Curvelet 变换具有多尺度、各向异性及局部化的特点。多尺度特性会使不同尺度的缺陷在大尺度下有近似表示, 且随着尺度的细化会有更加精确的表示。不会出现尺度大的缺陷得不到精确的表示, 尺度小的缺陷被漏检的情况^[7]。各向异性会使缺陷信号被稀疏地集中于频域的几个点上, 且这几个点有较大的能量。局部性会使缺陷信号具有空频域的局部性, 从而减少与邻域信号不必要的相关性, 有利于缺陷的定位。

噪声信号属于高频信号, 我们可以在高频带设计滤波器将噪声滤掉。

2.1 纹理缺陷凸显算法的设计

为了算法叙述的方便, 先作如下定义:

1) $c_{j,l,k}^d$ 表示对 $c_{j,l,k}$ 进行 d 次方非线性变换, 由于 $c_{j,l,k}$ 有负数, 所以 d 为奇数。

2) $x_{j,l,k}^d$ 表示对 $c_{j,l,k}^d$ 进行正则化处理。

3) $Clust\ Membs\ Cell_{j,l,k}(n)$, $n = 1, 2, 3, \dots$, 表示 $x_{j,l,k}^d$ 进行 Mean Shift 算法后得到的各模式。

4) $Clust\ Membs\ Cell_{j,l,k}(n)_{\max}$ 表示包含样本点最多的模式。

5) $[h, g]$ 表示 db4 小波的低频和低频滤波器。

6) $C_{hh}, C_{hg}, C_{gh}, C_{gg}$ 表示某一图像用 $[h, g]$ 进行滤波得到的平滑与细节图像。

现将算法描述如下:

1) 对原图像 $I(x, y)$ (含缺陷) 进行 5 层 Curvelet 分解得各层分解系数 $c_{j,l,k}$ 。

2) 当 $j = 1$ 时, $c_{j,l,k}$ 是原图像的近似平滑表示, $c_{j,l,k}$ 无方向性, 即 l 不变化, 该层的系数主要体现了原图的能量分布。块状缺陷在该层易区别, 为了加强正常纹理与缺陷的区别, 对 $c_{j,l,k}$ 进行非线性变换得 $c_{j,l,k}^d$, 对 $c_{j,l,k}^d$ 进行正则化得 $x_{j,l,k}^d$, 经过 Mean Shift 算法后得 $Clust\ Membs\ Cell_{j,l,k}(n)_{\max}$, 由于正常纹理面积比缺陷要大, 所以 $Clust\ Membs\ Cell_{j,l,k}(n)_{\max}$ 中含的是正常纹理的样本点。我们根据 $Clust\ Membs\ Cell_{j,l,k}(n)_{\max}$ 中的样本点找到其对应的 $c_{j,l,k}$, 并将其设置为 0。找到其他模式 (缺陷) 中样本点对应的 $c_{j,l,k}$, 并将其设置为 $\lambda \cdot c_{j,l,k}$, 其中 λ 为增强系数。

3) 当 $j = 2, 3, 4$ 时, $c_{j,l,k}$ 是原图像频域不同粗细纹理的表示。在多通道纹理分析中, 每个通道所表示的信息都是不完全的。缺陷的多样性, 可能使缺陷在一个尺度下是缺陷在另一个尺度下不是缺陷, 在一个方向上是缺陷, 在另一个方向上不是缺陷。我们对不同尺度, 不同方向的 $c_{j,l,k}$ 进行算法同 $j = 1$ 时的处理。

4) 当 $j = 5$ 时, $c_{j,l,k}$ 是原图像频域的精细表示, 无方向性。噪声、精细纹理处于该层。该层能量低, 可以用于覆盖 $j = 1, j = 2, 3, 4$ 时处理所得到的虚警 (由于纹理自身分布不均匀, 我们不认为其是缺陷)。 C_{hg}, C_{gh}, C_{gg} 分别表示 $[h, g]$ 对 $c_{j,l,k}$ 处理后的图像。该层系数设置为 $c_{j,l,k} = (C_{hg} + C_{gh} + C_{gg})/3$ 。

5) 将处理后所有通道的 $c_{j,l,k}$ 进行 Curvelet 重构, 得到重构后的图像 $RI(x, y)$, $ZRI(x, y) = abs(RI(x, y))/\max(RI(x, y))$ $ZRI(x, y)$ 取值范围为 $[0, 1]$ 的实数。 $abs(\cdot)$, $\max(\cdot)$ 分别表示取绝对值, 取最大值。

6) C_{hh} 表示 $[h, g]$ 对 $ZRI(x, y)$ 处理后的图像。

得最终滤波图像 $R(x, y) = C_{hh}$ 。

2.2 滤波图像阈值分割与二值化

经过预处理的滤波图像 $R(x, y)$ 的纹理得到了很好的抑制, 而缺陷得到了增强, 且很好的保留了缺陷的细节, 从而使阈值的选择不是很敏感。图像 $R(x, y)$ 的长宽分别为 M, N 。则样本均值与标准差^[8]分别为

$$\bar{X} = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N R(x, y) \quad (6)$$

$$s = \left[\frac{1}{MN-1} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (R(x, y) - \bar{X})^2 \right]^{1/2} \quad (7)$$

均值 μ 和标准差 σ 置信度 $1 - \alpha$ 的区间估计分别为

$$\left[\bar{X} - t_{MN-1} \left(\frac{\alpha}{2} \right) s / \sqrt{MN}, \bar{X} + t_{MN-1} \left(\frac{\alpha}{2} \right) s / \sqrt{MN} \right] \quad (8)$$

$$\left[\frac{\sqrt{MN-1}s}{\sqrt{\chi_{MN-1}^2 \left(\frac{\alpha}{2} \right)}}, \frac{\sqrt{MN-1}s}{\sqrt{\chi_{MN-1}^2 \left(1 - \frac{\alpha}{2} \right)}} \right] \quad (9)$$

设阈值的上限下限分别为

$$T_h = \bar{X} + t_{MN-1} \left(\frac{\alpha}{2} \right) s / \sqrt{MN} + k \frac{\sqrt{MN-1}s}{\sqrt{\chi_{MN-1}^2 \left(1 - \frac{\alpha}{2} \right)}} \quad (10)$$

$$T_l = \bar{X} - t_{MN-1} \left(\frac{\alpha}{2} \right) s / \sqrt{MN} - k \frac{\sqrt{MN-1}s}{\sqrt{\chi_{MN-1}^2 \left(1 - \frac{\alpha}{2} \right)}} \quad (11)$$

式中, k 为控制参数, $t_{MN-1}(\cdot)$, $\chi_{MN-1}(\cdot)$ 分别是 t 分布与 χ^2 分布, 对 $R(x, y)$ 可通过下式进行二值化。

$$B(x, y) = \begin{cases} 1 & R(x, y) > T_h \text{ 或} \\ & R(x, y) < T_l \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

3 实验分析

3.1 实验

为了验证本文算法适用的广泛性, 在 Brodatz 纹理图像库中选择各种纹理图像, 并人为构造各种缺陷, 如图 1 所示: (a) 为块状线状缺陷图, (b) 为线状与弱边缘点状缺陷图, (c) 为缺陷能

量各异且几何拓扑结构各异缺陷图, (d) 为弱边缘点状缺陷图。图 1 (e) — (h) 为凸显算法得到的图像, (i) — (l) 为阈值分割得到的二值化图像, 可以看出本文算法具有适用的广泛性。

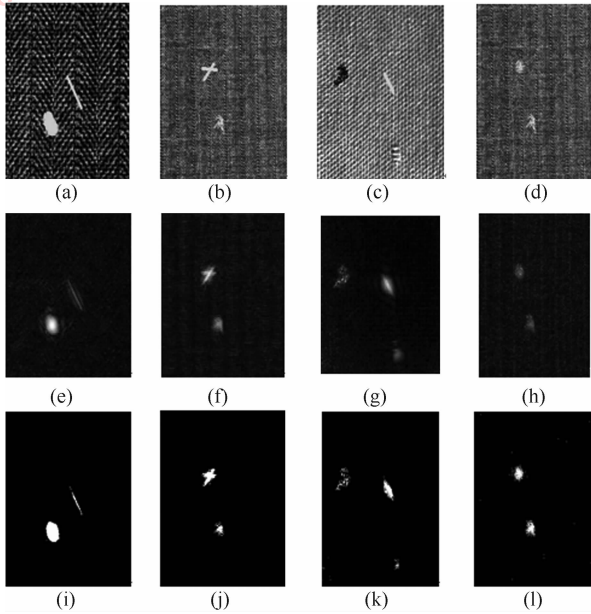


图 1 各种纹理缺陷的凸显图和二值化图
Fig. 1 Prominent images and binary images of various textured defects

为了验证本文算法的优越性, 分别将图 1 (a) — (d), 用模糊-C 均值 (FCM) 算法^[9]进行缺陷分割, 聚类数为 2, 隶属度矩阵的指数选择为 2, 最大迭代次数选择为 100, 迭代终止条件选择隶属最小变换量为 10^{-5} , 得结果分别如图 2 (a) — (d) 所示。用带核的模糊 C 均值 (KFCM)

算法进行缺陷分割, 选择高斯核, 其中高斯核参数为 150, 其他参数与 FCM 相同, 得结果分别如图 2 (e) — (h) 所示。从图 2 中可以看出, 这些算法对纹理图像缺陷的分割无能为力。

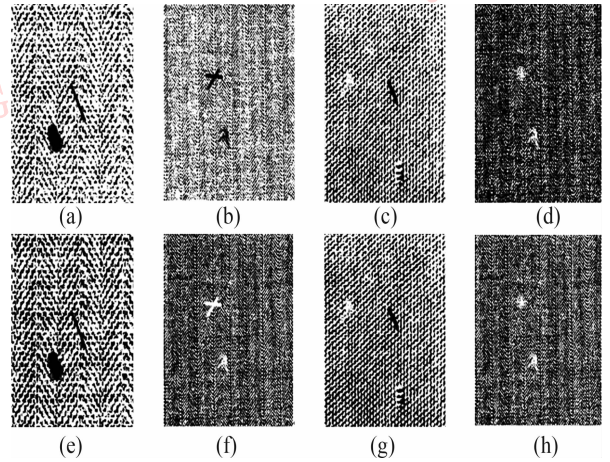


图 2 基于 FCM, KFCM 的缺陷分割结果
Fig. 2 Results of defect segmentation on FCM or KFCM

为了定量分析算法的稳定性, 从 Brodatz 纹理图像库中选择 D17, 将其切割为 256×256 像素大小, 灰度级 256, 人为添加缺陷的仿真图像, 如图 3 (a) 所示; 然后对 (a) 分别进行降低亮度 40 得 (d); 加入高斯噪声 $N(0, \sigma^2)$, $\sigma = 0.01$ 得 (g); 顺时针旋转 3° 得 (j) 的操作; (b) (e) (h) (k) 为缺陷凸显算法得到的图像; (c) (f) (i) (l) 为阈值分割二值化图像。从图 3 中可以看出, 本文算法具有较强的鲁棒性。

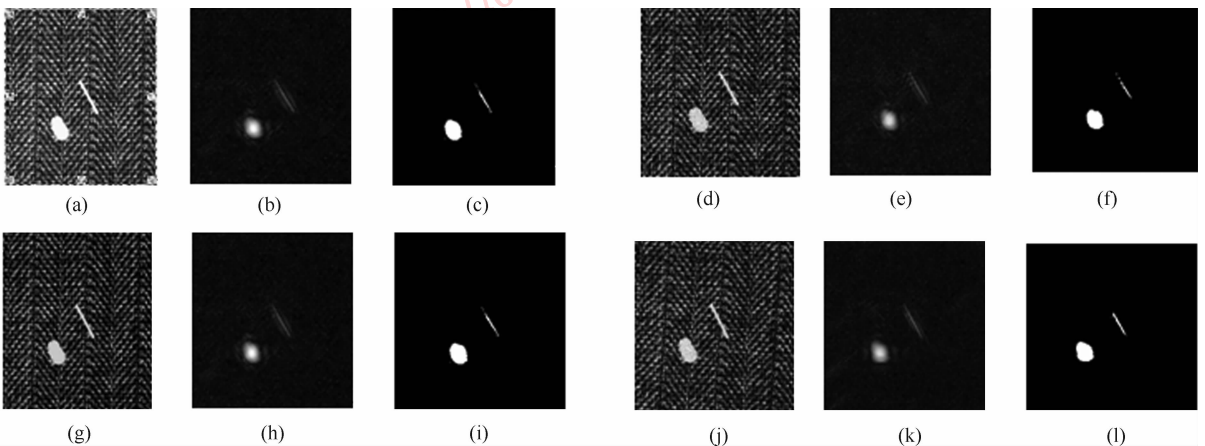


图 3 光照、噪声、旋转对检测性能的影响
Fig. 3 Effect of illumination, noise, rotation on defecting performance

为了分析算法的执行效率,结合文献[10]利用水平集曲线演化的方法进行了分割实验,原图如图4(a)(d)(g)所示。若对(a)(d)直接进行水平集曲线演化,结果如图4(b)(e)所示,由于受到纹理及噪声

的影响,曲线始终收敛不到缺陷的边缘。若对(a)(d)(g)先进行滤波,再进行水平集曲线演化,如(c)(f)(h)所示,则需要多次迭代,消耗大量的时间,才能收敛到缺陷的边缘,且可能逾越边界收敛到一点。

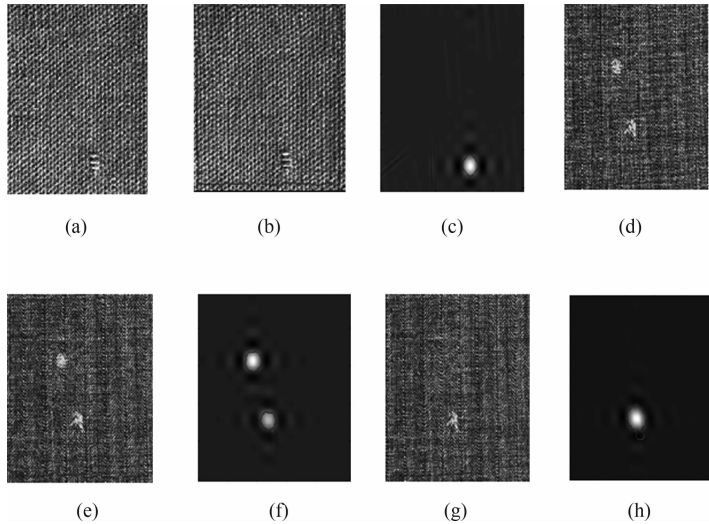


图4 水平集缺陷分割结果

Fig. 4 Results of defect segmentation on level set

表1 将现行算法和本文算法的执行时间及分割效果做了比较。利用 MATLAB 中的 tic 和 toc 命令计算了各算法的执行时间(T),分割效果(E)。FCM, KFCM 不能分割出纹理图像的缺陷。水平集方法同样不适用于纹理图像的分割,必须结合一些滤波算法才能进行分割,但曲线演化需要大量的迭代时间。本文算法执行时间少,可得到较好的分割效果,若结合专用的图像处理硬件,可以达到实时性要求。

表1 各种算法效率与效果比较

Tab.1 Comparison of algorithms' efficiency and effect

算法	FCM	KFCM	水平集	滤波-水平集	本文
T/S	14.180 7	13.355 1	∞	16.640 2	2.941 5
E	差	差	差	良	好

3.2 实验参数选择

从图1、3中可以看出,有的图像二值化时,有零星的点,这是由于不同纹理图像在进行二值化时所选择的控制参数 k 不同所导致的。 k 一般选择 [3, 5], 其中缺陷的大小也会影响 k 的取值,自适应 k 值的选取将是下一个研究目标。实验置信度选择为 $1 - \alpha = 0.999$ 。另外,进行 Mean Shift 算法时,带宽的选择也很重要,实验选择带宽是整个样本空间大

小的 $1/11$ 。曲波变换时,为了增强样本点之间的区别,所选择的非线性变换次数 $d = 5$ 。曲波逆变换时的增强系数,若选太大,将导致缺陷面积增大;若选太小,将使缺陷不够凸显,本文所选增强系数 $\lambda = 1.8$ 。正则化按下式进行:

$$\mathbf{x}_i = \frac{\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}}}{\sigma_x} \quad (13)$$

式中, $\mathbf{x}_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 为特征向量, $\bar{\mathbf{x}}$ 为特征向量的均值, σ_x 为特征向量的标准差。

4 结论

认真分析纹理缺陷之后,给出基于第2代 Curvelet 变换的纹理缺陷凸显算法,并通过实验验证了该算法的有效性。接着对预处理的图像进行阈值分割,得到了精确的缺陷边缘。该方法具有以下特点:1) 不需要样本学习,属于非监督式方法;2) 对光照、噪声、旋转、弱边界具有强的鲁棒性;3) 适用范围广,可以对不同的纹理图像及各种缺陷进行分割;4) Curvelet 变换本身时间复杂度高,为了保证实时性,该方法需要专门的图像处理硬件来实现。

参考文献 (References)

- [1] Liu li, Kuang Gangyao. Overview of image textural feature extraction methods[J]. Journal of Image and Graphics, 2009,14(4):623-635. [刘丽,匡刚要. 图像纹理特征提取方法综述[J]. 中国图象图形学报,2009,14(4):623-635.]
- [2] He Yuan, Luo Yupin, Hu Dongcheng. Unsupervised texture segmentation based on geodesic active regions[J]. Journal of Software,2007,18(3):592-599. [何源,罗予频,胡东成. 基于侧地线活动区域模型的非监督式纹理分割[J]. 软件学报,2007,18(3):592-599.]
- [3] Xu Huanan, Liu Zhe, Hu Gang. Research on Contourlet transform and its application to image denoising[J]. Application Research of Computers, 2009,26(2):401-405. [徐华楠,刘哲,胡钢. Contourlet 变换及其在图像去噪中的应用研究[J]. 计算机应用研究,2009,26(2):401-405.]
- [4] Lucia Dettori, Lindsay Semler. A comparison of wavelet, ridgelet, and curvelet-based texture classification algorithms in computed tomography [J]. Computers in Biology and Medicine, 2007, 23(2):486-498.
- [5] Stack J L, Candes E J, Donoho D L. The curvelet transform for image denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002,11(6):670-684.
- [6] Cheng K O, Law N F, Siu W C. Multiscale directional filter bank with application to structured and random texture retrieval [J]. Pattern Recognition, 2007,40(1):1182-1194.
- [7] Akif Burak Tosun, Melih Kandemir. Object-oriented texture analysis for the unsupervised segmentation of biopsy images for cancer detection [J]. Pattern Recognition, 2009,42(3):1104-1112.
- [8] Wang Yansong, Jin Weiqi, Zhong Kehong. Defect inspection method for random texture surface and its application [J]. Journal of Image and Graphics, 2009,14(1):132-135. [王岩松,金伟其,钟克洪. 随机纹理表面缺陷检测方法与应用[J]. 中国图象图形学报,2009,14(1):132-135.]
- [9] Wu Dongsheng, Wu Lenan, Huang Bo. Texture and non-texture images retrieval based on wavelet fuzzy clustering [J]. Journal of Image and Graphics, 2003,8(12):1400-1405. [吴冬升,吴乐南,黄波. 基于小波模糊聚类的均质纹理和非均质纹理图像的检索[J]. 中国图象图形学报,2003,8(12):1400-1405.]
- [10] Shan Hao, Ma Jianwei. Curvelet-based geodesic snakes for image segmentation with multiple objects [J]. Pattern Recognition Letters, 2010,31(10):355-360.