

Gabor 滤波器在带钢表面缺陷检测中的应用

丛家慧, 颜云辉, 董德威
(东北大学 机械工程与自动化学院, 辽宁 沈阳 110004)

摘 要: 利用 Gabor 滤波器具有频率选择和方向选择的特性, 将其应用在带钢表面缺陷检测系统中, 不但能够去除噪声, 而且能够把缺陷的纹理特征完整地保留下来。引入评价函数使缺陷图像和无缺陷图像的能量响应差别最大化, 以确定最佳滤波器参数。基于最优的阈值函数得到二值化图像, 并应用形态学分析方法去除二值图像上小的噪声, 得到分割后的缺陷图像。实验结果验证了该方法的有效性。

关 键 词: Gabor 滤波器; 表面缺陷; 阈值函数; 二值化; 形态学分析

中图分类号: TP 391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-3026(2010)02-0257-04

Application of Gabor Filter to Strip Surface Defect Detection

CONG Jia-hui, YAN Yun-hui, DONG De-wei
(School of Mechanical Engineering & Automation, Northeastern University, Shenyang 110004, China.
Correspondent: CONG Jia-hui, E-mail: congjiahui1980@163.com)

Abstract: The Gabor filter was applied to the strip surface defect detection because of its selectivity of frequency and direction. In addition to its denoisability, the detection system can keep the images of textural characteristics of defects completely. With the evaluation function introduced in, the difference between energy responses from both defective and non-defective images was maximized to determine the optimum parameter setting of the filter. Based on the optimum threshold function, the binarized images were obtained and the low-level noises involved in those images were removed by morphological analysis method, thus providing the segmented defective images. Experimental results verified the effectiveness of the method proposed.

Key words: Gabor filter; surface defects; threshold function; binaryzation; morphological analysis

带钢表面缺陷是影响产品质量的重要因素, 现有的缺陷检测方法有灰度方差阈值比较的方法、模板匹配方法、神经网络技术等^[1-2], 但是以上各种方法在处理照度不均和含有噪声的缺陷图像时检测效果都不理想。本文利用 Gabor 滤波器方法解决了实际工况条件下采集到的图像含有大量噪声的问题, 而且可以对不同空间区域内的缺陷信息进行分析, 在保证频率分辨率的同时有效地提高了空间分辨率, 在很大程度上减少了有用信息的丢失, 使各种类型的缺陷被准确地从背景图像中分割出来。

1 Gabor 滤波器原理及缺陷检测方法

一幅图像的轮廓细节对应高频分量, 要想有效地突出图像中目标的轮廓, 就要尽量抑制非轮

廓区对应的信息, 同时减少目标轮廓所对应的高频分量的损失, 使高频分量尽可能地包含在处理后的图像中。因此对于有噪声的图像来说, 一种好的边缘检测方法应该同时具有良好的噪声抑制能力和较好的边缘保持能力^[3]。

1.1 Gabor 滤波器函数

2D Gabor 滤波器^[4-5]是在高斯包络下的沿 x 轴的复变正弦波:

$$\text{Gabor}(x, y) = g(x, y) * e^{j\omega x} = \frac{l}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \left[\cos \frac{2\pi x}{l} + j \sin \frac{2\pi x}{l} \right] \quad (1)$$

将 $\text{Gabor}(x, y)$ 中的 x, y 坐标以 θ 角度进行方向坐标变换:

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

取 $l = \frac{6\sigma}{f}$, f 为中心频率, σ 为相对于 y 轴的方差, θ 为主轴相对于 x 轴的旋转角度.

Gabor 函数的实部大小为

$$\text{Gabor}_R(x, y) = \frac{l}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \cos \frac{2\pi(x \cos \theta + y \sin \theta)}{l}; \tag{4}$$

Gabor 函数的虚部大小为

$$\text{Gabor}_I(x, y) = \frac{l}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \sin \frac{2\pi(x \cos \theta + y \sin \theta)}{l}. \tag{5}$$

将图像 $I(x, y)$ 与滤波器卷积, 即得滤波后图像:

$$R(x, y) = \text{Gabor}(x, y) * I(x, y) = \left[(\text{Gabor}_R(x, y) * I(x, y))^2 + (\text{Gabor}_I(x, y) * I(x, y))^2 \right]^{\frac{1}{2}}. \tag{6}$$

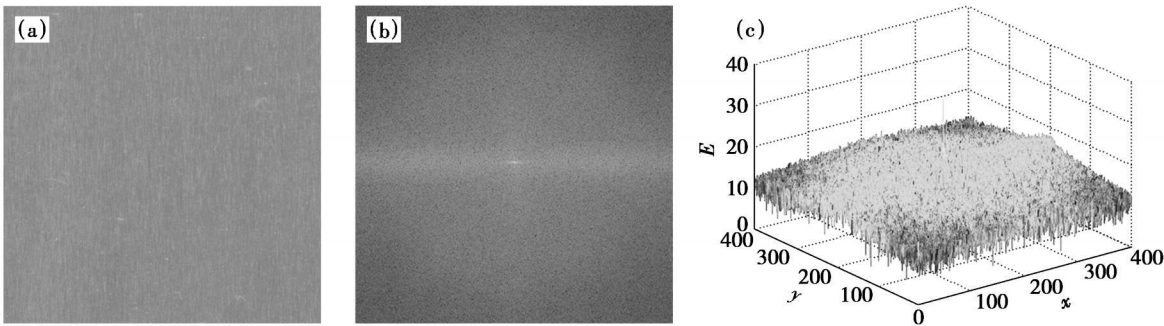


图 1 无缺陷图像及傅立叶变换域图像
Fig. 1 Non-defective image and image in Fourier transform domain
(a) —无缺陷图像; (b) —傅立叶变换图像; (c) —3D 能量谱图.

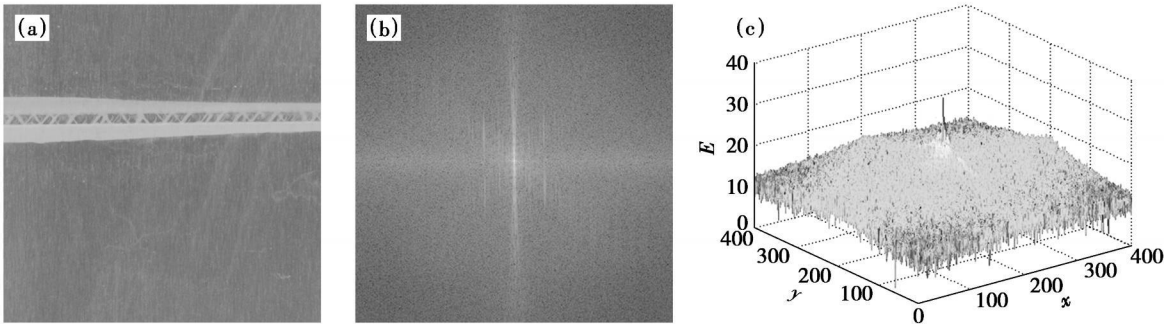


图 2 有缺陷图像及傅立叶变换域图像
Fig. 2 Defective image and image in Fourier transform domain
(a) —有缺陷图像; (b) —傅立叶变换图像; (c) —3D 能量谱图.

1.2 滤波器参数选择

影响 Gabor 函数的 3 个参数是 f , σ , θ , 通过改变这 3 个参数可以获得不同形式和作用的滤波器. 本文的目的是使缺陷图像和无缺陷图像的能量响应差别最大化, 因此这里引入一个评价函数 J , 计算公式如下:

$$J = \mu_f / \mu_d, \tag{8}$$

$$\mu = 1 / (P \times Q) \sum_{(x,y) \in P \times Q} E(x, y). \tag{9}$$

定义窗口 $W \times W$ 中 (x, y) 处的能量为

$$E(x, y) = R^2(x, y). \tag{7}$$

二维 Gabor 滤波器是以 f 为中心频率的带通滤波器, 如果能寻找到一个最优的滤波器与无缺陷图像的纹理相匹配, 那么缺陷区域与正常区域通过此滤波器后的频谱能量将会有明显的差别, 对响应结果进行简单的阈值处理即可把复杂的表面缺陷检测问题转化为简单的二值化问题, 低能量代表无缺陷存在, 高能量代表局部异常, 有缺陷存在^[6-7].

图 1 和图 2 分别是无缺陷图像和有缺陷图像的傅立叶变换后的能量谱图, 可以看到两幅图像的频谱能量分布有着明显的差别. 因此当 Gabor 滤波器的滑动窗口覆盖图像中的缺陷区域时就会产生比较大的响应, 从而把缺陷的存在转化为可识别的滤波器的输出.

式中: P 和 Q 是给定图像的大小; μ 是图像的能量平均值; μ_f 是无缺陷图像的能量平均值; μ_d 是有缺陷图像的能量平均值. 通过计算平均能量值的比率选出最优 Gabor 滤波器^[8-9], 此时对应的滤波器参数即为最佳参数设置. 约束条件为: $f_{\min} \leq f \leq f_{\max}$, $\sigma_{\min} \leq \sigma \leq \sigma_{\max}$, $0 \leq \theta \leq 2\pi$. W 是 Gabor 滤波器模板的大小, 根据 Gabor 滤波器的性质知道, 窗口取得过大, 不利于表示图像的局部特性; 取得过小, 则容易受到噪声的干扰. 这里在保证性

能要求的基础上尽量节省计算时间,取窗口为 9×9 。

2 阈值处理和二值化

图像二值化就是通过设定的阈值,将一幅图像变为只用两阶灰度表示的黑白图像,这样可以把缺陷图像从背景图像中分割出来^[10]。本文将一副无缺陷滤波图像的灰度平均值作为阈值,当图像像素的灰度值大于阈值,则该像素点的灰度置为 255,否则将其灰度置为 0。求灰度平均值:

$$T = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n R_f(x_i, y_i)}{n \times n} \quad (10)$$

其中 n 为图像的大小, R_f 为滤波后的无缺陷图像。

3 形态学分析

为了消除二值化处理后仍然存在的小的噪声,这里采用形态学分析的方法^[11]。数学形态学的图像处理方法已经被运用到各种处理和分析中,诸如图像增强、噪声抑制、边缘检测、纹理分析和图像识别等。在形态学中定义了两个基本运算,称为腐蚀和膨胀。

3.1 腐蚀运算

集合 A 被集合 B 腐蚀表示为 $A \ominus B$, 定义为 $A \ominus B = \{x: B + x \subset A\}$, 式中, A 为输入图像, B 为结构元素。腐蚀具有收缩图像的作用,可以消除物体边缘点。

3.2 膨胀运算

膨胀是腐蚀的对偶运算,可以通过补集来定义。 A 被 B 膨胀表示为 $A \oplus B$, 定义为 $A \oplus B = [A^c \ominus (-B)]^c$, 式中 A^c 表示 A 的补集。膨胀运算具有扩大图像的作用。

3.3 二值图像的开闭运算

当一副图像经过结构元素的腐蚀和膨胀处理之后,原图像上的一些有用信息丢失了,为了恢复由腐蚀和膨胀丢失的信息,并且去除小的噪声,这里引入二值形态学的开运算和闭运算^[12]。

利用结构元素 B 对图像 A 作开运算,即先作腐蚀然后作膨胀,用符号 $A \circ B$ 表示,其定义为 $A \circ B = (A \ominus B) \oplus B$ 。开运算具有磨光图像外边界的作用。闭运算是开运算的对偶运算,即先作膨胀然后作腐蚀,其定义为 $A \cdot B = (A \oplus B) \ominus B$ 。闭运算具有磨光图像内边界的作用。

在分析常见的几种缺陷类型的特点后,这里开运算和闭运算的结构元素选为 $B_1 = B_2 =$

$[1, 1, 1]^T$ 。

4 实验与结果

为了验证本文提出的缺陷检测方法的有效性,从实际的产品生产线上采集典型的缺陷图像,图 3~ 图 6 分别是边缘锯齿、焊缝、抬头纹、氧化皮等 4 类缺陷的原始图像和检测后图像。对结果进行了阈值化,黑色表示无缺陷区域,白色表示缺陷区域。图像的大小取为 400×400 像素,需要确定的参数为 $X = [\sigma, f, \theta]^T$, 方向参数的间隔取为 $\frac{\pi}{4}$, 频率参数的间隔取为 0.1, 用函数 J 作为最优滤波器设计的评价参数,在得到的 J 值中选取最大值,最后选定 Gabor 滤波器的参数为 $f = \frac{1}{8}$, $\theta = \pi$, $\sigma = 3$, 窗口大小为 9×9 像素。

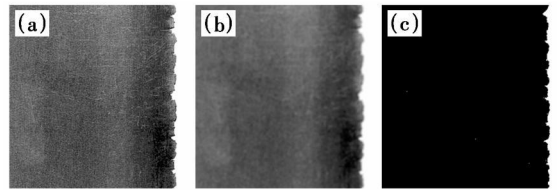


图 3 边缘锯齿图像及检测结果
Fig. 3 Zigzag edge image and detection results
(a) 一原始图像; (b) 一滤波后的图像; (c) 一二值化图像。

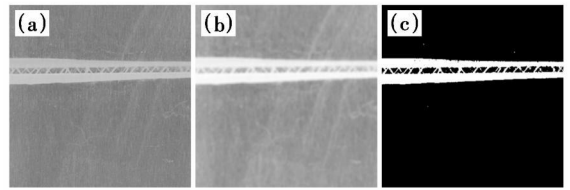


图 4 焊缝图像及检测结果
Fig. 4 Weld image and detection results
(a) 一原始图像; (b) 一滤波后的图像; (c) 一二值化图像。

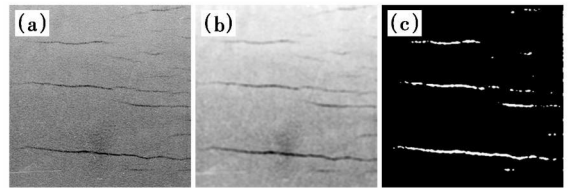


图 5 抬头纹图像及检测结果
Fig. 5 Wrinkle image and detection results
(a) 一原始图像; (b) 一滤波后的图像; (c) 一二值化图像。

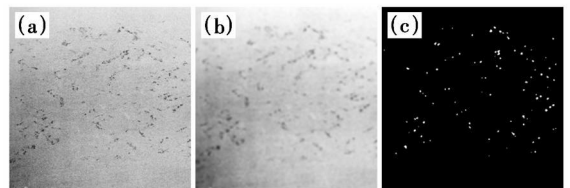


图 6 氧化皮图像及检测结果
Fig. 6 Scale image and detection results
(a) 一原始图像; (b) 一滤波后的图像; (c) 一二值化图像。

从图像上可以看出, 4 种不同类型的缺陷都得到了比较好的检测结果. 本文方法不需要提取缺陷的灰度特征或形状特征, 不受外界噪声因素的影响, 检测结果的一致性和可靠性得到了保障.

5 结 语

本文采用 Gabor 滤波器对带钢表面缺陷进行自动检测, 针对现场工况条件下采集到的缺陷图像含有大量噪声以及缺陷类型多样性和复杂性的特点, 利用 Gabor 滤波器在空间域和频率域的联合分析方法, 达到分析图像局部特性的目的, 且对噪声有很好的包容性, 能够有效地抑制噪声. 根据缺陷图像和 Gabor 滤波器卷积的能量输出响应, 当输出显著大的能量值时说明有缺陷存在. 通过设定的阈值函数得到二值化图像, 再通过形态学分析去除图像上的剩余噪声, 最后得到分割后的缺陷图像. 为了验证方法的有效性, 对 4 种具有典型缺陷的图像进行实验, 结果证明 Gabor 滤波器方法能够有效地检测出缺陷的存在.

参考文献:

[1] Tsai D M, Huang T Y. Automatic surface inspection for statistical textures [J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(4): 307– 323.

[2] Tsai D M, Wu S K, Chen M C. Optimal Gabor filter design for texture segmentation using stochastic optimization [J]. *Image and Vision Computing*, 2001, 19(5): 299– 316.

[3] 毛克明, 王国仁, 于长永, 等. 一种改进的基于 Gabor 小波的指纹增强算法[J]. 东北大学学报: 自然科学版, 2009,

30(1): 46– 49.

(Mao Ke-ming, Wang Guo-ren, YU Chang-yong, *et al.* An improved Gabor-based fingerprint enhancement method[J]. *Journal of Northeastern University: Natural Science*, 2009, 30(1): 46– 49.)

[4] Dunn D, Higgins W E. Optimal Gabor filters for texture segmentation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1995, 4(7): 947– 964.

[5] Bovik A C. Analysis of multichannel narrow-band filters for image texture segmentation [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1991, 39(9): 2025– 2043.

[6] Kumar A, Pang G. Defect detection in textured materials using Gabor filters [J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2002, 38(2): 425– 440.

[7] Chan C H, Pang G K H. Fabric defect detection by Fourier analysis[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2000, 36(5): 1267– 1276.

[8] Bianconi F, Fernandez A. Evaluation of the effects of Gabor filter parameters on texture classification [J]. *Pattern Recognition*, 2007, 40(12): 3325– 3335.

[9] Yu W C, Sommer G, Daniilidis K, *et al.* Using skew Gabor filter in source signal separation and local spectral orientation analysis[J]. *Image and Vision Computing*, 2005, 23(4): 377– 392.

[10] Li M, Staunton R C. Optimum Gabor filter design and local binary patterns for texture segmentation [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2008, 29(5): 664– 672.

[11] Bai X Z, Zhou F. Edge detection based on mathematical morphology and iterative thresholding [C] // 2006 International Conference on Computational Intelligence and Security. New York: IEEE, 2006: 1849– 1852.

[12] Huang L L, Shimizu A, Kobatake H. Robust face detection using Gabor filter features[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2005, 26(11): 1641– 1649.