

随机纹理表面缺陷检测方法与应用

王岩松^{1),2)} 金伟其¹⁾ 钟克洪²⁾

¹⁾(北京理工大学信息科学技术学院,北京 100081) ²⁾(北京凌云光视数字图像技术有限公司,北京 100089)

摘要 针对随机纹理表面缺陷检测问题,提出了一种基于 Gabor 小波的检测方法。该方法首先利用实值 2 维 Gabor 小波对图像进行多通道滤波;然后通过对滤波图像进行非线性处理和平滑滤波产生通道能量图像(特征图像);接着在学习阶段估计学习样本(不含缺陷)特征的统计参数,并用于指导检测阶段特征图像的阈值化;最后在不同尺度和方向,对阈值化后的特征图像进行融合,并二值化,以达到减小虚警率的目的。实验结果表明,该方法检测效果好,且要求学习样本少,适用于不同缺陷类型和各种检测问题。

关键词 机器视觉 缺陷检测 Gabor 滤波 多通道

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)01-0131-05

Defect Inspection Method for Random Texture Surface and Its Applications

WANG Yan-song^{1),2)}, JIN Wei-qi¹⁾, ZHONG Ke-hong²⁾

¹⁾(School of Information Science and Technology, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081)

²⁾(Beijing Lustlightvision Corporation, Beijing 100089)

Abstract A defect detection approach based on Gabor wavelets is proposed. Acquired image is multi-channel filtered with a bank of 2-D real Gabor filters. Next, feature images are obtained by subjecting each filtered image to a nonlinear transformation and computing a measure of energy through smoothing filter. In the learning phase, statistical parameters are computed using learning sample which is free of defect and are used to supervise the thresholding of inspected image. Finally, threshold-filtered feature images are fused inter-scale and inter-orientation and binarized in order to decrease false alarms. Experiments demonstrated that this approach has good detection ability performance and needs less learning samples, which makes it suitable for many types of defect and textured material.

Keywords machine vision, defect detection, Gabor filtering, multichannel

1 引言

在机器视觉的应用中,表面检测占据非常重要的位置,因为其可有效地提高产品质量、降低成本,并可提高用户满意度^[1]。目前在实际运行的表面检测系统主要包括以下两大类:(1)均匀表面检测:好产品的表面纹理呈均匀分布,违反该分布的即认为是缺陷;(2)黄金模板比对检测:先将好产品定义为黄金模板,然后将待检测产品和黄金模板进行比

对,若超差即认为是缺陷。但对于表面纹理呈随机分布的检测应用,比如木材、纺织品、陶瓷制品等,上述两类系统将不再适用。本文针对该类检测应用,提出了一种多通道滤波的随机纹理表面缺陷检测方法,实验结果表明,该方法是有用的。

2 基本原理

众所周知,Gabor 小波是一种典型的多通道滤

波方法,可将其用来分析不同纹理在不同尺度和方向上的差异^[2]。由于对图像进行多通道滤波,可将图像分解为仅包含有限频带信息的滤波图像,因此可以利用滤波图像的简单统计量作为纹理特征。但用多通道滤波方法进行纹理分析的关键问题在于:(1)通道的特性和数目;(2)从滤波图像中提取合适的纹理特征;(3)通道之间的关系,即独立或相关;(4)通过对不同通道的纹理特征进行融合来产生分割。但不同的多通道滤波纹理分析方法在上述关键问题中的一个或若干个部分存在差异^[3-6]。

本文提出了一种基于多通道滤波纹理分析的表面缺陷检测方法,其原理如图 1 所示。该方法是先用实值 Gabor 小波表征通道,并通过对滤波图像进行非线性处理和平滑滤波产生通道能量图像(特征图像);然后在学习阶段再估计学习样本(不含缺陷)特征图像的统计参数,并用于指导检测阶段特征图像的阈值化;最后在不同尺度和方向对阈值化后的特征图像进行融合,并二值化,以减小虚警率。

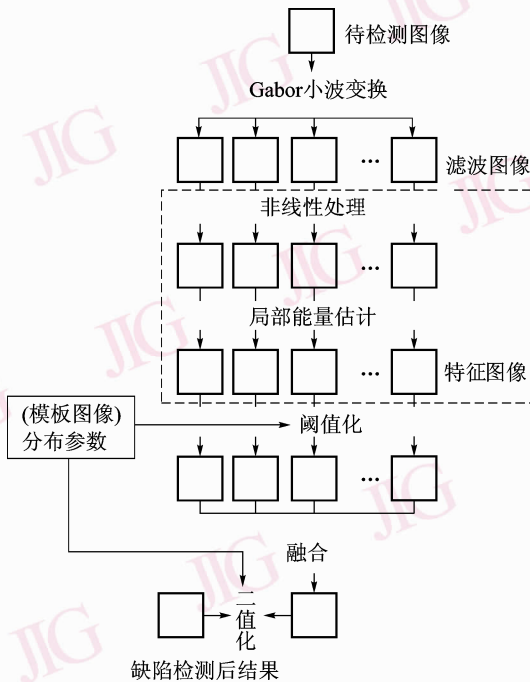


图 1 检测原理框图

Fig. 1 Inspection principle diagram

3 方法描述

3.1 多通道滤波

用多通道滤波进行纹理分析是非常有效的,由于其可将图像分解为具有有限频带信息的滤波图

像,因而更利于提取有效的纹理特征。图像 $I(x, y)$ 的 Gabor 小波变换可定义为

$$W_{m,n}(x, y) = I(x, y) * h_{m,n}(x, y) = \sum_{x_1} \sum_{y_1} I(x_1, y_1) h_{m,n}(x - x_1, y - y_1) dx_1 dy_1 \quad (1)$$

式中, $h_{m,n}(x, y)$ 为 Gabor 小波基; * 为卷积算子。

Malik 和 Perona 从生理学角度分析了该滤波器的合理性,实值 2 维 Gabor 滤波器的脉冲响应空间频率域可表示为

$$H(u, v) = \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\frac{(u - u_0)^2}{\sigma_u^2} + \frac{v^2}{\sigma_v^2}\right]\right\} + \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\frac{(u + u_0)^2}{\sigma_u^2} + \frac{v^2}{\sigma_v^2}\right]\right\} \quad (2)$$

式中, (u, v) 表示 2 维频率坐标, (u_0, v_0) 表示 Gabor 基的中心频率。上式描述了滤波器对输入图像不同频率分量的调制程度,因此通常称之为 MTF (modulation transfer function)。

Gabor 函数可构成一组完全,但非正交的小波基,其具有自相似性,称之为 Gabor 小波。令 $h(x, y)$ 为 Gabor 母小波,可通过 $h(x, y)$ 进行尺度和旋转变换得到以下 Gabor 小波基:

$$h_{m,n}(x, y) = a^{-m} h(\hat{x}, \hat{y}) \quad (3)$$

式中

$$\hat{x} = a^{-m} (x \cos \theta + y \sin \theta) \quad (4)$$

$$\hat{y} = a^{-m} (-x \sin \theta + y \cos \theta)$$

其中, $q = n\pi/K, n = 0, 1, 2, \dots, K - 1, K$ 为方向数目; $a > 1, m = 0, 1, 2, \dots, S - 1, S$ 为多分辨率分解的尺度数目;尺度因子 a^{-m} 用于确保滤波结果与能量无关。

在纹理分析中,需要同时考虑空间域和空间频率域特性。通常一方面期望滤波器在空间频率域带宽较小,以便以对纹理进行更为细微的辨识;另一方面,若要对纹理边缘进行精确定位,则又要求滤波器具有较好的空间局部特性。Gabor 滤波器的一个重要特性在于,其同时具有最优的空间域和频率域局部化特性。在空间频率域, Gabor 滤波器的主要参数除了中心频率和方向外,径向频率带宽 B_r 和方向带宽 B_θ 也是十分重要的。可用倍频程来将径向频率带宽定义为

$$B_r = \text{lb} \frac{u_{\max}}{u_{\min}} = \text{lb} \frac{u_0 + \sqrt{2 \ln 2} \sigma_u}{u_0 - \sqrt{2 \ln 2} \sigma_u} \quad (5)$$

式中, u_{\max} 为倍频最大的中心频率, u_{\min} 为相应的最

小频率。

将方向带宽用角度定义为

$$B_0 = 2 \tan^{-1} \left(\frac{\sqrt{2 \ln 2} \sigma_v}{u_0} \right) \quad (6)$$

生理学实验表明,因在哺乳动物的视觉皮层,视觉响应简单细胞具有 $B_v = 1$,故本文在实验中取 $a = 2$ 。综合考虑实现的复杂度和纹理辨识性能,取方向数目 $K = 4$ 。感兴趣的倍频最大中心频率 u_{\max} 由图像空间分辨率和检测精度确定。若图像的空间分辨率为 r pixel/unit, 检测精度为 p 个 unit, 则 $u_{\max} = 1/(\sqrt{2pr})$ circle/pixel。若采用 m 个尺度, 则相应的 $u_{\min} = 2^{1-m} u_{\max}$ circle/pixel。尺度数目的选择取决于感兴趣的频率范围, 其可根据不同纹理和缺陷特性进行设定。在实验中, 若取 $r = 4, p = 1, m = 4$, 则 $u_{\max} = 2^{-1/2}/4$ circle/pixel, $u_{\min} = 2^{-1/2}/32$ circle/pixel。图 2 为 Gabor 小波的空间频率域响应, 该图取各滤波器的最大频率响应幅值, 并使用归一化后的空间频率域坐标轴, 且将响应幅值线性映射到 0 ~ 255 灰度值范围。

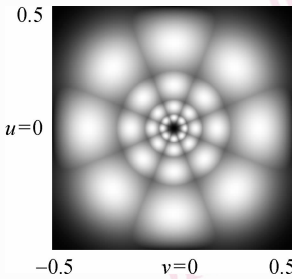


图 2 Gabor 小波的空间频率域响应

Fig. 2 Space frequency response of Gabor wavelet

3.2 特征图像计算

纹理分析旨在通过构造一组纹理测度(特征)以辨识任意纹理, 一般包括非线性处理和局部能量估计。

其中, 非线性处理就是将滤波器输出映射到能量度量空间。常用的非线性函数有幅值函数、平方函数和修正的双曲正切函数。其中幅值函数和平方函数不含参数; 而修正的双曲正切函数则包含饱和参数, 其取决于滤波器输出的动态范围。本文采用幅值函数进行非线性处理。

在局部能量估计中, 精确的边缘保持与精确的能量估计之间是相互矛盾的。为保持准确的边缘, 期望使用高的空间分辨率; 而为了精确地估计能量, 则期望使用高的空间频率分辨率。因此采用平滑滤波器的目的旨在协调这一矛盾。常用的平滑滤波器有矩形滤波器和 Gaussian 滤波器。本文采用具有更

好的空间-频率局部化特性的 Gaussian 滤波器。可分离的 Gaussian 滤波器的单位脉冲响应可描述为

$$h_G(n) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_s} e^{-\frac{n^2}{2\sigma_s^2}} \quad (7)$$

式中, σ_s 为控制参数(下角 s 代表频率变量 u 或 v); 若估计较低频率的局部能量, 则 σ_s 取值较大。对于 Gabor 滤波器的输出, 可将 σ_s 设为 Gabor 基的频带中心频率 u_0 的函数, 即

$$\sigma_s = 1/(2\sqrt{2}u_0) \quad (8)$$

3.3 特征图像阈值化

鉴于滤波图像能量服从 Gaussian 分布, 因此可利用假设检验来判断每一个像素是否存在缺陷。假设 H_0 表示特征图像 F 在像素点 (x, y) 处正常(即无缺陷); 假设 H_1 表示特征图像 F 在像素点 (x, y) 处为缺陷。在学习阶段, 可计算模板图像(不含缺陷)对应特征图像的均值和方差分别为

$$\mu_i = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N E_i(x, y) \quad (9)$$

$$\sigma_i = \left\{ \frac{1}{MN-1} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [E_i(x, y) - \mu_i]^2 \right\}^{1/2}$$

式中, $i = 1, 2, \dots, KS$, 这里 K, S 的含义同式(4); 均值和方差的置信度 $1 - \alpha$ 的区间估计分别为

$$\left(\mu_i \pm \frac{\sigma_i}{MN} t_{\alpha/2}(MN-1) \right) \quad (10)$$

和

$$\left(\frac{\sqrt{MN-1}\sigma_i}{\sqrt{\chi_{\alpha/2}^2(MN-1)}}, \frac{\sqrt{MN-1}\sigma_i}{\sqrt{1-\chi_{\alpha/2}^2(MN-1)}} \right) \quad (11)$$

在检测阶段, 对相应特征图像阈值化:

$$F_i(x, y) = \begin{cases} |E_i(x, y) - \mu_i| & |E_i(x, y) - \mu_i| > T_i \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

式中,

$$T_i = \frac{\sigma_i}{MN} t_{\alpha/2}(MN-1) + \tau \frac{\sqrt{MN-1}\sigma_i}{\sqrt{1-\chi_{\alpha/2}^2(MN-1)}} \quad (13)$$

τ 为控制参数, 其含义为标准 Gaussian 分布有 $100(1 - \alpha)\%$ 样本分布在区间 $(-\tau, \tau)$ 。

3.4 特征差异图像融合与二值化

在多通道纹理分析中, 由于不同通道的信息通常是不完全和不确定的, 因此融合各频带特征图像可降低虚警率。一般特征图像融合分两步进行, 由

于同一方向不同尺度的信息具有互补性,因此第 1 步可首先在同一方向不同尺度通道上进行融合,即

$$G_k(x,y) = \sum_{j=1}^S F_{j,k}(x,y) \quad (14)$$

式中, k 代表方向序数 $1 \leq k \leq K$; j 为多分辨率分解的尺度序数 $1 \leq j \leq S$ 。由于纹理缺陷一般至少出现在两个相邻的方向,若只存在于一个方向,则很可能不是缺陷,因此第 2 步在相邻方向上进行融合,即得到融合图像

$$R(x,y) = \sum_{k=1}^{K-1} G_k(x,y)G_{k+1}(x,y) \quad (15)$$

同时,对融合图像进行阈值化,并判断是否是缺陷点,以进一步减小虚警率。阈值由不含缺陷的模板图像 H 确定,即

$$T = \mu_H \pm k\sigma_H \quad (16)$$

式中, k 为控制参数; μ_H 和 σ_H 分别为模板图像的融合图像的均值和标准差。若像素灰度值在控制界限外,则认为是缺陷点。

4 实验分析

本文通过两组实验来评价检测方法的性能。实验中 Gabor 小波采用 4 个方向和 4 个尺度, $u_h = 2^{-1/2}/4$ circle/pixel, $u_l = 2^{-1/2}/32$ circle/pixel。控制参数 τ 和 k 分别取 3 和 6。

4.1 实验 1

为了定量分析 Gabor 小波缺陷检测方法的性能,本文用标准的纺织品图像及缺陷仿真图像来进行缺陷检测实验,检测结果如图 3 所示。图 3 (a) 的上图为一幅标准的 640×640 pixels 大小,256 灰度级的纺织品缺陷仿真图像,缺陷大小为 150×150 pixels,并且灰度级都为 210;图 3 (b)、图 3 (c) 和图 3 (d) 的上图为叠加 Gaussian 噪声 $N(0, \sigma^2)$ 后的

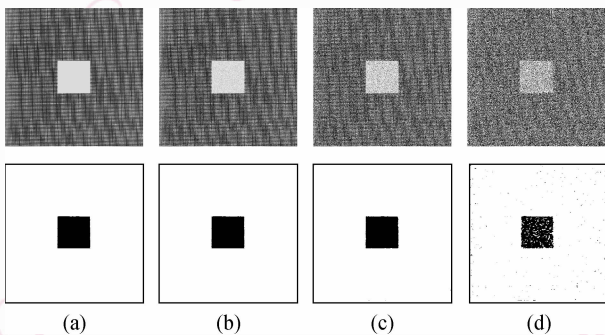


图 3 不同噪声水平缺陷检测性能

Fig. 3 Defect detection performance in different noise level

图像,其中 σ 分别为 0.01、0.1 和 0.5。实验时,先将图像规范化到 $[0,1]$,然后叠加 Gaussian 噪声,再线性映射到原灰度级空间。图 3 (a) ~ 图 3 (d) 的下图为对应的缺陷分割结果图像。从图中可以看出,缺陷分割完好,甚至在 $\sigma = 0.5$ 时,仍然获得了很好的缺陷分割结果。

表 1 列出了不同噪声水平下缺陷的正确检测率。其中 N_1^C 为正确分割的缺陷像素总数, N_1^E 为漏检的缺陷像素总数, N_2^E 为误分成缺陷的非缺陷像素总数,并分别将 N_1^C 、 N_1^E 和 N_2^E 除实际缺陷像素总数 (22 500) 得到的百分比 (指表中数据),即分别对应击中率、漏检率和虚警率。从表 1 中可看出,在低噪声水平,缺陷的正确检测率都在 99% 以上,并且两类的错误率都低于 1%。即使在高噪声水平 ($\sigma = 0.5$),缺陷的正确检测率也达到了 85% 以上,并且两类的错误率都控制在 10% 左右。这说明了该检测方法有较好的鲁棒性。

表 1 不同噪声水平缺陷检测结果

Tab. 1 Defect detection results on different noise levels

图像噪声	不同噪声时检测出的像素总数/检测率 (%)		
	N_1^C	N_1^E	N_2^E
无噪声	22 460/99.82	40/0.18	38/0.17
$\sigma = 0.01$	22 484/99.93	16/0.07	69/0.31
$\sigma = 0.1$	22 358/99.37	142/0.63	224/1.00
$\sigma = 0.5$	19 403/86.24	3 097/13.76	1 356/6.03

4.2 实验 2

实验 2 是对瓷砖和木材的表面缺陷进行了检测。其中图像大小均为 256×256 pixels,灰度为 256 级。在缺陷检测过程中,鉴于 Gabor 小波每个滤波器的 MTF 在 $(u,v) = (0,0)$ 时为 0,即图像的直流分量对滤波输出没有影响,因而该方法对光照强度变化不敏感。图 4 (a) 为正常照明条件下不同类照强度的瓷砖缺陷图像 (上) 及检测结果 (下) (图 5、图 6、图 7 同),图 4 (b) 和图 4 (c) 为图 4 (a) 的欠曝光和过曝光版本及检测结果,其中缺陷点用黑色表示,正常点用白色表示。该实验结果表明,尽管光照强度不同,3 幅图像的缺陷都得到了正确分割。

图 5 (a) ~ 图 5 (c) 给出了 3 幅瓷砖缺陷图像,并且缺陷的大小递增。从检测结果可看出缺陷都得到了较好的分割。图 6 为污垢缺陷和划痕缺陷瓷砖图像及检测结果。图 7 为带有节缺陷和污垢缺陷木材图像及检测结果。检测结果说明,该方法对表面的缺陷检测是有效的,并适用于不同的纹理图像和

不同的缺陷类型。

检测实验在 PC 机上进行,该方法的检测时间与检测图像的纹理和缺陷类型无关,但计算量仍较大,在应用中可采用专用的图像处理硬件加以实现。

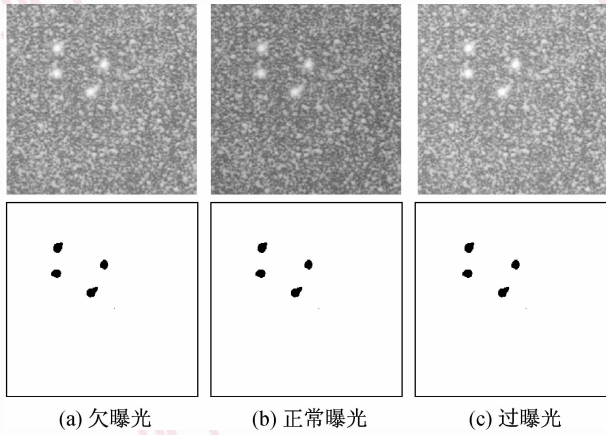


图 4 光照强度对检测性能影响

Fig. 4 Affect of illumination intensity on detection performance

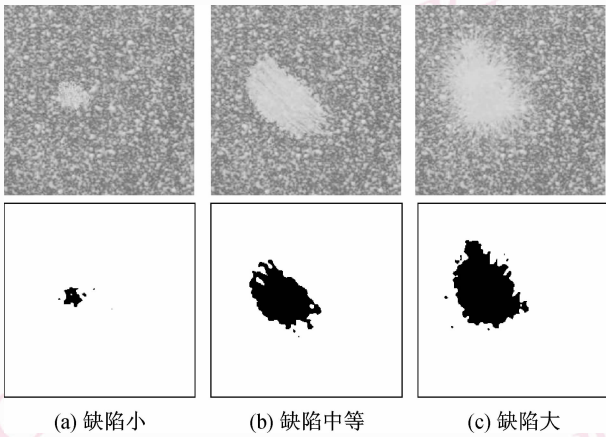


图 5 缺陷大小对检测性能影响

Fig. 5 Affect of defect size on detection performance

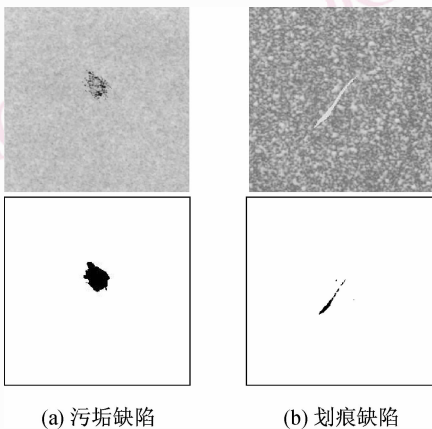
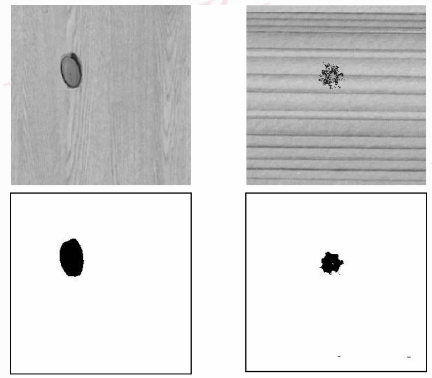


图 6 缺陷瓷砖缺陷检测示例

Fig. 6 Results of defect detection for ceramic tiles



(a) 节疤缺陷 (b) 污垢缺陷

图 7 木材缺陷检测示例

Fig. 7 Result of defect detection for woods

5 结 论

本文提出了一种基于 Gabor 小波的纹理表面缺陷检测方法。该方法具有以下特点:(1)检测精度高:检测精度可以达到 3×3 pixels,根据不同的检测精度要求,合理选择成像分辨率,可达到不同的检测精度要求;(2)检测鲁棒性强:对不同光照、不同信噪比的图像缺陷的检测都有很好的适应性;(3)应用范围广。可适用于不同的产品类型,比如:瓷砖、木材等。可适用于不同缺陷类型的缺陷检测,比如:点状缺陷、线状缺陷、块状缺陷等;(4)使用简单:只需要对一幅不含缺陷的样本图像进行学习,而不需要对缺陷图像进行学习。该方法目前存在的主要问题是计算量比较大,在应用中需要采用专用的图像处理硬件实现。

参考文献 (References)

- 1 Newman T S, Jain A K. A survey of automated visual inspection [J]. Computer Vision and Image Understanding, 1995, **61**(2): 231-262.
- 2 Randen T, Husey J H. Filtering for texture classification: a comparative study [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, **21**(4): 291-310.
- 3 Jain A K, Farrokhnia F. Unsupervised texture segmentation using Gabor filters [J]. Pattern Recognition, 1991, **24**(12): 1167-1186.
- 4 Bodnarova A, Bennamoun M, Latham S. Optimal Gabor filters for textile flaw detection [J]. Pattern Recognition, 2002, **35**(12): 2973-2991.
- 5 Escofet J, Navarro R, Millan M S, et al. Detection of local defects in textile webs using Gabor filters [J]. Optical Engineering, 1998, **37**(8): 2297-2307.
- 6 Kumar A, Pang G. Fabric defect segmentation using multichannel blob detectors [J]. Optical Engineering, 2000, **39**(12): 3176-319.