

一种基于视觉的表面质量检测方法

易爱春, 龙永红, 黄晓清

(湖南工业大学, 湖南 株洲 412008)

摘要: 结合边缘检测技术和数学形态操作, 提出了一种基于视觉的铝带表面检测方法。应用中值算法滤除缺陷图像噪声后, 用边缘算子提取缺陷边缘, 经形态学处理后得到完整缺陷目标, 然后提取缺陷的形态特征, 进行缺陷分类。实验结果表明: 这种方法不仅能有效地识别缺陷, 还能准确地判别缺陷类型和缺陷位置。

关键词: 表面检测; 边缘检测; 缺陷检测; 缺陷分类

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1673-9833(2008)06-0046-04

Approach on Surface on Quality Inspection Based on Vision

Yi Aichun, Long Yonghong, Huang Xiaoqing

(Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412008, China)

Abstract: A visual surface inspection approach using edge detection and morphological processing algorithm is presented. Median filter, edge detection segmentation and morphological operation algorithms are used to reduce noise, extract edges, and extract morphological features respectively. Finally, a classifier is designed to judge the type of defects. Experimental results show that the proposed method can not only identify detects effectively, but also obtain the type and location of defects accurately.

Key words: surface inspection; edge detection; defects inspection; defects classification

1 背景知识

板材已成为现代工业不可缺少的主要原材料产品之一。板材表面质量的优劣直接影响其最终产品的性能与质量。在板材制造过程中, 由于原材料、轧制设备和工艺等多方面的原因, 导致表面出现裂纹、结疤、刮伤、孔洞、辊印、针眼、麻点等不同类型的缺陷。这些缺陷不仅影响产品的外观, 还严重降低了产品的抗腐蚀性、耐磨性和疲劳强度等性能, 直接影响产品的使用价值。目前, 国内外板材制造企业常采用人工目视抽检和频闪光检测等方法进行表面质量检测。这些方法不能真实可靠地反映表面的质量状况, 且实时性差, 因而板材表面缺陷自动视觉检测技术是目前的研究热点。

基于机器视觉的产品检测技术广泛应用在机器零

件^[1]、集成电路生产^[2]、花岗岩质量检测^[3]、精密电子元件生产^[4]、印刷品^[5]等工业生产过程中, 以保证产品的质量。采用的检测方法主要有基于阈值分割^[6]、形态学^[7]、随机场模型及多种方法的结合等。采用基于机器视觉的产品表面质量检测技术除了提供稳定、客观的质量检测能力, 还可对检测过程中所发现的缺陷进行分析、分类, 根据出现的位置、频率, 对缺陷的成因进行辅助分析, 并将结果反馈给监控中心。

本文针对目前主要的板材表面缺陷进行了统计分析, 结合边缘检测技术和数学形态原理, 提出了一种新的基于视觉的表面检测方法, 它首先对缺陷图像进行预处理, 去掉噪声; 再利用边缘检测技术和数学形态操作提取缺陷目标; 然后提取缺陷的形态特征量, 并根据这些特征量对缺陷进行分类。

收稿日期: 2008-08-25

基金项目: 湖南省科技攻关计划基金资助项目(2007FJ3032)

作者简介: 易爱春(1982-), 男, 湖南攸县人, 湖南工业大学硕士研究生, 主要研究方向为机器视觉。

2 表面缺陷图像特征分析

一般情况下, 物体表面缺陷往往具有多样性、复杂性的特点, 且不同生产线产生的表面缺陷往往有不同的特点, 即使同一生产线在不同工艺参数, 或在工艺参数相同而生产条件不同的情况下, 产生的表面缺陷也有区别。

本文主要针对3种常见的铝带表面缺陷(见图1)即划痕、擦伤、结疤缺陷进行分析处理。表1详细给出了这几种缺陷的成因和主要特征。

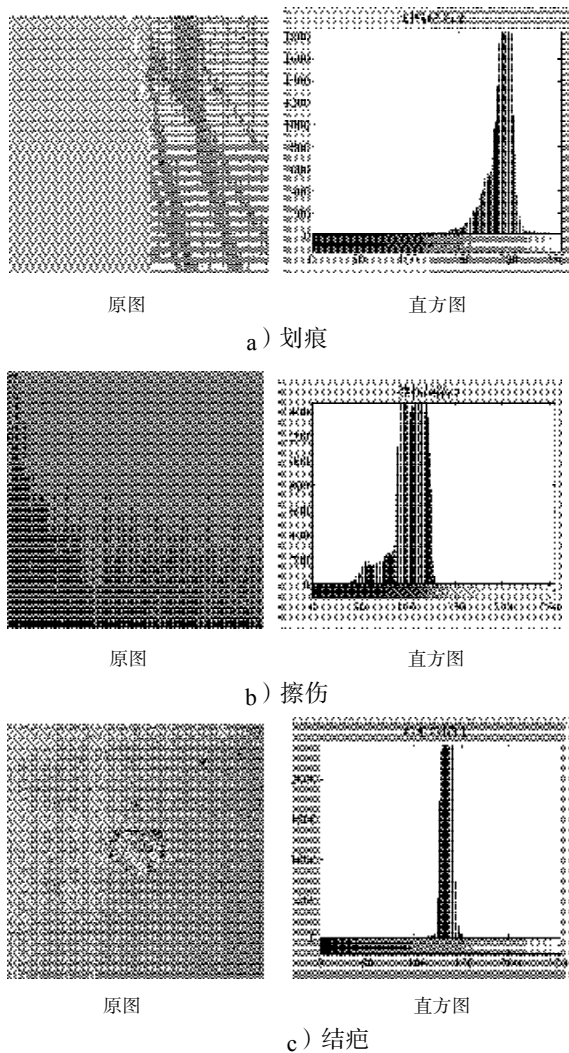


图1 缺陷原图和对应的直方图

Fig. 1 Original defect images and the corresponding histograms

对大量缺陷图像进行统计分析, 表明原图大都属高背景图像, 即目标在整个图像中占的像素比重比背景小, 缺陷轮廓比较清晰, 但是背景与缺陷的灰度分布集中, 二者对比度不明显。从直方图上看, 图像大都呈现比较集中的单峰、或是双峰不明显结构。可见, 这些图不宜直接采用阈值分割处理, 而区域生长法严重依赖于初始种子像素^[7], 同时计算量也较大, 检测的速度较慢。

表1 表面缺陷的成因和主要特征

Table 1 The causes and the main characteristics of surface defects

类型	成因	特征
划痕	表面与其它器物接触或各导辊的旋转速度与板材速度不同步, 出现打滑后造成的。	平行于轧制方向较长的线状缺陷, 有可见的深度, 零散或成排分布。
结疤	铸锭条件不佳和飞溅造成的表面缺陷和皮下气泡等在大气中的氧化、加热过程中产生的机械缺陷等造成的。	形状呈凹凸起伏, 少部分呈线状或带状分布, 金属被剥离后呈现凹坑。
擦伤	拆卷时卷层间松紧变化引起错位、板材自身相互摩擦或运行时张力速度不稳、急剧启动或停车、原料带卷、松卷等原因造成的。	沿轧制方向呈现深浅不一的短条沟道, 有可见的深度, 有的面积较大呈白霜状, 有的呈星花状。

3 基于视觉的表面检测方法

基于以上分析, 结合边缘检测技术和数学形态操作, 提出一种基于视觉的表面检测方法, 其处理框架见图2。

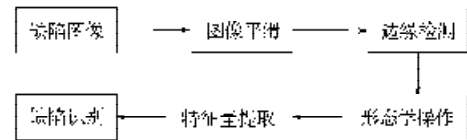


图2 表面缺陷检测的框架图

Fig. 2 The framework of the surface defect inspection

3.1 图像平滑

由于CCD面阵固体摄像机在现场采集的图像会因为光照不均等原因, 而使得图像存在噪声, 图像平滑可抑制图像噪声, 提高图像质量。中值滤波是降低图像噪声的有效工具, 不仅能有效滤除噪声, 且在一定的条件下可克服线性滤波器带来的图像细节模糊, 较好地保持了图像边缘, 中值滤波对滤波脉冲干扰及图像扫描噪声尤为有效。

中值滤波就是用一个有奇数点的滑动窗口, 将窗口中心点的值用窗口内各点的中值代替, 用数学公式表示为:

$$v_i = Med\{f_{i-v}, \dots, f_i, \dots, f_{i+v}\}, i \in Z, v = \frac{m-1}{2} \quad (1)$$

本文采用中值滤波对缺陷图像进行平滑, 抑制噪声, 提高图像质量。

3.2 边缘检测

边缘检测不受图像对比度、背景亮度和缺陷类型的限制, 即不论图像的光照是否均匀、缺陷形状如何, 边缘检测都能比较完整地将缺陷从背景中分割出来。为了去除一些缺陷以外的信息, 使图像缺陷变得更为突出, 以便后续缺陷特征提取与识别, 首先将缺陷

目标的边缘提取出来。

边缘检测算子是检查每个像素的邻域，并对灰度变化率进行量化，通常也包含方向的确定。常用的边缘检测算子有 Sobel、Robert、Prewitt 等。由于 LOG 算子计算量很大，Canny 算子会去掉太多的细节，故本文采用 Sobel 算子。

Sobel 边缘检测器采用如图 3 所示的掩膜来数字化地近似一阶导数值 G_x 和 G_y 。图像中的每个点都用这两个算子核做卷积。一个核对通常的垂直边缘响应最大而另一个对水平边缘响应最大。两个卷积的最大值作为该点的输出值。

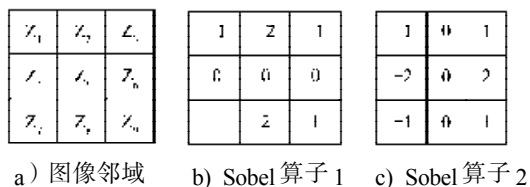


图 3 Sobel 算子掩膜示意图

Fig.3 The diagram of Sobel operator mask

一个邻域的中心点处的梯度可按下式计算：

$$g = \left[G_x^2 + G_y^2 \right]^{1/2} = \left\{ \left[(z_7 + 2z_8 + z_9) - (z_1 + 2z_2 + z_3) \right]^2 - \left[(z_3 + 2z_6 + z_9) - (z_1 + 2z_4 + z_7) \right]^2 \right\}^{1/2} \quad (2)$$

3.3 数学形态处理

表面缺陷图像经过上述的预处理、边缘检测后，得到图像的缺陷边缘，须进行内部填充才能提取缺陷的集合形态特征，另外，图像中还有噪声，缺陷轮廓也不连续，不利于缺陷的提取和识别。因此利用数学形态操作，连接细小缺口、填充孔洞。

令 $E=R^2$ 和 $E=Z^2$ 分别为二维欧几里德空间和欧几里德栅格。二值图像目标 X 是 E 的子集。用 B 代表结构元素， B^s 代表结构元素关于原点 $(0,0)$ 的对称集合：

$$B^s = \{-b : b \in B\} \quad (3)$$

膨胀和腐蚀变换的定义式分别为式 (4) 和 (5)：

$$X \oplus B^s = \bigcup_{z \in B^s} X_{-z} = \{z \in E : B_z \cap X \neq \emptyset\}, \quad (4)$$

$$X \ominus B^s = \bigcap_{z \in B^s} X_{-z} = \{z \in E : B_z \subset X\} \quad (5)$$

膨胀和腐蚀是不可恢复的运算，先腐蚀后膨胀通常不能使目标 X 复原，而是产生一种新的形态学变换，叫做开运算 X^b ， X^b 是由 X 内 B 的所有平移 X^b 的并集组成， X^b 的表达式如下：

$$X^b = (X \oplus B^s) \ominus B = \bigcup \{B_z : B_z \subset X\} \quad (6)$$

与开运算对应的是闭运算 X^c ，即先膨胀再腐蚀， X^c 是 X 外的 B 所有平移 B_z^c 的补集的交集， X^c 的表达式如下：

$$X^c = (X \oplus B^s) \ominus B = \bigcap \{B_z^c : B_z^c \subset X^c\} \quad (7)$$

腐蚀和膨胀具有平移不变性，对图像 A 的腐蚀和膨胀的运算结果只取决于 A 与 X^b 的结构，而与 A 的位置无关，开运算可以使图像缩小，而闭运算可以使图像增大。

针对边缘检测后图像的轮廓不连续的现象，首先通过膨胀处理，使得图像中的目标放大，诸多微孔填充，很多断开的狭窄缺口连接，但与此同时也会产生较大的新孔洞；这就需要采用孔洞填充对图像进行处理，但是处理后的图像还存在着一些噪声，最后我们对图像做开运算将噪声滤除。

3.4 缺陷识别

本文采用形态特征的提取方法获取了缺陷的面积、质心、长轴、短轴和偏心率等特征量，并根据这些特征量将缺陷图像进行分类。

形态特征是目标的基本特征，通过缺陷区域的面积、周长、重心、圆形度、扁度、偏心率等形状描述符和不变矩等来表示。几何特征即形态特征，常常是判断缺陷的重要依据，它的特征量的获取也比较容易，而且本文所涉及到的缺陷的形态特征有比较明显的区别，如划痕缺陷一般长度较长，宽度较窄，擦伤缺陷通常长度较长，但是宽度也比较宽，而结疤缺陷的长和宽差异不大。因此，本文采用了形态特征提取方法。

本文提取的形态特征有缺陷的面积、质心、长轴、短轴、偏心率，各参数定义如下：

面积 即缺陷区域内的像素总个数，定义如下：

$$A_{\text{rea}} = \sum_{(i,j) \in R} 1 \quad (8)$$

重心 即缺陷区域的质心，是一种全局描述，重心坐标 $(Centroid-j, Centroid-k)$ 由所有属于区域的像素计算得到

$$Centroid-j = \frac{1}{A_{\text{rea}}} \sum_{(i,j) \in R} j, \quad (9)$$

$$Centroid-k = \frac{1}{A_{\text{rea}}} \sum_{(i,j) \in R} k. \quad (10)$$

长轴 连接缺陷边界上两个最远点间的欧几里得距离。

短轴 与边界长轴相垂直的线段中最长的一条。

偏心率 缺陷边界的长轴与短轴的比率。

4 实验结果及分析

根据上述算法，设计了实验来验证方法的有效性，具体实验步骤如下：

- 1) 利用中值滤波对缺陷原图进行平滑，滤掉部分噪声。
- 2) 对平滑后图像，用 Sobel 算子提取缺陷边缘。
- 3) 采用模糊阈值分割。

4) 在二值图像上, 用形态学操作刻画出完整的缺陷目标。先做膨胀运算, 填充微孔, 加粗边界, 使轮廓更清晰; 做闭运算连接细小的缺口; 孔洞、区域填充, 获取比较完整的缺陷; 最后做开运算, 去掉微小斑点和细小的突出部分, 平滑缺陷轮廓。

5) 获取经形态学处理后缺陷的形态特征量: 质心、长轴、短轴、面积和偏心率。

6) 对特征数据进行统计分析, 设计分类器对缺陷进行判别。

实验中选取大量尺寸为 256×256 的缺陷图像 (包括划痕、擦伤、孔洞和结疤), 在 Matlab 上进行仿真实验。图 4 给出了用这种方法得到的部分实验结果, 图 4 中各缺陷目标的形态特征量见表 2, 对图 4 中缺陷的识别结果见表 3。

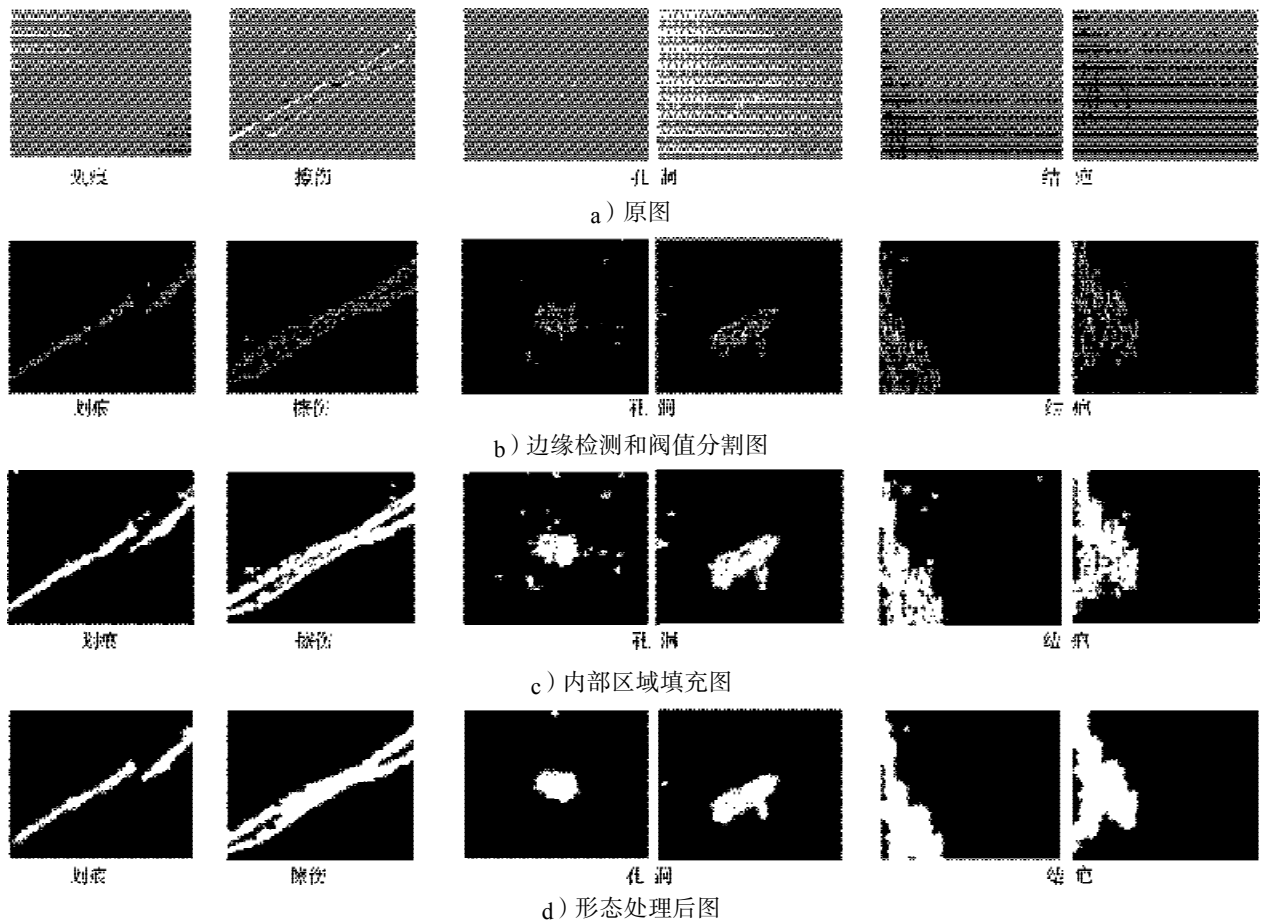


图 4 图像处理结果

Fig. 4 Results of the proposed method

表 2 表面缺陷的形态特征量

Table 2 Morphological characteristics of surface defects

样本	面积	质心 / (x y)坐标	长轴 /mm	短轴 /mm	偏心率
1 目标1	764	144.024 9, 127.500 0	322.973 5	48.715 2	6.629 8
2 目标1	1415	123.329 3, 146.696 1	406.102 8	60.045 5	6.763 2
3 目标1	261	129.919 5, 128.582 4	84.952 7	73.545 6	1.155 1
3 目标2	40	26.400 0, 5.425 0	13.467 7	11.499 4	1.171 2
4 目标1	44	8.000 0, 126.000 0	14.618 4	11.179 0	1.307 7
4 目标2	429	121.983 7, 154.958 0	133.251 3	79.360 9	1.679 1
5 目标1	784	29.692 6, 149.824 0	319.165 4	92.481 3	3.451 1
5 目标2	36	37.000 0, 33.000 0	10.770 3	10.770 3	1.000 0
6 目标1	851	33.242 1, 129.186 8	270.195 7	115.387 4	2.341 6

注: “面积”表示区域内像素点的个数。

表 3 表面缺陷的识别结果

Table 3 Results of surface defect recognition

样本	缺陷个数	目标识别类型	最终识别类型	识别结果
1	1	划痕	划痕缺陷	是
2	1	划痕	划痕缺陷	是
3	1	结疤	结疤缺陷	是
4	1	结疤	结疤缺陷	是
5	1	擦伤	擦伤缺陷	是
6	1	擦伤	擦伤缺陷	是

实验结果表明, 这种方法能够快速、客观地将缺陷目标提取出来, 并能获取准确的缺陷特征数据用于判别缺陷类型, 分类正确率达到 92.7 %。

(下转第54页)