纽扣电池表面缺陷检测算法的研究

肖阔华，刘羽
（桂林理工大学 机械与控制工程学院，桂林 541004）

[摘 要] 在电池的生产过程中，不可避免地会生产出一些次品，因此有必要依托信息技术设计出一套合理的算法来自动完成不合格次品的检出。利用图像采集设备采集纽扣电池表面图像，对采集的图像依次进行混合噪声滤除、OSTU 最佳阈值分割、图像字符定位分割、缺陷模式提取、BP 神经网络缺陷分类，每一步在满足检测精度的前提下，以算法简洁、高效作为衡量标准，为算法移植到生产实践中的实时检测奠定基础。

[关键词] 缺陷检测；数字图像处理；BP 神经网络
[中图分类号]TH161；TP391 [文献标识码]A [文章编号]1001-3660(2013)01-0127-04

Research of Button Cell Surface Defects Detection Algorithm

XIAO Kuo-hua, *LIU Yu*
(College of Mechanical and Control Engineering, Guilin University of Technology, Guilin 541004, China)

[**Abstract**] It will inevitably produce a number of defective goods in the production process of button batteries, so it is necessary to rely on information technology to design a set of reasonable algorithm to automatically detect the unqualified products. We use image acquisition equipment to get the button cell surface image, and then to filter mixture noise, OSTU optimal threshold segmentation, character of image segmentation, extraction of defect mode, BP neural network classification of defects. A measure of standard of the algorithm in each step is simple and efficient, so it can lay the foundation for the algorithm to do real-time detection in production practices under meeting the detect precision in the premise condition.

[**Key words**] defect detection; digital image processing; BP neural network

纽扣电池具有体积小、寿命长、密封度极佳、放电电流平稳且小等优点，在电子工业领域已获得广泛应用。纽扣电池在生产过程中，因生产工艺本身的不足或者其它偶然因素，会出现诸如划痕、锈斑、凹点、光面等缺陷，从而生成次品。

产品表面质量检测是现代化大生产中必不可少的重要环节。随着生产过程自动化程度的不断提高，目视检测越来越不能满足当今工业生产的要求。近年来迅速发展的以数字图像处理技术为基础的机器视觉技术，恰恰可以解决这一问题[1]。然而实时在线检测中，待检测图像数据量非常大，检测速度不能满足工业现场在线生产的需求，这就对检测算法提出了较高的要求。文中研究了一套适合于纽扣电池机器视觉的检测算法，在保证检测精度的前提下，最大限度地精简算法，以提高执行效率。

1 缺陷检测算法概要

基于机器视觉，纽扣电池表面缺陷检测可分为如图 1 所示的几个步骤。首先，在一定的光源照射手段基础上，运用工业数字摄像机对场景图像进行采集；然后，运用数字图像处理技术对采集的图像进行预处理，最大程度去除图像中的噪声和无关的背景，并增强图像目标，进而从中提取感兴趣的特征，构成对图像的描述；最后，运用模式识别技术对提取的特征进行判别。

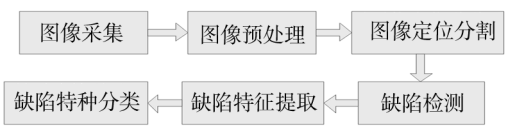


图 1 缺陷检测算法流程

Fig. 1 Flow chart of defect detection algorithm

[收稿日期]2012-09-14；[修回日期]2012-10-16
[基金项目]广西教育厅科研项目计划资助(201102ZD018)
[作者简介]肖阔华(1984—)，男，湖北孝感人，硕士生，主攻数字图像处理。
[通信作者]刘羽(1961—)，男，广西桂林人，博士，教授，主要研究方向为并行计算、数据挖掘。

2　图像预处理

光照不均、晃动、灰尘、背景等都会对采集的图片产生噪声干扰,因此需要先对图像进行滤波。由于频率域涉及到变换和反变换问题,计算量往往比较大,所以只适合速度要求不高的场合。目前很多缺陷检测算法采用的是中值滤波[2],即在每个窗口内求得窗口中值替代当前像素值。中值滤波涉及到排序,因此运算复杂,难以满足图像跟踪系统的实时性要求。数学形态学滤波算法具有可升维性、并行、局部、实时、快速和易于硬件实现等特点,能够克服传统滤波算子在去噪的同时带来的边缘模糊问题,而且还能选择性地去除目标。然而采用单一结构元素不能获得满意的效果,因此文中利用一种双结构元对数学形态学滤波方法进行改进,如图 2 所示。

1	0	1
0	1	0
1	0	1

a　结构元 Ⅰ

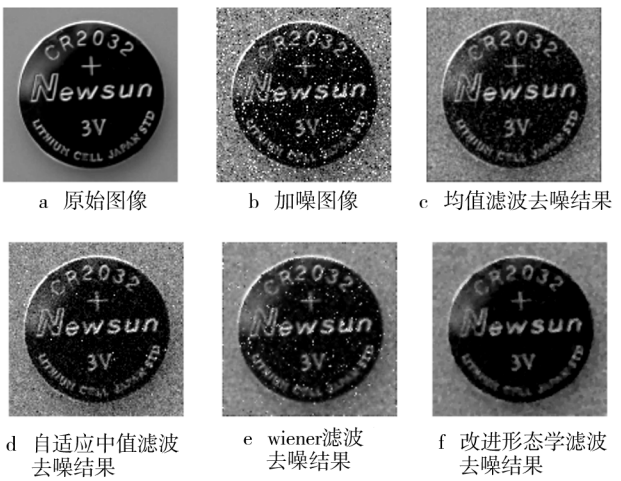
0	1	0
1	1	1
0	1	0

b　结构元 Ⅱ

图 2　双结构元

Fig. 2 Dual structural elemen

先用结构元 Ⅰ 对图像进行数字形态学开-闭运算,然后用结构元 Ⅱ 对处理后的图像进行数字形态学闭-开运算。为寻求高效的滤波方法,用改进的数字形态学滤波方法对比传统的均值滤波、自适应中值滤波及 wiener 滤波方法,在 matlab 平台上进行试验。试验中加入 1% 的高斯噪声,5% 的脉冲噪声,各种方法中的模板均采用 3×3 大小,自适应模板限制最大 7×7。试验结果如图 3 所示。



a 原始图像　b 加噪图像　c 均值滤波去噪结果

d 自适应中值滤波去噪结果　e wiener滤波去噪结果　f 改进形态学滤波去噪结果

图 3　滤波效果对比

Fig. 3 Comparison of filtering effect

对图像的滤波效果可以采用主观评价或客观评价进行判定。从图 3 可以看出,文中提出的数学形态学方法在滤除噪声和保护边缘细节方面的效果明显优于其它方法。均值滤波模糊了边缘[3];自适应中值滤波所处理的图像平滑效果不佳[4];wiener 滤波只抑制了部分噪声,并且图像中的字符已经开始模糊。

客观评价以峰值信噪比(PSNR)为判定依据,PSNR 越大表示去噪效果越好。得到的 PSNR 值见表 1,其中的 P 为脉冲噪声强度,σ 为高斯噪声方差。通过对比 PSNR 数值可以发现,本文算法有较好的滤波效果,执行效率高,在抑制噪声和保护细节方面最优。

表 1　滤波 PSNR 对比

Tab. 1 Comparison of filtering PSNR

噪声污染程度	$P=0.1,\sigma=0.01$	$P=0.2,\sigma=0.01$
均值滤波	58.3594	58.2385
自适应中值滤波	58.3903	58.2753
wiener 滤波	58.3708	58.1681
本文算法	58.6599	58.4513

3　图像分割

图像滤波后,为降低后续算法处理的复杂程度,可通过二值化使图像数据存储量大大减少。传统设定固定阈值进行分割的方法会使图像出现过亮和过暗,造成噪声信息增大或是目标区域受损,自适应分割算法可以在一定程度上改善这种情况。

大律法(OSTU)选取最佳阈值使得分割得到的目标类和背景类具有最好的分离性能,其判断依据是在统计意义上计算两个区域的类间特性差达到最大,在实际应用中可以取得较好的分割效果[5]。分割后,背景区域为暗,字符以及缺陷为明。但在实际测量中,由于光照系统设置不恰当,造成表面光照不均,产生了伪缺陷,需纠正光源系统。对比图 4a 和 b 可见,与采用单一阈值法相比,采用大律法分割的边缘更柔和,效果比较理想。将二值化后的图像再次进行形态学处理,将字符区域有轻微腐蚀、断裂的地方进行修复,达到增强的效果。



a 固定阈值分割　b OSTU分割

图 4　固定阈值与 OSTU 分割对比

Fig. 4 Fixed threshold and OSTU contrast

4　字符分割

为了分割出图片表面的缺陷信息,需将正常的字符去除。实际生产中,纽扣电池在生产线上的摆放并不整齐,它们有各个朝向,这为后续研究带来了困难。对图片进行方向矫正是达到后续分割的必要工作。方向矫正算法如下:

1）选用字符矫正模板,将待矫正图像按顺时针方向以 1°为步长进行等间隔旋转,生成 360 幅图像。

2）对模板与生成的旋转幅图像 M_0,M_{10},M_{20}… 逐一计算相似度 $T(N,M)$。$T(N,M)=\sum_n\sum_m(N_{nm}-\overline{N})(M_{nm}-\overline{M})/\sqrt{[\sum_n\sum_m(N_{nm}-\overline{N})^2][\sum_n\sum_m(M_{nm}-\overline{M})^2]}$,其中 N_{nm} 和 M_{nm} 分别为模板图像 N 和旋转图像 M 对应的第 n 行、第 m 列的像素值。

3）当 M_n 计算得到的相似度最大时,改进步长,在 M_n 附近搜索其相似度最大值。

4）计算得到相关系数的值域为[-1,+1]。相关系数的绝对值越大,相似度越高;相关系数的绝对值为 1 时,两图像完全相似。

5）计算得到的第 M_m 副图像的相似度最大,那么将待矫正图像旋转 m 度,如图 5 所示。



图 5　图像方向矫正

Fig. 5 Image correction

进行字符矫正后,依然会存在轻微的倾斜。先采用模板匹配法,在待测图像上按序移动字符模板图像,计算两幅图像灰度相关性,取得最大值时,求出匹配最佳区域。字符模板图像如图 6 所示。



图 6　字符匹配模板

Fig. 6 The character matching template

通过计算定位系数的值,即使图像存在较大的矫正偏差,表面受到严重的破坏,对其定位的影响也非常小。定位系数也可以作为一种模式量,如纽扣电池表面有损伤、光板等缺陷,定位系数都比较小。

将字符矫正好的图像直接划分为背景区域和字符区域,采用区域完整分割,如图 7 所示。将分割好的背景和字符区域分别进行缺陷特征提取[6]。



图 7　区域完整分割

Fig. 7 Region segmentation

5　缺陷检测与分类

常用于缺陷检测的模式特征有缺陷形状特征、缺陷纹理特征、缺陷灰度特征及图像空间关系特征。缺陷区域在图像中多表现为密集较大的黑色连通区域,而合格的纽扣电池图像表面也会有一些噪声黑点,因此需对连通区域进行量化来甄别缺陷和噪声。

直接计算所有的缺陷特征会造成空间维数过高,给缺陷分类模块执行性能造成很大的影响,如计算量大、参数的敏感性增加等[7]。这些都会造成分类的正确率降低,因而采用主成分分析法进行降维处理。主成分分析法采用正交变化,保留对特征分类贡献大的特征向量。正交变换后,构造的一系列原变量的线性组合彼此不相关,且尽可能多地表征了原变量的信息。

BP 神经网络采用大量神经元构成宽泛的网络,使得信号处理的过程高效。将优化后的特征向量作为缺陷检测与分类模块的输入,输出端得到相应的缺陷模式识别量,整个过程中无需了解缺陷检测与分类模块中间的具体实现细节。BP 神经网络具有自适应、非线性处理、并行处理、容错能力良好的优点,在缺陷识别与分类系统中代替传统复杂、耗时的算法,可通过高效的计算得到最优的识别结果。但 BP 神经网络各神经元连接权值的调整需采用大量的样本进行训练得出,而传统算法的收敛速度慢,容易收敛于局部的极小值。为此,文中对 BP 神经网络进行适当改进,以满足实际应用的需要[8]。

对权系数的修正需考虑前一时刻积累的经验,在前一时刻的梯度方向引入动量项,在迭代的过程中进行自适应调制,对不同的连接权系数采用不同的学习率。其权值和学习率调节公式如下:

$$\eta(k+1)=\eta(k)+\rho(k)[(1-\mu)\cdot\theta(k)+\mu\cdot\theta(k-1)]$$

$$\rho(k+1)=\begin{cases}\alpha_1\rho(k) & D(k+1)<D(k)\\ \alpha_2\rho(k) & D(k+1)>1.25D(k)\\ \rho(k) & \text{其它}\end{cases}$$

式中:$\eta(k)$为单个连接权系数或者连接权向量;$\theta(k)$为k时刻的负梯度,$\theta(k)=-\partial D/\partial\eta(k)$;$\rho(k)$为学习率;$\mu$为动量因子,$0\leqslant\mu\leqslant1$;$\alpha_1$为增量因子;$\alpha_2$为减量因子;$D(k)$为$k$时刻误差代价函数。

当误差以减少的方式趋近于目标时,说明修正方向正确,可以使步长增加,学习率乘以增量因子 ,使学习率增加。修正过头而使得误差增加时,判断是否超过了参数$1.25D(k)$,如果超过,则减少步长,乘以减量因子α_2,使学习率减少;若没有超过,则保持学习率不变。引入的动量项在迭代过程中自适应调整。

训练好 BP 神经网络后,对网络进行性能测试,测试样本库为划痕、锈斑、凹点、光面样本各 40 张,表 2 列出了不同类型缺陷经 BP 神经网络识别后的结果。

表 2 缺陷检测识别结果

Tab. 2 The results of defects recognition

缺陷	检测次数	误检数	识别率/%
划痕	40	2	95
锈斑	40	6	85
凹点	40	4	90
光面	40	0	100

从纽扣电池表面四种缺陷的检测结果可见,文中提出的算法有一定的可行性,基本上能达到纽扣电池表面缺陷检测的目的。

6 结语

对纽扣电池表面缺陷检测算法进行了全面的研究设计。针对传统的算法,提出了改进措施,为算法进一步并行化处理提供了参考经验。实践证明,这种算法能够实现纽扣电池表面缺陷的检测,具有一定的理论和实际应用意义。

[参 考 文 献]

[1] STEGER C, ULRICH M, WIEDEMANN C. Machine Vision Algorithms and Applications [M]. Germany: Wiley-vch, 2007.

[2] MORAN T. Automated Metal Surface Inspection Through Machine Vision[J]. Imaging Science J, 2002, 51(1): 23—25.

[3] CALEB-SOLLY P, SMITH J E. Adaptive Surface Inspection via Interactive Evolution[J]. Image and Vision Computing, 2007, 25(7): 1058—1072.

[4] 鲍华,樊瑜波,饶长辉,等. 基于均值查找的快速中值滤波算法[J]. 四川大学学报(工程科学版),2011(2):76—79.

[5] 孟然. 基于机器视觉的工件特征识别与分类方法研究[D]. 天津:天津科技大学,2006.

[6] 郭丽艳. 基于 BP 网络特征级信息融合及在目标识别中的应用研究[D]. 武汉:武汉大学,2004.

[7] YU H, YANG J. A Direct LDA Algorithm for High Dimensional Data with Application to Face Recognition[J]. Journal of Pattern Recognition, 2001, 34(10): 2067—2070.

[8] 陈瞻. 视觉设计中图像的叙事性象征[J]. 包装工程,2012,33(24):29—31.

(上接第 119 页)

[参 考 文 献]

[1] 张学敏. 涂装工艺学[M]. 第二版. 北京:化学工业出版社,2006:227—234.

[2] 陈治良. 电泳涂装实用技术[M]. 上海:上海科学技术出版社,2009:197—205.

[3] 王海庆,李丽,庄光山. 涂料与涂装技术[M]. 北京:化学工业出版社,2011:275—276.

[4] 宋华. 电泳涂装技术[M]. 北京:化学工业出版社,2008:58—67.

[5] 张锦麟,杨忠愚,丁隽. 涂装工艺[M]. 北京:化学工业出版社,1997:363—405.

[6] 张学敏,郑化,魏铭. 涂料与涂装技术[M]. 北京:化学工业出版社,2005:475—476.

[7] 陈治良,刘菊英,刘渝萍. 涂装车间技术指南[M]. 北京:国防工业出版社,2010:324—332.