

基于 SURF 算法的产品表面缺陷检测研究

孙宝华, 韩跃平, 徐青, 赵静

(中北大学信息与通信工程学院, 山西 太原 030051)

摘要: 针对产品表面正确性的快速自动无损检测问题, 提出了利用垂直投影法确定旋转步长来获取序列图像的方法, 并将一种针对尺度旋转不变性 (SIFT) 改进的 SURF 算法应用到此方面, 该算法通过计算积分图像和 Hessian 矩阵大大提高了特征点检测的速度, 节省了图像匹配时所用的时间, 并提高了算法的实时性。首先通过确定旋转步长来获取标准序列图库, 其次通过 SURF 算法寻找最优匹配位置, 最后通过相关度的计算来判别各区域是否有缺陷。实验表明, 在对待检测图像和标准序列图像库中的 5 幅图像匹配时 SURF 算法比 SIFT 算法大约节省了 2.6 s, 显然, 把 SURF 算法应用于序列图像中匹配可以大大节省缺陷检测时所用的时间。

关键词: 缺陷检测; 序列图像; 垂直投影法; SURF 算法; 相关度计算

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1001-8891(2014)06-0503-05

Product Surface Defect Detection Based on SURF Algorithm Research

SUN Bao-hua, HAN Yue-ping, XU Qing, ZHAO Jing

(School of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: Aiming at the fast automatic NDT problem of correctness of product surface, in order to obtain image sequences, a method using vertical projection to determine the rotation is proposed, and the SURF algorithm which includes improved rotating invariance for scale (SIFT) is applied. The algorithm greatly increases the speed of feature point detection by calculating the integral image and Hessian matrix, and saves the image matching time and improves the real-time performance. Firstly, the standard sequence was got by determining the rotating step. Secondly, the optimal matching position was found through the SURF algorithm. Finally, correlation to distinguish whether the regional is flawed was caculated. Experiment results show that the SURF algorithm is betterthan SIFT algorithm, which saves about 2.6 seconds when matching five imagesof the detected image and standard image sequences. It is clear that the SURF algorithm is applied to sequence image matching can greatly save the time.

Key words: defect detection, image sequences, vertical projection, SURF algorithm, correlation calculation

0 引言

随着中国制造工业的发展, 越来越多的工程从传统模式往自动化控制模式转化, 实现产品表面的缺陷检测的自动化和连续化, 随着产品表面缺陷检测的应用得到越来越广泛的关注以及人们对产品质量要求的不断提高, 传统的人工检测由于费时间、费精力等很多原因已不能得到令人满意的检测结果,

视觉检测技术越来越多地应用于各领域, 以便代替人工进行全自动产品检测等^[1]。

目前产品表面缺陷自动检测的方法有很多, 主要包括统计方法、结构方法、全局方法和基于模型的方法^[2], 许多有关产品表面缺陷检测算法的文献所用到的图像匹配都是针对单独的两幅图像之间的特征提取与匹配, 而有关序列图像之间匹配的研究很少, 主要原因是序列图像的获取很困难, 获取多

收稿日期: 2013-12-25; 修订日期: 2014-02-11。

作者简介: 孙宝华 (1988-), 男, 硕士研究生, 主要从事 X 射线无损检测与图像处理技术。E-mail: sunbaohuazb@163.com。

通讯作者: 韩跃平 (1974-), 男, 博士, 副教授, 主要从事 X 射线无损检测、图像处理与模式识别等方面的研究。E-mail: hanyueping@nuc.edu.cn。

基金项目: 国家自然科学基金, 编号: 61171178, 61171179; 山西省自然科学基金, 编号: 2012011010-3; 2012 年山西省高等学校优秀青年学术带头人支持计划。

少张图像可以包含整个产品的所有信息很不好确定，如果所选取的旋转步长过大就很容易丢失产品表面的微小信息，如果所选取的旋转步长过小，那么获取序列图像就会花费大量时间与精力，而且获得的序列图像中包含许多无用信息。因此，旋转步长的选取对获取序列图像有至关重要的作用。而产品表面缺陷的自动检测技术原理是利用机器视觉手段获取被测物体的图像数据，并与标准图库中的图像数据进行比较，来判断该产品是否合格。要找到需要比较的图像用到图像匹配，图像匹配的算法有很多，常用的匹配方法有 MSER^[3]、Harris-Affine^[4]、ASIFT 算法^[5]，2004 年 Lowe^[6]提出了 SIFT (scale invariant feature transform) 算法，该算法通过提取稳定的特征^[7]，但 SIFT 算法匹配速度慢，2006 年 Bay 等人^[8]提出了 SURF (speeded up robust features) 算法，它是对 SIFT 算法的一种改进，其性能超过了 SIFT 且能够获得更快的速度。

本文提出了一种利用垂直投影法来确定旋转步长并获得了序列图像库，进而采用 SURF 算法来寻找最优匹配图像的位置，最后通过相关度实现了图像的缺陷检测。

1 检测的总体流程

图 1 显示了系统实现检测的总体流程^[9]，主要包括离线学习与在线检测两个部分。离线学习处理中，获取标准样本序列图像，然后对序列图像做预处理并提取特征描述建立特征库。在线检测阶段对被检测工件图像做与标准样本相同方法的特征描述。在自动识别阶段，对输入的待检测图像特征与标准

样本特征相比较，得出检测识别结果。

根据产品的缺陷检测不论是内部装配缺陷还是外部表面缺陷的缺陷检测机制相同原理，选取可以通过相机获取图像数据作为表面缺陷检测的图像数据，为使所选对象具有代表性且更好地验证算法效果，用测试分辨率的具有代表性的黑白线对数来验证。如图 2 所示是试验所采用的圆柱形杯子表面附有黑白线对，共有 3 个检测区域，如图 3 所示。

2 算法描述

2.1 标准序列图像的获取

为了获得产品表面的所有信息，可以将表面贴有黑白线对的圆柱形水杯放在检测旋转台上，在检测台旋转过程中对位于检测台上的被检产品在各个不同方位下成像，成像的各个方位的选取是根据各个区域的旋转步长来确定的，为准确测得各个区域的旋转步长所选用的是垂直投影法，垂直投影法^[10]就是将一列所有像素点的灰度值累加求和，如式(1)所示：

$$V(x) = \sum_{y=y_1}^{y_2} I(x, y), (x_1 \leq x < x_2) \quad (1)$$

式中：(x,y)表示像素所处的位置；I(x,y)表示该像素点的灰度值，对待检测区域中的区域一经过 10 次实际测试分析得出，效果如图 4 所示。在垂直投影图中当相邻冲击波之间的距离大于或等于 49 pixel 时，会出现一对完整的黑白条纹，而此时的旋转步长 12°，对待检测区域中的区域二与区域三分别采用相同的方法可以得出相应的旋转步长，它们分别是 8° 和 3°。

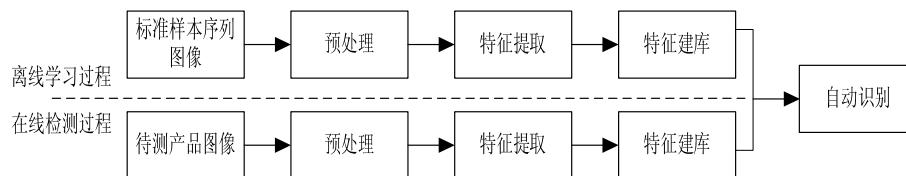


图 1 检测流程

Fig.1 Detection process



图 2 附有黑白线对的圆柱形杯子

Fig.2 The cylindrical cup with black and white lines

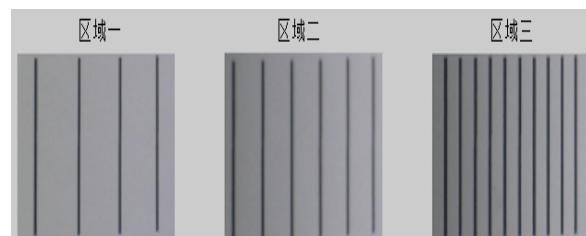


图 3 待检测区域

Fig.3 Area to be detected

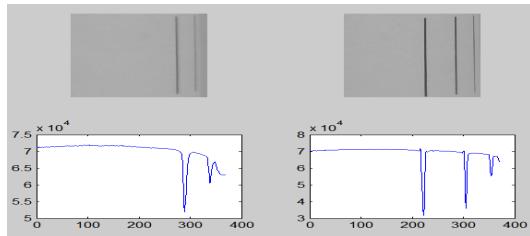


图 4 待检测区域中区域一垂直投影图

Fig.4 Vertical projection of the first area to be tested

确定了旋转步长以后,为了保证标准序列图库中信息的完整性,选取最小旋转步长为 3° ,具体的标准图像序列采集过程如下:首先选取一标准的合格产品放在检测旋转台上旋转,在 $[0,2\pi)$ 全周方向区间内依次获取合格品在各方位下的图像序列 $X_1, X_2, X_3, \dots, X_N$ 共计 N 幅标准样本图,提取图像特征建立标准样本图库^[11]。

2.2 SURF 图像匹配算法

在获得标准序列图像后要实现对待检测产品进行缺陷检测,首先要找到待检测产品和标准序列图像的最优匹配位置,SURF 算法通过计算积分图像和 Fast-Hessian 矩阵^[12]大大提高了特征点检测的速度,具体的 SURF 算法主要由以下几步:

2.2.1 兴趣点的检测

Hessian 矩阵行列式是 SURF 算法特征检测的核心,主要依靠它的局部最大值来检测兴趣点的位置,具体矩阵定义形式如式(2)所示:

$$H(x, \sigma) = \begin{pmatrix} L_{xx}(x, \sigma) & L_{xy}(x, \sigma) \\ L_{yx}(x, \sigma) & L_{yy}(x, \sigma) \end{pmatrix} \quad (2)$$

式中: $L_{xx}(x, \sigma), L_{xy}(x, \sigma), L_{yy}(x, \sigma)$ 是 x 点处高斯函数二阶偏导数和图像 $I(x, y)$ 的卷积。为了减少计算量和计算复杂度,SURF 算法采用 9×9 的方框滤波器来近似二阶高阶滤波器,近似的 Hessian 矩阵如式(3)所示:

$$\Delta H = D_{xx}D_{yy} - (\omega D_{xy})^2 \quad (3)$$

式中: ΔH 为在点 $I(x, y)$ 周围的区域的方框滤波器响应值;方框滤波模板与图像进行卷积运算后的值分别为 D_{xx}, D_{xy}, D_{yy} 。通过矩阵的行列式和特征值来判别是否为极值点,当矩阵的行列式值为正,且两个特征值不同号时,则认定为极值点。在得到极值点后还需要对它尽心精确定位,通过和它周围领域内的 26 个像素点进行比较,只有都大于或都小于这 26 个像素点才可以被确定为极值点。

2.2.2 兴趣点的描述

为了保证旋转不变性,以特征点为中心计算半径为 $6s$ (s 为特征点所在的尺度值)的领域内的点

x, y 的 Haar 小波响应值,将 60° 范围内的响应相加形成新的适量,遍历整个圆形区域,选择最长矢量方向作为该特征点的主方向,通过特征点逐个进行计算,得到每一个特征点的主方向。然后对每个子域分别计算 $\sum dx, \sum |dx|, \sum dy, \sum |dy|$,再用

适量 $v = (\sum dx, \sum |dx|, \sum dy, \sum |dy|)$ 表示每个子区域,将各个子区域的适量连接起来就得到 64 维向量,即该兴趣点描述子特征向量。

2.2.3 兴趣点的图像匹配

利用 SURF 特征检测算法检测出两幅图片的所有兴趣点及对应的兴趣点描述子特征向量,就可以计算特征向量间的欧式距离,通过两个特征向量之间的欧式距离就可以确定他们的匹配程度,值越小就证明这两个点的匹配程度就越高。欧式距离公式如式(4)所示:

$$D = \sqrt{(x_1 - x_1')^2 + (x_2 - x_2')^2 + \dots + (x_{128} - x_{128'})^2} \quad (4)$$

式中: $(x_1, x_2, \dots, x_{128}), (x_1', x_2', \dots, x_{128}')$ 分别为两幅待匹配图上的特征点所生成的特征向量。首先取出标准图像序列中的某个特征点,然后找出其与被检测图像中欧式距离最近的前两个特征点,在这两个特征点中,如果最近的距离比上次近的距离小于某个比例阈值^[13],就可以认为这对是一对匹配点。在本实验中选取阈值为 0.6,如式(5)所示:

$$\frac{D_{\text{nearest}}}{D_{\text{hp-nearest}}} \leq r \quad (5)$$

式中: D_{nearest} 为最近欧式距离; $D_{\text{hp-nearest}}$ 为次近欧式距离。

2.3 缺陷检测

利用 SURF 算法可以迅速找出待检测产品和标准库中最为匹配的图像,然通过式(6)计算相关度与根据实验经验设定的阈值 $\rho_{\text{TH}}=0.90$ 比较,当某一区域所有角度图像的相关度都 $\geq \rho_{\text{TH}}$ 时,则判断该区域无缺陷,否则有缺陷:

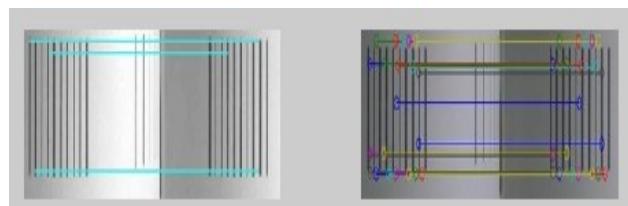
$$r = \frac{\sum_m \sum_n (A_{mn} - \bar{A})(B_{mn} - \bar{B})}{\sqrt{[\sum_m \sum_n (A_{mn} - \bar{A})^2][\sum_m \sum_n (B_{mn} - \bar{B})^2]}} \quad (6)$$

3 实验结果与分析

实验环境为 CPU Intel(R) Core(TM) 2.50 GHz,操作系统为 Windows 7,仿真平台为 Matlab R2010b,

所用相机为奥林巴斯 FE4010，有效像素为 1200 万，采用图像大小为 2026×1669 像素。

为了验证本文提出的算法在特征点匹配方面的可行性以及所用的时间和匹配时的优势，分别使用 SIFT 算法和 SURF 算法进行匹配来验证匹配的速度，如图 5 所示，用 SIFT 进行匹配速度很快，所用时间为 1.722638 s，但经过 SURF 处理后的匹配速度提高了，所用时间为 1.197148 s，如图 5 和表 1 分别为待检测图像和标准图像用两种方法匹配的结果和比较。



SIFT 匹配结果 SURF 匹配结果
图 5 两种方法的匹配结果

Fig.5 The matching results of two methods

在对待检测图像在标准图像序列库中寻找最优匹配的图像时，都要对它的前后共 5 幅图像作比较，找出匹配对数最多的即为最佳匹配图像，已知待检测图像 90° ，当它分别和标准序列图像中的第 30 幅图像以及前后各两幅匹配时，根据匹配对数最多的

即为最佳匹配图像，如表 2 是 5 幅图像匹配对数的比较，可以看出标准序列图库中的第 30 幅图像是最佳匹配图像。当把这 5 幅图像匹配所用的时间加起来可以看出 SURF 算法所用的时间（5.98574 s）比 SIFT 算法所用的时间（8.61319 s）大约少 2.6 s，如果序列图像的数量足够大，那么匹配所节省的时间是相当大的，由此可见 SURF 算法的优势还是很明显的。

寻找出最优匹配图后就要检查此待测图像是否有缺陷，这里采用相关度来衡量。首先设定一阈值为 0.90，如果两幅图像的相关度大于这个设定的阈值，则认为被检测的图像没有缺陷，否则，被认为有缺陷。如表 3 为不同度数下待检测图像和标准图像相关度的计算结果。

为了更好地应用此算法，可以制造一定的缺陷，比如在黑白线对处制造缺陷，首先通过 SURF 算法找到缺陷图和标准库中最为匹配的图像，然后计算它们的相关度，正如表 3 中列出的一致，有缺陷的图像为 87° ，正好对应标准库中的第 29 幅图像，计算它们的相关度为 0.7062，小于所设定的阈值，可判断该被检测图像有缺陷，如图 6 所示。利用同样的原理可以检测出区域二和区域三是否有缺陷。

表 1 SIFT 和 SURF 两种匹配方法的对比

Table 1 SIFT and SURF matching methods

Algorithm	standard image a	image to be detected b	the logarithmic image matching time/s
SIFT a(128)	b(136)	38	1.772
SURF a(96)	b(107)	22	1.197

表 2 最佳匹配位置的确定

Table 2 The determination of the best matching position

The image to be detected/ $^\circ$	90	90	90	90	90
The standard library/picture	24	27	30	33	36
Match the logarithmic	12	18	22	14	10

表 3 不同度数下待检测图像和标准图像相似度的计算结果

Table 3 Under different degrees of similarity calculation

The image to be detected/ $^\circ$	84	87	90	93	96
The standard library/picture	28	29	30	31	32
Relevance	0.9405	0.7062	0.9548	0.9641	0.9702



图 6 有缺陷时的图像检测

Fig.6 Images of the defect detection

4 结论

针对产品表面缺陷检测在现实生活中越来越普遍的实时性问题,本文在获取标准样本序列图库以及寻找最佳匹配图像方面作了一些研究。对复杂产品表面有若干黑白线对构成的待检区域,为了获取产品表面的所有信息,根据直投影法获取旋转步长得到了关于产品表面的信息的序列图像,然后对待测图像实施快速匹配与检测。结果表明该方法提高了寻找最优匹配图像的速度。本文程序均在 Matlab 平台验证,所有数据及图片处理结果均来自本实验。

参考文献:

- [1] 王耀南,李树涛,毛建旭. 计算机图像处理与识别技术[M].北京:高等教育出版社, 2001: 56-89.
- [2] Xie X. A review of recent advances in surface defectdetection using texture analysistechniques[J]. *ELCVIA*, 2008, 7(3):1-22.
- [3] 唐乐. 特征提取与匹配算法的研究与应用[D]. 上海: 上海交通大学, 2011.
- [4] 邱建国, 张建国, 李凯. 基于 Harris 与 Sift 算法的图像匹配方法[J]. 测试技术学报, 2009, 23(3): 271-274.
- [5] J Morel, G Yu. ASIFT: a new framework for fully affine invariant image comparison[J]. *SIAM Journal on Image Science*, 2009, 2(2):438-469.
- [6] Lowe D G.Distinctive image features scale-invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*,2004,60(2): 91-110.
- [7] 余宏生, 金伟其. 视频图像的SIFT特征点自适应提取算法[J]. 红外技术, 2013, 35(12): 768-772.
- [8] Bay H,Tuytelaars T, VanGool L. SURF:speeded up robust features[J]. *Computer Vision and Image Understanding*,2008, 110(3): 346-359.
- [9] HanYueping, Han Yan. Research of online automatism identification algorithm based on image character sequence look-up table[C]. *IS&T/SPIE on 20th Annual Symposium*, California: 2008, 33(7):881-885.
- [10] Wang Wencheng, Chang Faliang. Aprecise eye localizationmethod based onregion projection[J]. *J. Optoelectronics Laser*, 2011, 22(4): 618-622.
- [11] 韩跃平. 复杂产品内部结构装配正确性 X 射线自动检测技术研究 [D]. 太原: 中北大学, 2009.
- [12] 璐璐, 耿国华, 李康, 等. 基于 SURF 和快速近似最近邻搜索的图像匹配算法[J]. *计算机应用研究*, 2013,30(3): 921-923.
- [13] 马莉, 韩燮. 主成分分析法(PCA)在 SIFT 匹配算法中的应用[J]. *电视技术*, 2012,36(1): 129-132.