

基于机器视觉的电子元器件检测系统设计

崔译文, 占丰, 张宇峰, 郝建林, 王大海

(中国空间技术研究院 山东航天电子技术研究所, 山东 烟台 264000)

摘要: 为了提高宇航、军工电子产品检测的效率和准确性, 设计基于机器视觉的电子元器件检测系统, 通过研究有效的定位与检测算法, 满足不同规格的印制电路板 (printed circuit board, PCB) 元器件焊装正误检测; 采用改进的 Hough 圆检测算法识别定位点, 结合电装工艺文件定位元器件所在位置, 绘制感兴趣区域 (region of interest, ROI); 最后采用加速鲁棒特征 (speeded-up robust features, SURF) 算法进行特征提取, 利用基于最近邻与次近邻比值的方法完成匹配, 元器件特征点匹配准确率达到 85%; 并对元器件在光照和仿射变换下的匹配效果进行测试, 结果表明, SURF 算法在不同实验条件下, 包括位移、角度以及光照变换等, 匹配准确率达到 90%; 系统实现了宇航、军工 PCB 板上元器件安装正确性检测, 具有较好的精确性和稳定性。

关键词: 视觉检测; Hough 变换; SURF 算法; 图像匹配

Design of Electronic Component Detection System Based on Machine Vision

Cui Yiwen, Zhan Feng, Zhang Yufeng, Hao Jianlin, Wang Dahai

(China Academy of Space Technology, Yantai 264000, China)

Abstract: In order to improve the detection efficiency and accuracy of aerospace and military electronic products, an electronic component detection system based on machine vision is designed. By researching effective positioning and detection algorithms, the function of detecting the wedding accuracy of components with different specification and models on Printed Circuit Board (PCB) is realized. The improved Hough detection algorithm is employed to identify the position of marking point, which combined with process documents can be used to search the location of components. And according to dimensions, the single component image is segmented by drawing Region of Interest (ROI) boxes. Finally, Speed Up Robust Features (SURF) algorithm is employed to complete feature extraction and method based on the ratio of nearest neighbor to next nearest neighbor is employed to do image matching, the accuracy is 85%. Besides, the matching results are tested when illumination changes and affine transformation of electronic components occur. Results indicate that in different experimental conditions such as displacement transformation, angle transformation, scaling transformation, illumination transformation, and so on, the algorithm can match the template image in the target region, which has good matching effect, the accuracy is 90%. The correctness detection of components is realized with good accuracy and stability.

Keywords: vision inspection; Hough transform; SURF algorithms; image matching

0 引言

随着中国航天航空、军事装备发展与更新速度的不断提高, 宇航军工电子产品在功能、可靠性、稳定性、功率密度等方面要求也逐步提升^[1], 这就促使 PCB 生产与检测等进一步细化。因此, 必须通过高可靠设备实现 PCB 高效、自动检测, 以完善质量保障体系。与工业电子产品相比, 宇航军工电子产品具有多品种、小批量、定制化生产特点, 且在精度、可靠性方面要求更严格, 目前市面上成熟的视觉检测设备需人工试教而无法实现宇航、军工电子产品自动检测需求。因此, 宇航军工电子产品主要通过人工完成 PCB 检测, 人眼检测易受视觉疲劳、情绪等主观因素影响造成误检、漏检, 效率低下且人工成本高^[2], 既无法与现代化加工速度需求相匹配, 也无法满足电子产品生产过程质量检测要求。

因此, 本文针对不同规格型号的宇航军工 PCB 电子元

器件的焊装位置、极性与型号规格等检测要求, 开展了基于机器视觉的智能检测系统研究, 将三自由度桌面机器人、工业 CCD 相机、运动控制系统与电装工艺文件有机结合完成了智能软硬件平台搭建, 引入了 SURF 特征提取和匹配方法实现待测元器件的智能检测, 测试结果表明该系统可以高效完成不同规格型号 PCB 板上元器件的定位、错焊、漏焊等检测要求。

1 电子元件检测系统方案设计

基于机器视觉的电子元件检测系统总体框图如图 1。系统硬件部分包括工控机、运动控制卡、龙门机器人、相机、镜头和光源。龙门机器人具有三个自由度, X、Y 轴的行程均为 540 mm, Z 轴行程为 200 mm, 采用伺服电机控制, 采用分辨率为 3 840×2 748 的工业 CCD 相机完成图像采集, 视野范围为 210 mm×170 mm, LED 光源, 实物图如图 2。

软件部分则由视觉检测软件和检测算法组成, 软件界面图见图 3, 包括图像显示、元器件信息、不合格类型标注等几部分。用户进入软件界面后, 提取 Gerber 文件信息, 启动相机和电机控制器, 完成图像采集, 通过视觉检测算

收稿日期:2020-07-11; 修回日期:2020-07-31。

作者简介:崔译文(1996-),女,河北人,硕士研究生,主要从事图像处理与机器视觉技术方向的研究。

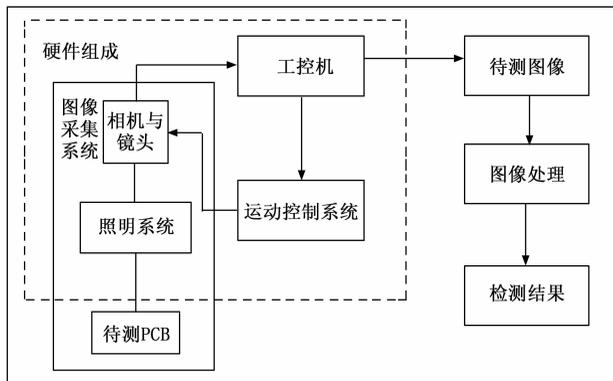


图 1 电子元器件检测系统总体框图

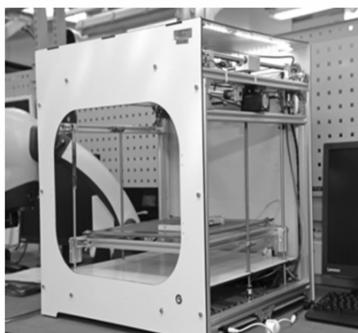


图 2 电子元器件检测系统实物图

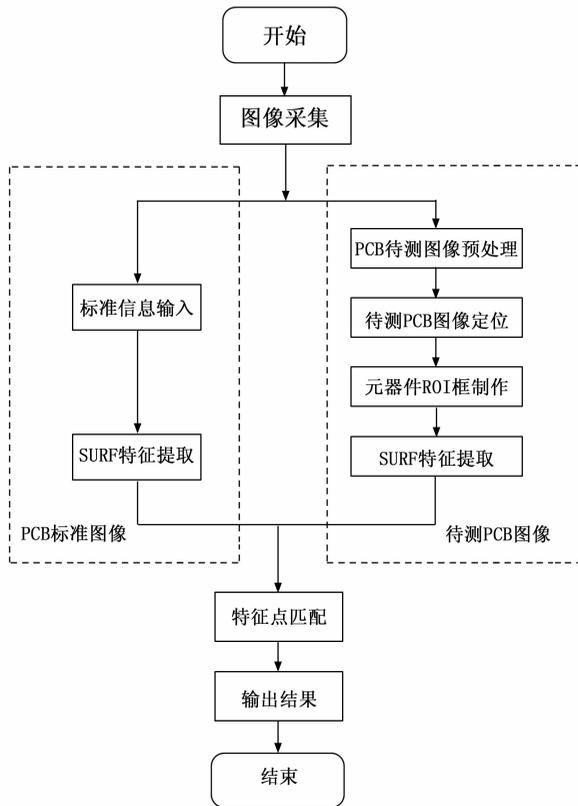


图 4 视觉检测算法流程图

法对采集的图像进行处理，完成图像匹配，得出检测结果，生成不合格品单。



图 3 电子元器件检测系统软件界面图

2 视觉检测算法设计

图 4 为电子元器件检测系统视觉检测算法流程图。通过数字图像处理技术对采集的 PCB 图像进行预处理；采用改进的 Hough 变换算法检测定位点，矫正图像；读取 PCB 电装工艺文件，根据元器件坐标信息定位元器件位置，并结合尺寸信息制作 ROI 框；设定元器件模板图像，将待测元器件图像与模板图像进行 SURF 特征匹配，实现元器件错焊、误焊判别。

2.1 图像预处理

图像分析中，图像质量直接影响后续算法的运行效率及结果的精确程度，因此在图像分析前，需进行预处理。

灰度化是将彩色图像转换为灰度图像^[3]。RGB 彩色模型在计算机中由红、绿、蓝三个颜色通道表示，对应笛卡尔坐标系中的一个立方体。RGB^[4]分别代表 3 个坐标轴，当三个坐标轴的值均为 0 时，图像呈黑色；等于 255 时呈白色。灰度模型在 RGB 空间表示为由黑到白的一条直线。

中值滤波是一种非线性滤波，不同于线性滤波器，统计排序滤波器不是简单利用模板对邻域内像素进行加权平均，而是通过对采样窗口内像素的灰度值进行排序，取出序列中位于中间位置的灰度作为中心像素的灰度。中值滤波在少量离散噪声点的消除方面效果显著，能有效去除图像的椒盐噪声。

2.2 MARK 点定位

PCB 板一般设有 2~4 个 MARK 点，精确查找 MARK 点的位置是进行图像处理的前提。MARK 点定位技术采用改进的 Hough 圆变换检测算法^[5]。Hough 变换的核心是将图像中特定曲线区域一一映射到参数空间中的点，对于圆的解析方程：

$$(x - a_0)^2 + (y - b_0)^2 = r_0^2 \tag{1}$$

将该圆上任一点 (x_i, y_i) 投影至参数空间，其表达式为：

$$(a - x_i)^2 + (b - y_i)^2 = r^2 \tag{2}$$

式中， a, b, r 是参数空间的 3 个变量， (x_i, y_i) 则对应原图像 XOY 坐标系上任意一点。 (x_i, y_i) 对应参数空间的一个圆锥，

(x_i, y_i) 在圆上移动形成参数空间众多交叉重叠的一簇圆锥面, 相交于一点 (a_0, b_0, r_0) 。图 5 为 Hough 圆检测空间转换关系。

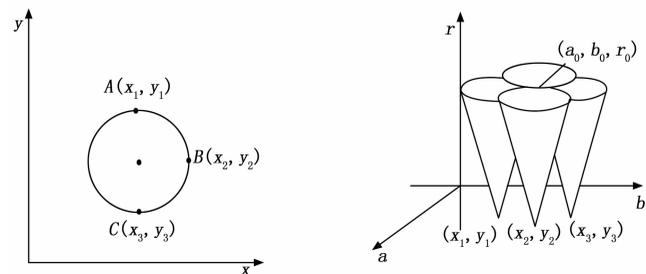


图 5 Hough 圆检测空间转换

改进 Hough 圆检测实现的具体步骤如下:

1) 在进行圆检测之前对灰度图像进行处理, 首先对输入图像进行高斯滤波处理; 为提高 Hough 检测的运行效率, 对图像进行降采样处理。

2) 采用 Sobel 算子获取图像边缘信息。Sobel 算子对像素位置信息进行加权, 能够有效降低边缘模糊程度。

3) 对于宽为 w 、高为 h 的图像, 如果设定检测半径的最大值 r_m 便可得到 a, b, r 的取值范围, 在搜索某一特定像素所在的圆周区域时, 在值域内依次取 a, b 的所有可能值, 然后通过圆的解析方程计算对应的 r 值;

4) 为每一个圆周区域在对应参数空间指定一个计数器, 每得到一组 (x_i, y_i, r) 值, 就为参数空间中对应的计数器加 1;

5) 根据需求在指定邻域半径内进行峰值检测, 该峰值即为检测到的圆的圆心和半径。

在算法运行过程中选定合适的阈值即可获得良好的检测结果。改进的 Hough 圆检测算法提高了定位圆的检测效率, 运行结果如图 6 所示。

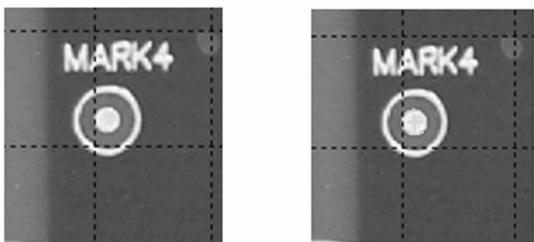


图 6 Hough 圆检测结果

2.3 制作 ROI 框

根据 Hough 检测的结果, 以检测到圆心所在的位置为坐标轴原点建立坐标系。使用 AD 软件直接输出 PCB 元器件坐标文件与其对应的封装报告, 并根据像素长度与物理长度的关系求得元器件在像素坐标系中的相对位置, 结合元器件的尺寸信息绘制元器件 ROI 框。PCB 元器件坐标系与像素坐标之间的对应关系如图 7 所示。

为元器件坐标系, 为像素坐标系, 两者的转换关系与

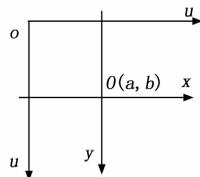


图 7 PCB 坐标与像素坐标的转换关系

图像采集设备的参数直接相关^[6]:

$$\begin{aligned} u &= A_x x_u + a \\ v &= A_y x_v + b \end{aligned} \quad (3)$$

式中, 系数 A_x 与 A_y 是单位距离的像素个数 (pixels/mm), (a, b) 为相机中心与图像平面的交点。

使用设计软件直接输出 PCB 元器件坐标文件和对应的封装报告, 根据在 PCB 图像中得到的像素长度与物理长度的关系求出元器件在像素坐标中的位置和尺寸信息, 在一定范围内绘制 ROI 框。图 8 元器件 ROI 框绘制流程图, 图 9 为坐标信息文件, 图 10 为 ROI 框绘制结果。

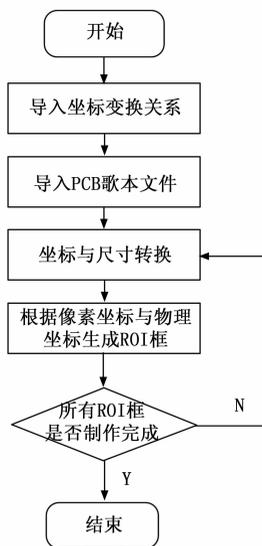


图 8 ROI 框绘制流程图

位号	封装	X坐标	Y坐标	层	角度
R1	SR_0603	1913.937mil	1270.936mil	B	360.00
R2	SR_0603	2745mil	1014.288mil	B	90.00
R3	SR_0603	2854.685mil	494.863mil	B	180.00
R4	SR_0603	1692mil	905.936mil	B	90.00
R5	SR_0603	2760.372mil	-41.279mil	B	360.00
R7	SR_0603	2695mil	875.936mil	B	360.00

图 9 元器件坐标文件

2.4 元器件检测算法

元器件检测算法采用基于特征信息的匹配算法, 具有鲁棒性高、计算量小的优势^[2]。D. G. Lowe 于 2004 年提出了尺度不变特征匹配算法 (SIFT)^[7], 该算法对图像的旋转、尺度变化等都是鲁棒不变的。2006 年, H. Bay 等人对 SIFT 算法进行改进, 提出了加速稳健特征算法 (SURF)^[8], 在保证正确匹配的前提下, 运用积分图提升了原检测器中计算特征的速度, 并采用小波变换增加鲁棒性。与 SIFT 算法相比,

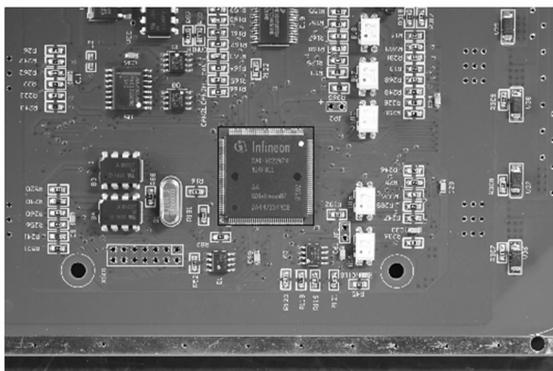


图 10 ROI 绘制效果图

SURF 算法运行速度更快, 并且鲁棒性更好。为了更好地满足实时性检测要求, 对 SURF 特征提取算法进行研究, 并采用基于最近邻和次近邻比值的方法完成特征点匹配, 具体操作步骤如下:

1) 构造 Hessian 矩阵

图像中某个像素点 (x, y) 的 Hessian 矩阵如下:

$$\mathbf{H}(x, y) = \begin{bmatrix} D_{xx}(x, y) & D_{xy}(x, y) \\ D_{xy}(x, y) & D_{yy}(x, y) \end{bmatrix} \quad (4)$$

也就是说每一个像素点都可以求出一个 Hessian 矩阵, 由于特征点需具备尺度无关性, 在进行 Hessian 矩阵构造前对其进行高斯滤波, 公式如下:

$$\mathbf{H}(x, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, \sigma) & L_{xy}(x, \sigma) \\ L_{xy}(x, \sigma) & L_{yy}(x, \sigma) \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中, $L_{xx}(x, \sigma)$ 是二阶高斯微分 $\partial^2 g(\sigma) / \partial x^2$ 在 x 点处的图像 I 的卷积, $L_{yy}(x, \sigma)$ 和 $L_{xy}(x, \sigma)$ 具有同样的含义。

2) 积分图像与盒子滤波

SURF 算法中积分图像可将二阶高斯微分模型的卷积简化为对图像的加减, 其中任一点的积分图定义为该点左上方向的全部像素之和:

$$ii(x, y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} i(x', y') \quad (6)$$

$ii(x, y)$ 表示像素点 (x, y) 的积分图, $i(x, y)$ 表示原始图像, $ii(x, y)$ 可由下式迭代得到:

$$s(x, y) = s(x, y-1) + i(x, y) \quad (7)$$

$$ii(x, y) = ii(x-1, y) + s(x, y) \quad (8)$$

$s(x, y)$ 表示行的积分和, $s(x, -1) = 0, ii(-1, y) = 0$ 。求一幅图像的积分和只需遍历一次图像即可。

盒子滤波模板仅由几个矩形区域组成, 矩形区域内用同一个值填充, 白色区域值为 1, 黑色区域为 -1, 灰色区域值为 0。一般地, 盒子内部填充的值 $v^n \in \{1, -1, -2\}$, 盒子滤波模板的面积为 s_{xx}, s_{yy}, s_{xy} , 如图 11 所示。

则模板与图像卷积结果如下:

$$D_{xx} = \frac{1}{s_{xx}} \sum_{n=1}^3 v^n (p_4^n - p_2^n - p_3^n + p_1^n)$$

$$D_{yy} = \frac{1}{s_{yy}} \sum_{n=1}^3 v^n (p_4^n - p_2^n - p_3^n + p_1^n)$$

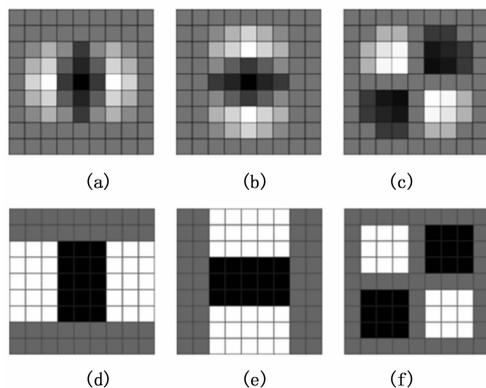


图 11 高斯二阶混合微分模板及其简化

$$D_{xy} = \frac{1}{s_{xy}} \sum_{n=1}^3 v^n (p_4^n - p_2^n - p_3^n + p_1^n) \quad (9)$$

由上式可知, 高斯二阶卷积转化为简单的加减运算, 缩短了计算时间。

3) 尺度空间构造

为保证匹配图像的尺度不变性, 需要构建图像的尺度空间, 然后在不同尺度上检测图像的特征点^[9]。SIFT 算法中, 同一个组的图像尺寸相同, 但是模糊程度不同, 不同组之间的尺寸也不相同^[11]; SURF 算法中, 不同组间的输入图像的尺寸一致, 使用盒式滤波器的尺寸不同, 同一组间的不同层使用不同尺寸的滤波器, 滤波器的模糊系数逐渐增大。图 12 为 SURF 图像金字塔。

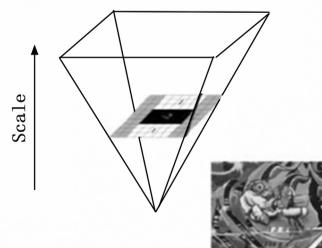


图 12 SURF 图像金字塔

SURF 尺度空间根据组 (Octave) 来区分, 每一个组包含四个滤波模板, 第一组中相邻模板间尺寸相差 6 个像素值, 第二组相差 12 个, 以此类推。假设盒子滤波尺寸为 $N \times N$, 那么尺度 $s = 1.2 \times N/9$ 。图 13 为盒子滤波的尺寸变化示意图。

4) 定位特征点

SURF 算法中, 原图像每个像素的 Hessian 矩阵行列式的近似值构成一个变换图像, 在这个变换图像上寻找特征点, 将其映射到原图像中。Hessian 矩阵的行列式近似值由下式得到:

$$\text{Det}(H_{\text{approx}}) = D_{xx}D_{yy} - (0.9D_{xy})^2 \quad (10)$$

通过上式筛选极值点, 利用非极大值抑制的方法初步确定特征点。将经过 Hessian 矩阵处理过的每个像素点与其三维邻域内的 26 个点进行比较, 若为极值点则保留下来作为初步极值点, 最后采用线性插值法对粗选后的特征点集

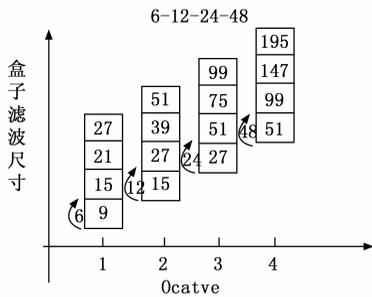


图 13 滤波尺寸变化图形表示

合进一步筛选。

5) 特征描述

为保证特征矢量具有旋转不变形, 需要对每个特征点进行主方向分配, 如图 16 所示。选取半径为 $6s$ (s 为特征点所在的尺度), 统计 60° 扇形内点的水平、垂直小波特征, 以兴趣点为中心进行高斯加权。然后 60° 扇形以一定间隔 (0.2 弧度左右) 进行旋转, 最后将最大值所在扇形的方向作为该特征点的主方向。

主方向确定后, 在特征点周围取大小为 $20s \times 20s$ 的正方形框, 将此正方形框划分成 4×4 子区域, 使用尺寸为 2×2 的 Haar 小波模板进行响应值计算, 统计响应值的水平方向之和 $\sum dx$ 、水平方向绝对值之和 $\sum |dx|$ 、垂直方向之和 $\sum dy$ 、垂直方向绝对值之和 $\sum |dy|$ (相对主方向而言), 从而形成特征矢量。

6) 特征点匹配

基于最近邻与次近邻比值方法^[11]的原理是: 在已得到的特征点之间, 获取与目标特征点最小欧式距离与次小欧式距离的两个点, 通过计算目标特征点与这两个之间的欧式距离的比值来进行匹配性度量。欧式距离的计算公式如式 (11), 欧式距离越短, 代表两个特征点的匹配度越好。其中 $x = (x_1, x_2, \dots, x_i)$ 、 $x' = (x'_1, x'_2, \dots, x'_i)$ 分别为模板图像与待匹配图像的特征点描述符。

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - x'_i)^2} \quad (11)$$

最近邻与次近邻比值的公式如下:

$$ratio = \frac{\text{最近邻特征点距离}}{\text{次近邻特征点距离}} \leq T \quad (12)$$

当计算出的比值大于阈值 T 时, 剔除匹配点; 小于阈值 T 时认为是正确匹配。Lowe 经过大量实验数据得出阈值

T 的经验值为 0.7 。

3 实验结果与分析

3.1 图像匹配测试

采用 SURF 算法对不同种类元器件进行匹配测试, 并对算法鲁棒性进行测试。实验环境为运行 MATLAB R2010b 的 PC 机、Inter Core i7 处理器, 主频为 3.6 GHz , 内存为 4 GB , 32 位 Windows7 操作系统。分别对图 14 中 QFP 封装芯片、SOP 封装芯片和贴片电阻三种元器件进行检测, 对应匹配结果如图 15 所示, 将匹配结果汇总成表 1。

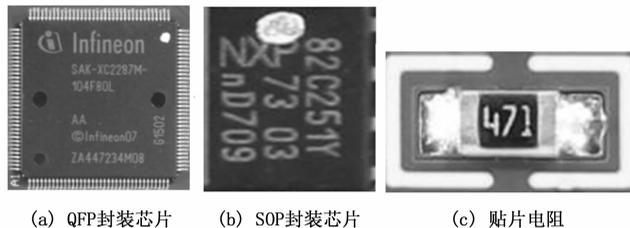
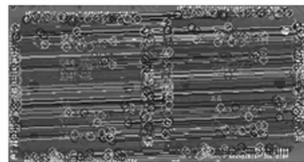
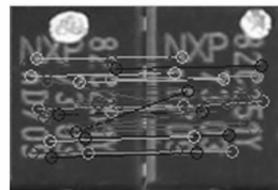


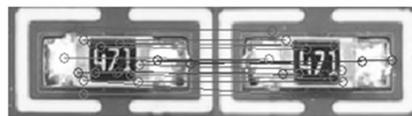
图 14 被测元器件



(a) QFP封装芯片匹配结果



(b) SOP封装芯片匹配结果



(c) 贴片电阻匹配结果

图 15 元器件匹配结果

3.2 SURF 算法鲁棒性测试

对光照、平移、旋转、缩放等情况下的 SURF 特征匹配结果进行鲁棒性测试, 结果如图 16 所示, 并将结果汇总至表 2。

表 1 三种不同的元器件 SURF 特征匹配结果

匹配结果	QFP 封装芯片		SOP 封装芯片		贴片电阻	
	参考图像	待测图像	参考图像	待测图像	参考图像	待测图像
特征点数/个	1491	1458	42	57	30	33
检测时间/s	2.61	2.56	0.12	0.14	0.11	0.11
匹配时间/s	0.141		0.028		0.029	
匹配点数/对	753		21		18	
图像尺寸/pixel	641 × 641		97 × 127		157 × 82	
匹配准确率%	92.03		90.48		88.89	

表 2 SURF 特征匹配算法实验结果

实验次数	1	2	3	4	5	6	7	8
图像转换方式	光照变化(变暗)	光照变化(变亮)	平移变换	水平镜像	角度变化(5°)	角度变化(10°)	角度变化(15°)	缩放(1.5 倍)
匹配点数/对	163	178	112	16	125	103	78	112
匹配时间/s	0.112	0.12	0.083	0.013	0.095	0.081	0.069	0.092
匹配准确率/%	98.16	98.31	97.32	75.00	93.60	95.15	92.31	98.21

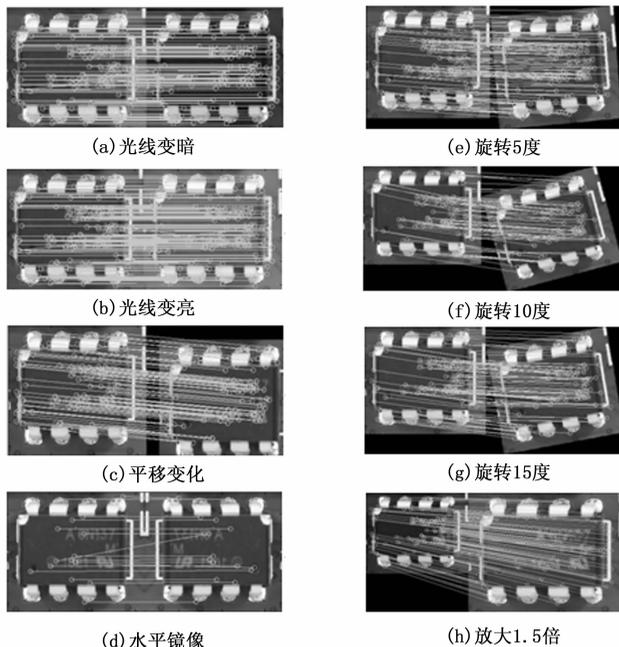


图 16 SURF 特征匹配算法稳定性测试结果

对检测结果进行分析可知, SURF 算法在元器件匹配性测试中取得了良好的实验效果, 匹配准确率在 85% 以上; 在光照变换、平移变换以及缩放变换的情况下鲁棒性较好, 匹配准确率达到 97% 以上; 在元器件发生小角度偏转时的检测效果比较理想, 准确率达到 90%, 偏转角度越大匹配精度越低; 图像发生镜像时匹配损失比较大。同时针对尺寸较大、特征较多的元器件, SURF 算法的检测时间比较长, 在实时性方面还不能满足要求; 匹配方法上也可以在初匹配后进一步剔除误匹配点, 实现精确匹配。

4 结束语

基于机器视觉的电子元器件检测系统在硬件平台的基础上, 设计完成了 PCB 定位算法, 采用边缘提取改进 Hough 圆检测算法定位 PCB 图像的 MARK 点, 结合电装工艺文件定位元器件位置; 通过 SURF 算法检测特征点, 完成待测图像与模

(上接第 6 页)

[49] 段学燕, 李世其, 刘 燕. 机器学习在现代故障诊断专家系统中的应用 [J]. 机械工程师, 2006, 6: 136 - 138.

[50] Van Horenbeek A, Van Ostaeyen J, Dufflou JR, et al. Quantifying the Added Value of an Imperfectly Performing Condition Monitoring System - Application to a Wind Turbine Gearbox [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2013, 111: 45 - 57.

[51] Zhao R, Yan R, Wang J, et al. Learning to Monitor Machine Health with Convolutional Bi - Directional LSTM Networks [J]. Sensors, 2017, 17 (2): 273.

板图像匹配, 能够实现 PCB 板上元器件焊装正确性检测。经过多次实验证明, SURF 算法在光照变化、平移变换等影响下具有一定鲁棒性。

迄今为止, 工业上 AOI 设备在大批量产 PCB 质量检测方面发展相对成熟, 然而针对宇航、军工这类小批量电子产品的自动检测设备还有待进一步研究。设计制造高精度、高可靠的宇航 PCB 智能检测设备, 对我国航天事业的发展具有光明的应用前景, 值得今后不断探索。

参考文献:

[1] 张国福, 沈洪艳. 机器视觉技术在工业检测中的应用综述 [J]. 电子技术与软件工程, 2013, 2 (22): 111.

[2] 王志国. 基于机器视觉的 PCB 元器件检测方法研究 [D]. 太原: 中北大学, 2019.

[3] 周 欣, 魏海坤, 张侃健, 等. PCB 板 Mark 点的定位算法研究 [J]. 工业控制计算机, 2018, 31 (4): 111 - 112.

[4] Ren Xiaofeng, Bo Liefeng, FOX D. RGB - (D) scene labeling: Features and algorithms [J]. 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2012.

[5] 唐庆博, 唐 超, 张恒浩. 一种改进的基于 Hough 变换的精确圆检测方法 [J]. 航空计算技术, 2017, 47 (3): 58 - 61.

[6] 李天宇. 基于机器视觉的 PCB 元器件在线检测 [D]. 杭州: 浙江理工大学, 2017.

[7] Lowe D G. Distinctive Image Features From Scale - invariant Key Points [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60 (2): 91 - 110.

[8] Bay H, Tuytelaars T, Gool L V. SURF: Speeded up Robust Features [J]. Computer vision and image understanding, 2006, 3951: 404 - 417.

[9] 王飞越. 基于 SURF 特征提取的图像配准算法研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2018.

[10] 许 艳, 孟令军, 王志国. 基于树莓派的元器件检测系统设计 [J]. 电子技术应用, 2019, 45 (11).

[11] 厉 航. 基于改进 SURF 和 RANSAC 的视频拼接算法研究 [D]. 徐州: 中国矿业大学, 2018.

[52] Lee YO, Jo J, Hwang JW. Application of Deep Neural Network and Generative Adversarial Network to Industrial Maintenance: A Case Study of Induction Motor Fault Detection [A]. Boston, USA: 2017 IEEE International Conference on Big Data [C]. 2017, 3248 - 3253.

[53] Guo L, Li NP, Jia F, et al. A Recurrent Neural Network - Based Health Indicator for Remaining Useful Life Prediction of Bearings [J]. Neurocomputing, 2017, 240: 98 - 109.

[54] 工业大数据白皮书 (2019 版) [EB/OL]. <http://www.cesi.cn/201904/4955.html>, 2019.