

基于机器视觉的 PCB 板电解电容极性自动定位

魏嘉莉¹ 王瑞丰¹ 冀运景² 罗守华¹

(1. 东南大学 生物科学与医学工程学院 南京 210096; 2. 明锐理想科技有限公司 深圳 518000)

摘要: 现有电解电容极性检测通常分为内圆检测和极性检测两步流程。现有基于 GHT 的检测方法在内圆亮度非常接近外部时,无法准确定位内圆;基于滑动窗口平滑度的极性检测方法没有考虑极性区域亮度低、噪声大以及非极性区域存在高亮污染这 3 种情况,应用范围有限。针对现有方法不足,首先提出了基于超像素聚类分割的内圆检测方法,同时考虑了图像超像素间的亮度和位置关系,实现了对电解电容内圆的精确定位,算法稳定性能好,精度高。在内圆检测基础上,本文提出基于滑动窗口灰度均值和标准差峰值值的电容极性检测方法,可实现复杂情况下的极性定位。相对现有算法,本文算法不依赖人工标记极性方向,可实现全自动化检测。目前该算法的测试准确率为 98.6%,单张图像的平均检测时间为 192 ± 23 ms,且已投入工厂使用,效果良好。

关键词: 机器视觉;超像素分割;极性检测;电解电容

中图分类号: TP391.41;TP20 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.1050

Automatic polarity detection of PCB electrolytic capacitor
based on machine visionWei Jiali¹ Wang Ruifeng¹ Ji Yunjing² Luo Shouhua¹

(1. School of Biological Science and Medical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China;

2. Magic Ray Technology Co., Ltd., Shenzhen 518000, China)

Abstract: The most popular electrolytic capacitor detection method can be divided into two stages: inner circle detection and polarity detection. However, when affected by the light, the luminance of the inner circle can be very close to that of the outside, the small difference is difficult to be captured by GHT-based circle detection, thus making the inner circle mislocated. In addition, the polarity detection method based on the sliding window smoothness does not consider the three cases of low luminance or high noise in the polar region and the existence of high luminance pollution in the non-polar region, so the application of this method is limited. Propose a novel method of inner circle detection based on the clustering segmentation of super pixels, which takes the relationship of luminance and position among super pixels into consideration simultaneously and can obtain the correct position even under poor illumination conditions. Furthermore, propose a polarity detection method based on the selection among peaks and valleys that calculated by gray-level mean and variance of the sliding windows. The method has the ability to handle the general cases as well as the three complex cases mentioned above. It is worth noting that with our approach it is possible to provide direction directly, which was not possible in any previous approach, and facilitate full automation. The experimental results show that the test accuracy of the method reaches 98.6%, and the average detection time of a single image is 192 ± 23 ms. The solution has been accepted by many manufacturers and performs well.

Keywords: machine vision; superpixel segmentation; polarity detection; electrolytic capacitor

0 引言

电解电容作为印刷电路板 (printed circuits board, PCB) 的重要极性元件之一,起到滤波和耦合等作用^[1-2]。由于电解电容在 PCB 板上方向接反将无法正常工作,因此

需要对电解电容焊接后的正负极状态进行检测。目前电解电容极性检测主要依赖人工目检,成本高,检测效率低下。近年来,基于机器视觉的检测技术被广泛应用到 PCB 各项检测任务中^[3-5]。其中,随着专业的图像采集设备和图像处理技术的进一步发展,许多研究探索了电解电容极性的实

时检测,降低了人力成本,提高了检测效率。

电解电容图像的共同特征是其俯视图是一个同心圆,内圆较亮,圆环部分由塑料包装包裹而成,而标志极性的区域恰好在圆环部分。依据上述特征,目前主流的电解电容极性判断流程主要包含圆环检测和极性判断两个步骤。其中,圆环检测部分为先定位内圆,而后设置最大圆环宽度向外取同心圆环作为外圆,实现圆环的检测。对于电解电容极性的判断,由于极性标志仅会出现在标签极性方向及其对侧,在多数算法中,通常仅对这两个区域进行比较,最终判断电解电容是否放置正确。

现有的内圆检测算法主要分为3类^[6-8]:基于弧段的算法、最优化算法和聚类算法。基于弧段的算法通过组合连续的边和点形成短弧段,再将弧段组合成要检测的圆。此类方法对弧段的长度和质量要求高,当弧段不连续时算法的结果将不可控。最优化方法通常使用最小二乘法,该方法通过将圆拟合到离散的数据点中,寻找误差最小的结果。虽然该方法具有速度快的优点,但其对离散点选择的质量要求高,因此在检测中可能存在较大偏差。聚类/投票算法主要包括广义霍夫变换及其改进算法^[9],该类算法利用笛卡尔坐标系中圆的方程将二维图像中的每一个边缘点映射到一个三维的参数空间,这时同一个圆上的点在霍夫参数空间中的映射会相交于一点,这个点就是待检测圆的参数。其虽不受曲线间断的影响,但时间空间复杂度高。同时,因受到拍摄角度、电解电容插入角度、外塑料包装形变等因素的影响,内圆边界将会发生不同程度的形变,需要结合具体情况对广义霍夫变换进行优化改进,因此通用性差。

在电解电容的极性判断部分,文献[6]中提出的基于灰度均值判断方法和文献[7]中提出的基于二值化后白色点数量的判断方法较为简单,容易受到包装上文字的干扰。针对这一情况,文献[8]提出了通过滑动采样窗口计算灰度均值和平滑程度的识别方法,减少了来自文字的干扰。但是以上方法均没有考虑实际应用中广泛存在的3种复杂情况:极性区域的亮度低于周围包装区域,极性区域噪声大,非极性区域有面积亮度较高的污染。

针对以上情况,本文提出了基于超像素聚类分割的圆环检测方法和结合区域灰度均值和标准差的滑动窗口峰谷值点的统一极性检测方法,提高了内圆检测的效果,解决了以上3种情况下识别准确率低的问题。同时,本文的方法无需人工标记,可实现全自动检测。

1 方 法

本文提出的电解电容极性检测方法包括两个部分:基于超像素的圆环检测和基于滑动窗口的极性定位。在圆环检测中,首先通过改进的SLIC算法生成图像的超像素;然后应用改进的K均值聚类算法获取中心亮圆并对其边界进行矫正;最后参照矫正后的内圆位置,设定最大圆环宽度,向外取同心圆作为外圆边界,实现了圆环的检测。在进行极性检测时,为了方便计算,将圆环展开为矩形,然后计算滑动窗口中所有像素点的灰度均值与标准差,接着结合极性区域的特点在所有的滑动窗口中搜索得到目标窗口,最终通过坐标转换输出极性方向。具体流程如图1所示。

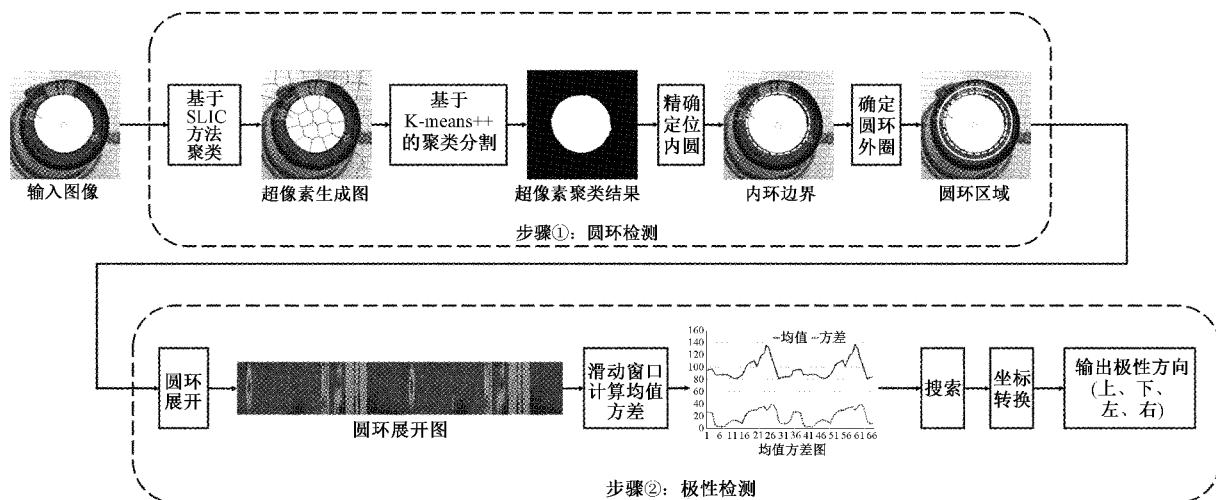


图1 本文提出的电解电容极性方位检测流程

1.1 基于超像素聚类的电解电容中心亮圆分割

1) 基于SLIC的超像素生成算法

超像素是由一系列具有某些相似特征(如纹理、颜色、透明度等)且位置相邻的像素构成的图像子区域^[10]。超像素比单一的像素更符合人类对于图像的感知方式,因此使用超像素可以减少局部信息的冗余性,降低后续图像处理

的复杂度^[11-12]。

超像素生成算法根据超像素的特点对所有像素进行分组,生成得到的超像素通常能较好地保持图像对象的边界信息^[13]。超像素生成算法大体上可以分为两类^[14-15]:基于图的超像素生成方法和基于梯度的超像素生成方法。相比于基于图的生成方法,基于梯度的生成方法无需依赖

边界图,且可以控制超像素的数量和紧凑性,更加符合本文内圆分割的要求。其中,基于简单线性迭代聚类^[16](simple linear iterative clustering, SLIC)的算法作为一种基于梯度的超像素生成方法,在图像边界的粘附性、算法速度和存储效率等指标上均有出色的表现,是超像素分割算法中应用最为广泛的一种。原始的 SLIC 是基于 K-means 聚类的超像素生成算法,其通过搜索聚类中心邻近的像素点,不断进行迭代聚类。为了加快运行速度,本文在原方法基础上针对电解电容图像特点做了如下改进。

首先,将图像固定长宽比进行缩放,缩放后图像的短边长为 260。选定分割的超像素个数为 K ,即将图像分为 K 个网格,取每个网格中心为初始聚类中心。则相邻两个超像素的间距 $S = \sqrt{N/K}$ 。其中 N 为图像像素个数。通过均衡考虑准确率与聚类效果,选取 $K = 60$ 。为了避免初始像素点落在梯度较大的轮廓边界,本文在初始种子点的 $n \times n$ (此处 n 取值为 8) 邻域范围内寻找梯度值最小的像素点作为新的种子点。

原始的 SLIC 选用的特征向量为 $\mathbf{P}_i = [l_i, a_i, b_i, x_i, y_i]$, $i = 1, 2, \dots, N$ 。其中, l_i, a_i, b_i 分别为 L, a, b 色彩模型中的 3 个分量,分别表示像素点的亮度,由红到绿的程度和由黄到蓝的程度,在工业上常用于检测颜色的细微差异; x_i 和 y_i 分别为像素在图像中的横纵坐标。由于电解电容图像内部圆环和周围区域的在亮度上差异较大,为了加快算法速度,在这里将特征向量简化为 $\mathbf{P}_i = [l_i, x_i, y_i]$, $i = 1, 2, \dots, N$ 。相应的颜色距离 d_{xy} 和空间距离 d_l 可表示如下:

$$d_{xy} = \sqrt{(x_i - x_k)^2 + (y_i - y_k)^2} \quad (1)$$

$$d_l = \sqrt{(l_i - l_k)^2} \quad (2)$$

最终的度量距离 D 表示为:

$$D = \sqrt{\left(\frac{d_{xy}}{S}\right)^2 + \left(\frac{d_l}{m}\right)^2} \quad (3)$$

式中: S 为类内最大距离; m 代表最大颜色距离,在实际应用中为常数,这里为 10。

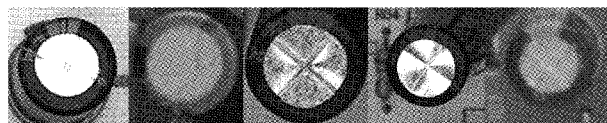
为了进一步加快聚类速度,本文和 SLIC 一样使用局部搜索聚类的方法,搜索范围为以聚类中心为中心的 $2S \times 2S$ 的正方形区域。每个像素点在搜索中会遇到多个聚类中心,通过计算其与每个聚类中心的距离,选取距离最小的作为该点新的聚类标签。然后将属于同一聚类中心的像素点的特征向量进行平均,得到新的聚类中心。不断迭代使误差收敛,一般迭代次数为 10。

2) 基于超像素的 K 均值聚类的分割方法

K 均值聚类因其简单高效性,已成为使用最为广泛的聚类算法之一^[17]。该方法包含聚类初始化和迭代优化两个阶段,其中迭代优化算法对数据初始聚类中心十分敏感^[18],为了提高 K 均值聚类算法的性能,本文优化了聚类初始点的选取方法。因为目标区域一般处于整张图

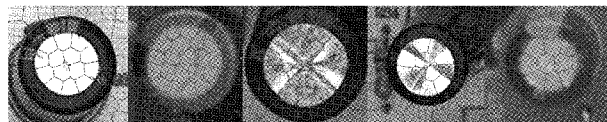
像的中心区域,所以将最接近图像中心的超像素作为第 1 类聚类中心,接着计算出和其距离最远的超像素作为第 2 类聚类中心。同时,为了减少重复计算,加快运行速度,聚类过程中使用的特征向量和计算方式与 SLIC 方法中一致。

图 2 为多种复杂场景下的电解电容的俯视图,其中,图 2(a)、(b)为一般情况;图 2(c)、(d)因受到光照影响,中心亮圆灰度不均;图 2(c)的电极标志区域与中心亮圆的颜色十分相似;图 2(a)、(d)、(e)均有不同程度的歪斜。首先通过基于 SLIC 的超像素聚类算法获得图像的超像素边缘,结果如图 3 所示。图 4 则为最终分割结果示意图,可以看出通过该算法基本可实现对内部高亮区域的初步分割,并且结果唯一,稳定性较高。其中,如图 4(d)、(e)所示,当中心亮圆灰度不均或电极标志区域与中心亮圆颜色十分相似时,分割的边界可能会出现内凹或外凸等不光滑情况,在下一节中,将通过简单的形态学操作对以上情况进行修正,以此获得精确的环状区域。



(a) 一般情况 (b) 一般情况 (c) 光照影响 (d) 光照影响 (e) 颜色相似

图 2 电解电容俯视图



(a) 一般情况 (b) 一般情况 (c) 光照影响 (d) 光照影响 (e) 颜色相似

图 3 超像素边界结果图



(a) 一般情况 (b) 一般情况 (c) 光照影响 (d) 光照影响 (e) 颜色相似

图 4 中心亮区超像素聚类分割结果

3) 电解电容内圆位置的修正与圆环定位

超像素聚类内圆分割结果往往边界粗糙不规则,需要修正以实现目标圆环的精确定位,具体流程如图 5 所示。其中,第 1 行为内凹情况,对应图 2(d),第 2 行为外凸情况,对应图 2(e)。虚线圆环和实线圆环分别为最终分割的圆环的两侧边界。为了加快运算速度,选取待修正轮廓中的 32 个等间距采样点作为整个边界形状的代表点。然后利用这些点计算出其最大内接圆,并将分割图像以此圆心为中心扇形展开。在展开时,为了降低后续运算成本,只保留经过采样点的线段,因此最终展开图的宽度仅为 32 pixel,高度为圆心到原图 4 边距离的最小值。接着对展开图中的背景和前景区域分别进行闭操作,使得凸起或凹

陷部分被修正平滑,接着将修正过的采样点重新折叠并计算其最大外接圆即可得到精确定位的内圆。最终,参照修

正后的内圆位置,设定最大圆环宽度为13 pixel,向外取同心圆作为外圆边界,实现了内圆的检测。

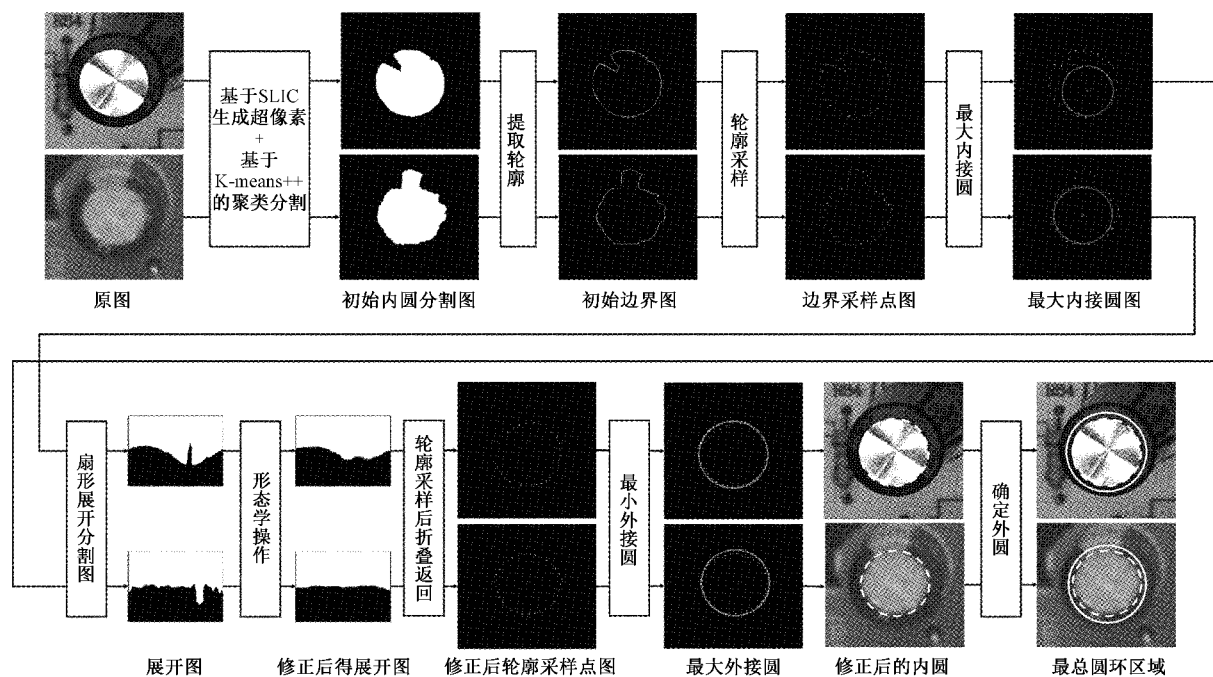
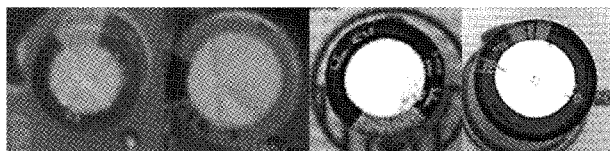


图5 精确定位电解电容内圆流程

1.2 基于滑动窗口灰度均值和标准差的波峰波谷的极性搜索方法

受到电容外部包装和拍摄情况的影响,在极性识别中常遇到如下4种较为复杂的情况,具体如图6所示。图6(a)中非极性区域有文字干扰,(b)中极性区域的亮度低于周围包装区域,(c)中极性区域噪声大,(d)中非极性区域有面积亮度较高的污染。目前,现有方法只研究了文字干扰,而无法在后3种复杂情况下对极性方向进行准确判断。此外,现有方法均采用局部滑动窗口对极性进行判断,无法独立识别极性位置,实现全自动化识别。为此,本文提出了全局的滑动窗口极性位置搜索方法,通过此方法可以对以上4种复杂情况和一般情况下的电解电容极性方向进行完全自动识别。



(a)一般情况(含字符) (b)极性区域亮度低 (c)极性区域噪声大 (d)环状高亮污染

图6 极性检测中的各种复杂情况

此方法的流程如图1所示,为了方便滑动窗口的计算,需将圆环展开为矩形,具体方法如图7所示。而展开的起始线和方向均可任意选择。需要注意的是,每次只能选取一组起始线和方向,两者将决定后续窗口坐标和图像像素坐标的转换关系。本文选取的起始线如图7圆环展

开中虚线箭头所示,方向为顺时针。为了保持极性区域在展开图上始终连续,本文展开2圈共720个角度。最后将图像转成灰度图像以减少后续计算。虚线圆环和实线圆环分别为圆环内外两侧的边界。

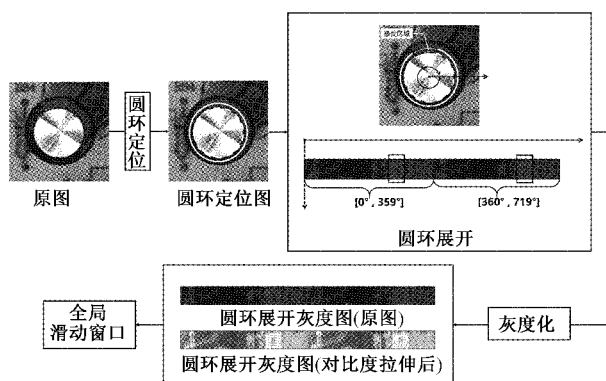


图7 圆环展开方法示意图

全局滑动窗口示意图如图8所示。其中虚线方框和实线方框分别表示第*i*个和第*i*+1个滑动框,滑动框中点的横坐标 θ_i 为其与圆心连线和展开的起始线之间的夹角。本文选取的滑动窗口的窗宽为40 pixel,记为*W*。每次滑动的距离*S*为10 pixel。所以*i*和 θ_i 之间的关系如式(4)所示。

$$\theta_i = S(i-1) + \frac{1}{2}W, i = 1, 2, \dots, 68 \quad (4)$$

文献[3]作为目前电解电容极性检测方法中效果较优

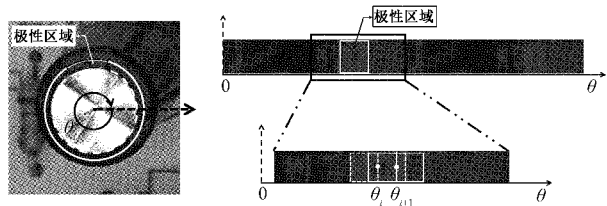


图 8 全局滑动窗口示意图

的算法之一,提出了基于局部滑窗口平滑程度的检测方法,在一定程度上提高了高亮文字的干扰情况下的识别准确率。但当电解电容为图 6(b)~(d) 三种复杂情况时,此时仅通过平滑程度无法准确区分极性区域和非极性区域。因此,本文提出基于灰度均值与标准差的滑动窗口全局搜索方法,通过比较滑动窗口之间均值和标准差的特点搜索

出最大可能的极性窗口。

对图 6 中 4 种情况的电解电容图像进行圆环展开,计算滑动窗口的灰度均值和标准差,结果如图 9 所示。其中每图第 1 行为圆环展开图,第 2 行为对应位置的窗口灰度均值与标准差折线图,其中均值为实折线,标准差为虚折线。黑色虚线为极性所在的窗口位置,黑色矩形所在范围为选定的窗口,其中两个黑点分别对应应该位置窗口的灰度均值和标准差。对比其极性区域和其他区域的灰度均值和标准差分布,可以发现极性区域的灰度均值为峰值最大值或谷值最小值;同时极性区域因其有较为明显的左右边界而在标准差折线图中呈现为一个波谷,并且因为极性区域的宽度较窄,所以这个波谷十分尖锐。结合以上两个特点,可以将多种情况下极性区域所在位置唯一确定,具体搜索流程如图 10 所示。

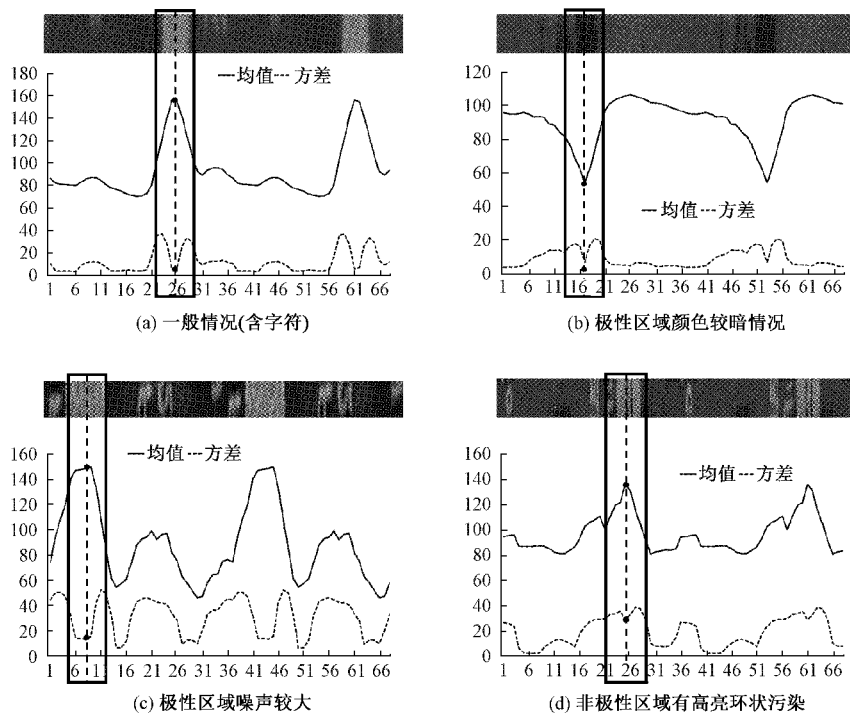


图 9 4 种典型情况均值方差搜索示意图

本文方法充分利用了极性区域的特点,为一般情况和以上 3 种特殊情况提供了统一的搜索流程。

2 结果与讨论

为了验证本文提出的 PCB 板电解电容检测方法的有效性,本文通过 2 336 张电解电容图片对算法进行了测试,并通过实验将本文方法与目前电解电容极性检测方法中效果较优的文献[3]中方法进行对比。

本文实验样本均由深圳明锐理想科技有限公司提供,所有电解电容俯视图均为该公司 V320 系列自动光学检测机对其生产线上的 PCB 板拍照后截取获得。因电容实际

尺寸间存有差异,拍摄后截取的图像大小不等,但是尺寸均在 100 pixel×100 pixel 到 350 pixel×350 pixel 之间。对输入图像均做统一缩放处理。实验所选图片包括电解电容的多种复杂场景。本文方法在 Intel Core i7-8700k 处理器上,使用 Visual Studio 2017 编程实现,单张图像的平均处理时间约为 192±23 ms。

2.1 实验结果

图 11 为多种复杂场景下的电解电容极性方向检测结果,包括图 11(b)光照不足、(c)文字干扰、(d)极性区域灰度值低、(e)极性区域和内圆界线模糊、(f)图像噪声干扰大。每种类别不同方向的识别结果和所有样本的识别率如表 1 所示。

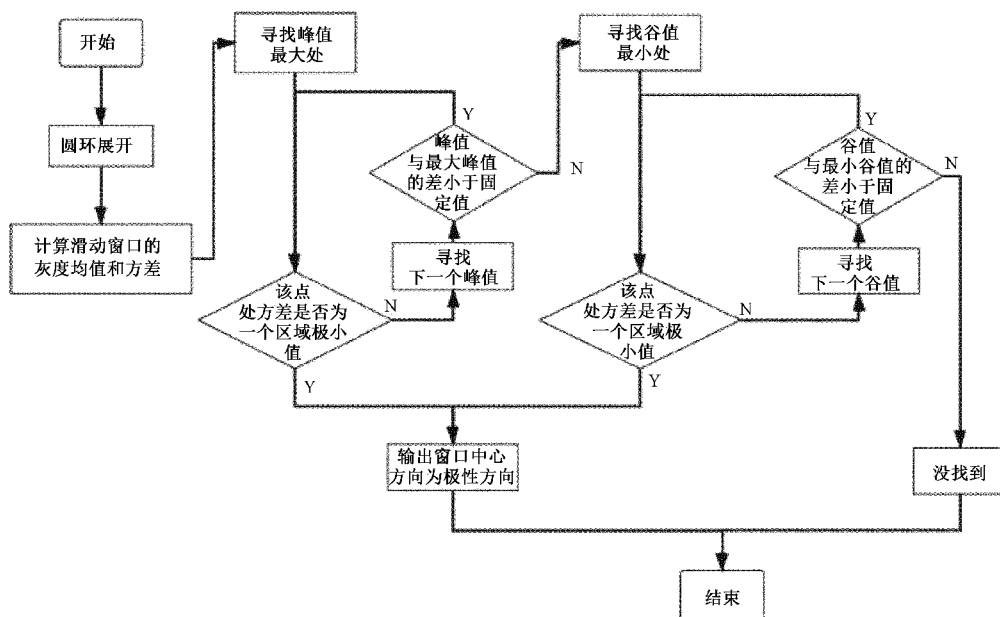


图10 基于滑动窗口灰度均值和标准差的极性搜索方法流程

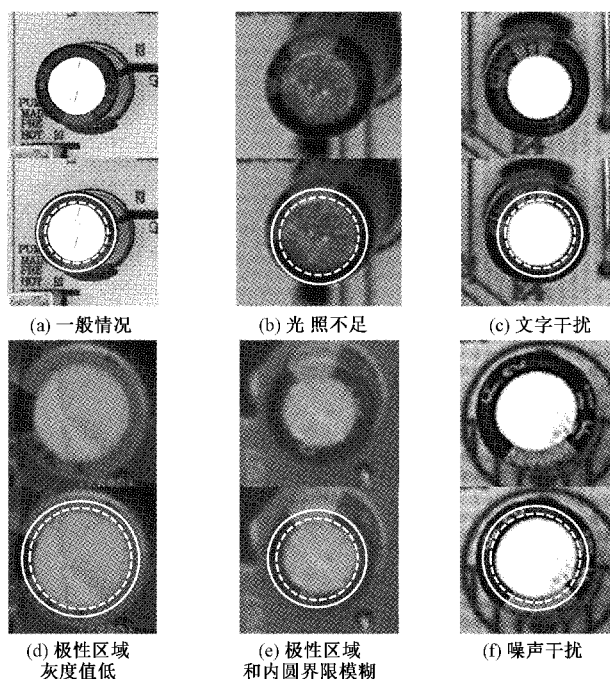


图11 多种场景下电解电容圆环定位结果

经过测试,本文算法准确率达到 98.63%,满足了检测要求,但对于一些情况仍会存在检测错误,通过观察错误数据可以发现错误情况主要为电容没有正确安装或截取图像时偏离电容中心太远使得极性圆环不完整,具体如图 12 所示。

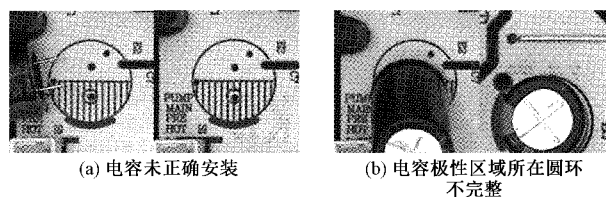


图12 识别错误情况

2.2 内圆检测对比实验

实验采用了文献[3]中提出的基于改进的广义霍夫变换对本文实验数据集进行处理,以其中一个电解电容的检测结果为例,本文方法与文献[3]方法的内圆检测的结果如图 13 所示,图中虚线圆环为检测结果。此电解电容图像中电容区域较暗,背景区域较亮,内圆与圆环的灰度差异相对较小,因此,使用二值化后将直接定位到电容的外

表1 识别结果统计

图序号	上		下		左		右		总体 准确率/%
	总数	正确数	总数	正确数	总数	正确数	总数	正确数	
图 11(a)	453	448	461	457	397	390	328	319	99.57
图 11(b)	7	5	4	4	3	2	3	3	82.35
图 11(c)	文字干扰情况不单独出现,此处不做统计								
图 11(d)	54	54	56	56	38	37	67	67	99.53
图 11(e)	103	103	99	99	134	133	121	119	99.34
图 11(f)	4	4	0	0	1	1	3	3	100
合计	621	614	620	616	573	563	522	511	98.63

轮廓,后续的修正操作也将无法起到作用,最终误定位到电解电容的外轮廓。而本文使用基于 SLIC 生成图像的超像素,并在超像素聚类分割时引入位置和亮度双重特征。当内圆与圆环亮度差异不明显时依然可以通过位置关系将两者分离,从而获得正确的内圆圆环。因此,采用本文的方法对 PCB 板电解电容的定位准确率更高。

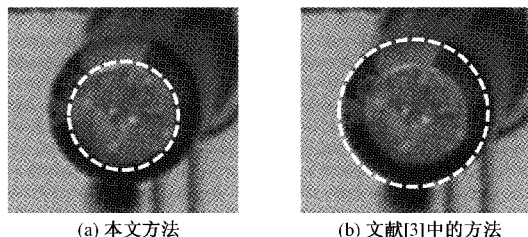


图 13 本文方法与文献[3]中方法结果对比图

2.3 极性检测对比实验

在进行极性检测对比实验前,需要获得包含极性区域的圆环检测结果,考虑到本文方法的准确率较高,因此统一使用本文提出的方法检测圆环。对于本文中检测失败的案例将手动剔除,不参与极性检测的对比实验。

实验对比了本文的方法和文献[3]中提出的方法,分别在一般情况、极性区域的亮度低于周围包装区域,极性区域噪声大,非极性区域有大面积亮度较高的划痕。每类以其中一个代表性的电容为例,代表电容分别为图 6 中的(a)~(d)。

从表 2 可以看出,4 个样本中,采用本文方法的极性方向判断结果均正确,而使用文献[3]中提出的采样窗口灰度平滑度的判断方法在除一般情况意外均为误检。因此,本文方法的极性判断能在更多复杂情况下做到正确判断,识别准确率更高。

表 2 多种场景下不同方法极性判断的结果对比

图像 序号	正确 方向	文献[3]平滑窗口累加值			本文方法 检测结果
		左/上	右/下	检测结果	
图 3(a)	上	20	0	上	上
图 3(b)	左	2	22	右(误检)	右
图 3(c)	下	3	0	上(误检)	上
图 3(d)	上	8	24	下(误检)	下

3 结 论

本文针对现有电解电容极性检测过程中使用基于 GHT 圆检测的圆环定位方法稳定性不佳和基于灰度梯度滑动窗口的极性检测无法识别极性区域灰度值低的情况,提出了使用超像素聚类分割的方法得到圆环区域和基于滑动窗口灰度均值与标准差的峰谷值搜索方法。基于超像素聚类分割的内圆检测考虑了像素间亮度和位置关系,在内圆与周围圆环差异较小时也能做到准确分割,提高了

识别的准确率。此外,基于灰度均值和标准差的峰谷值搜索可以处理多种复杂情况,增加了适用图像的范围。同时,本文的检测方法不依赖人工标注方向,可实现生产线全自动检测,从而降低人工成本。目前该方法已投入工厂使用,效果良好。

参考文献

- [1] 张肖肖,黄斐,贾仕达,等. 激光共聚焦扫描系统的电源设计[J]. 电子测量技术, 2020, 43(18): 26-29.
- [2] 刘宝航,王秉森,李子奇. 磁耦合谐振式无线电能发射系统的设计与实现[J]. 电子测量技术, 2019, 42(10): 28-32.
- [3] 翁振杰,廖华丽,周泽霖,等. 涂胶压力控制及视觉检测[J]. 电子测量技术, 2020, 43(24): 93-98.
- [4] 张玉登,刘新妹,殷俊龄. 基于机器视觉的 PCB 图像焊点数据自动识别技术[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(11): 12-16.
- [5] 王永利,曹江涛,姬晓飞. 基于卷积神经网络的 PCB 缺陷检测与识别算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(8): 78-84.
- [6] 全正相. 基于图像处理技术的 AOI 系统的研究[D]. 杭州: 浙江理工大学, 2017.
- [7] 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, 2018.
- [8] 包晓敏,王志豪,杨旭. 基于机器视觉的 PCB 板电解电容极性检测[J]. 测控技术, 2020, 39(10): 62-66.
- [9] 雷芳. 基于改进 GHT 算法的圆形目标物的检测[J]. 电子设计工程, 2014, 22(18): 26-28.
- [10] CHEN T J, WANG Y N, XIAO C Y, et al. A machine vision apparatus and method for can-end inspection[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2016, 65(9): 2055-2066.
- [11] 刘洋,甄义,李建华. 基于超像素分割的快速移动阴影检测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(3): 26-31.
- [12] 陈宸,叶波,邓为权,等. 基于 SLIC 超像素算法和密度聚类的 TA2 钛板表面缺陷量化评估研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(11): 128-135.
- [13] 王春瑶,陈俊周,李炜. 超像素分割算法研究综述[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(1): 6-12.
- [14] 吴连耀,万旺根. 基于超像素分割的实时单目三维重建[J]. 电子测量技术, 2020, 43(11): 96-101.
- [15] 庞英,刘畅. 一种改进的基于超像素的 SAR 图像海陆分割方法[J]. 国外电子测量技术, 2019, 38(8): 12-18.
- [16] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, et al. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2012, 34(11): 2274-2282.
- [17] 金涛,艾萍,岳兆新,等. 基于 K-means 聚类算法的改进[J]. 国外电子测量技术, 2017, 36(6): 9-13, 21.

- [18] 任楚岚,乔天宇,张阳.基于改进K-means聚类算法聚类点选取办法的研究[J].网络安全技术与应用,2020(6):49-50.

作者简介

魏嘉莉,工学硕士,主要研究方向为计算机视觉、人工智能、光学字符检测等。

E-mail:carrieweiscu@163.com

王瑞丰,工学硕士,主要研究方向为计算机视觉、人工智

能、自动光学检测等。

E-mail:w1318201312@outlook.com

冀运景,深圳明锐理想科技董事长,从事自动光学检测相关工作。

E-mail:leon.ji@magic-ray.com

罗守华,教授,博士生导师,主要研究方向为医学图像处理、CT图像重建、模式识别。

E-mail:luoshouhua@scu.edu.cn