

基于视觉的PCB缺陷检测 算法研究与系统实现

西安交通大学
姓名：王莅尘
学号：3113040011
指导教师：张爱民教授



Contents

1

应用背景简介

2

图像预处理与**PCB**对准

3

丢失与极性反装检测

4

错位与旋转检测

5

焊点三维重建

6

硬件检测平台搭建

一、应用背景简介

图像增强——背景光照均匀性补偿

印刷电路板（**PCB**）是各种电子元器件的载体，随着技术的不断发展以及工艺水平的不断提高，电子产品趋于更轻、更薄、更小，**PCB**朝着高密度、小元件、细间距、层数更多的方向发展，这使得**PCB**的质量检验工作越来越具有挑战性。



一、应用背景简介

人工视觉检测

传统的**PCB**检测方式如下所示，每一块**PCB**都需要通过人工方式，在部分光学仪器辅助下完成检测。一般一块电路板需要**2分钟**左右的检测时间。



一、应用背景简介

人工视觉检测缺陷

1、劳动强度大，增加人力成本。

通过人眼进行检测，劳动工作量随着检测的元件个数和PCB面积直线上升。

2、检测质量波动。环境、劳动时间和劳动强度变化，会产生人眼检测的质量波动。

3、检测速度低与灵活性差。人工检测，磨合时间过长，影响生产效率。



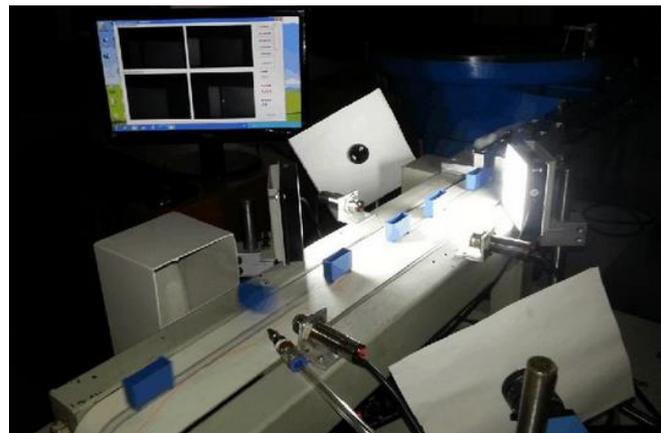
机器视觉检测缺陷

1、减小劳动强度，降低人力成本。

检测运算通过计算机完成，大大降低劳动强度。

2、消除质量波动。计算机可高强度运行，准确可靠，没有质量波动。

3、检测速度快，灵活性强。可通过更换配置文件，随时切换被检测PCB的型号，降低响应时间。



一、应用背景简介

PCB缺陷分类

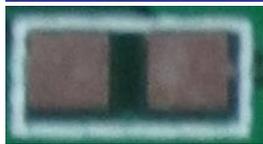
元器件错误占40%以上，包括极性反装、丢失、漏放、位置错误、元件错误等。焊接错误占30-40%，包括开路、短路、焊锡不足、焊锡过多等。仅剩下不到5%为元器件电气参数不合格。



器件位移



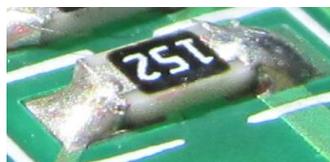
器件旋转



器件丢失



极性元器件反装



焊点焊接质量缺陷

二、图像预处理与PCB对准

图像去噪声与平滑

相机本身的电子噪声。虽然所使用的相机的信噪比较小，但是仍然存在部分噪声，特别是在相机长时间工作，机身温度较高的情况下，噪点会越来越明显。因此使用滤波器对图像进行预处理。



采集原始图像中的噪声

二、图像预处理与PCB对准

图像去噪声与平滑

即使在人工光源光照环境下，光照的不均匀性问题也会影响检测效果。此处通过背景灰度变化在水平垂直方向的平均变化，估计出光照分布，对图像的灰度进行补偿。

傅里叶频率域滤波：

$$F(u, v) = \frac{1}{\sqrt{nm}} \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{k=0}^{m-1} e^{(-2\pi j(ui+vk))/nm} f(i, k)$$

空间域平滑滤波：

$$F(x, y) = Ae^{\frac{-(x-ux)^2}{2\delta_x^2} + \frac{-(y-yx)^2}{2\delta_y^2}}$$



图像预处理前

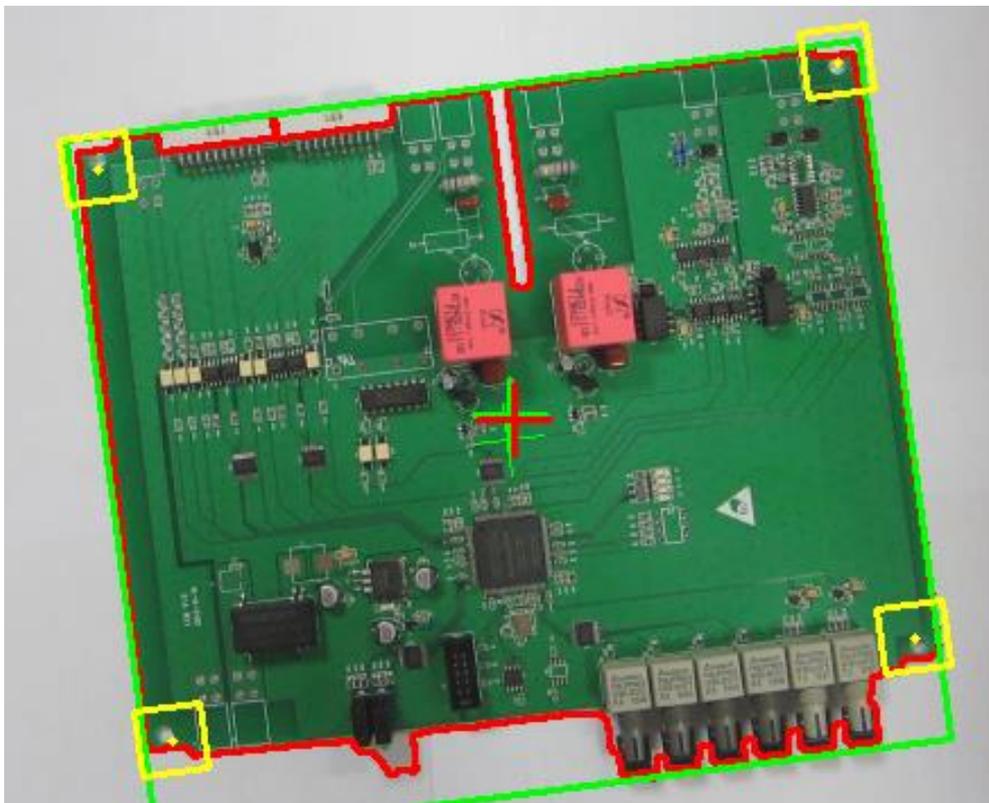


图像预处理后

二、图像预处理与PCB对准

PCB板图像预处理与校准

由于PCB板的摆放存在一定的随意性，并不是准直的放置在摄像头的正下方，因此存在一定的位移、旋转和畸变。需要在缺陷检测前进行对准。



二、图像预处理与PCB对准

PCB位置整定——PCB位置初步测量

通过阈值化，腐蚀膨胀操作，BLOB处理得到PCB连通区域。



$$D(\mathbf{z}, \mathbf{a}) = \|\mathbf{z} - \mathbf{a}\| = \left[(z - a)^T (z - a) \right]^{\frac{1}{2}}$$
$$= \left[(z_R - a_R)^2 + (z_G - a_G)^2 + (z_B - a_B)^2 \right]^{\frac{1}{2}}$$

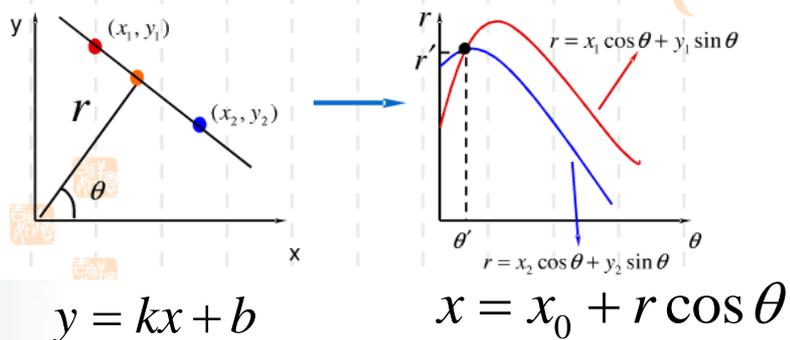
$$\mathbf{a} = \mathbf{a}_0 \cdot \frac{z_R + z_G + z_B}{a_{0R} + a_{0G} + a_{0B}}$$

$$A \oplus B = \left\{ z \mid (B)_z \cap A \neq \phi \right\}$$

$$A \ominus B = \left\{ z \mid [(B)_z \cap A] \subseteq A \right\}$$

二、图像预处理与PCB对准

PCB位置整定——PCB位置初步测量

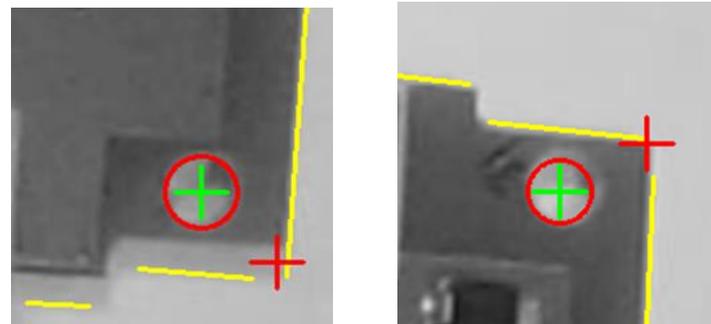


$$r = x \cos \theta + y \sin \theta \quad y = y_0 + r \sin \theta$$

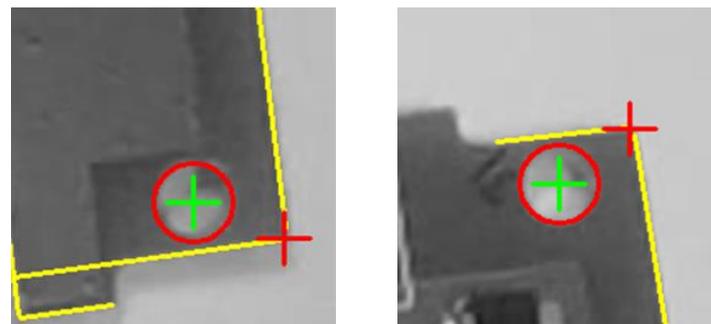
$$\{x^{(1)}, \dots, x^{(m)}\}$$

$$c^{(i)} = \arg \min_j \|x^{(i)} - \mu_j\|^2$$

$$\mu_i = \frac{\sum_{i=1}^m 1\{c^{(i)} = j\} x^{(i)}}{\sum_{i=1}^m 1\{c^{(i)} = j\}}$$



灰度聚类前霍夫变换结果



灰度聚类后霍夫变换结果

二、图像预处理与PCB对准

PCB位置整定——PCB位置初步测量

若前景背景区域灰度值差异不明显的情况下，仅使用图像几何特征的方法很难得到较好的定位结果。因此，提出了使用AdaBoost的机器学习算法进行检点位置的初步测量，并结合彩色模板匹配精确定位。



前景背景灰度差异不明显

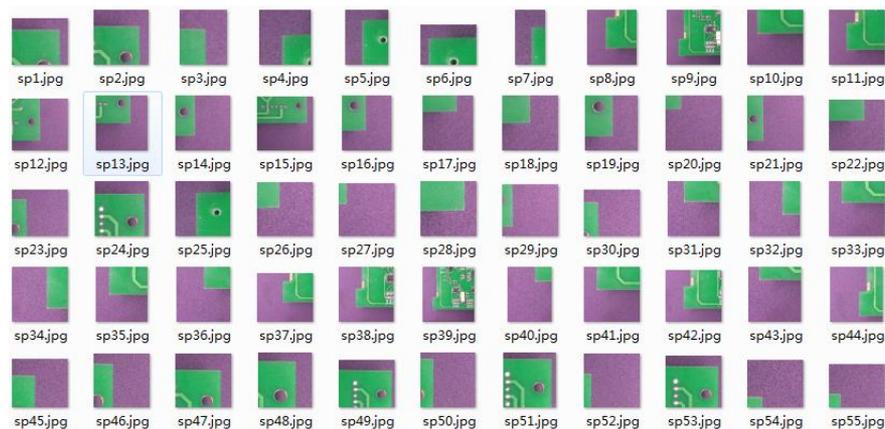
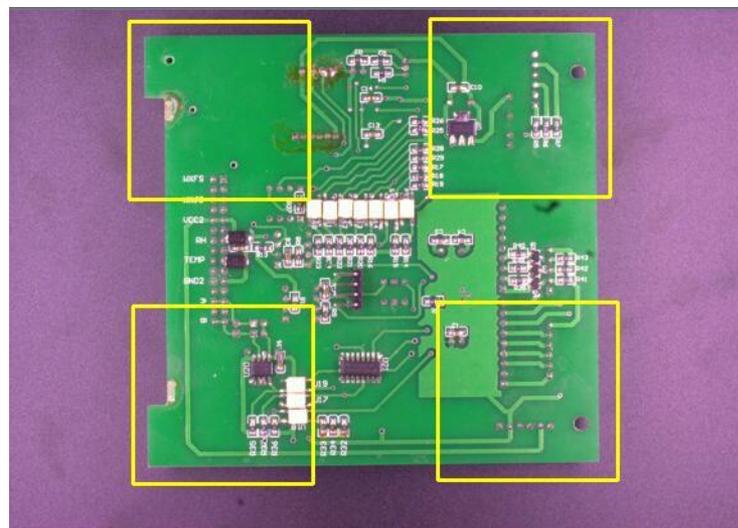


前景背景差异明显

二、图像预处理与PCB对准

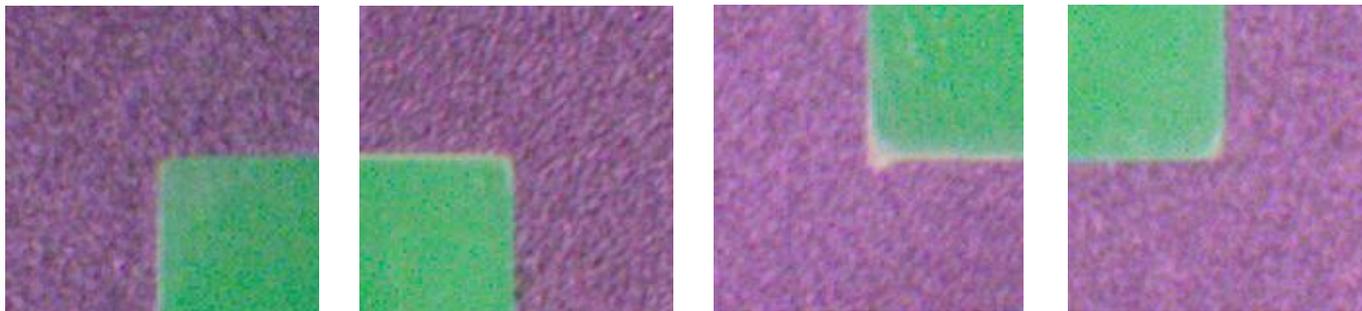
PCB位置整定——PCB位置初步测量

若前景背景区域灰度值差异不明显的情况下，仅使用图像几何特征的方法很难得到较好的定位结果。因此，提出了使用AdaBoost的机器学习算法进行检点位置的初步测量，并结合彩色模板匹配精确定位。

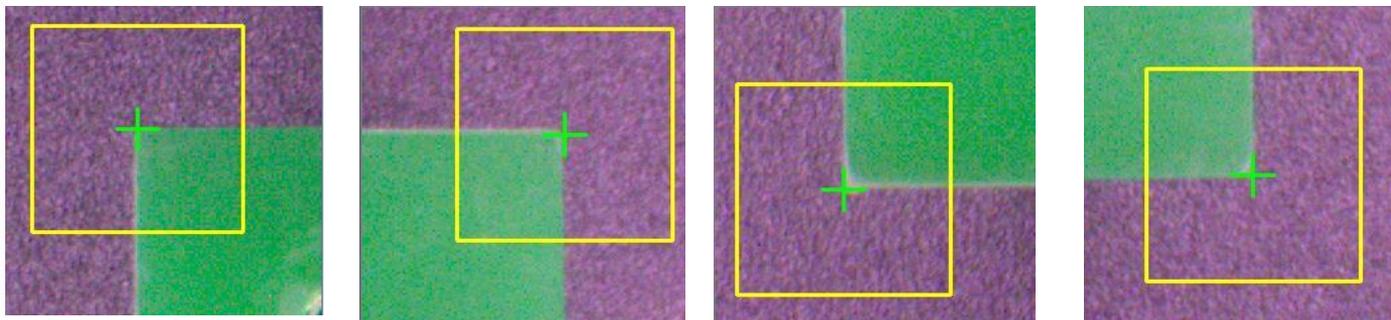


二、图像预处理与PCB对准

PCB位置整定——PCB位置初步测量



模板匹配方法 匹配模板

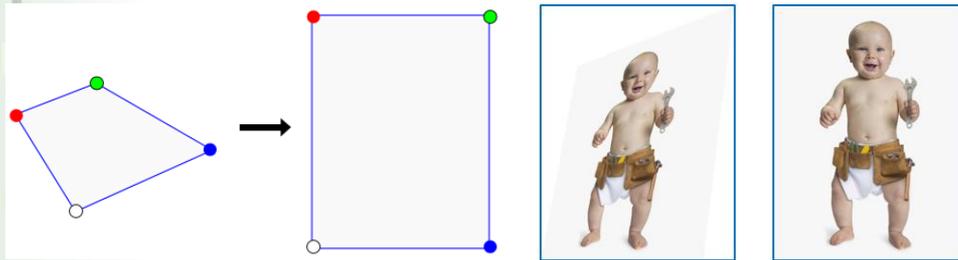


模板匹配方法 匹配模板

二、图像预处理与PCB对准

图像透射变换

透视变换(Perspective Transformation)是将图片投影到一个新的视平面(Viewing Plane), 也称作投影映射(Projective Mapping)。



$$[x', y', w'] = [u, v, w] \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix}$$

$$x = \frac{x'}{w'} = \frac{a_{11}u + a_{21}v + a_{31}}{a_{13}u + a_{23}v + a_{33}}$$

$$y = \frac{y'}{w'} = \frac{a_{12}u + a_{22}v + a_{32}}{a_{13}u + a_{23}v + a_{33}}$$

$$a_{11} = x_1 - x_0 + a_{12}x_1$$

$$a_{12} = y_1 - y_0 + a_{13}y_1$$

$$a_{21} = x_3 - x_0 + a_{12}x_2$$

$$a_{31} = x_0$$

$$a_{22} = y_3 - y_0 + a_{23}y_3$$

$$a_{32} = y_0$$

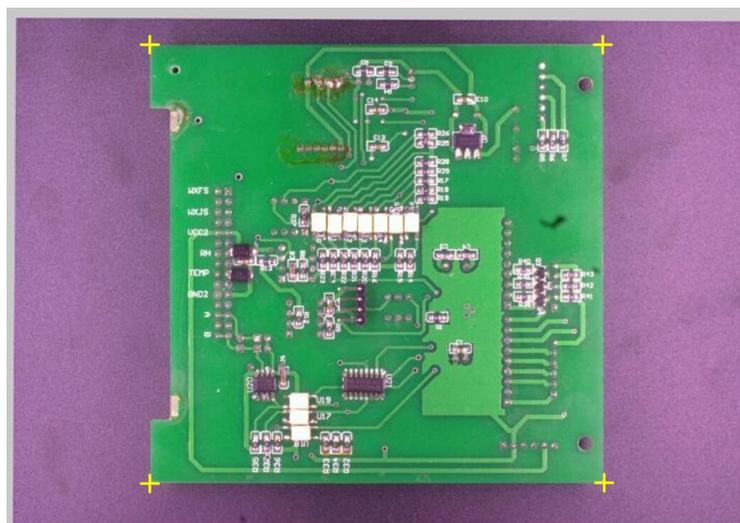
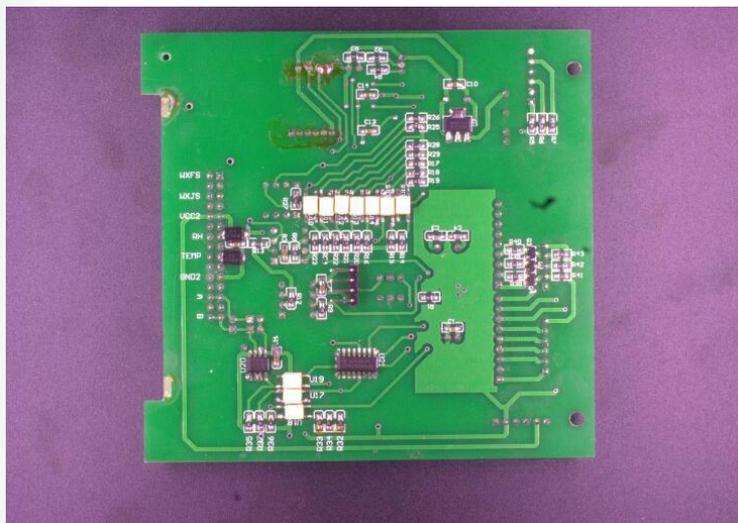
$$a_{13} = \frac{\begin{vmatrix} \Delta x_3 & \Delta x_2 \\ \Delta y_3 & \Delta y_2 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} \Delta x_1 & \Delta x_2 \\ \Delta y_1 & \Delta y_2 \end{vmatrix}}$$

$$a_{12} = \frac{\begin{vmatrix} \Delta x_1 & \Delta x_3 \\ \Delta y_1 & \Delta y_3 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} \Delta x_1 & \Delta x_2 \\ \Delta y_1 & \Delta y_2 \end{vmatrix}}$$

二、图像预处理与PCB对准

图像透射变换

精确测量出PCB板的位置后，即可通过4顶点透视变换将原图像变换到标准位置。



使用原始尺寸图像并使用浮点精度进行变换和插值，保证旋转后的图像退化尽可能小。

三、器件丢失与极性反装检测

基于图像处理和几何特征提取的检测

由于贴片元件越来越小，单个元件的像素点个数较少，同时较小的元件的外形特征不明显，单纯使用图像处理或模板匹配的准确性较低。基于像素的元件位置姿态定位。由于配置参数针对每个元件差异性较大，因此不适合大规模自动化检测。因此，提出使用 Adaboost 算法对元件进行识别与定位。



贴片电阻图像



阈值分割



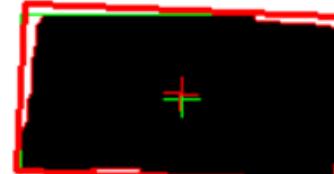
形态学处理



检测外轮廓



做出外接水平矩形框

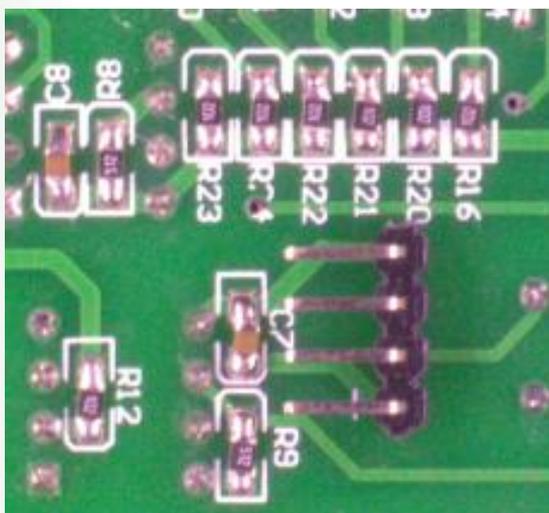


做出最贴近外接斜方框

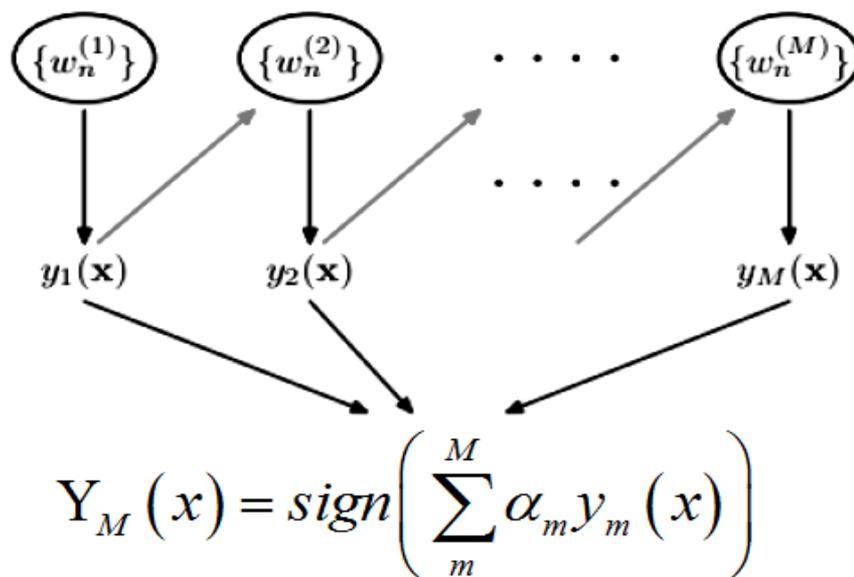
三、器件丢失与极性反装检测

AdaBoost机器学习算法

AdaBoost是一种迭代算法，其核心思想是若干弱分类器集合起来，构成一个更强的分类器。由于各弱分类器所提取的特征不同，针对于不同的训练场景有的特征可以很好的描述并区分不同的分类。



元器件识别与定位



AdaBoost结构图

三、器件丢失与极性反装检测

AdaBoost机器学习算法

AdaBoost是一种迭代算法，其核心思想是若干弱分类器集合起来，构成一个更强的分类器。由于各弱分类器所提取的特征不同，针对于不同的训练场景有的特征可以很好的描述并区分不同的分类。

最小化权重误差函数

$$\varepsilon_m = \sum_{n=1}^N \omega_m^{(m)} I(y_m(x_n) \neq t_n)$$

$$\alpha_m = \ln \left\{ \frac{1 - \varepsilon_m}{\varepsilon_m} \right\}$$

更新每一个分类器的权重

$$w_{m+1,i} = \frac{w_{mi}}{Z_m} \exp(-\alpha_m t_i y_m(x_i)), i = 1, 2, \dots, n$$

为归一化参数

$$Z_m = \sum_{i=1}^N w_{mi} \exp(-\alpha_m t_i y_m(x_i))$$

最终得到的分类器

$$Y_M(x) = \text{sign} \left(\sum_{m=1}^M \alpha_m y_m(x) \right)$$

三、器件丢失与极性反装检测

Haar特征描述子

Haar特征分为三类：边缘特征、线性特征、中心特征和对角线特征，组合成特征模板。特征模板内有白色和黑色两种矩形，并定义该模板的特征值为白色矩形像素和减去黑色矩形像素和。通过不同尺寸的特征模板滑动窗可得到更多特征。

1. Caracteristiques de vores



Haar_x2



Haar_y2



Tilted Haar_x2



Tilted Haar_y2

2. Caracteristiques de linies



Haar_x3



Haar_x4



Tilted Haar_x3



Tilted Haar_x4



Haar_y3



Haar_y4



Tilted Haar_y3



Tilted Haar_y4

3. Caracteristiques de centres envoltats



Point



Tilted Point



Harr_x2_y2

Haar特征描述子

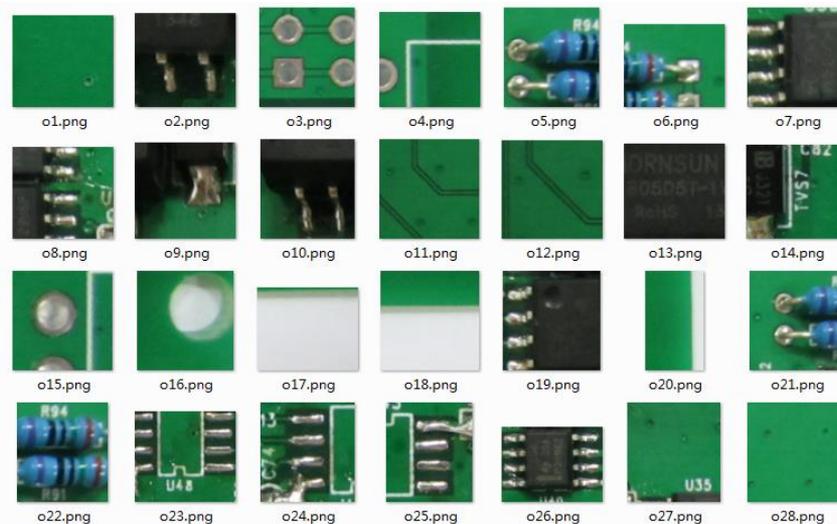
三、器件丢失与极性反装检测

训练正负样本集

训练过程中需要正样本训练集和负样本训练集。其中的正样本开始时选择为如图所示区域。区域基本呈方形，里面包含整个电阻本体。训练集负样本中包含除元件外的其他各种图像。其中需要考虑到各种边界干扰样本和其他元件样本。样本数量与正样本比例约为1:4



训练正样本集



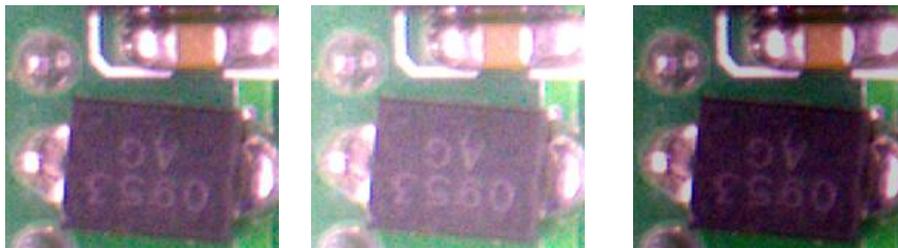
训练负样本集

三、器件丢失与极性反装检测

人工样本集——灰度调节

训练集负样本中包含除元件外的其他各种图像。其中需要考虑到各种边界干扰样本和其他元件样本。

$$p(x, y) = p_0(x, y) + \alpha + \beta \left[(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 \right]^{-\frac{1}{2}}$$



人工样本集——加入噪声

$$p(x, y) = p_0(x, y) + \alpha(\text{rand})$$



三、器件丢失与极性反装检测

人工样本集——灰度展开

训练集负样本中包含除元件外的其他各种图像。其中需要考虑到各种边界干扰样本和其他元件样本。

$$p(x, y) = \begin{cases} \alpha p_0(x, y) & 0 \leq p_0(x, y) \leq f_a \\ \beta [p_0(x, y) - f_a] + g_a & f_a \leq p_0(x, y) < f_b \\ \gamma [p_0(x, y) - f_b] & f_b \leq p_0(x, y) < 255 \end{cases}$$

$$p(x, y) = p_0(x, y) \log_{v+1}(1 + vr) \quad r \in [0, 1]$$



灰度展开扩充训练样本集

三、器件丢失与极性反装检测

人工样本集——旋转变换

训练集负样本中包含除元件外的其他各种图像。其中需要考虑到各种边界干扰样本和其他元件样本。

$$\begin{aligned} [x \quad y \quad 1] &= [x_0 \quad y_0 \quad 1] \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \\ -0.5W & 0.5H & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & 0 \\ \sin \theta & \cos \theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \\ 0.5W_{new} & 0.5H_{new} & 1 \end{bmatrix} \\ &= [x_0 \quad y_0 \quad 1] \begin{bmatrix} \cos \theta & \sin \theta & 0 \\ -\sin \theta & \cos \theta & 0 \\ -0.5W \cos \theta + 0.5H \sin \theta + 0.5W_{new} & -0.5W \sin \theta - 0.5H \cos \theta + 0.5H_{new} & 1 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

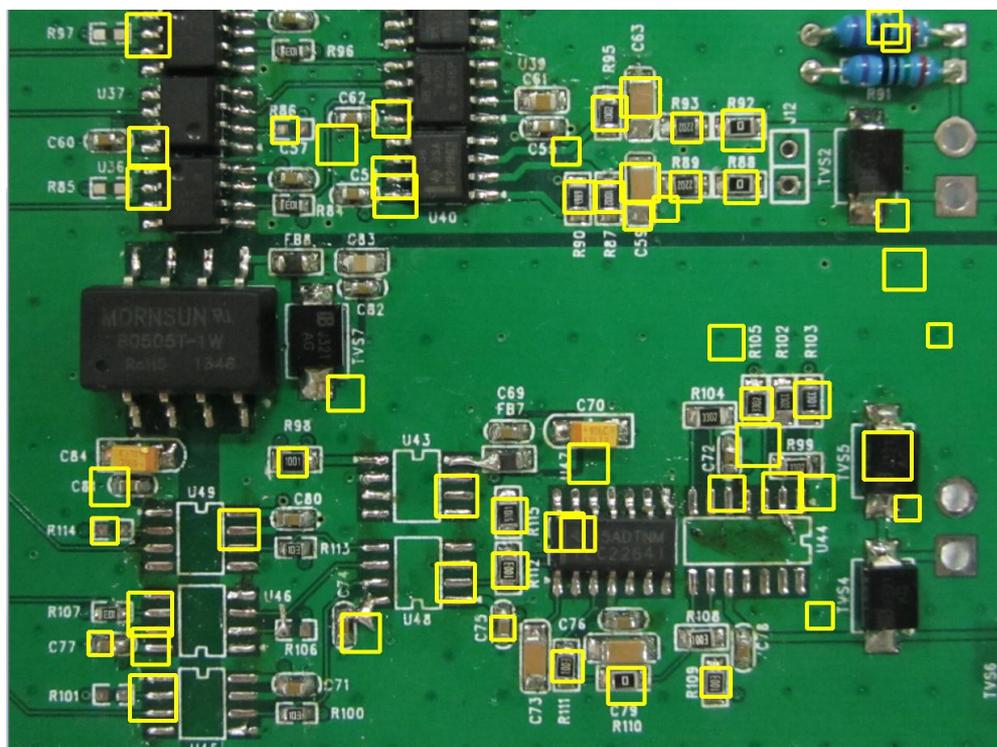


旋转变换扩充训练样本

三、器件丢失与极性反装检测

AdaBoost初步检测结果

元器件识别测试结果。由于正样本中包含了边缘干扰区域（油漆标记，阴影，其他元件干扰），因此训练出的结果并不好。

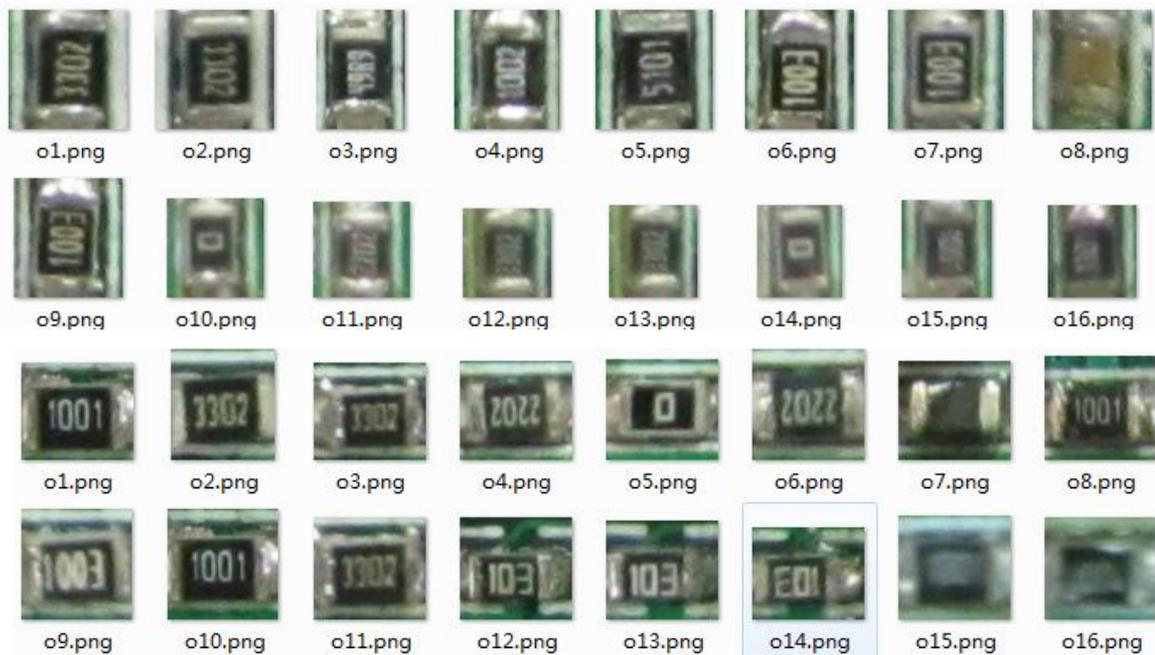


AdaBoost初步检测结果

三、器件丢失与极性反装检测

贴片电阻正样本集

使用贴片电阻的中心部分作为正样本，可有效减少外部区域干扰对训练分类器产生误差，提高分类器对元件的定位精度，垂直位置正样本。

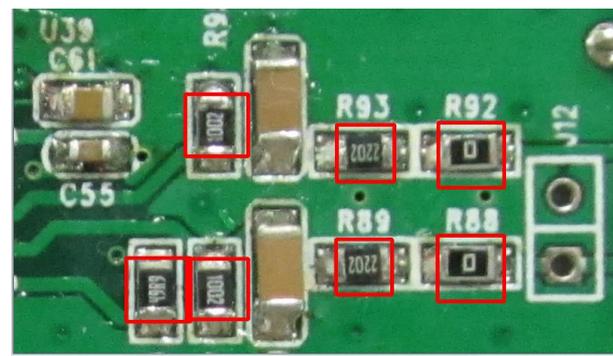
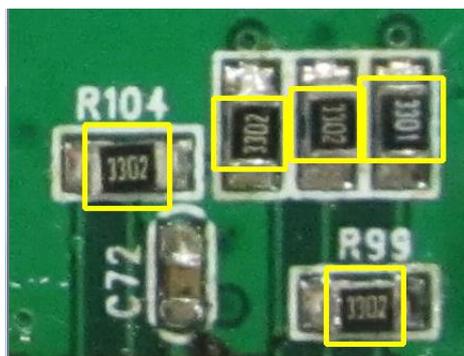
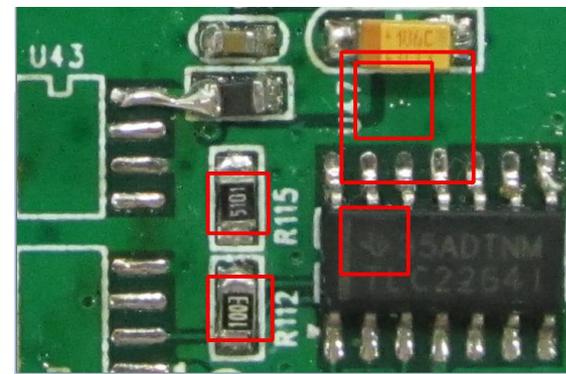
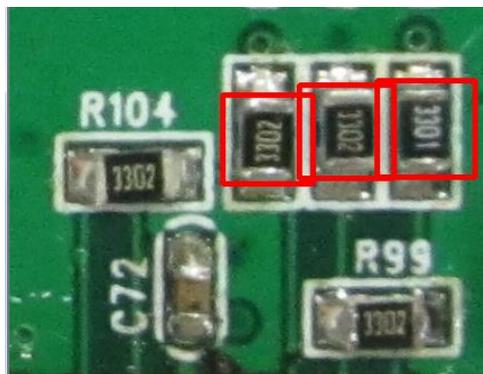


改进的贴片电阻正样本集

三、器件丢失与极性反装检测

检测结与识别结果

使用100个正样本和200个负样本，参数配置理想条件下的识别结果。可正确识别绝大部分的贴片电阻。

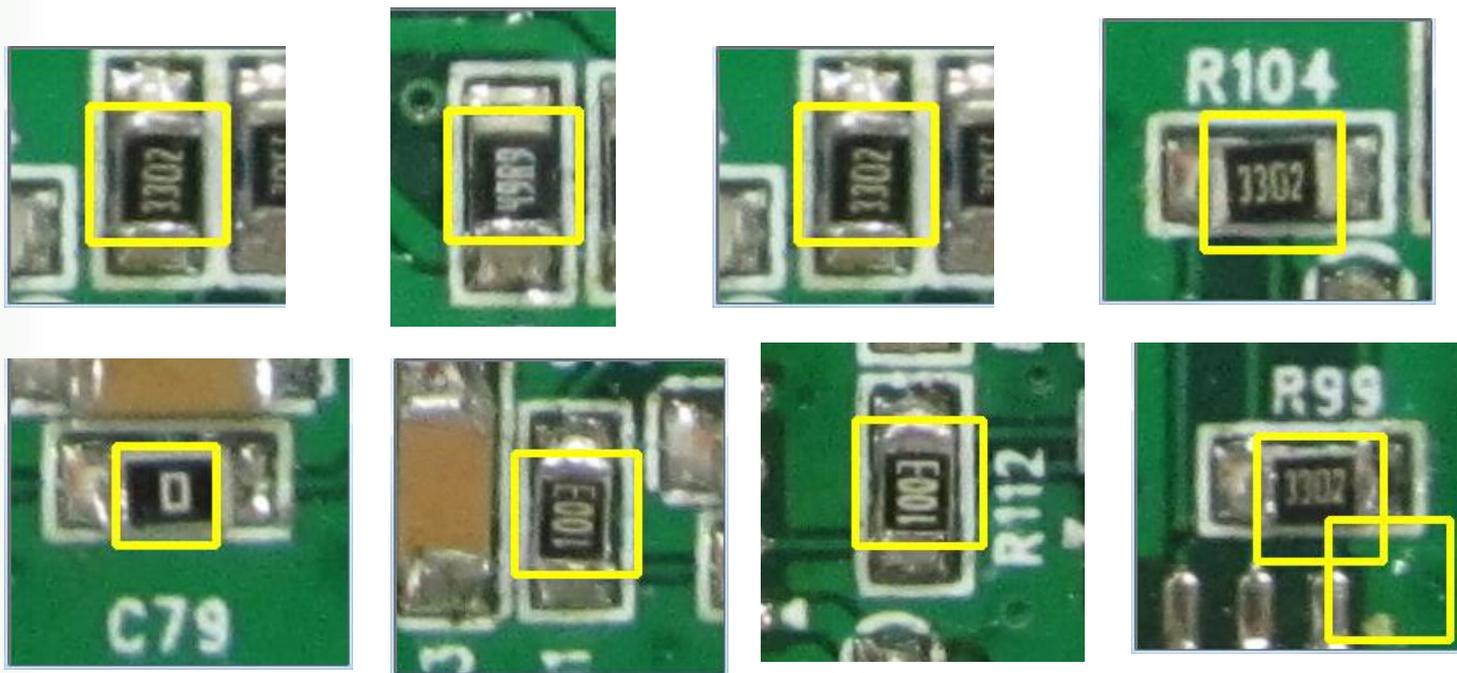


AdaBoost检测识别结果

三、器件丢失与极性反装检测

定位结果测试

为保证所有元件能可靠的识别，现阶段的方法是通过程序存储元件大致位置后截取出图像，每个图像只有一个待检元件，并提高检测灵敏度，并设定元件大小判断上下界，达到较高的可靠性。。

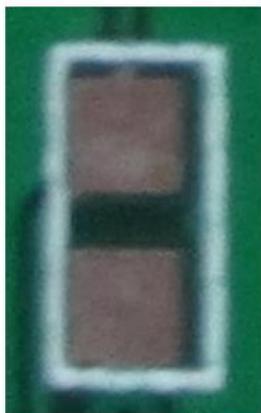


定位结果测试

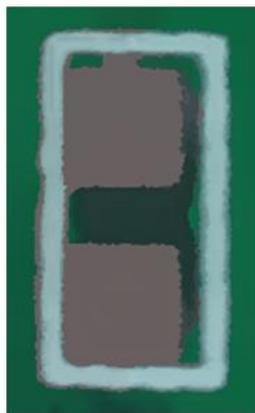
三、器件丢失与极性反装检测

元件丢失识别——基于图像处理的方法

通过图像处理算法判断元器件是否丢失。算法原理是分割出检测区域的焊点部分，通过焊盘区域面积特征进行判断。此方法对图像处理参数比较敏感，实际测试中的识别率在75-80%之间。



原始图像



MeanShift处理图



二值化图像



形态学处理图

三、器件丢失与极性反装检测

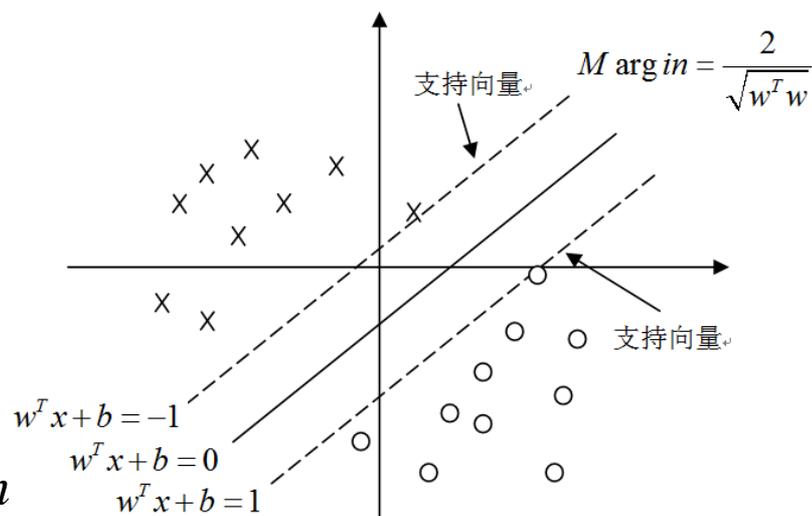
支持向量机 (SVM) 机器学习算法

为了进一步提高检测准确性，提出使用SVM进行器件丢失判断。其中器件丢失使用

$$h_{\theta}(x) = g(\theta^T x) = \frac{1}{1 + e^{-\theta^T x}}$$

$$f(x) = \omega^T x + b$$

$$\min \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \quad s.t., y_i (\omega^T x_i + b) \geq 1, i = 1, \dots, n$$



SVM算法原理图

三、器件丢失与极性反装检测

基于SVM的器件丢失检测

SVM通过寻求结构化风险最小来提高学习机泛化能力，实现经验风险和置信范围的最小化，从而达到在统计样本量较少的情况下，亦能获得良好统计规律的目的。

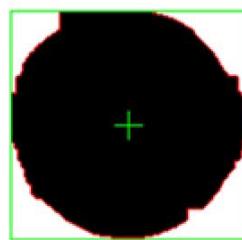


使用空焊点和贴片电阻分别作为正样本和负样本，进行SVM的训练，得到结果。由于SVM的训练速度很快，因此可以快速得到分类器。实际测试中，检测了待测试板上的28个贴片焊点和10个空焊点，并转换不同的角度进行测试，共测试5回，判断准确率为100%。说明可使用此方法对元器件进行快速高效的分类。

三、器件丢失与极性反装检测

极性元件的反装识别

PCB上存在各种有极性元件，恶性后果。一般极性错误大部分是由于人工失误，特别是插针式元器件这些目前还需要人工进行安装和焊接的元器件，部分贴装式极性元器件也会因为贴片机错误或者人工操作失误造成错误。



基于图像处理的有极性元件检测步骤

首先分割出元器件前景区域，计算前景灰度重心和前景几何重心，与掩膜的重心的连线即为电容负端。此种判断方法算法简单，速度快，但对分割参数和元器件的定位精度相对敏感，实际准确率**80%**左右。

三、器件丢失与极性反装检测

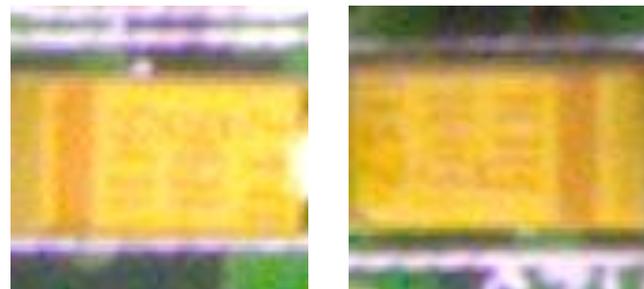
极性元件的反装识别

为了进一步提高检测精度，特别是在图像特征不明显的条件下正确识别元器件极性，提出使用**SVM**算法对元器件贴装方向进行判断。由于器件的极性标记视觉特征相对明显，因此减少数量的**Haar**特征，使用**SVM**进行训练并测试。

实验结果表明，在器件定位准确的前提下，测试识别准确率为**99%**以上。



极性器件图像

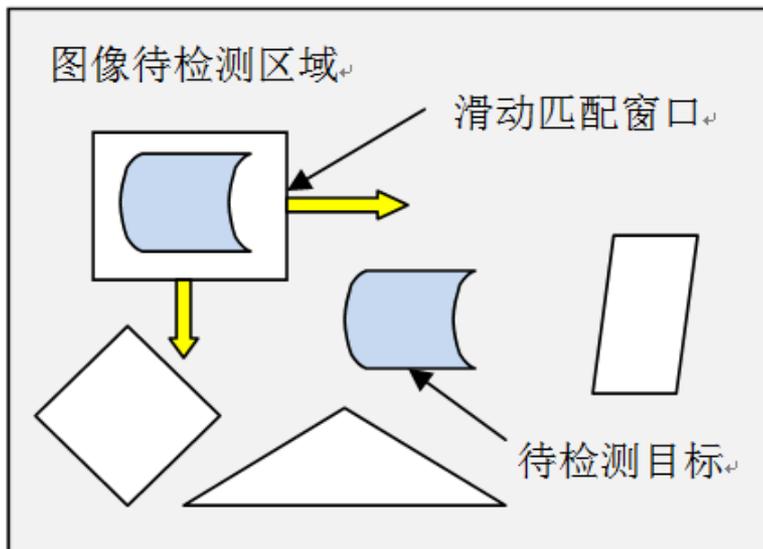


正负训练样本截取区域

四、错位与旋转检测

元器件位置精确测量——基于模板匹配

AdaBoost由于是基于提取的元器件特征进行定位，会存在一定的定位误差，可进行初步定位。在已经获取器件大致位置后，使用模板匹配进行元器件的精确定位。模板匹配核心思想是使用样本的模板在待检测区域进行顺序滑动，每次滑动后计算模板和对应区域的匹配程度，找出其中匹配的峰值即可检测出对应的目标。



模板匹配原理图

$$D(i, j) = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N [S^{i,j}(m, n) - T(m, n)]^2$$
$$R(i, j) = \frac{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N S^{i,j}(m, n) \times T(m, n)}{\sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N |S^{i,j}(m, n)|^2}$$

四、错位与旋转检测

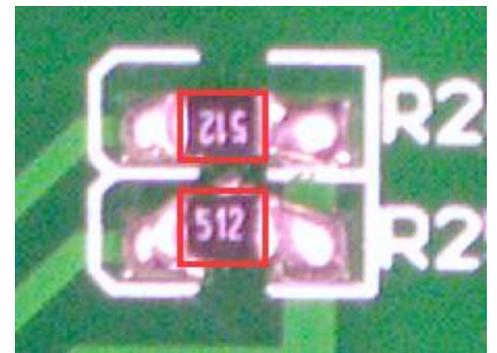
元器件位置精确测量——基于模板匹配

定位结果如图所示，大部分情况下AdaBoost算法的定位精度在10-15像素范围内，但不能排除其产生较大误差的情况。

而使用模板匹配在小范围内进行匹配可得到3-5像素误差的匹配精度。因此，AdaBoost和模板匹配结合的定位策略可有效进行电阻位置定位。



AdaBoost定位结果



初步定位后模板匹配定位结果

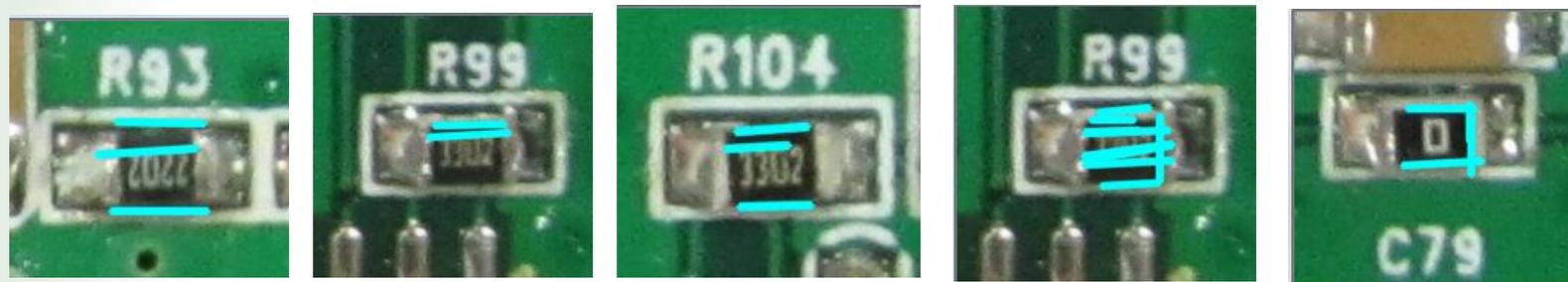
四、错位与旋转检测

元器件位置精确测量——基于几何特征

此处首先通过训练的分类器对单个元件进行定位，之后截取中央区域，通过霍夫变换方法找到元件中的若干直线，求取平均值确定元件的姿态角。



基于几何特征的器件旋转检测步骤



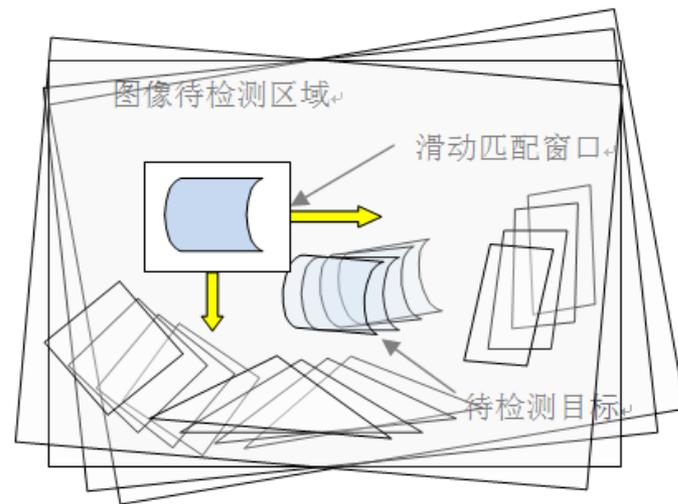
器件旋转检测结果

四、错位与旋转检测

元器件旋转测量——可旋转模板匹配

常规的模板匹配没有旋转不变特性，此处提出了改进的模板匹配算法，在实际实现过程中，选择模板不变，将待检测区域进行小范围的旋转每次2度，-30~30度范围，旋转后的矩形区域进行模板匹配。并从所有匹配结果中选择匹配峰值。

测试结果显示此方法在检测中可以较好测试器件旋转方向。

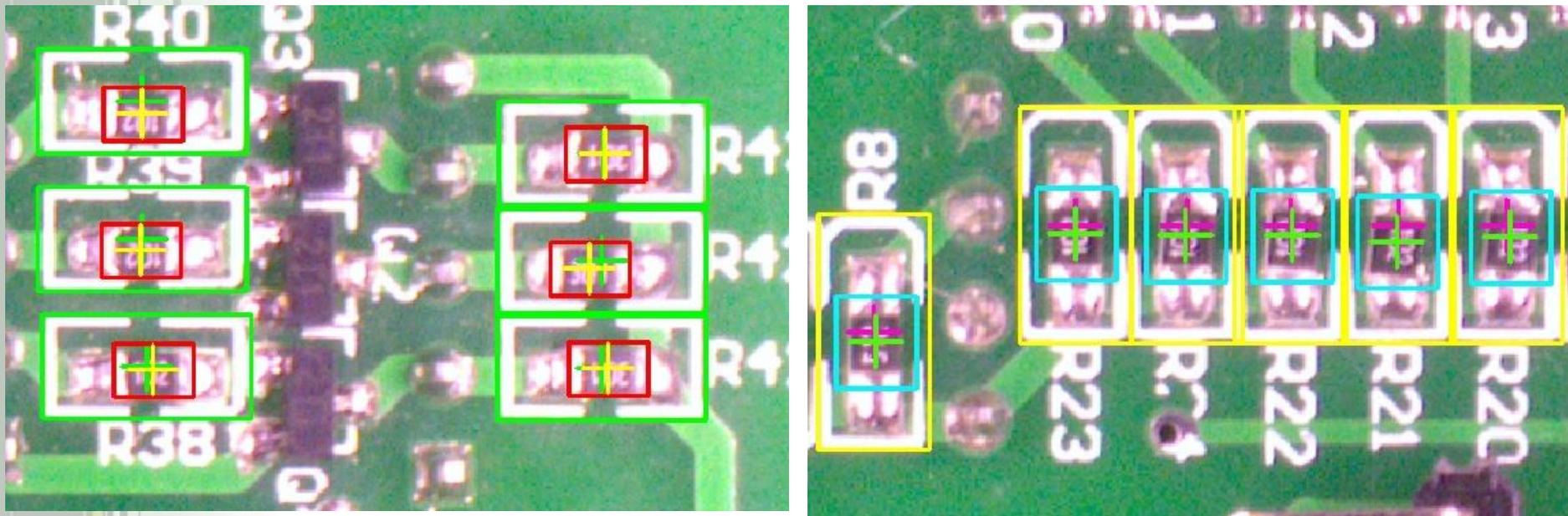


旋转匹配原理图

四、错位与旋转检测

综合缺陷检测效果

如图所示，使用此方法可以准确可靠定位并测量元器件贴装姿态缺陷，检测器件丢失与反装。



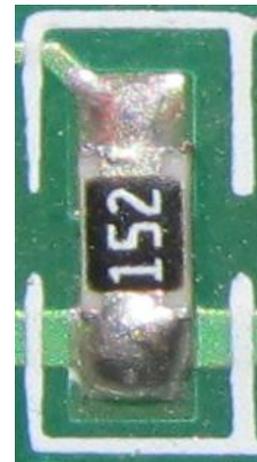
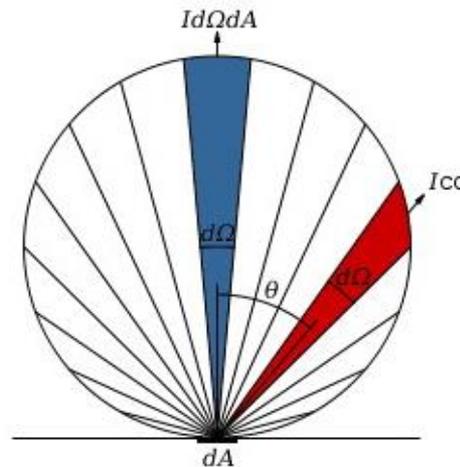
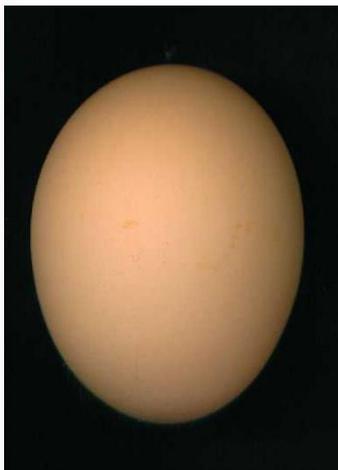
综合检测结果

五、焊点三维重构

明暗灰度法三维重构难点

基于单目视觉，单帧图像的三维重建一般使用明暗光法（Shape From Shading），但是明暗光法需要满足朗伯体表面模型，而焊锡表面根据焊锡类型不同为镜面模型或不规则状态，使用SFS精度较差。

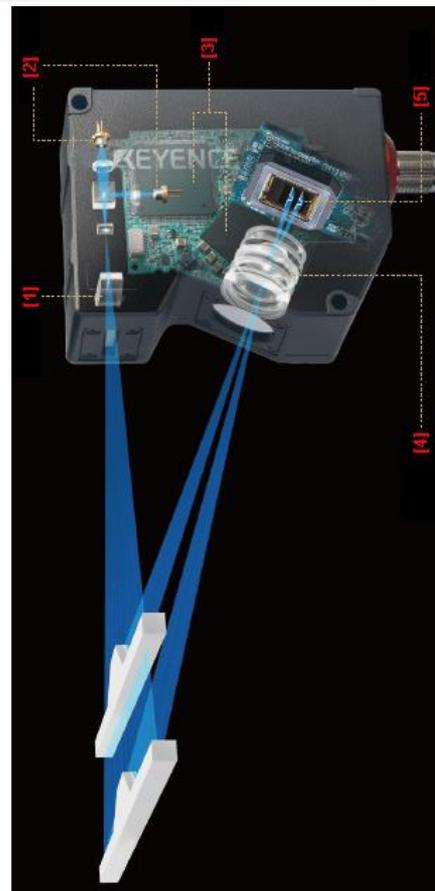
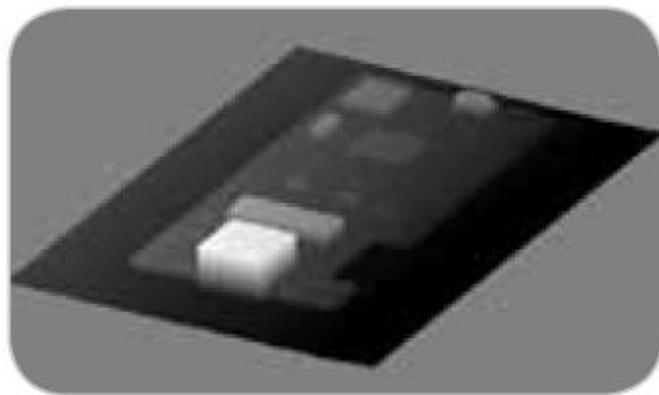
$$L_r(\theta_i, \theta_r, \phi_r - \phi_i, \sigma) \\ = \frac{\rho}{\pi} L_i \cos(\theta_i) \{ C + B \max[0, \cos(\phi_r - \phi_i)] \sin(\alpha) \tan(\beta) \}$$



五、焊点三维重构

目前的机器检测方法

可测量反射率较低的黑色或斜面及反射率较高的金属，即使混杂因颜色或材质导致反射率不同的对象面，仍可准确捕捉形状。采用蓝色激光，可实现超稳定和高精度测量。

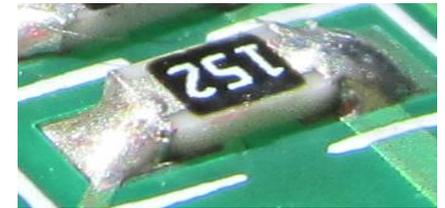
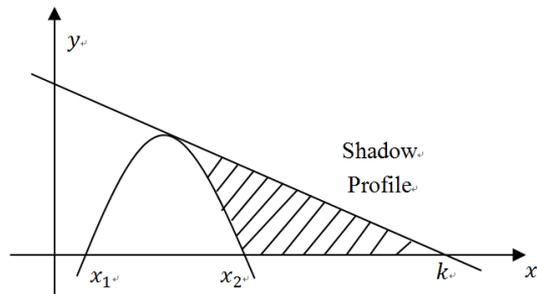
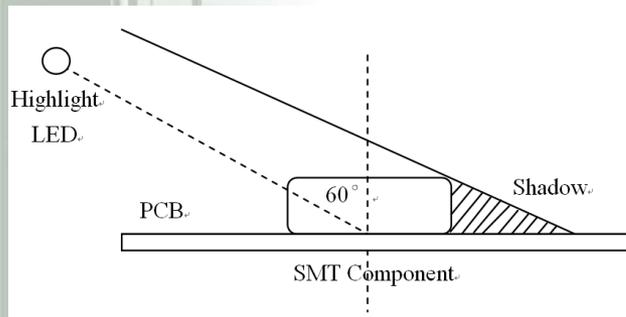


基于激光扫描的焊点三维重建

五、焊点三维重构

基于阴影轮廓的三维重构

因此提出了使用结构光源投射贴片元件阴影，并利用阴影轮廓特征重建焊锡三维表面的方法。



$$\begin{cases} y_i = a_i (x - x_{1i})(x - x_{2i}) \\ y_i = -\frac{1}{\tan \alpha} x_i + \frac{1}{\tan \alpha} k_i \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, n$$

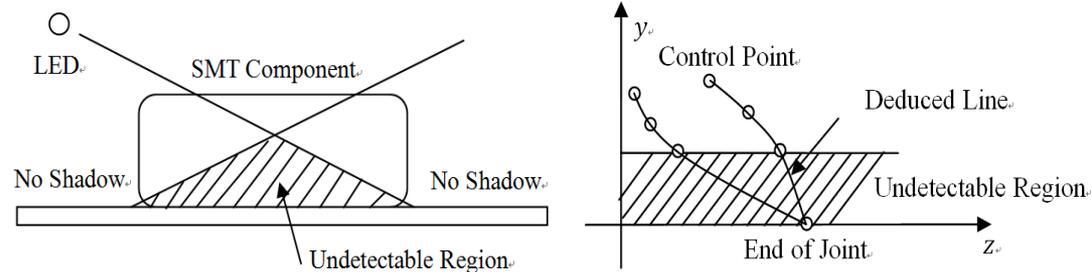
$$a_i = \frac{-B_i - \sqrt{B_i^2 - 4(x_{1i} - x_{2i})^2 \frac{1}{\tan^2 \alpha}}}{2(x_{1i} - x_{2i})^2} \quad i = 1, 2, \dots, n$$

$$B_i = 4 \frac{1}{\tan \alpha} k_i - 2 \frac{1}{\tan \alpha} (x_{1i} - x_{2i})$$

五、焊点三维重构

2、基于阴影轮廓的三维重构

对于无法投射阴影的不可见区域，使用样条插值算法对此区域进行补充和链接。

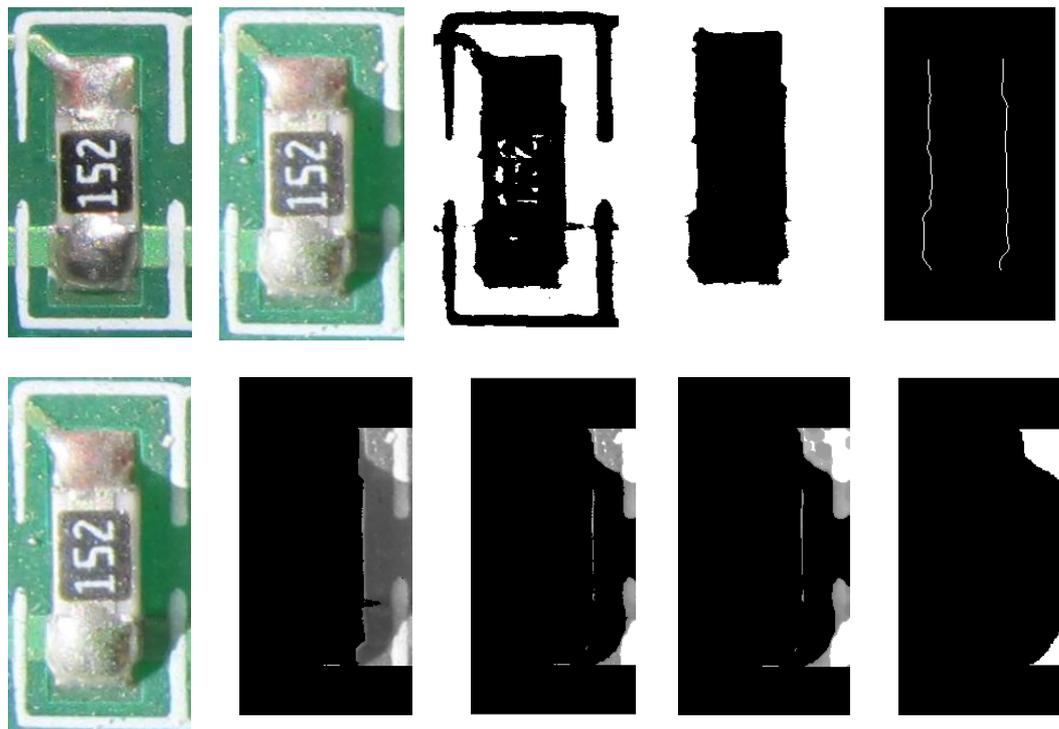


$$S_i(z) = a_i z^3 + b_i z^2 + c_i z + d_i, i = 0, 1, \dots, n-1$$
$$S_i^{(k)}(z_i - 0) = S_i^{(k)}(z_i + 0), k = 0, 1, 2$$
$$\begin{cases} z_0 = z_{start} \\ z_n = z_{end} \\ S_0''(z_0) = 0 \\ S_n''(z_n) = 0 \end{cases}$$

五、焊点三维重构

基于阴影轮廓的三维重构

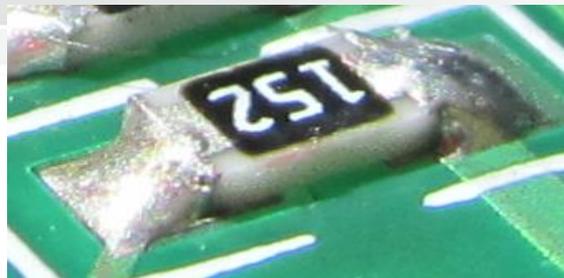
对元件进行定位后，使用阈值化、聚类、数字滤光镜等图像处理算法，确定元件本体（包括焊点区域的）轮廓。



五、焊点三维重构

三维重构测试

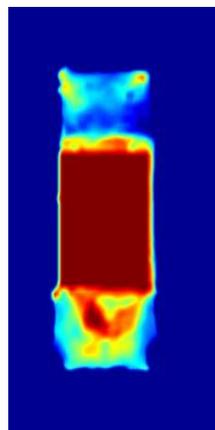
通过对比可看出，使用本方法后可有效重建焊点表面，防止出现塌陷等SFS中产生的较大误差。



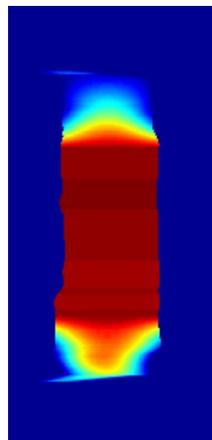
原始图像



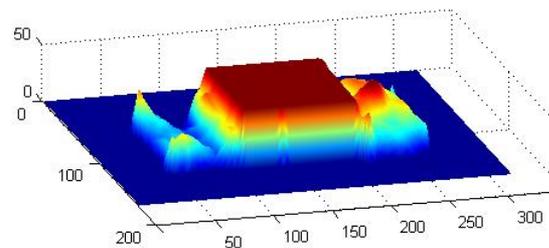
原始图像



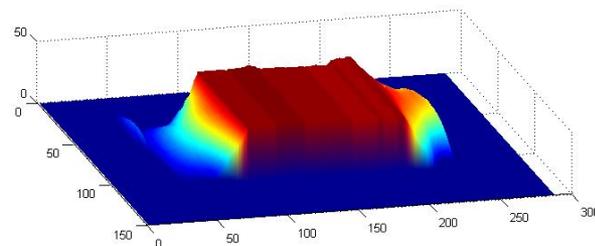
SFS结果



本方法结果



SFS结果

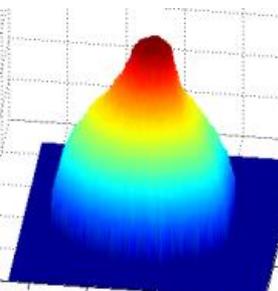
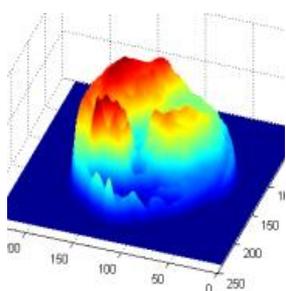
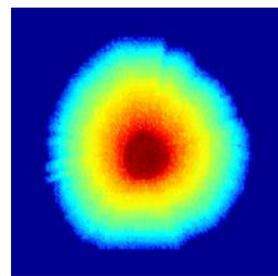
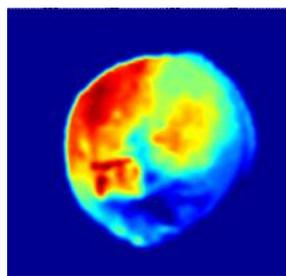


本方法结果

五、焊点三维重构

对插针式焊点的重构结果

对模型进行适当修改后，本算法也可适用于插针式元件波峰焊后的焊点重建。



原始图像

SFS结果

本方法结果

六、硬件检测平台搭建

工业相机与镜头

选择Balsler Aca-100uc彩色工业相机，其可靠，稳定性强，可持续工作。

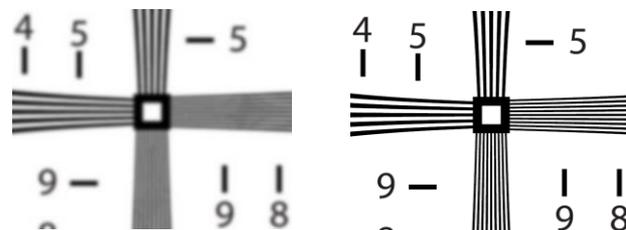


指标名称	性能指标
水平/垂直分辨率	4608 像素 x 3288 像素
水平/垂直像素尺寸	1.4 μm x 1.4 μm
帧速率	10 fps
黑白/彩色	彩色
接口	USB 3.0

选择Computar 5M像素，16mm镜头。彩色工业相机，其可靠，稳定性强，可持续工作。



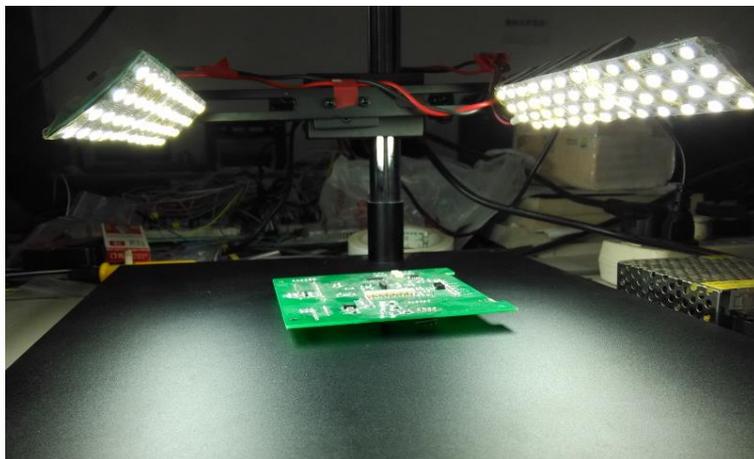
$$L = \frac{1}{\frac{1}{17.5\text{mm}} + \frac{1}{400\text{mm}}} = 16.76\text{mm}$$



六、硬件检测平台搭建

LED面阵光源和检测抬架

为了提供均匀充足的照明，使用LED面光源阵列，其中光源从侧面低角度照射，保证PCB的反光不会干扰器件的检测过程。





评阅老师所提问题

1、本文系统检测一幅PCB图像的速度？

处理速度与图像尺寸，元器件个数、器件像素数和计算机性能都有关系。使用Intel i5-4590 处理器 8G内存的计算机，处理4608*3288的图像，54个贴片器件的情况下，从处理开始到结束用时3.54秒。其他相似尺寸PCB一般在3-6秒左右。

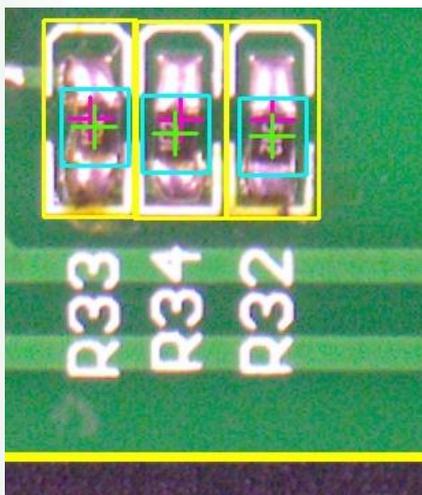
2、系统在实际PCB检测中的性能如何？

系统一般情况下可以以较高精度和准确性完成检测。其中对丢失和反装缺陷检测正确性超过99%，对定位结果在3-5个像素精度范围内，旋转精度在背景旋转范围内可达到几乎完全一致的精度。

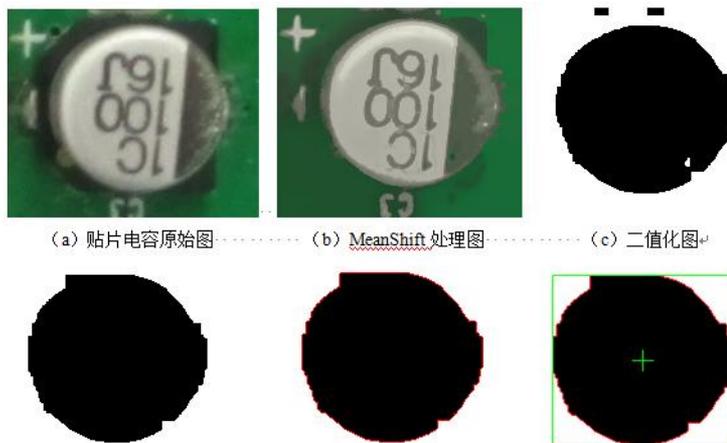
以上检测效果实在所有器件像素大于等于50*50的条件下，且像素值越大结果越准确。但在像素值小于40*40时，识别和检测效果都会显著下降。

评阅老师所提问题

3、光照变化影响图像的识别和检测。请作者阐述光照变化对图像识别和检测率的影响，以及作者采取何种措施来应对光照变化影响的问题？



论文主要面向工业检测，人工控制照明效果。如图所示为PCB板上下边界区域的成像结果，从图中可看出，面光源条形阵列可以得到其中的几乎一致的成像特征。在使用机器学习，模板匹配算法条件下，光照不均匀对检测效果几乎没有影响。但基于图像处理的算法，光照变化对识别率有显著影响，这也是最后选择改进算法的原因。



(a) 贴片电容原始图 (b) MeanShift 处理图 (c) 二值化图



论文与获奖

论文:

[1] Lichen Wang, Aimin Zhang, Chujia Guo, Songyun Zhao, Pervez Bhan, “3-D Reconstruction for SMT Solder Joint Based on Joint Shadow,” 2015 Chinese Control and Decision Conference (CCDC), Qingdao, China

[2] Lichen Wang, Aimin Zhang, Chujia Guo, Pervez Bhan, Tian Yan, “Modified Multi-target Recognition Based on CamCom,” 2015 Chinese Control Conference (CCC), Hangzhong, China

获奖:

2015 微软Imaging Cup竞赛 陕西赛区 最佳创新三等奖

2016 “腾飞杯”大学生创业创新大赛 校级铜奖

Thank You !

西安交通大学

姓名：王莅尘

学号：3113040011

指导教师：张爱民教授