

文章编号 1004-924X(2018)09-2190-08

## BGA 焊球视觉检测算法及系统设计

罗志伟\*, 杨玉龙, 李志红

(厦门理工学院 机械与汽车工程学院, 福建 厦门 361024)

**摘要:** 为了实现对 BGA 焊球的自动检测, 建立了自动视觉检测系统。对系统所采用的焊球特征进行提取及缺陷识别, 基于高斯混合模型的分类型对检测算法进行研究。根据焊球的形状和尺寸特征设计了焊球缺陷识别和分类算法, 并以锡多、锡少和毛刺缺陷为例, 分析典型缺陷的识别算法。以焊球形状的圆度和特征区域的面积等特征参数为评价标准, 构建二维特征空间。在二维特征空间线性组合的基础上, 构建基于高斯混合模型的分类型。构建了训练样本集, 并对该分类型进行训练, 根据训练结果并结合应用实际修正了模型, 并采用测试集对该分类型进行测试验证。实验结果表明, 焊球缺陷检测算法的准确率为 97.06%, 漏判率为 0%, 检测可靠度为 100%。该视觉检测系统满足了工程运用中对识别准确度、稳定性、可靠性等方面的要求。

**关键词:** 机器视觉; 缺陷检测; 球栅阵列; 圆度; 锡球; 分类型

**中图分类号:** TP23; TP278 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20182609.2190

## Design of vision detection algorithm and system for BGA welding balls

LUO Zhi-wei\*, YANG Yu-long, LI Zhi-hong

(*Institute of Mechanical and Automotive Engineering,  
Xiamen University of Technology, Xiamen 361024, China*)

\* *Corresponding author, E-mail: ZWLUO@xmut.edu.cn*

**Abstract:** A vision inspection system was proposed for realizing automated detection of Ball Grating Array (BGA) solder balls. An algorithm for solder ball feature extraction, defect recognition, and classification based on the Gaussian mixture model was developed. The recognition and classification algorithm analyzed weld ball defects according to the shape and size characteristics of the welding ball, and the identification algorithm analyzed typical defects by considering excessive solder, solder deficiency, and burr defects as example cases. The two-dimensional feature space was constructed by considering characteristic parameters such as the standard of solder ball's shape and feature area as evaluation criteria. Based on the linear combination of two-dimensional feature space, a classifier incorporating the Gaussian mixture model was designed. A sample dataset was employed for training the classifier, and the proposed model was thereby modified according to the obtained training results and production practices. The proposed classifier was evaluated by constructing a test dataset. The obtained experimental results show that the accuracy of the solder ball defect detection algorithm is 97.06%, the leak detection rate is zero, and the detection reliability is 100%. Hence, the proposed model can meet the requirements of recognition accuracy, stability, and reliability needed for realizing an automated visual inspection system.

**收稿日期:** 2018-05-15; **修订日期:** 2018-06-21.

**基金项目:** 厦门理工学院高层次人才科技类基金资助项目 (No. YKJ17017R); 福建省科技计划基金资助项目 (No. 2018H0039); 福建省自然科学基金资助项目 (No. 2018J01529); 国家自然科学基金面上项目 (No. 51575464)

**Key words:** computer vision; defect detection; Ball Grating Array (BGA); roundness; solder ball; classifier

## 1 引言

随着微电子电路的微型化和高度集成化,表面贴装技术(SMT)在IC集成电路封装中的应用越来越普及。其中,球栅阵列(Ball Grating Array, BGA)封装技术凭借I/O引脚间距更小、芯片电热性能好、组装厚度和重量小等特点,已经成为微电子高密度封装的主流技术,广泛应用于CPU以及DSP等多管脚、高性能芯片的封装。高精度、小直径焊球的制备是BGA封装技术的关键。工业中,采用离心雾化法、气体雾化法和超声雾化法<sup>[1-2]</sup>进行焊球的批量制备,实验室中采用切丝重熔法<sup>[3]</sup>和激振喷射法<sup>[4]</sup>进行少量BGA焊球的制备。通过以上方法制备的焊球具有较宽的尺寸分布,而焊球的质量直接关系到电子产品的质量,因此BGA焊球的检测十分重要。然而,由于此类焊球尺寸较小(通常焊球直径为几十微米至几百微米),无法采用传统的人工目视检测,大量的微焊球也难以采用显微镜人工检测<sup>[5-7]</sup>。2017年,哈尔滨工业大学机器人技术与系统国家重点实验室在获取待测微球显微图像之后,通过设置兴趣区域提取圆内部的像素点,并以此绘制灰度直方图<sup>[8]</sup>。该方法能较好的对微球缺陷进行检测与分类,但实验结果表明检测主要针对球形内区域,不适用于带有拖尾现象的焊锡点。2018年,华东交通大学引入3种光源照明方案用于采集轴承图像,采用中值滤波去除图像噪声,基于圆形Hough变换和极坐标展开方法进行轴承图像的检测,适用于微小缺陷的检测<sup>[9]</sup>。本文针对BGA焊球的自身特点,分析了焊球缺陷的几种类型,结合机器视觉检测技术<sup>[10-12]</sup>对BGA焊球的自动检测算法进行了探讨和试验。实验证明,基于本文检测算法的自动视觉检测技术在焊球缺陷的自动检测领域,具有非接触、适应能力强、快速高效、准确、可靠性高等特点。

## 2 视觉检测系统的组成及其工作原理

### 2.1 视觉检测系统的硬件组成

图1为机器视觉检测系统组成示意图。它主

要由光源子系统、光学成像子系统、图像采集子系统、机械运动控制机构以及工业计算机等组成<sup>[13]</sup>。其中:光源子系统由工业光源和光源控制器组成;光学成像子系统由定焦镜头和等组成;图像采集子系统由CCD相机和图像采集卡等组成;机械运动控制机构由XYZ三维移动平台、滚珠丝杠模组、铸铁底座和伺服运动控制系统(伺服电机、伺服控制器、编码器、运动控制器、扩展板卡)组成。在系统运行检测时,由运动控制系统和编码器进行精确定位,到位后由成像系统和图像采集系统获取图像,由运行在工业计算机上的视觉识别软件进行处理和检测。

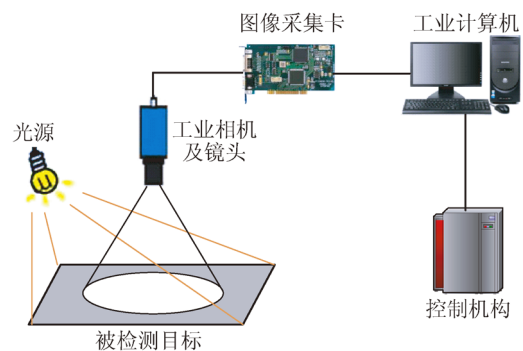


图1 机器视觉检测系统组成示意图

Fig. 1 Block diagram of machine vision detecting system

### 2.2 视觉检测系统的工作原理

本系统的基本工作原理为:焊球自动视觉检测是通过面阵CCD相机采集待检焊球的图像,然后对图像进行处理,通过视觉识别软件在图像中对待检焊球进行检测并给出判决结果。

### 2.3 视觉检测系统硬件平台的搭建

根据机器视觉检测系统的基本组成和焊球检测应用需求,设计搭建了视觉检测系统硬件平台,如图2所示。光学成像元件选用Computar 35 mm定焦工业镜头(型号为M3514-MP),图像采集传感元件选用30万像素黑白面阵CCD工业相机(型号为Basler acA640-120gm),照明元件采用蓝色同轴光源,机械运动控制机构采用松下伺服电机(型号为MHMJ022G1U)和丝杠模组(型号为KM3310A+400N)搭建成的三轴正交机构。

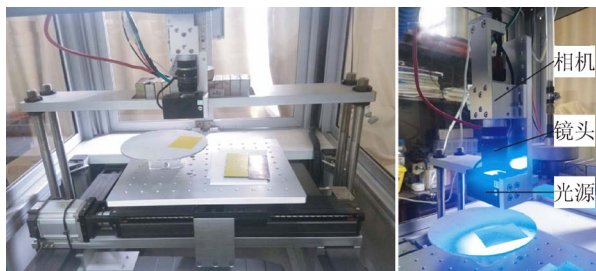


图 2 机器视觉检测系统硬件平台

Fig. 2 Hardware platform of machine vision detecting system

### 3 视觉检测系统软件的关键算法

为了提高锡球特征信息提取和焊球识别的准确性,分别对均方误差 (Mean Square Error, MSE)、归一化均方误差 (Normalized Mean Square Error, NMSE)、平均绝对值误差 (Mean Absolute Error, MAE)、归一化平均绝对值误差 (Normalized Mean Absolute Error, NMAE) 及峰值信噪比 (Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR) 五种评测方法进行实验对比。实验结果表明, MSE 对噪声强度的敏感程度远高于其他 4 种评价指标,故本课题采用 MSE 滤波评测方法,确保为系统提供清晰、准确的图像,从而提高锡球特征信息提取和焊球识别的准确性。

传统检测算法主要使用基于决策函数的硬分类非概率模型,需要分别测量焊球的直径、圆度等多个尺寸,并通过设定精确的阈值来判别良品和不良品。通常该阈值需要手动设定,手动阈值的确定需要经过大量的试验,效率最低。

目前的检测算法主要采用机器学习方法,比如支持向量机和高斯混合模型。支持向量机是一种完全监督学习方法,需要建立大量的样本数据集进行示教,训练过程比较复杂,工作效率较低;而本文采用的混合高斯模型算法是一种软分类的统计学习概率模型,是一种半监督学习的方法,通过少量的样本数据即可完成模型训练,提高了训练的工作效率。

#### 3.1 焊球分类特征的提取

在焊球的质量检测中,焊球特征是分类器进行质量分类的依据,分类特征的选择是决定分类

器结构复杂程度和准确程度的关键。分类特征的选取原则是具有明显的对比性或标志性,使不同类别的对象在该特征上有明显的区分,根据特征可以辨别对象是否属于该类别。

在本文中焊球的缺陷检测中,主要的缺陷类型有锡多、锡少和毛刺三种,其部分形貌如图 3 所示。由图 3 可以看出,合格和缺陷焊球分别具有以下特点:

(1) 在形状特征上,大体上都属于圆形或椭圆形,合格、锡多和锡少缺陷的焊球形状相对圆润,毛刺缺陷的焊球有一个明显的尖部凸起;

(2) 在尺寸特征上,锡多缺陷的焊球直径明显比其他类型的焊球大(毛刺缺陷的焊球除外),锡少缺陷的焊球直径明显比其他焊球小。

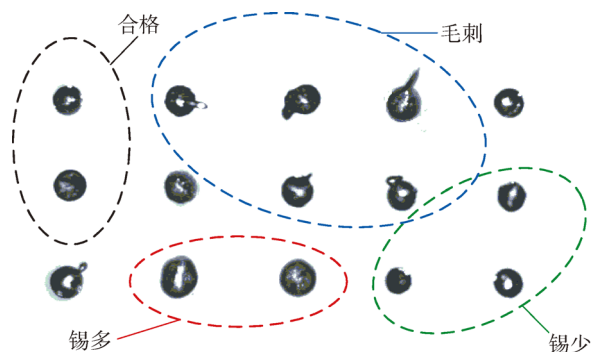


图 3 焊球缺陷部分形貌

Fig. 3 Partial morphology of solder ball defect

从焊球图像的形貌分析可知,焊球的形状和尺寸依焊球类别不同而差异明显。考虑将焊球的形状和尺寸作为其缺陷分类的特征,并使用提取的圆度和区域面积分别作为形状和尺寸的具体评价尺度。每一个特征作为一个维度,这样就构成一个二维的特征空间,以此构建和训练分类器对焊球质量进行分类识别,分类基本流程如图 4 所示。对焊球图像进行阈值分割,提取焊球的区域特征。首先,提取形状特征(即圆度),作为焊球毛刺缺陷的识别依据,将焊球分为有毛刺缺陷类和无毛刺缺陷类;然后提取尺寸特征(即区域面积),作为焊球尺寸的识别依据,根据事先定义的尺寸阈值将无毛刺缺陷的焊球分为合格类、锡多缺陷类和锡少缺陷类。

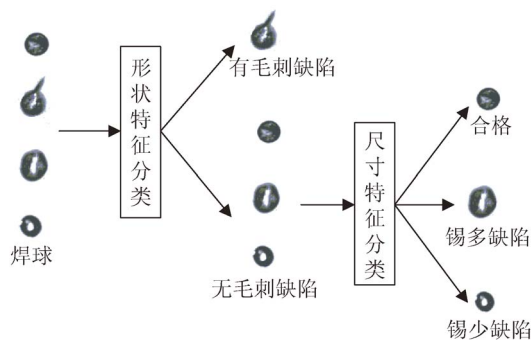


图 4 焊球分类基本流程图

Fig. 4 Basic flowchart of solder ball classification

### 3.2 建立焊球识别分类器的算法

单高斯模型 (Single Gaussian Model, SGM) 最常见的一种形式是在一维下的高斯分布, 又称为正态分布, 在统计学的许多方面有着重大的影响力, 在数学、物理及工程等领域具有非常重要的应用。

若随机变量  $X$  服从一个数学期望为  $\mu$ , 方差为  $\sigma^2$  的高斯分布, 则记  $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ 。高斯分布的概率密度函数为:

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\pi\sigma^2}} \quad (1)$$

将一维高斯分布模型推广到多维高斯分布模型, 其概率密度为:

$$N(\mathbf{x}; \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) = \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n |\boldsymbol{\Sigma}|}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu})} \quad (2)$$

其中:  $\mathbf{x}$  是维度为  $n$  的样本向量 (列向量);  $\boldsymbol{\mu}$  为模型期望, 也是维度为  $n$  的列向量;  $\boldsymbol{\Sigma}$  为模型方差, 是一个  $n \times n$  协方差矩阵,  $|\boldsymbol{\Sigma}|$  是该协方差行列式的值;  $\boldsymbol{\Sigma}^{-1}$  为  $\boldsymbol{\Sigma}$  的逆矩阵。

在实际应用中, 模型期望  $\boldsymbol{\mu}$  和模型方差  $\boldsymbol{\Sigma}$  通常是未知的。对于单高斯模型, 由于可以明确训练样本是否属于该高斯模型 (如训练焊球质量分类时, 将每个类型的焊球图像分割出来, 形成训练集), 故  $\boldsymbol{\mu}$  通常用训练样本均值来代替,  $\boldsymbol{\Sigma}$  通常用样本方差来代替。由于不同的类别具有各自的期望和方差, 要判断一个样本  $x$  是否属于类别  $C$ , 只需把  $x$  代入公式 (2) 中, 当概率大于一定阈值  $t$  时就认为样本属于类别  $C$ 。阈值  $t$  可以为经验值, 也可以通过实验确定, 通常  $t$  取  $0.7 \sim 0.75$ 。

从几何形状上看, 符合 SGM 的二维样本点在二维空间上的分布近似于椭圆, 而相应的三维样本点在三维空间中的分布近似于椭球状。但

SGM 的局限性在于: 很多分类问题中, 属于同一类别的样本点并不一定满足“椭圆”分布的特性; 或者在同一个分类问题中包含多个类别的样本点。这些情况下便不再适合使用单一高斯模型进行描述。在本文的焊球特征分布中, 存在合格、锡多、锡少和毛刺 4 个类别。因此, 就需要引入高斯混合模型来解决这个问题。

高斯混合模型<sup>[14]</sup> (Gaussian Mixture Model, GMM) 是用高斯概率密度函数精确地量化的事物, 将一个事物分解为若干个基于单高斯概率密度函数形成的模型 (维度一般不超过 15)。无论观测数据集如何分布以及呈现何种规律, 都可以通过多个单高斯模型的混合进行拟合。

实际上, GMM 采用若干个单高斯模型的加权和对样本的概率密度分布进行估计, 每个单高斯模型代表一个类, 即焊球合格、锡多、锡少和毛刺 4 个类别中的某一个。对样本中的数据分别在几个单高斯模型上投影, 可以得到在各个类上的概率, 然后选取概率最大的类为判决结果。因此, 高斯混合模型是一种软分类的统计学习概率模型, 它有别于基于决策函数  $Y = f(X)$  的硬分类非概率模型。

基于 SGM 的高斯混合模型概率密度函数定义为:

$$Pr(x) = \sum_{j=1}^J \pi_j N(x; \mu_j, \Sigma_j) \quad (3)$$

其中:  $J$  为分类问题中包含特征类别的数量, 即 GMM 中 SGM 的个数;  $\pi_j$  为权值因子, 表示第  $j$  个类对应的 SGM 在高斯混合模型中所占的权重;  $\mu_j$  和  $\Sigma_j$  分别为第  $j$  个 SGM 的期望和方差, 在这里可以用其训练样本均值  $\bar{X}_j$  和样本方差  $S_j^2$  代替。

GMM 分类器的建立过程包括分类器的构造、分类样本的采集和分类器的训练。在准备阶段, 主要目的是构造一个针对本应用的 GMM 分类器。在使用 GMM 进行分类之前, 首先需要构造分类器。分类器构造完成之后, 通过 GMM 样本描述循环体对训练样本逐个地进行特征提取后加入到待训练的 GMM 分类器中。所有训练样本按照各自的类型添加结束后再进行训练, 最后使 GMM 收敛。在识别阶段, 将待检测的样本图像经过与分类器构造时相同的特征提取过程后代入 GMM 分类器, 即可得到分类结果。

### 3.2.1 分类器构造

根据上述焊球类型的特征,建立焊球质量检测的分类器。以焊球图像区域圆度特征和面积特征为特征空间的两个维度,焊球的合格、锡多缺陷、锡少缺陷和毛刺缺陷 4 个类型分别对应 4 个单高斯模型,建立一个二维四高斯混合模型:

$$Pr(x) = \sum_{j=1}^4 \pi_j N(x; \mu_j, \Sigma_j), \quad (4)$$

其中:  $x = (x_1, x_2)^T$ ,  $N(x; \mu_j, \Sigma_j) = \frac{1}{2\pi \sqrt{|\Sigma_j|}} e^{-\frac{1}{2}(x-\mu_j)^T \Sigma_j^{-1} (x-\mu_j)}$ 。

### 3.2.2 GMM 的参数估计

下一步,需要对分类器的高斯混合模型进行参数估计,即对公式(4)中的参数  $\pi_j, \mu_j, \Sigma_j$  进行求取。令  $\theta_j = (\pi_j, \mu_j, \Sigma_j)$ , 此时 GMM 中共有 4 个 SGM, 则  $\Theta = (\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4)^T$ 。通过样本集  $X$  来估计模型的所有参数, 样本  $X$  的概率公式为:

$$p(X | \Theta) = \prod_{i=1}^2 \sum_{j=1}^4 \pi_j N(x_i; \mu_j, \Sigma_j). \quad (5)$$

GMM 通常使用期望最大值 (Expectation Maximum, EM) 算法<sup>[15]</sup>进行参数估计。EM 算法采用最大似然估计法来计算, 算法分为两步: 第一步, 由  $k$  均值 ( $k$ -means) 聚类算法对样本进行聚类, 利用各类的样本均值作为  $\mu_{j0}$ , 并计算  $\Sigma_{j0}, \pi_{j0}$  分别取各类样本数量占样本总数的比例。第二步, 令  $\pi_j$  的后验概率为:

$$\beta_{ij} = \frac{\pi_j N(x_i; \mu_j, \Sigma_j)}{\sum_{k=1}^4 \pi_k N(x_i; \mu_k, \Sigma_k)}, \quad 1 \leq i \leq 2, 1 \leq j \leq 4.$$

分别更新权值、均值和协方差矩阵:

$$\pi_j = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^2 \beta_{ij},$$

$$\mu_j = \frac{\sum_{i=1}^2 x_i \beta_{ij}}{\sum_{i=1}^2 \beta_{ij}},$$

$$\Sigma_j = \frac{\sum_{i=1}^2 \beta_{ij} (x_i - \mu_j) (x_i - \mu_j)^T}{\sum_{i=1}^2 \beta_{ij}}.$$

反复迭代这两个步骤, 直到前后两次迭代得

到的结果变化满足以下条件则终止迭代:

$$|p(X | \Theta) - p'(X | \Theta)| < \epsilon (\text{通常 } \epsilon \text{ 取 } 10^{-5}).$$

### 3.2.3 GMM 分类器样本训练与修正

将如图 5 所示的 20 个合格、25 个锡多缺陷、13 个锡少缺陷和 10 毛刺缺陷的样本图像作为训练样本集  $X$ , 导入到建立的 GMM 分类器中, 并按照以上参数估计流程进行样本训练。

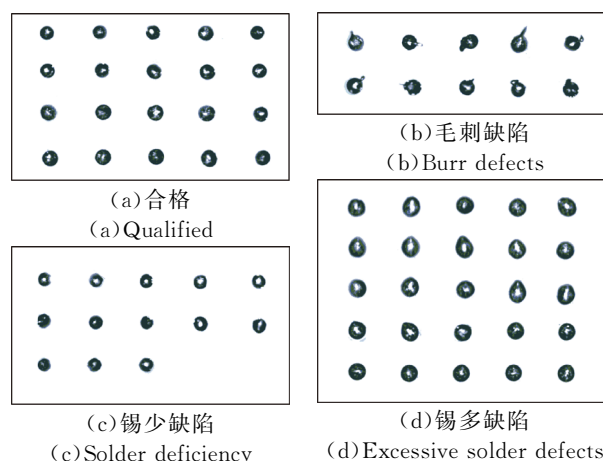


图 5 训练样本中的部分焊球

Fig. 5 Partial solder balls in training sample

训练过程中, 设置高斯混合模型中每个类最少中心个数为 1, 先验概率  $\pi_{j0}$  设置为各类样本数量占样本总数的比例。为了保持较快的学习速度和良好的稳定性, EM 算法中最大迭代次数设置为 100, 期望误差阈值  $\epsilon$  设置为  $10^{-4}$ 。

训练前和训练后的样本数据分布分别如图 6 和图 7 所示。从图 7 可以看出, 4 类焊球的区域边界在二维特征空间中基本得到区分, 在合格焊球、锡多缺陷焊球和毛刺缺陷焊球两两之间均存在明显边界, 只在合格焊球和锡少缺陷焊球之间存在部分重叠, 这将导致合格焊球被判定为锡少缺陷, 或者锡少缺陷焊球被判定为合格, 造成误判或漏判。当漏判发生时, 有锡少缺陷的焊球将流入后道工序, 导致大批次的重检和返修; 当误判发生时, 有锡少缺陷的焊球被严格控制在本工序之内, 部分合格焊球被废弃回收或者进入返修工序。在实际中, 重检和返修造成的成本增加比直接返修和废弃回收大得多, 因此对 GMM 模型进行了修正, 将合格焊球与锡少缺陷焊球边界重合部分

归纳合并到锡少缺陷焊球中,修正后的 GMM 模型分布如图 8 所示,四类焊球区域边界在二维特征空间中均存在明显边界。

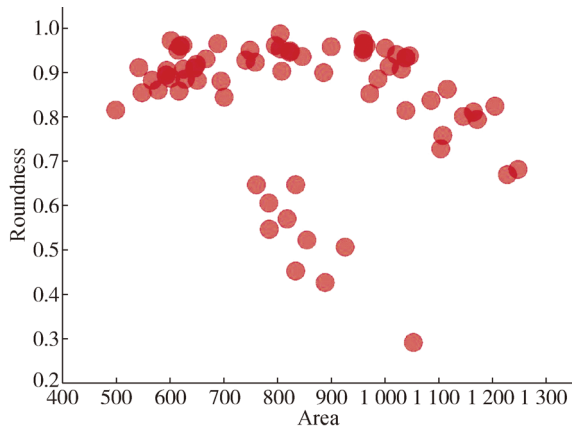


图 6 训练前的样本数据分布

Fig. 6 Distribution of sample data before training

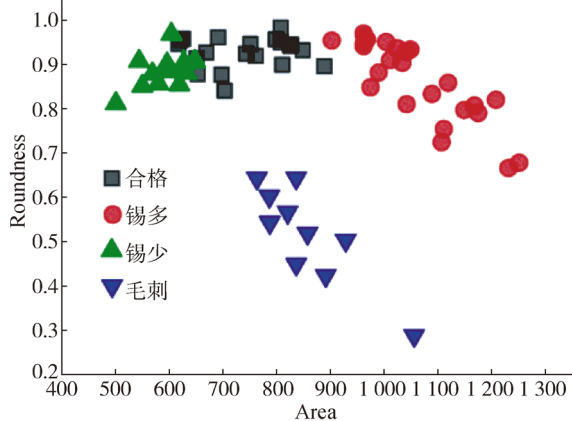


图 7 训练后的样本数据分布

Fig. 7 Distribution of sample data after training

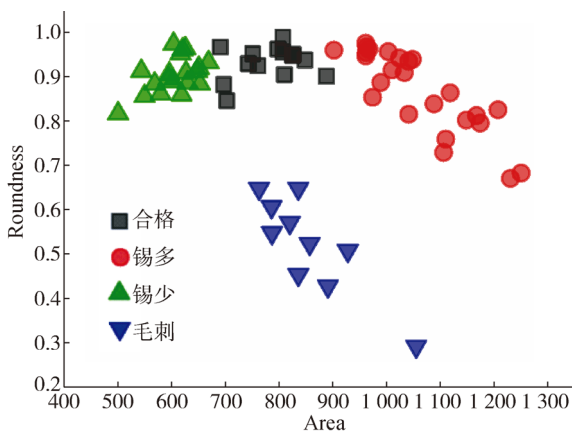
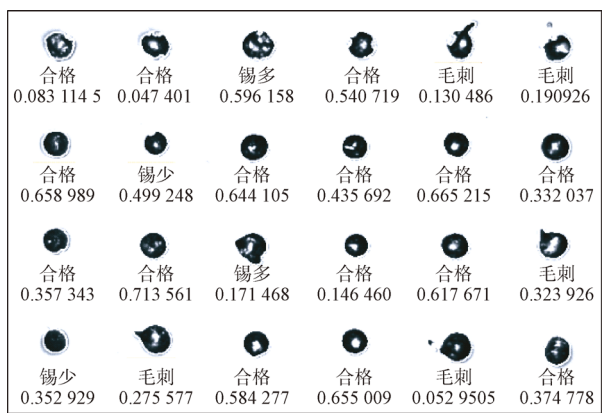


图 8 修正后的 GMM 模型分布

Fig. 8 Distribution of sample data in modified GMM model

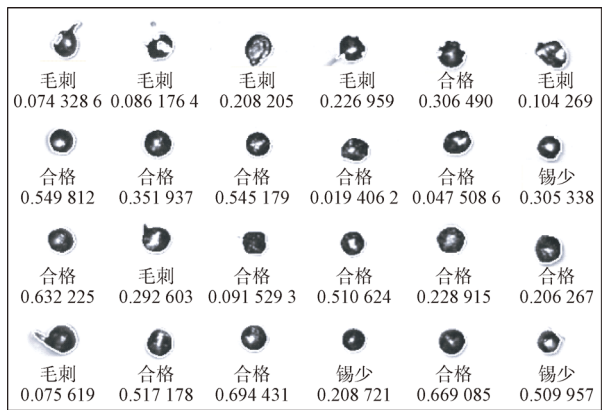
### 4 焊球检测实验与结果

为了检验本系统高斯混合模型分类器算法的有效性,对 BGA 焊球测试集进行了缺陷识别。将 17 张焊球图像(每张图像中包含 24 个焊球)共 408 个样本作为测试集,用上述算法进行实验测试,部分测试结果如图 9 所示。由实验结果来看,GMM 分类器对焊球缺陷的识别基本符合预期的设计,各类焊球缺陷基本得到识别。



(a)测试结果一

(a)No. 1 test result



(b)测试结果二

(b)No. 2 test result

图 9 GMM 分类器部分测试结果

Fig. 9 Partial results of GMM classifier test

对上述测试结果进行统计,结果如表 1 所示。由于缺陷漏判造成的损失要比误判大得多,因此在阈值设定时往往通过提高阈值标准的方式,以求再次将漏判损失降至最低。由表 1 的测试结果可知,基于高斯混合模型的分器应用于 BGA 焊球缺陷识别,具有零漏判率和较低误判率的特

点。对于焊球的 3 种缺陷类型进行识别得到的总误判率为 2.94%，漏判率为 0，达到了较为可观的效果。

表 1 焊球检测试验结果

Tab. 1 Result of solder ball detection experiment

焊球类型	实验样本数	测试结果/个	误判率/%	漏判率/%
合格	237	231	2.53	0.00
锡多缺陷	48	49	2.08	0.00
锡少缺陷	44	45	2.27	0.00
毛刺缺陷	79	83	5.06	0.00
总计	408	408	2.94	0.00

合格焊球和锡多、锡少缺陷焊球是通过焊球图像的区域面积来区分的，对于合格焊球误判为锡多或锡少缺陷，其原因是在训练样本 X 建立时，合格、锡多和锡少缺陷焊球存在部分尺寸相近的样本，在识别判定时为了避免漏判而将合格焊

球判定为锡多或锡少缺陷。毛刺缺陷焊球和其他类别焊球是通过焊球外轮廓线的圆度来区分的，对于其他类别焊球判定为毛刺缺陷，其原因是部分其他类别焊球的外轮廓为椭圆形，圆度达到了毛刺焊球的圆度范围，因此被误判为毛刺缺陷，但不会出现漏判情况。

## 5 结 论

本文根据焊球缺陷检测精度高、速度快的要求，提出了机器视觉自动检测算法，介绍了自动视觉检测系统的结构和工作原理。研究了视觉检测中焊球特征的提取和识别分类算法以及基于高斯混合模型的分类检测算法。设计了不同缺陷类别的焊球分布部分重合时的判定方法，并对算法进行了修正。实验结果表明：焊球缺陷的检测准确度为 97.06%，检测可靠度为 100%，满足了 BGA 焊球视觉检测系统的要求。

## 参考文献：

- [1] 伍美珍, 武信, 朱华明. 离心雾化法制备焊锡粉工艺参数的优化[J]. 粉末冶金工业, 2013, 23(1): 6-9.  
WU M ZH, WU X, ZHU H M. Optimization of technological parameters on solder powder preparation by centrifugal atomization [J]. *Powder Metallurgy Industry*, 2013, 23(1): 6-9. (in Chinese)
- [2] 倪广春, 陈旭, 周健. 低银焊料超声雾化制粉及焊膏性能研究[J]. 电子工艺技术, 2013(1): 18-21.  
NI G CH, CHEN X, ZHOU J. Ultrasonic atomization of low Ag lead-free solder and properties of solder paste [J]. *Electronics Process Technology*, 2013(1): 18-21. (in Chinese)
- [3] 刘海霞, 雷永平, 夏志东, 等. 切丝重熔法制备的 BGA 焊球及其表面形貌[J]. 电子元件与材料, 2005, 24(5): 21-23.  
LIU H X, LEI Y P, XIA ZH D, et al.. Fabrication of solder balls by fine-wire cutting-remelting and its surface appearance [J]. *Electronic Components & Materials*, 2005, 24(5): 21-23. (in Chinese)
- [4] 李涛, 闫焉服, 高世军. 激振喷射工艺参数对 BGA 焊球直径的影响[J]. 焊接技术, 2016, 45(5): 38-43.  
LI T, YAN Y F, GAO S J. Influence of technological parameters of excitation injection on diameter of BGA solder balls [J]. *Welding Technology*, 2016, 45(5): 38-43. (in Chinese)
- [5] 胥路平, 李军. BGA 焊点检测技术研究[J]. 计量与测试技术, 2013, 40(5): 24-25.  
XU L P, LI J. Research on detection technology of BGA solder joint [J]. *Metrology & Measurement Technique*, 2013, 40(5): 24-25. (in Chinese)
- [6] 刘伟, 韩震宇. 基于 2D 投影的 BGA 焊点 X 射线检测缺陷图像处理办法[J]. 无损检测, 2009, 31(6): 456-459.  
LIU W, HAN ZH Y. BGA solder joint defects image processing method based on 2D imaging by radiographic real time testing [J]. *Nondestructive Testing*, 2009, 31(6): 456-459. (in Chinese)
- [7] 李乐. 基于精密微焦点 X 射线的 BGA 焊点缺陷检测关键技术研究[D]. 广州: 华南理工大学, 2014.  
LI L. *Key Technologies Research on BGA Solder Joint'S Defect Detection Based on Precision Micro-Focus X-ray* [D]. GuangZhou: South China University of Technology, 2014. (in Chinese)
- [8] 何小嵩, 张占文, 荣伟彬. 基于计算机视觉的微球缺陷检测及分类方法[J]. 强激光与粒子束, 2017, 29(8): 75-79.  
HE X, ZHANG ZH W, RONG W. Detection and classification of microsphere defects based on computer vision [J]. *High Power Laser and Particle*

- Beams, 2017, 29(8):75-79. (in Chinese)
- [9] 郝勇, 赵翔, 温钦华, 等. 基于机器视觉的深沟球轴承滚珠遗漏检测[J]. 激光与光电子学进展, 2018(2):380-385.  
HAO Y, ZHAO X, WEN Q, *et al.*. Omission detection of deep groove ball bearing ball based on machine vision [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018(2):380-385. (in Chinese)
- [10] 胥磊. 机器视觉技术的发展现状与展望[J]. 设备管理与维修, 2016(9):7-9.  
XU L. The development and prospect of machine vision technology [J]. *Plant Maintenance Engineering*, 2016(9):7-9. (in Chinese)
- [11] 卞正岗. 机器视觉技术的发展[J]. 中国仪器仪表, 2015(6):40-42.  
BIAN ZH G. The development of machine vision technology [J]. *China Instrumentation*, 2015(6):40-42. (in Chinese)
- [12] 王耀南, 陈铁健, 贺振东, 等. 智能制造装备视觉检测控制方法综述[J]. 控制理论与应用, 2015, 32(3):273-286.  
WANG Y N, CHEN T J, HE ZH D, *et al.*. Review on the machine vision measurement and control technology for intelligent manufacturing equipment [J]. *Control Theory & Applications*, 2015, 32(3):273-286. (in Chinese)
- [13] 杨英豪, 柳青, 崔洁. 机器视觉在焊点检测中的应用[J]. 电子工业专用设备, 2014(11):29-32.  
YANG Y H, LIU Q, CUI J. Application of inspect ball bonding with machine vision [J]. *Equipment for Electronic Products Manufacturing*, 2014(11):29-32. (in Chinese)
- [14] 孙广玲, 唐降龙. 基于分层高斯混合模型的半监督学习算法[J]. 计算机研究与发展, 2004, 41(1):156-161.  
SUN G L, TANG X L. A semi-supervised learning algorithm based on a hierarchical GMM [J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2004, 41(1):156-161. (in Chinese)
- [15] 岳佳, 王士同. 高斯混合模型聚类中 EM 算法及初始化的研究[J]. 微计算机信息, 2006, 22(11X):244-246.  
YUE J, WANG SH T. Algorithm EM and its initialization in gaussian-mixture-model based clustering [J]. *Control & Automation*, 2006, 22(11X):244-246. (in Chinese)

#### 作者简介:



罗志伟(1979—),男,福建连城人,博士,副教授,硕士生导师,2002年于郑州轻工业学院获得学士学位,2005年于福州大学获得硕士学位,2017年于厦门大学获得博士学位,主要从事微滴喷射、机器视觉、机电一体化技术等方面的研究。E-mail: ZWLUO@xmut.edu.cn



杨玉龙(1991—),男,福建漳州人,硕士,2014年、2017年于厦门理工学院分别获得学士、硕士学位,主要从事非标自动化设备的机器视觉算法开发和研究。E-mail: yangyulong\_large@163.com