

doi:10.3788/gzxb20134206.0751

贴片电阻表面缺陷自动识别方法

何萍¹, 文继权², 赵明宣³

(1 包头职业技术学院 电气工程系, 内蒙古 包头 014030)

(2 大连海洋大学 职业技术学院, 辽宁 大连 116300)

(3 哈尔滨工业大学 机电工程学院, 哈尔滨 150080)

摘要:贴片电阻生产过程中的缺陷主要依靠人工在显微镜下检测, 速度慢、长期成本高、误检率高。针对贴片电阻单元具有排列整齐、结构简单、图像灰度级少的特点, 在贴片电阻图像二值化、边缘提取、直线检测基础上, 以相邻电阻单元的相关系数作为电阻缺陷判别依据, 提出基于子图投影匹配的快速缺陷检测方法。采用主分量分析法压缩图像数据量, 提取缺陷特征, 以基于支持向量机对贴片电阻缺陷进行分类并建立实验系统。缺陷检测及识别实验表明, 缺陷检测正确率为 92.5%, 算法的快速性和识别准确度满足系统快速高精的要求。

关键词:缺陷检测; 子图投影匹配; 缺陷识别; 主分量分析; 支持向量机

中图分类号: TP391.44

文献标识码: A

文章编号: 1004-4213(2013)06-0751-6

A Method of Automatic Surface Mounted Device Resistor Defect Detection

HE Ping¹, WEN Ji-quan², ZHAO Ming-xuan³

(1 Department of Electrical Engineering, Baotou Vocational and Technical College, Baotou, Inner Mongolia 014030, China)

(2 Vocational & Technical College, Dalian Ocean University, Dalian, Liaoning 116300, China)

(3 School of Mechatronics Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150080, China)

Abstract: Simple structure, orderliness and few gray level of SMD (surface mounted device) resistor image are the prominent feature of SMD resistor units array, through binary resistor image, edge detection, line detection, with the correlation coefficient as a criterion for defects. A method for resistor flaw detection was proposed based on subgraph projection matching. The feature of resistor flaw was extracted on basis of the method of PCA (principal component analysis). Then the resistor flaw would be classified by SVM (support vector machine). At last, an experimental platform was built and the result verifies that the detection rate employed the proposed method is 92.5%, and the method meets the requirements on high accuracy and speed.

Key words: Defect detection; Subgraph matching projection; Defect recognition; Principal Component Analysis (PCA); Support Vector Machine (SVM)

0 引言

随着微电子产品向着高密度、超细间距、超大集成方面的迈进, 以及机器视觉技术的日新月异的发展, 基于机器视觉的自动检测设备更体现出明显的优势^[1-2]。贴片电阻由于适应电子产品电路集成化、

平面化的发展需求, 现在已取代绝大部分传统引线电阻, 在手机、掌上电脑等高密度电阻产品中得到广泛应用。然而, 在贴片电阻生产的工艺流程中, 由于机器的参量、生产条件发生变化、漏敷料或有划伤等原因, 在生产中会造成大量有缺陷的电阻元件。目前贴片电阻在生产过程中产生的缺陷主要依靠人工在

基金项目: 国家高技术研究发展计划 (Nos. 2011AA040403, 2011AA040404, 2012AA040404) 资助

第一作者: 何萍 (1968—), 女, 副教授, 本科, 主要研究方向为工业企业电气自动化控制技术。Email: heshuyi68@126.com

导师 (通讯作者): 文继权 (1978—), 男, 讲师, 硕士, 主要研究方向为关联规则挖掘、智能识别等。Email: wenjiqian2008@163.com

收稿日期: 2011-12-16; 录用日期: 2012-09-12

显微镜下检测,速度慢、长期成本高、误检率高。因此,研究快速准确度的自动缺陷识别方法在保证贴片电阻成品质量中具有重要意义。基于模板匹配的缺陷检测方法具有安全可靠、准确度高、成本低等优点,是数字图像处理研究领域中的热点和难点^[3]。传统的模板匹配方法使用二维图像的所有信息,需要大量的计算,效率非常低。为了加快模板匹配速度,学者们提出了连续相似性检测算法(Sequence Similarity Detection Algorithm, SSDA)^[4]和投影法等,需要重复计算输入图像块的和个别参考图像中的候选图像块之间的匹配误差。但是采用 SSDA 方法的电阻缺陷检测结果在定位准确度和计算速度上依然不能满足需求。

针对贴片电阻缺陷细小与背景相似,电阻单元结构相同的特点,本文提出基于子图投影匹配的快速缺陷检测方法,以改进的 Sobel 边缘检测算子检测贴片电阻二值化图像获得三像素宽度的边缘。通过粗糙结合 Hough 直线变换在 2° 范围内检测电阻边缘所在直线,计算相邻电阻单元的相关系数作为电阻缺陷判别依据。以基于主分量分析法压缩图像数据量,提取缺陷特征,基于统计学习理论的支持向量机对贴片电阻缺陷进行分类。最后编写贴片电阻缺陷检测和识别的软件程序来建立实验系统。进行了优劣电阻的区分阈值选取实验、缺陷检测实验以及缺陷识别实验,验证了算法的可行性;并对算法的快速性和识别准确度进行了测试,满足系统快速高精的要求。实验表明,该方法完成 5400 个电阻单元的缺陷检测时间小于 1.5 s,检测准确度为 92.5%,满足了自动化生产线的要求。

1 基于匹配的大范围快速缺陷检测和定位

1.1 贴片电阻缺陷检测的方案

贴片电阻整列的每个电阻单元的几何形状为规则的矩形,成规则的行列排列,电阻的边缘轮廓由水平线和竖直线组成。各个电阻单元的尺寸和相对位

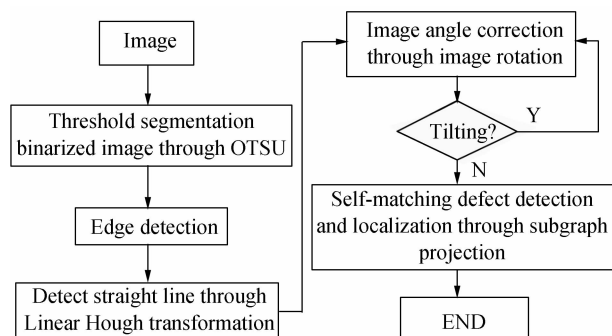


图1 贴片电阻缺陷检测流程

Fig. 1 SMD resistor defect detection flow chart

置固定,每个电阻单元由规则矩形焊盘子模块和电阻子模块组成,在电阻单元大小的模板中灰度级别固定。根据这一个显著的特征,用贴片电阻单元大小的模板将图像分割成一系列子图像,计算子图像之间的相关度来进行缺陷初步判别。贴片电阻缺陷检测流程如图 1。

1.2 大律法自动分割二值化图像

由图 2 可见,贴片电阻的灰度分布呈明显的双峰状态,图像像素灰度主要集中在低灰度值和高灰度值两个区域内。适用于用方差法确定适当的阈值,所以本文采用基于直方图的全局阈值的大律法自动分割二值化图像^[5-6]。

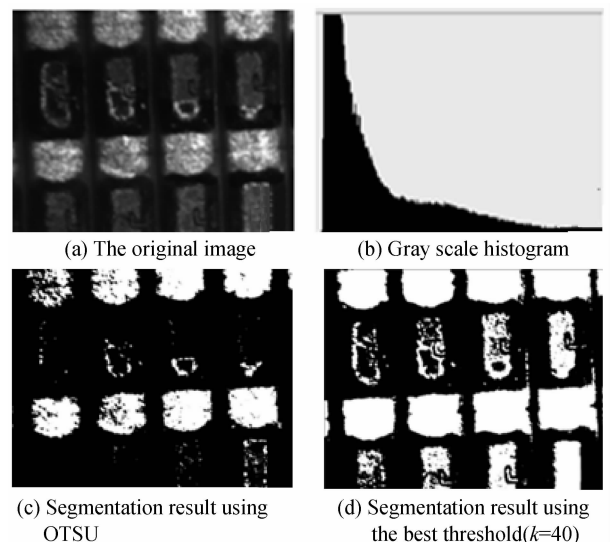


图2 划伤电阻阈值分割结果

Fig. 2 Threshold segmentation results of scratched resistances

大律法阈值分割步骤为:

1) 对于灰度图像,记 k 为前景与背景的分割阈值,前景点数占图像比例为 w_0 ,平均灰度为 μ_0 ;背景点数占图像比例为 w_1 ,平均灰度为 μ_1 . 图像的总平均灰度为: $\mu_T = w_0 \times \mu_0 + w_1 \times \mu_1$.

2) 从最小灰度值到最大灰度值遍历 k ,当 k 使得 $g = w_0 \times (\mu_0 - \mu)^2 + w_1 \times (\mu_1 - \mu)^2$ 最大时, k 值即为分割的最佳阈值。直接应用大律法计算量较大,因此本文在实现时采用了等价的公式 $g = w_0 \times w_1 \times (\mu_0 - \mu_1)^2$ 。

对图像进行阈值分割时,采取隔行提取像素处理的方法,对图像的列使用同样的处理方法,这样图像处理数据量可以减少为原来的 1/4,分割效果如图 2。

1.3 改进 Sobel 边缘检测

贴片电阻图像电阻单元与背景之间有明显的灰度阶跃,且方向为水平或者竖直。放大后的贴片电阻图像边缘的灰度变化缓慢,且局部边缘方向不再是

水平或者竖直,呈曲线或锯齿状.本文对边缘检测的准确度要求不高,影响边缘检测的因素主要是照度不均和图像局部图像失真,因此使用改进 Sobel 算子检测水平和竖直边缘^[7-8].改进 Sobel 算子定义为

$$S_x = [f(x+3, y) + f(x+2, y)] - [f(x+1, y) + f(x, y)] \quad (1)$$

$$S_y = [f(x, y+3) + f(x, y+2)] - [f(x, y+1) + f(x, y)] \quad (2)$$

改进的 Sobel 算子可以产生四个像素宽的边界,扩大目标边缘的区域范围.改进后的 Sobel 算子能提高直线 Hough 变换提取直线的准确率.对上述算法进行测试与分析比较,检测效果对比如图 3 和表 1.

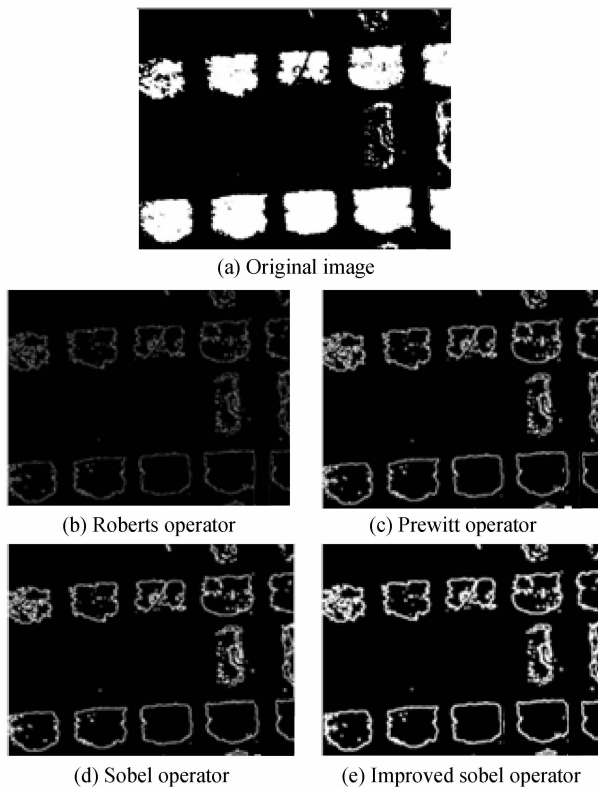


图 3 有缺陷电阻矩阵边缘检测结果

Fig. 3 Edge detection results of flawed resistor array

表 1 各种算子检测时间对比

Table 1 The comparison of detecting time using all kinds of operators

Image size/pixel	Detection time/s			
	Roberts operator	Prewitt operator	Sobel operator	Improved Sobel
736×576	0.012	0.259	0.071	0.009
1 080×627	0.021	0.349	0.126	0.016

通过实验可见,经典边缘检测算子与 Robert 算子算法简单、计算量小、检测速度快, Sobel 算子速度次之.但是 Robert 算子检测出的是单像素边界,边界的呈锯齿状,使得边界信息丢失严重; Sobel 算子和 Prewitt 算子检测效果基本相同,检测结果为

双像素边界,保留了大部分边界.经过对比发现,经过改进的 Sobel 算子检测电阻图像二值化后的图像,不仅速度快,检测出的三像素宽的边界保留了绝大部分处于同一条直线上的边界信息.

1.4 粗精结合 Hough 直线变换检测直线

Hough 变换利用全局特性将在同一条直线上的像素连接起来,具有抗噪音能力强,不受直线间断影响的特点,而成为最重要的直线检测方法^[8-9].由于贴片电阻的图像采集偏转角度可以控制在 2° 范围内,故对于检测贴片电阻的由垂直和水平直线所构成的矩形,可以用简化的 Hough 变换方法实现^[10-11],从而极大地减少直线 Hough 变换的计算量.

在分割后的图像区域内,设定角度分辨率为 0.1° ,在 $\theta \in (-1^\circ, 1^\circ)$ 内使用 Hough 变换对直线粗定位,得到贴片电阻板的倾斜角 θ_1 ; 经过直线 Hough 变换粗定位,可以确定贴片电阻的大致偏转角度,为了提高检测的准确度,对检测后获得的直线进行局部高准确度 Hough 变换.此时设定 Hough 变换的角度分辨率为 0.01° , $\theta'_1 \in (\theta_1 - 0.1^\circ, \theta_1 + 0.1^\circ)$,其中 θ_1 是 Hough 粗定位时获得的角度值.

快速垂直和水平直线的 Hough 变换算法及步骤如下,以变换角度在 $-1^\circ \sim 1^\circ$ 范围内为例.

输入:边缘链码;

输出:图像空间中的最长直线对应的累加器 (ρ, θ) ;

1) 原始芯片图像获取,并进行灰度均衡预处理;

2) 通过大律法阈值分割和改进 Sobel 算子边缘检测算法获取图像边缘信息;

3) 开辟存储区域 A,初始化所有累加器 $A(\rho, \theta)$ 的值为零;

4) 从链码中取出每个像素 (x_i, y_i) ,进行 Hough 变换,对于满足转换方程 $\rho = x \cos(\theta) + y \sin(\theta)$ 的点 (x_i, y_i) ,令 $A(\rho_i, \theta_j) = A(\rho_i, \theta_j) + 1$;

5) 对于参量 θ_j ,取步长为 0.1° , $\theta_j = -1^\circ \sim 1^\circ$ 每增加一个步长,计算 ρ_j ,对应的累加器加 1;

6) 在累加器 A 中求出最大值 Max_1 ,并记录最大值所对应的角度 θ_1 和距离 Dis_1 ;

7) 避免 Max_1 对其他直线的干扰,将 Max_1 及其附近的值清零;

8) 重复步骤 6) 和 7),求出了第 2 条直线,并记录直线的斜率和截距;

9) $\theta'_1 \in (\theta_1 - 0.1^\circ, \theta_1 + 0.1^\circ)$,设定分辨率为 0.01° ,对直线 1 进行细化;

10) 重复步骤 8),完成第 2 条直线的细化;

11) 若检测出的两条直线平行,记录直线的倾斜角 θ_1 和距离 Dis_1 ,若检测出的两条直线不平行,重复步骤 7)~10);

12) 结束.

1.5 贴片电阻图像旋转校正

兼顾图像处理速度快和图像质量高的要求,选用双线性插值法实现图像旋转,图像旋转步骤为:

1) 获取直线 Hough 变换获得的图像倾斜角 θ ,计算 θ 的正弦 $\sin \theta$ 和余弦 $\cos \theta$ 值;

2) 以图像中心为坐标系原心,通过公式 $x_1 = x_0 \cos \alpha + y_0 \sin \alpha, y_1 = -x_0 \sin \alpha + y_0 \cos \alpha$ 计算旋转后图像的四个角的坐标,并计算新图的 Width 和 Length;

3) 根据计算所得新图的 Width 和 Length,为新图开辟内存 NewDib;

4) 计算由于左边变换产生的两个常量 f_1, f_2 ;

5) 取新图内存 NewDib 中的像素点 $p_i(x_i, y_i)$,通过式 $x_0 = x_i \cos \alpha + y_i \sin \alpha + f_1, y_0 = -x_i \sin \alpha + y_i \cos \alpha + f_2$ 计算点 (x_i, y_i) 在原图中对应的点的像素值 $p_0(x_0, y_0)$,并 $p_i = p_0$;对于超出原图的点, $p_i = 0$;

6) 创建新位图信息头;

7) 结束.

1.6 基于子图投影的自相匹配缺陷检测和定位

目前,对传统模板匹配的改进方法按匹配特征大致可分为基于灰度值的方法和基于特征的方法两大类^[12].基于灰度值的算法已经很成熟,但此类算法计算复杂、对图像亮度与尺寸及角度等质量变化敏感,而且一旦进入信息贫乏的区域,会导致误匹配率的迅速上升^[13].针对传统的基于灰度值的匹配方法的这些缺陷和贴片电阻板电阻外形一致、排列整齐的特点,本文采用基于灰度统计的模板匹配方法,减小了计算量,使匹配速度得到极大提高,和传统匹配算法相比较,提高匹配速度 2~3 个数量级.

基于灰度投影的自适应匹配缺陷的方法:

1) 第一次投影从待检测图像 $P(x, y)$ 第一列开始取 N_T 列,第一行开始取 M_S 行,向第 1 列作灰度投影,得到一长度为 M_S 的向量 $\mathbf{S}(k, 1), (k=1 \dots M_S)$. 对向量 $\mathbf{S}(k, 1)$ 作自适应匹配,即 k 从第一分量开始取 $2M_T$ 个分量构成的子向量 \mathbf{S}_1 的前 M_T 个分量构成向量 \mathbf{T} ,后 M_T 个分量构成向量 \mathbf{S} ,计算并记录 \mathbf{T}, \mathbf{S} 的相关系数 $R(1, 1)$.

2) 下一次匹配, k 从第 $M_T/3$ 个分量取 $2M_T$ 个点,构成子向量 \mathbf{S}_2 ,即行步长为 $M_T/3$ (约 30 个像素),用与步骤 1) 同样的处理方法计算相关系数

$R(M_T/3, 1)$. 改变 k ,直至完成子图 $\mathbf{S}(k, 1)$ 的匹配.

3) 下一次投影,从第 $N_T/3$ 列开始取 N_T 列,即列步长为 $N_T/3$,从第一行开始取 M_S 行,得到子图 $\mathbf{S}(k, 2)$,投影、匹配方法与第一次投影类似.按同样方法处理至第 $N_S - N_T + 1$ 列完成待检测图像的缺陷检测.因此总计算量约为 $O(9M_S N_S (M_T + N_T) / (M_T N_T))$,模板即单个芯片的图像尺寸通常在 $70 \times 140 \sim 120 \times 240$ 之间,理论上模板投影匹配相对于二维模板匹配效率要高一个数量级.

2 缺陷识别分类

本实验采用 Jackknife 检验方法评价贴片电阻缺陷分类结果. Jackknife 检验方法,即“留一法”,将样本集中的一部分作为训练样本,剩余的样本作为测试样本对分类器的性能进行测试检验.贴片电阻在生产过程中产生的缺陷按照表面纹理的不同可分为 5 类.每种缺陷采集 22 个样本,其中 14 个缺陷样本用于训练分类器,余下的每类缺陷 8 个样本用于测试,分类流程如图 4.

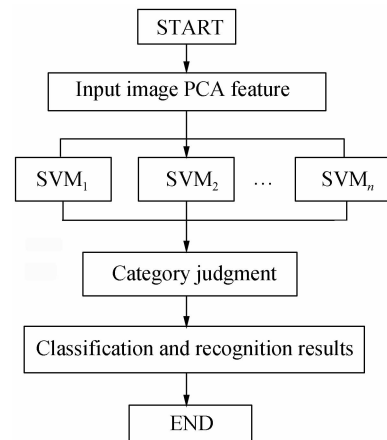


图 4 基于 SVM 的多类别分类流程

Fig. 4 SVM based multi category classification diagram

重复以上步骤,完成 5 种缺陷 SVM 分类器的训练.得到所有缺陷的 SVM 分类器 $\text{SVM}_1, \text{SVM}_2, \dots, \text{SVM}_5$,各个分类器的支持向量个数如表 2.各个分类器的支持向量个数均小于训练样本的个数 n ($n=70$),支持向量算法去除了识别中的重复计算,将计算量将少了约 50%.

表 2 各个分类器支持向量个数

Table 2 The supported vector number of each classifier

Separator	SVM_1	SVM_2	SVM_3	SVM_4	SVM_5	Total
Vector number	53	37	42	34	50	216

基于一对多分类线性分类器模型的分类结果(如表 3),识别准确度为 82.5%,其中分类器的输入为测试图像的 69 个 PCA 特征系数.

表 3 缺陷分类结果
Table 3 The results of defect classification

Defect types	Sample No.	Defects discrimination results					Accuracy/(%)
		Oil dirt	Scratch	Oxidation	Bruise	Delamination	
Oil dirt	8	7	0	1	0	0	87.5
Scratch	8	1	5	0	1	1	62.5
Oxidation	8	0	0	7	0	1	87.5
Bruise	8	0	1	0	7	0	87.5
Delamination	8	0	0	0	0	8	100
Total	40	8	6	8	8	10	82.5

3 贴片电阻缺陷识别实验

3.1 贴片电阻缺陷检测系统

贴片电阻缺陷检测系统的结构如图 5. 将贴片电阻板通过自动定位卡紧装置固定于 xy 运动平台上,通过 xy 运动平台使电阻板置于已完成调焦的显微镜正下方,由环形 LED 光源提供照明,通过 xy 平台的运动和摄像系统相配合采集电阻板的清晰图像. 通过基于数字图像处理方法检测和识别获取的贴片电阻表面图像中存在的缺陷,并将缺陷位置坐标反馈到控制系统,通过精密伺服系统驱动执行机构标记缺陷,完成贴片电阻板的缺陷检测和识别.

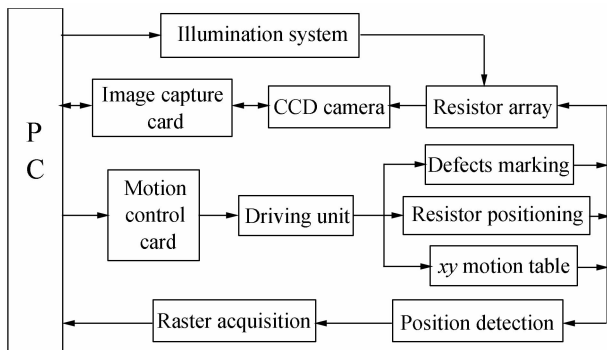


图 5 缺陷检测系统结构
Fig. 5 Defect detection system structure

3.2 支持向量机分类模型性能测试

为了选择合适的核函数和核参量构建推广能力优越的分类器模型,通过实验测试了常用的三种核函数(线性、多项式和径向基函数)及其不同的核参量的识别准确度和识别时间,分析了不同核参量对相应支持向量机分类性能的影响. 本实验中,训练集大小为 70(每类 14 个样本),测试集为 40,样本大小均为 123×246 ,PCA 变换空间主分量个数为 57. 计算输入图像的 PCA 变换系数作为支持向量机的输入量,构建、训练基于线性、多项式和径向基函数核函数的支持向量机分类模型,训练好的基于三种核函数的支持向量机在不同的核参量下均能正确识别训练集所有样本. 测试三种支持向量机的泛化性能

实验结果分别如表 4~6. 三种核函数的最佳识别性能如表 7 所示,本文选用线性核函数构建支持向量机分类模型识别贴片电阻缺陷.

表 4 线性 $K(x, y) = x \cdot y$

Table 4 Linear $K(x, y) = x \cdot y$

Parameter C	Support vector	Errors	Accuracy/(%)	Time/s
1	169	5	87.5	3.819
2	169	5	87.5	3.761
10	169	5	87.5	3.725
100	169	5	87.5	3.789
Infinity	169	5	87.5	3.787

表 5 多项式 $K(x, y) = (x \cdot y + 1)^d$

Table 5 Polynomial $K(x, y) = (x \cdot y + 1)^d$

Parameter C	Parameter d	Support vector	Errors	Accuracy/(%)	Time/s
1	1	169	5	87.5	3.894
	2	273	11	72.5	4.251
	4	304	16	60	4.124
10	1	169	5	87.5	4.056
	2	273	11	72.5	4.333
	4	304	16	60	4.145
100	1	169	5	87.5	4.014
	2	273	11	72.5	5.436
	4	304	16	60	4.961

表 6 径向基函数 $K(|x - y|) = \exp\left(\frac{-|x - y|^2}{\sigma^2}\right)$

Table 6 The radial basis function $K(|x - y|) =$

$$\exp\left(\frac{-|x - y|^2}{\sigma^2}\right)$$

Parameter C	Parameter σ	Support vectors	Errors	Accuracy/(%)	Time/s
1	800	350	6	85	4.325
	1 600	348	6	85	4.137
	3 200	289	6	85	4.051
10	800	350	7	82.5	3.994
	1 600	348	4	90	4.044
	3 200	281	4	90	3.912
100	800	350	7	82.5	3.955
	1 600	348	4	90	3.999
	3 200	281	4	90	3.936

表7 三种核函数的识别性能比较
Table 7 Comparison of recognition performance using three kernel functions

Core function	Support vectors	Errors	Accuracy/ (%)	Time/s
Linear	169	5	87.5	3.725
Polynomial	169	5	87.5	4.014
Radial function	211	4	90	3.938

3.3 支持向量机分类与最近分类比较

通过实验比较了基于线性核函数的支持向量机和最近邻分类的缺陷识别性能,以大小为 123×246 的 70 个样本构成的训练集学习 PCA 变换空间的主分量,以训练集的 PCA 特征系数作为输入训练 SVM 分类器,分别以测试集 40 个样本图像的 57 和 50 个 PCA 特征系数作为 SVM 分类器和最近邻分类器的输入进行缺陷识别,识别结果如表 8 所示,其中识别时间为 PCA 变换空间学习、SVM 训练时间和测试时间的总和,测试时间为对 40 幅缺陷电阻图像进行缺陷特征提取和分类识别的时间。

表8 支持向量机与最近邻法分类比较
Table 8 Support vector machine and k -nearest-neighbors classification comparison

Sorting method	Feature No.	Support vector	Errors	Accuracy/ (%)	Time /s
SVM	57	169	5	87.5	3.705
	50	161	3	92.5	3.608
Nearest neighbourhood	57	—	6	85	3.471
	50	—	5	87.5	3.355

通过上述基于线性核函数的支持向量机和最近邻分类的缺陷识别实验比较可见,基于 SVM 的缺陷识别方法以不同的缺陷特征量作为输入,误识别数均低于最近邻分类器,说明只要 SVM 参量设置合理,具有较高的泛化能力。

4 结论

针对贴片电阻缺陷细小与背景相似,电阻单元结构相同的特点,本文设计了基于数字图像处理的贴片电阻缺陷检测系统,用采集贴片电阻的表面显微图像,通过对图像的处理,实现大范围快速电阻缺陷粗检测和定位,提取缺陷特征并通过模式识别方法把缺陷分类。实验表明,该方法完成 5 400 个电阻单元的缺陷检测时间小于 1.5 s,检测准确度为 92.5%。在识别贴片电阻缺陷的应用中,基于线性核

函数 SVM 的支持向量数目最少、识别时间最短、识别率高,推广性能最佳。通过实验比较了基于线性核函数的 SVM 分类器与最近邻分类器的缺陷电阻缺陷识别性能,前者推广能力明显高于后者。

参考文献

- [1] ZHOU De-jian. Automatic optics inspection technology and system in surface mounting technology assembling quality inspection [J]. *Equipment for Electronic Products Manufacturing*, 2002, **31**(2): 87-91.
周德俭. SMT 组装质量检测中的 AOI 技术与系统[J]. 电子工业专用设备, 2002, **31**(2): 87-91.
- [2] LEE D Y, JANG K N, CHO H. A visual severing method for high precision chip mounting technology[C]. *SPIE*, 2003, **5264**: 295-297.
- [3] WANG Hong-mei, ZHANG Ke, LI Yanjun. Research progress on image matching[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2004, **4**(19): 42-44.
- [4] HUTABU A, MIYAZUKI T, KURODA I. Optimization of decision-timing for early termination of SSDA-based block matching [C]. 2003 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2003, 2: 533-536.
- [5] HAO Y M, ZHU F. Fast algorithm for two dimensional Otsu adaptive threshold algorithm [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2005, **10**(4): 484-488.
- [6] ZHU Ning-bo, WANG Gang, YANG Gao-bo, et al. A fast 2D Otsu threshold algorithm based on improved histogram [C]. Chinese Conference on Pattern Recognition, 2009, 1: 1-5.
- [7] HOSSEIN K, EHSANOLLAH K. Farsi font recognition based on Sobel - Roberts features[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2010, **31**(1): 75-82.
- [8] ZHUO Jun-fei, HU Yu. Research of license plate locating method based on edge detective and projection[J]. *Chinese Science Bulletin*, 2010, **26**(3): 438-441.
卓均飞, 胡煜. 基于边缘检测和投影法的车牌定位算法研究[J]. 科技通报, 2010, **26**(3): 438-441.
- [9] GIUNCHIGLIA F, YATSKEVICH M. Element level semantic matching[C]. Proceedings of Meaning Coordination and Negotiation Workshop, 2004.
- [10] CHUNG K L, CHEN T C, YAN W M. New memory-and computation-efficient Hough transform for detecting lines [J]. *Pattern Recognition*, 2004, **37**(5): 953-963.
- [11] FERNANDES L A F, OLIVEIRA M M. Real-time line detection through an improved Hough transform votings cherne[J]. *Pattern Recognition*, 2008, **41**(1): 299-314.
- [12] XIE Hua. Study on printed circuit board auto testing system [J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2000, **29**(5): 515-517.
谢华. 印制电路板自动测试系统的设计与应用研究[J]. 电子科技大学学报, 2000, **29**(5): 515-517.
- [13] CAI Mao-rong. Study and realization of PCB flaws detection system[J]. *China CIO News*, 2009(6): 98-100.
蔡茂蓉. PCB 缺陷检测系统的研究与实现[J]. 信息系统工程, 2009(6): 98-100.