

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2109094

圆柱锂电池端面凹坑缺陷检测方法研究

郭绍陶^{1,2}, 苑玮琦^{1,2}

(1. 沈阳工业大学视觉检测技术研究所 沈阳 110870; 2. 辽宁省机器视觉重点实验室 沈阳 110870)

摘要:端面凹坑是圆柱锂电池缺陷检测的重要指标之一。因为明暗对比度小的浅凹坑极易受金属表面上随机出现的亮点暗斑等强噪声的干扰,造成浅凹坑自动检测十分困难。为此,提出了一种解决方案:首先针对在单一光源角度下难以获取清晰的浅凹坑图像问题,采集 6 张凹坑在不同光源角度下的图像;其次采用时域平均和剔除异常值方法对 6 张图像进行融合得到基准面图像,并采用基于滑动窗口和奈奎斯特采样定理的空间滤波方法,减弱了信息强度较强的干扰噪声,再根据误差分析理论,提取灰度分布曲线的平均偏差;然后根据凹坑在灰度分布曲线中的形态,提取凹凸曲线段峰谷差和宽度比;最后采用 BP 神经网络方法建立检测模型来实现凹坑检测。对现场采集到的样本进行了测试,算法的正确检测率为 100%。

关键词: 基准面图像;凹凸曲线段;BP 神经网络;圆柱锂电池;凹坑

中图分类号: TP391.41 TH165 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510.40

A research on the detection method of pit on the cylindrical lithium battery end surface

Guo Shaotao^{1,2}, Yuan Weiqi^{1,2}

(1. Computer Vision Group, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China;

2. Key Laboratory of Machine Vision, Shenyang 110870, China)

Abstract: The end pit is one of the important indexes for defect detection of the cylindrical lithium battery. It is very difficult to detect shallow pits automatically because the shallow pits with small contrast are easily interfered by strong noise such as bright spots and dark spots appearing randomly on metal surface. Therefore, a solution is proposed in this article. Firstly, to obtain a clear shallow pit image under a single light source angle, the six images of pit under different light source angles are collected. Secondly, the temporal averaging and outlier elimination method are used to fuse six images to obtain the datum image, and the spatial filtering method based on sliding window and Nyquist sampling theorem is utilized to weaken the interference noise with strong information intensity. Then, the average deviation is calculated according to the error analysis theory. According to the shape of pits in the gray distribution curve, the peak-to-valley difference and width ratio of concave-convex curve segment are extracted. Finally, the BP neural network is used to formulate a detection model to realize pit detection. The samples collected on site are tested, and the correct detection rate of the algorithm is 100%.

Keywords: datum image; concave-convex curve segment; BP neural network; cylindrical lithium battery; pit

0 引 言

新能源电动汽车产业的出现,大大推动了圆柱锂电池的发展。近年来时常发生锂电池爆炸事件,18650 电芯作为电动汽车的电池,其安全性问题受到广泛关注。在圆柱锂电池的制造过程中,底部金属表面受到碰撞而

形成的凹坑缺陷,可能会导致电池内部短路,甚至发生自燃爆炸,因此凹坑是圆柱锂电池缺陷检测的重要指标之一。对企业质检部门人工筛选出的具有凹坑的锂电池进行分析发现,凹坑会出现在金属表面的任意位置,凹坑的尺寸、深度和形状差异较大。

目前,圆柱锂电池凹坑主要依靠人工检测,由于人眼容易识别出凹陷程度较大的深凹坑,而难以分辨出形变

微小的浅凹坑,所以人工检测存在高误检率和高漏检率等问题。基于机器视觉的检测算法具有高效、非接触和精度高等优点,但是从目前掌握的文献来看,由于浅凹坑的信号较弱,并受干扰因素的影响较大,所以针对圆柱锂电池端面凹坑缺陷检测的研究相对较少,实际应用非常有限,还没有研发出被企业认可的样机。因此在强干扰信号下的浅凹坑是本文的重点研究对象。

本项目组在之前的工作中,提出一种基于灰度差分模型的圆柱型覆膜锂电池圆周边凹坑检测方法^[1],取得了较好的检测效果,但是由于圆周边比较平滑,而本文所研究的金属表面粗糙度较大、反射不均匀、干扰严重,使得该方法不适用于存在大量干扰因素的低信噪比金属表面图像。朱慧^[2]提出了基于 3σ 准则和形态学提取电池端面凹坑的方法,该方法没有排除噪声对检测的干扰,无法检测出视觉上不明显的浅凹坑。

本文对在待测金属表面的图像受噪声影响较大的情况下,基于机器视觉的凹坑检测相关研究进行了文献检索。贺振东等^[3]为了减弱光照变化和反射不均的影响,提出基于背景差分的钢轨表面缺陷检测算法,用图像每列的均值构成背景图像,与原始图像相减获得具有均匀背景特性的差分图像,再采用自适应阈值分割法,该方法主要依赖于图像的灰度值,对阴影和锈迹等抗干扰能力较弱。Chen等^[4]提出一种基于超像素聚类选择算法和多尺度脊(谷)检测算法的罐端缺陷检测方法,该算法计算效率不高,没有克服曝光不均匀和纹理不规则的问题。Gan等^[5]提出了面向背景的缺陷检测器,通过在背景像素周围选择一些相近的样本,在纵向构建背景模型,通过包含纵向上下文信息和横向先验信息的显著性函数检测缺陷,该方法虽然能减少锈蚀的干扰,但是仍然有漏检。文献^[6]提出基于下包络韦伯对比度的钢材表面凹坑检测方法,首先使用理想低通滤波器进行降噪处理,然后将每两个相邻的极小值点用折线连接起来得到下包络信号,最后将包络中所有极小值点处的韦伯对比度与设定的阈值进行比较,因为浅凹坑与其背景灰度十分接近,不能保证极小值点处为真正的凹坑,所以对浅凹坑的检测效果不佳。闵永智等^[7]利用局部灰度和梯度变化信息自适应调整不同特征区域的平滑程度,得到背景图像,将原图像与背景图像差分,通过对差分图像阈值分割并利用连通区域标记法实现钢轨表面缺陷检测,该方法对与背景具有较高对比度的缺陷有较好的检测效果,对浅凹坑的提取有效性不高。文献^[8]提出了一种从粗到精的钢轨检测模型,在子图像级别建立背景减法模型,在区域级建立基于稀疏性和显著性模型的区域提取模型,在像素级通过建立像素相减模型来检测缺陷的形状,最后,采用加权几何平均法来平衡这3个模型,该方法受3个模型的组合效果影响较大,可能出现误检。Hui等^[9]提出了

一种基于曲率滤波器和改进的高斯混合模型的缺陷检测方法,引入了概率图形模型的概念,但是没能排除复杂背景中的各种干扰。陈昊等^[10]提出了一种基于图像光流的轴承滚子表面缺陷检测方法,主要包括建立光流误差估计模型,在此模型中引入各项异性的扩散张量、对原始图像进行奇异值分解和生成伪彩色图像,该方法在实时性方面有一定的欠缺。文献^[11]建立了一个 Haar-Weibull 方差模型,用局部斑块的 Haar 特征代替局部梯度幅值的特征,该方法对弱信号的提取有效性不高。近年来,基于深度学习的检测方法^[12-13]取得了良好的效果,但是仍然面临模型轻量化等关键技术的挑战。

综上所述,针对圆柱锂电池端面凹坑检测算法的研究较少,而且对弱信号的提取有效性不高,很难检测出浅凹坑,因此视觉检测仍然存在难点。为此,本文提出一种通过建立基准面图像和利用凹凸曲线段特征的检测方法。首先根据凹坑成像原理,通过对同一个锂电池的6张图像进行时域平均和剔除异常值方法来建立基准面图像,同时结合基于奈奎斯特采样定理和滑动窗口的空间滤波方法,用来减弱信息强度较强的干扰噪声;其次根据误差分析理论,提取灰度分布曲线的平均偏差,以体现浅凹坑和位于金属表面边缘的凹坑信息;然后根据凹坑在灰度分布曲线中的形态,提取凹凸曲线段峰谷差和宽度比;最后采用 BP 神经网络方法建立检测模型来实现凹坑检测。

1 图像采集装置

图像采集装置如图1所示。由于凹坑是非平面缺陷,在不同的光源角度下有不同的成像效果,而且凹坑的位置不固定,所以在同一个光源角度下采集一张图片无法保证所有凹坑的完整度和清晰度。为此,本系统使用由两组不同直径的滚轮组成的传送平台,在每个锂电池转动过程中,等角度 60° 拍摄6张图像,以确保在某个时刻凹坑处反光明显。本文使用的成像传感器为 XIME MQ013MG-E2 型面阵 CCD 相机,镜头为 Computar 公司的 M2514-MP2,光源是白色背光源,相机安装在滚轮传送平台上方,通过实验确定背光源与水平面呈 35° 夹角时成像效果最佳。当锂电池运动到指定位置时,通过光电传感器、可编程逻辑控制器和编码器配合提供拍照的触发信号,完成图像的采集工作。

图2(a)是含有深凹坑锂电池的6张由相机捕捉到的原始图像,图2(b)是含有浅凹坑锂电池的6张由相机捕捉到的原始图像。可见,凹坑由密集的明暗斑纹理组成,被反射的光线进入相机的部分形成明区,在图像上表现为灰白色,无法进入相机的部分形成暗区,在图像上表现为暗黑色。深凹坑有明显凹陷,浅凹坑凹陷程度非常

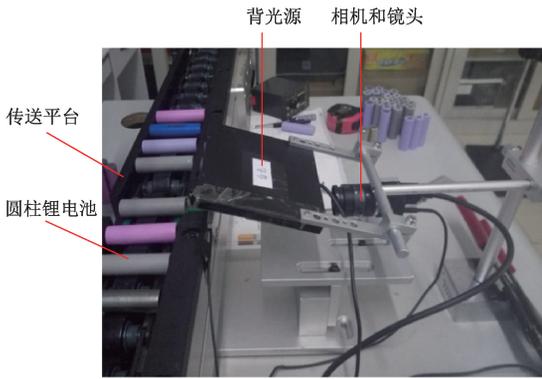
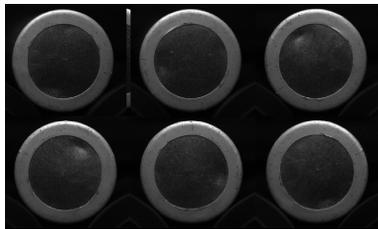


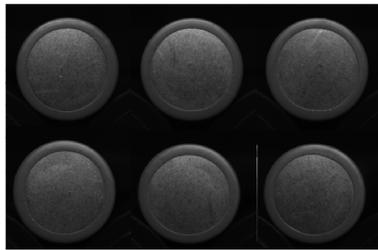
图1 图像采集装置

Fig. 1 The image capture device



(a) 有深凹坑的圆柱锂电池

(a) Cylindrical lithium battery with deep pit



(b) 有浅凹坑的圆柱锂电池

(b) Cylindrical lithium battery with shallow pit

图2 圆柱锂电池图像

Fig. 2 Cylindrical lithium battery images

小,轮廓模糊,人眼很难分辨,在不同的图像中,凹坑呈现出不同的对比度,在某张图像中甚至无法判断出凹坑的位置。浅凹坑是本文的重点研究对象。

2 金属表面图像特征分析

2.1 金属表面区域提取

因为采集到的图像包含滚轮、挡板和覆膜等与检测无关的部分,所以利用 Canny 边缘检测算子^[14]、最小二乘圆拟合法^[15]和 Huber 函数^[16]分割出金属表面图像,由于覆膜的形状不规则,使得分割出的金属表面图像大小不一,会影响后续的图像算术操作,所以在 6 张分割出的金属表面图像中分别提取出交集区域,获得最终的图像。图 2(b)提取后的金属表面图像如图 3 所示。

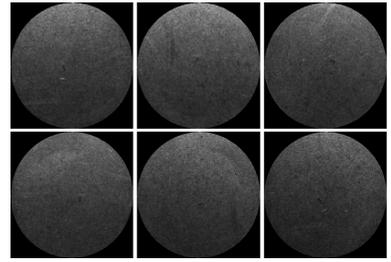
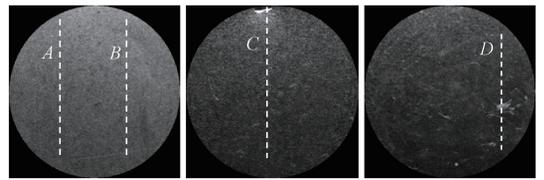


图3 金属表面图像提取结果

Fig. 3 Metal surface image extraction results

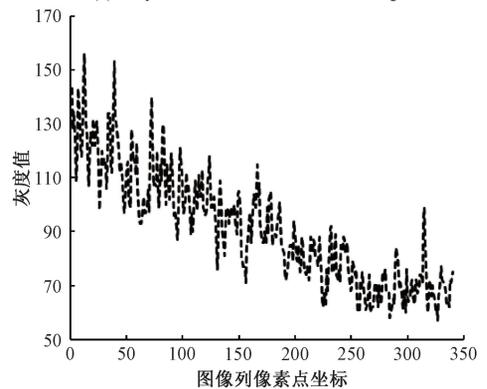
2.2 金属表面图像灰度分布特征分析

根据光源照射方向,纵向灰度分布曲线能反映凹坑的灰度突变特征,所以本文分析图像列灰度信息,如图 4 所示。图 4(a)从左至右依次为含有浅凹坑的图像、凹坑位于金属表面边缘的图像、含有亮色划痕的良品图像,在其上画有 4 条纵线, B 和 C 穿过凹坑, D 穿过划痕,图 4(b)~(e)分别为 4 条纵线的灰度分布曲线,矩形框为凹坑区域。



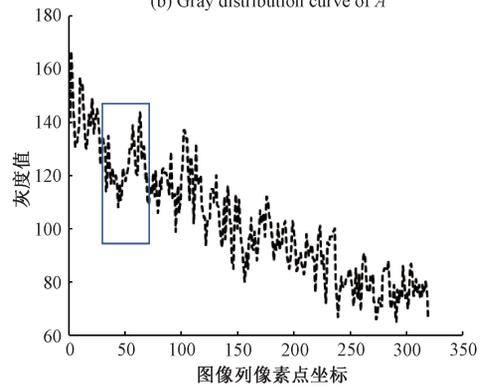
(a) 灰度分布曲线选取示意图

(a) Gray distribution curve selection diagrams



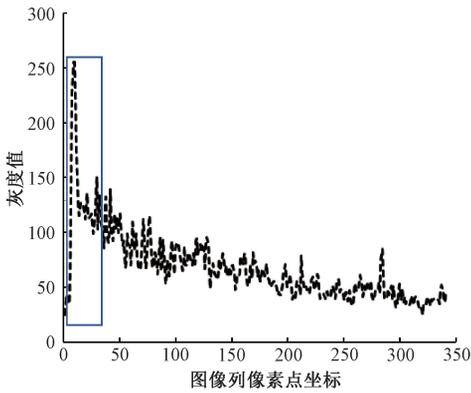
(b) A 的灰度分布曲线

(b) Gray distribution curve of A

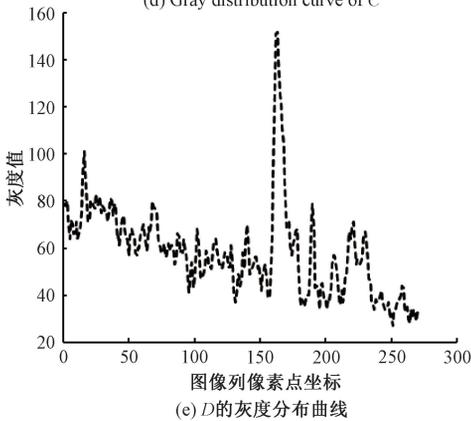


(c) B 的灰度分布曲线

(c) Gray distribution curve of B



(d) C的灰度分布曲线
(d) Gray distribution curve of C



(e) D的灰度分布曲线
(e) Gray distribution curve of D

图4 图像灰度分布

Fig. 4 Grayscale distribution of images

分析灰度分布曲线可以得出如下结论:

1) 金属表面图像整体亮度不均匀,灰度值呈下降趋势,存在大量的高频噪声,金属表面上分散的亮暗斑点使相邻像素之间的灰度值存在不同幅度的波动;

2) 亮点暗斑噪声点具有一定的宽度,呈脉冲状突变,亮点噪声点的灰度值较高,暗斑噪声点的灰度值较低,噪声点信号较强,浅凹坑信号较弱,图像信噪比低;

3) 没有凹坑的局部区域内灰度变化较小,不存在大范围的突变,包含凹坑的局部区域内灰度值有明显突变,对于同一个锂电池的6张图像,在同一个不属于凹坑区域的像素位置处的灰度值之间的差异程度小,反之,差异程度大;

4) 浅凹坑与周围邻域的对比度低,凹坑区域内部亮暗交替变化,具有一定的对比度,凹坑亮区域灰度值比其邻域的灰度值略高,由于光照和反射特性的不规则变化,亮区域的灰度值可能会低于亮点噪声点,凹坑暗区域灰度值与其邻域的灰度值近似相等,甚至会高于暗斑等像素的灰度值;

5) 金属表面上会随机出现面积较大、灰度值较高的亮色划痕,与其上方邻域形成具有与凹坑相似的灰度特征,会为检测带来干扰;

6) 与其他凹坑特征不同,位于金属表面边缘的凹坑只有反光部分,没有阴影部分,在灰度分布曲线上表现为与亮点噪声点相似的脉冲状突变。

2.3 凹坑检测思想

由上述分析可知,金属表面图像噪声干扰严重,浅凹坑信息强度较弱,位于金属表面边缘的凹坑特征与其他凹坑不同,不能直接使用传统的缺陷检测方法。本文首先基于凹坑与正常区域在列方向存在灰度差异的特性,提出一种通过建立基准面图像提取平均偏差的方法,同时设计出可以降低噪声干扰的空间滤波方法;然后鉴于干扰噪声与凹坑灰度分布曲线特征的不同,提取凹凸曲线段峰谷差和宽度比特征来进一步区分凹坑与噪声。

3 平均偏差特征提取方法

3.1 时域平均图像的建立

对于一个锂电池,会得到6张大小相同的图像 $I_i(i=1, \dots, 6)$,设 $G_{ij}(v_k)$ 表示第 i 幅图像中第 j 列图像上属于金属表面区域像素点的灰度分布曲线函数, v_k 为整数,代表像素所处的图像行, $k=0, 1, \dots, M-1$ 。按照式(1)对每一列的像素进行平均来估计像素的真值 $\hat{G}_j(v_k)$,并对其取整。

$$\lfloor \hat{G}_j(v_k) \rfloor = \frac{1}{6} \sum_{i=1}^6 G_{ij}(v_k) \quad (1)$$

为了进一步剔除异常值,本文对求得的每一列灰度值数据根据 3σ 原则进行筛选,将距离平均值 3σ 之外的样本认为异常值,将异常值赋值为 $\lfloor \hat{G}_j(v_k) \rfloor$,并重复该过程直到数据中没有异常值,最终获得时域平均图像。图5(a)为图3按上述方法建立的时域平均图像,图5(b)为其上第256列的灰度分布曲线。

可见,时域平均图像包含大量噪声,不能很好地估计灰度值真值,所以本文根据噪声特点和周期,设计了一种基于滑动窗口和奈奎斯特采样定理的空间滤波方法,在此基础上建立基准面图像。

3.2 基准面图像的建立

为保证滤波后的数据个数不发生变化,首先对数据 $G_{ij}(v_k)$ 进行处理,在 v_0 左侧增加 p 个值为 $G_{ij}(v_0)$ 的常数,在 v_{M-1} 的右侧增加 p 个值为 $G_{ij}(v_{M-1})$ 的常数,获得新的灰度分布曲线函数 $G_{ij}(v_g)$, $g=0, 1, \dots, M+2p-1$;然后以 $v_0 \sim v_{M-1}$ 中的每一个数据为基准点,在其左右分别取 p 个数据,构成长度为 $2p+1$ 的窗口 w_g ,窗口生成过程如图6所示。每个小方形代表一个数据;最后按照式(2)计算 w_g 内数据的平均值,用平均值代替基准点的数值,

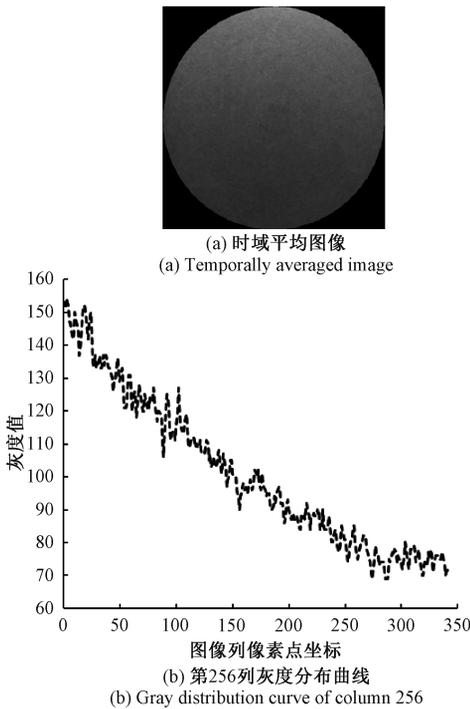


图5 时域平均图像及灰度分布曲线

Fig. 5 Temporally averaged image and gray distribution curve

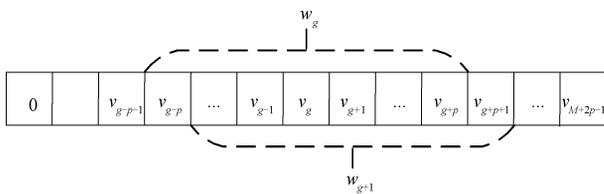


图6 生成窗口示意图

Fig. 6 Schematic diagram of generating window

得到新的灰度分布曲线函数 $GL_{ij}(v_k)$ 。

$$GL_{ij}(v_k) = \frac{1}{2p+1} \sum_{g=g-p}^{g+p} G_{ij}(v_g) \quad (2)$$

根据奈奎斯特采样定理^[17]可知,当采样频率大于或等于信号中最高频率的两倍时,采样之后的信号不会有信息损失,所以为了削弱噪声,窗口的尺寸需要大于噪声周期的整数倍,因为曲线中脉冲的宽度范围为7~17个像素,所以窗口尺寸设置为19,即 p 取值为9。图4(c)滤波结果如图7所示。可见,曲线变得平滑,在去除了大量尖峰噪声的同时也保留了凹坑特征。

对每幅图像进行滤波之后,再按照3.1节方法建立的时域平均图像称为基准面图像。如图8所示,图8(a)为图3的基准面图像,图8(b)为其上第256列的灰度分布曲线。可见,图像中的噪声得到了抑制,可以作为对灰度值真值的估计。

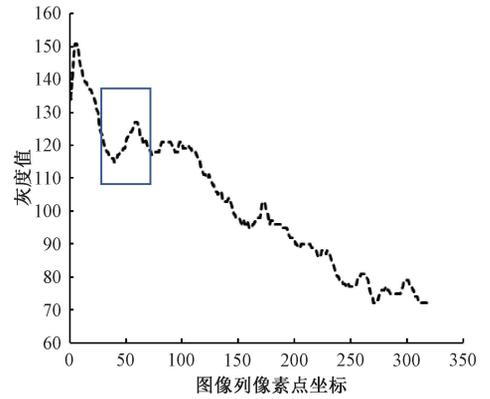


图7 空间滤波结果

Fig. 7 Spatial filtering result

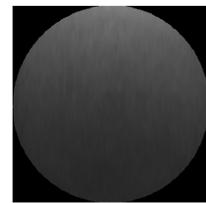
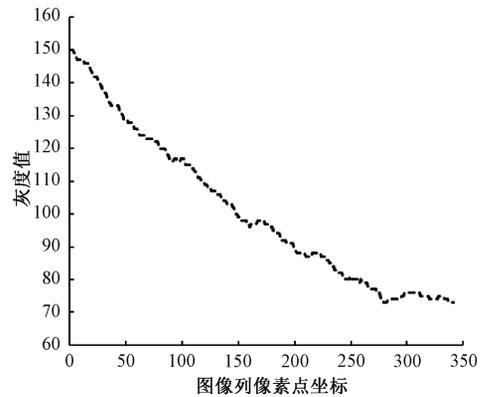
(a) 基准面图像
(a) Datum image(b) 第256列灰度分布曲线
(b) Gray distribution curve of column 256

图8 基准面图像及灰度分布曲线

Fig. 8 Datum image and gray distribution curve

3.3 提取平均偏差特征

根据误差分析理论得知,精密度可以表示一组测定数据相互接近或分散的程度。为了描述凹坑与正常区域存在的偏差特征,本文选取平均偏差作为灰度值数据离散程度的判定标准。

设 $GD_j(v_k)$ 表示第 j 列基准面图像上属于金属表面区域像素点的灰度分布曲线函数,首先对函数 $GD_j(v_k)$ 基于最小二乘法拟合直线原理^[18] 拟合出直线 $Y_j(v_k)$,然后将6条曲线 $GL_{ij}(v_k)$ 分别与拟合直线上相应点的函数值作差,获得6条差值函数曲线 $S_{ij}(v_k)$ 如式(3)所示。

$$S_{ij}(v_k) = GL_{ij}(v_k) - Y_j(v_k) \quad (3)$$

图9为图3中的第256列图像按照上述方法得到的6条差值函数曲线,其中d5是经过凹坑的差值函数曲线,与其他曲线相比,其上的数据离散程度较大。

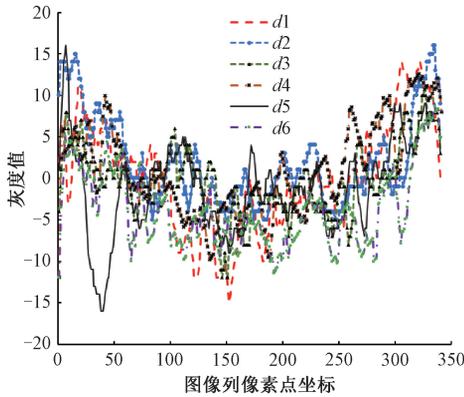


图9 差值函数曲线

Fig. 9 Difference function curves

然后按照式(4)、(5)计算每组数据的平均偏差 d_{ij} 。

$$d_{ij} = \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} |S_{ij}(v_k) - \bar{S}_{ij}| \quad (4)$$

$$\bar{S}_{ij} = \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} S_{ij}(v_k) \quad (5)$$

4 凹凸曲线段特征提取方法

经过空间滤波后的6张金属表面图像含有低频分量和高频分量,其中低频分量能够反映凹坑明暗交替变化特征。本文依据此思想提出凹凸曲线段概念,然后提取凹凸曲线段特征来区分凹坑与干扰噪声。

4.1 凹凸曲线段的定义

一幅图像是具有特定灰度值的离散像素点,对于某列图像,创建一维函数,自变量为像素的行坐标,函数值为每个像素点的灰度值,将每个像素点与其左右相邻的两个像素点以直线连接,形成如图10所示的函数图像,从宏观来看,具有很多如叉号所示的局部极值点。定义由两个局部极小值点和它们之间的局部极大值点构成的区间称为凸曲线段,如图11(a)所示;定义由两个局部极大值点和它们之间的局部极小值点构成的区间称为凹曲线段,如图11(b)所示。

每一个函数图像都是由多个凹凸曲线段组成,如图10所示。从宏观来看,曲线ABC的整体形态是凹曲线段,BCD是凸曲线段,但是其中包含了大量细小的凹凸曲线段,即高频成分,如果只将3个端点(比如B、C和D)连接起来,就可以排除较窄的凹凸曲线段,同时不会

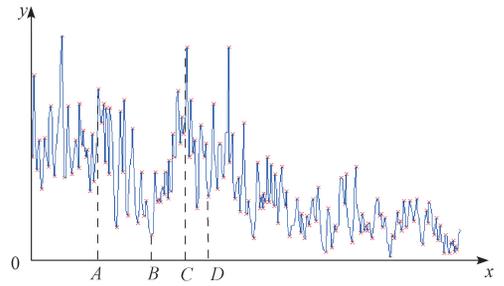


图10 创建的函数图像

Fig. 10 The created function image

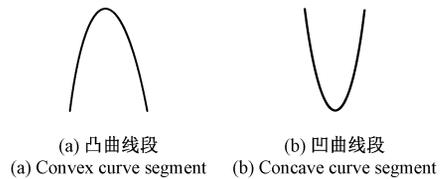


图11 凸曲线段和凹曲线段

Fig. 11 Convex curve segment and concave curve segment

影响曲线的整体趋势,那么就可以用低频成分表示列图像的整体信息。

4.2 凹凸曲线段的合并

针对由于图像光照不均匀导致浅凹坑特征被淹没的问题,首先按照式(3)的方法,将滤波后的曲线 $GL_{ij}(v_k)$ 基于最小二乘法拟合直线原理拟合出光照曲线;然后将曲线 $GL_{ij}(v_k)$ 与拟合直线上相应点的函数值作差,获得新的函数 $P_{ij}(v_k)$,从而消除光照不均匀的影响;最后对曲线 $P_{ij}(v_k)$ 进行凹凸曲线段的合并。合并曲线段示意图如图12所示,具体步骤如下:

1) 根据函数极值点的定义,得到 $P_{ij}(v_k)$ 的所有局部极大值点和极小值点的集合 $J, j_q (q = 0, 1, 2, \dots, n - 1)$ 为集合 J 中的元素,如图10可知,凹凸曲线段是由上升曲线和下降曲线组成;

2) 上升曲线的起点是极小值点,终点是极大值点,因为上升曲线构成的数列为递增数列,所以本文对每一列图像都从集合 J 中的第1个极小值点 j_s 开始,通过按序比较每一个极小值 $P_{ij}(j_q)$ 与其下一个极小值 $P_{ij}(j_{q+2})$ 的大

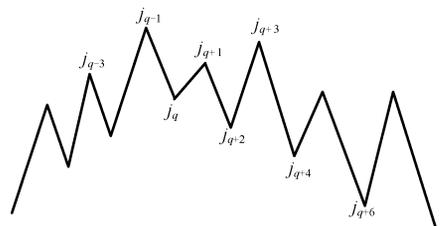


图12 合并曲线段示意图

Fig. 12 Schematic diagram of combined curve segment

小来确定是否为上升曲线。若每一个极小值都小于等于其下一个极小值,则说明曲线是上升趋势。当 $P_{ij}(j_q) > P_{ij}(j_{q+2})$ 时,比较 $P_{ij}(j_q)$ 与 $P_{ij}(j_{q+4})$ 的大小,这样可以排除异常值的干扰,更大程度地提取出曲线的完整形态,若 $P_{ij}(j_q) > P_{ij}(j_{q+4})$,说明曲线不呈上升趋势了,选取极大值 $P_{ij}(j_{q-1})$ 、 $P_{ij}(j_{q-3})$ 、 $P_{ij}(j_{q+1})$ 和 $P_{ij}(j_{q+3})$ 中的最大值对应的横坐标作为上升曲线的终点,记为 j_{up} ;

3) 下降曲线的第1个点为极大值点 j_{up} ,若 $P_{ij}(j_q) \geq P_{ij}(j_{q+2})$ or $P_{ij}(j_q) \geq P_{ij}(j_{q+4})$,那么可以确定曲线为下降曲线,重复这一过程直至 $P_{ij}(j_q) < P_{ij}(j_{q+2})$ and $P_{ij}(j_q) < P_{ij}(j_{q+4})$,选择 j_q 作为下降曲线的终点,记为 j_{dn} ;

4) 上述操作到 $q = n - 3$ 之前的极小值点 j_e 为止,最后,将求得的每一个 j_{up} 和 j_{dn} 按序依次存入集合 D 中,即为上升曲线和下降曲线的起点和终点。再对函数 $P_{ij}(v_k)$ 进行如下操作:设极小值点 j_s 之前的灰度值设为 $P_{ij}(j_s)$,极小值点 j_e 之后的灰度值设为 $P_{ij}(j_e)$,最后获得新的函数 $P'_{ij}(v_k)$ 。

图13中的实线为图7经过处理后得到的函数 $P_{ij}(v_k)$,短划线为其合并曲线段的结果 $P'_{ij}(v_k)$ 。可以看出,合并之后的曲线体现出了函数的整体形态。

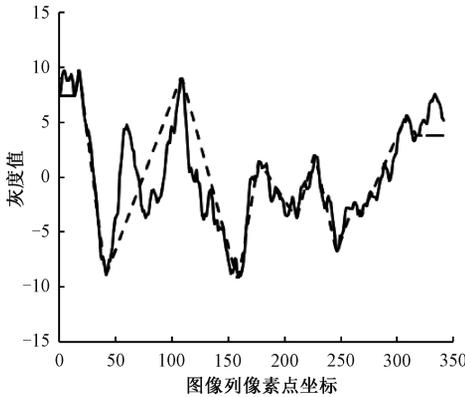


图13 合并曲线段结果

Fig. 13 Combining curve segment

4.3 提取凹凸曲线段特征

合并之后,凹坑区域对应的凹凸曲线段具有如下特征:1) 暗区域对应凹曲线段,存在一个小于0的谷值,亮区域对应凸曲线段,存在一个大于0的峰值;2) 谷值和峰值具有一定的差值,这个差值普遍大于无凹坑处的两个相邻的凹凸曲线段之间的差值;3) 凹凸曲线段相邻,凹曲线段在凸曲线段的左侧,凸曲线段对应的宽度近似等于凹曲线段对应的宽度。基于上述特征,本文提出凹凸曲线段特征的计算方法,如图14所示。首先找到每个凸曲线段的峰值,即点 B 对应的函数值 $P'_{ij}(v_{\max})$,再找到与其相邻且在其左侧的凹曲线段的谷值,即点 A 对应的函数值 $P'_{ij}(v_{\min})$;然后找到每一组凹凸曲线段包含的3个零

点: v_{l-1} 、 v_l 和 v_{l+1} ;最后通过式(6)、(7)分别计算出这一组凹凸曲线段的峰谷差和宽度比。

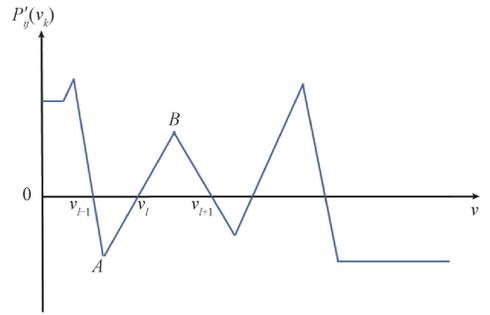


图14 特征计算示意图

Fig. 14 Schematic diagram of feature calculation

$$t_{ij} = P'_{ij}(v_{\max}) - P'_{ij}(v_{\min}) \quad (6)$$

$$w_{ij} = \frac{v_{l+1} - v_l}{v_l - v_{l-1}} \quad (7)$$

由于凹坑区域的峰谷差值应该大于其他区域的峰谷差值,因此将计算出的 t_{ij} 值存入集合 T_{ij} ,选取集合中最大的峰谷差 T_{ijm} ,然后找到 T_{ijm} 对应的凹凸曲线段,得到其所对应的凹凸曲线段宽度比 w_{ijm} 。

5 使用BP神经网络建立凹坑检测模型

BP神经网络是基于误差反向传播算法的多层前向神经网络,根据目前理论可知,3层BP神经网络可以实现任意非线性函数的高精度近似^[19],所以本文采用3层BP神经网络来构建凹坑检测模型。

首先利用每个锂电池的6张滤波之后的图像建立基准面图像,对6张滤波之后的图像和基准面图像沿竖直方向提取灰度分布曲线,由于干扰纹理区域的宽度多数小于凹坑宽度,所以每条曲线之间间隔2个像素,这样既可以节省检测时间,又可以排除一定的干扰;然后提取每条灰度分布曲线的3个特征数据:平均偏差 d_{ij} 、凹凸曲线段峰谷差 T_{ijm} 和凹凸曲线段宽度比 w_{ijm} ,把这3个特征数据作为神经网络的输入向量,则可确定网络输入单元数量 $n = 3$,把提取的列图像对应的灰度分布曲线分为含有凹坑纹理和不含凹坑纹理两类,则输出层的神经元的数目为2,产生的输出矢量为 $[y_1, y_2]$,其中 $[1, 0]$ 对应的是含有凹坑纹理, $[0, 1]$ 对应的是不含凹坑纹理。BP神经网络的传递函数选为S形函数:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (8)$$

根据经验公式(9)确定隐含层神经元数目 h 为7^[20]。最终确定的BP神经网络模型的结构为3-7-2。

$$h = 2n + 1 \quad (9)$$

最后采用训练样本对该模型进行训练,训练好之后进行凹坑检测。

根据图库中凹坑的宽度范围(9~209个像素),本文定义若有大于3条且小于104条相邻灰度分布曲线都被判断为含有凹坑,则按照坐标顺序依次连接每条曲线上的凹凸曲线段起始点 v_{l-1} 和终点 v_{l+1} ,将其作为凹坑区域,并赋值为255,其他区域的灰度位置为0。

6 实验及分析

6.1 图像数据库的建立方法

在企业生产现场实时采集由不同壳体材质构成的18 650圆柱锂电池端面图像组成图库,每张图像分辨率为 600×540 。由企业检测人员标定出209个具有不同深度凹坑的锂电池,302个良品锂电池。其中,良品锂电池不包含凹坑,但是存在亮点、暗斑或划痕等干扰。

6.2 算法评价指标

为了评价本文算法性能,定义了如下指标:

$$CDR = \frac{C}{S} \times 100\% \quad (10)$$

式中:CDR(correct detection rate)表示正确检测率,即某一类被正确检测的比率; C 为某一类被正确检测的样本个数; S 为某一类待检测的样本个数。对于一个含有凹坑的锂电池,若其6张图片中至少有一张被检测为有凹坑且提取区域正确视为一次检测正确;对于一个良品锂电池,若其6张图片都没有被检测出有凹坑视为一次检测正确。

6.3 特征向量作用效率的分析

为了考察所选取的特征向量对凹坑检测的作用,本文在图像数据库中选取以下样本分析特征量对凹坑纹理和非凹坑纹理的表达效果:1)随机选取6个含有浅凹坑的锂电池样本,每个样本含有6张金属表面图像,选取在某张图像中能经过凹坑,但在其他5张图像中不会经过凹坑的灰度分布曲线,分别求出每条灰度分布曲线的平均偏差,则每个锂电池样本会得到6个平均偏差数据;2)随机选取10张含有浅凹坑的金属表面图像,10张含有干扰噪声的良品金属表面图像,每张图像经过滤波之后,在每张凹坑图像中随机选取4条经过凹坑的灰度分布曲线,在良品图像中随机选取4条经过干扰的灰度分布曲线,分别求出每条灰度曲线上的凹凸曲线段峰谷差和宽度比。各个特征数据的分布曲线如图15所示。图15(a)中每条曲线代表一个锂电池样本,可以看出,某个平均偏差数值明显与其他数值不同。通过图15(b)和图15(c)曲线的分离状况可以看出,峰谷差和宽度比都能够独立地描述凹坑相应方面的状态,具有不同程度的

辨别力,但是任意一个特征都不能唯一的起辨别作用,说明本文的3个特征选择合理,可以作为检测凹坑纹理的依据。

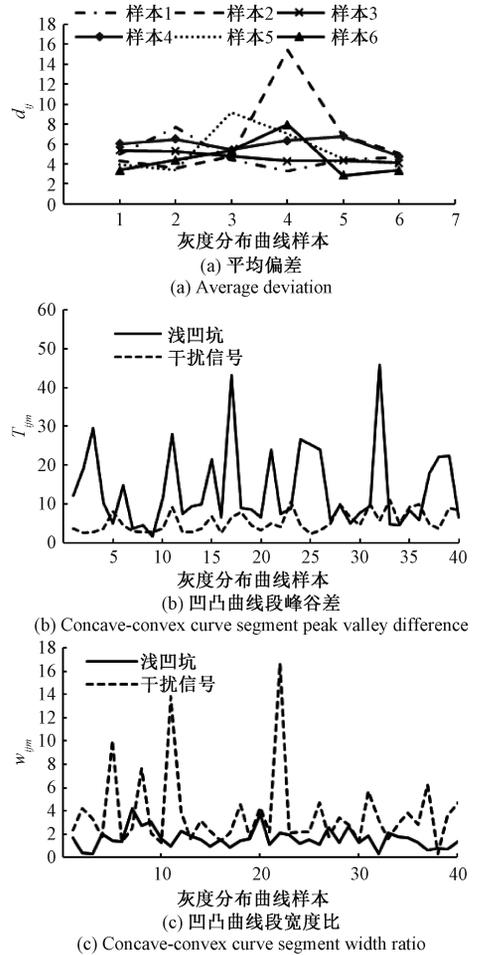


图15 特征数据作用效果

Fig. 15 The action efficiency of the characteristic quantities

6.4 凹坑检测结果

在含有凹坑的锂电池中,随机选取1/3个样本,在良品锂电池中,随机选取1/3个样本,将这些样本作为神经网络的训练样本,模型训练好之后,用图库中剩余的2/3锂电池样本作为测试样本,对所设计的神经网络模型进行测试得到,算法总的正确检测率CDR为100%。

6.5 与其他算法对比实验及分析

为了更直观地验证本文方法效果,本文与其他表面凹坑检测算法进行了对比实验。所有参数都是通过实验获得,文献[1]的灰度差分阈值设为36,文献[3]的阈值控制因子设为2.3,文献[6]的阈值设为0.35。如图16所示。第1行为有浅凹坑的图像实验结果。

对于浅凹坑,文献[1]的检测效果较好,如图16(b)所示,文献[3]和文献[6]的方法易受极端值影响,无法

提取出浅凹坑,如图 16(c)、(d)所示。对于良品电池,文献[1]的方法在保证低漏检率的同时,难以保证低误检率,如图 16(g)所示,文献[3]和文献[6]的方法受亮点

影响,出现了误检,如图 16(h)、(i)所示。由于本文提取的特征向量可以真实描述凹坑特征,并且排除了大量高频噪声的影响,所以能够区分浅凹坑和噪声。

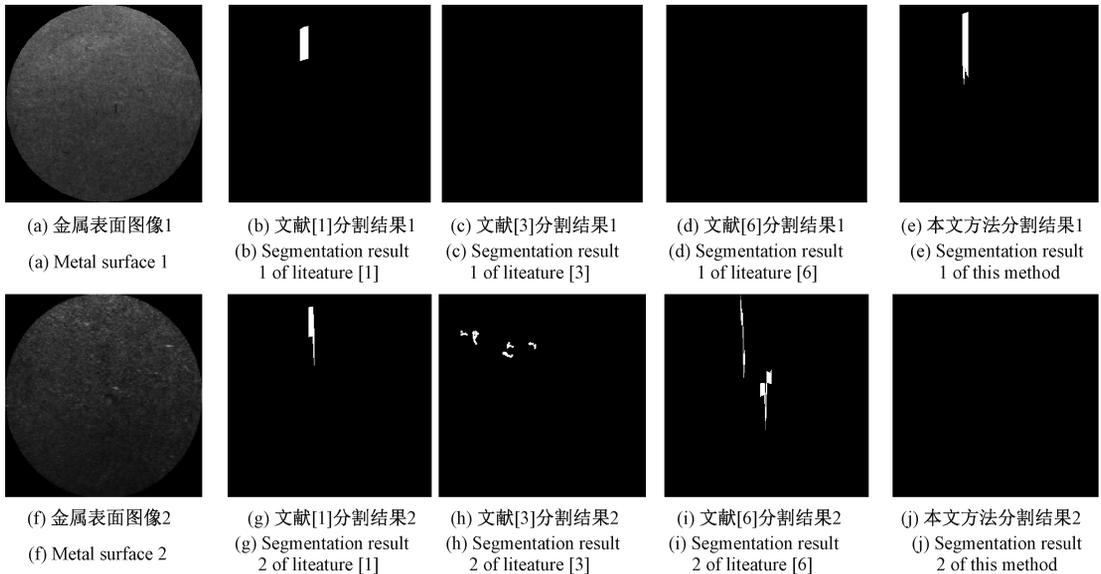


图 16 分割效果对比

Fig. 16 The comparison of segmentation results

7 结 论

本文针对圆柱锂电池端面浅凹坑的检测问题,根据浅凹坑和干扰信号的特征,提出了基于平均偏差特征和凹凸曲线段特征的凹坑检测算法,在自建图库进行了算法验证,得出如下结论:

1) 针对浅凹坑在某个光源角度下不能正确呈现导致漏检的问题,本文通过对同一个锂电池在不同光源角度下拍摄 6 张图像,让凹坑处形成明暗交替变化的特征,有效解决了浅凹坑呈现问题;

2) 根据噪声特点,利用基于奈奎斯特采样定理和滑动窗口对灰度分布曲线进行平滑,实验结果显示该方法为后续的浅凹坑特征提取起到了关键作用;

3) 采用时域平均和异常值剔除方法建立基准面图像,根据误差分析理论,提取出灰度分布曲线的平均偏差特征,结果证明该方法能有效解决浅凹坑对比度低的问题,也解决了金属表面边缘处凹坑的漏检问题;

4) 为了进一步区分浅凹坑和噪声,从方法基本原理出发,着重介绍了凹凸曲线段合并算法,同时对光照不均匀进行了校正,提取出的具有辨别力的峰谷差和宽度比特征数据能够满足本文的检测需求;

5) 将平均偏差、峰谷差和宽度比输入到建立好的 BP 神经网络模型中进行训练,通过对现场采集的图像进行测试,结果表明本文算法没有漏检误检,可广泛应用于强干扰信号下弱信号的在线检测问题。

参考文献

- [1] 苑玮琦,郭绍陶. 圆柱型覆膜锂电池圆周面凹坑检测方法研究[J]. 仪器仪表学报,2020,41(2):146-156.
YUAN W Q, GUO SH T. Research on the detection method of pit on the cylindrical surface of cylindrical coated lithium battery[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(2): 146-156.
- [2] 朱慧. 圆柱形锂电池端面缺陷检测方法研究[D]. 沈阳:沈阳工业大学,2019.
ZHU H. Research on detection method of end face defect in cylindrical lithium battery[D]. Shenyang: Shenyang University of Technology, 2019.
- [3] 贺振东,王耀南,刘洁,等. 基于背景差分的高铁钢轨表面缺陷图像分割[J]. 仪器仪表学报,2016,37(3):640-649.
HE ZH D, WANG Y N, LIU J, et al. Background differencing-based high-speed rail surface defect image segmentation[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(3): 640-649.
- [4] CHEN T, WANG Y, XIAO C, et al. A machine vision apparatus and method for can-end inspection[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2016, 65(9):1-12.
- [5] GAN J, WANG J, YU H, et al. Online rail surface inspection utilizing spatial consistency and continuity[J].

- IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2020, 50(7):2741-2751.
- [6] LI W B, LU C H, ZHANG J C. A lower envelope Weber contrast detection algorithm for steel bar surface pit defects [J]. Optics & Laser Technology, 2013, 45: 654-659.
- [7] 闵永智,岳彪,马宏锋,等.基于图像灰度梯度特征的钢轨表面缺陷检测[J].仪器仪表学报,2018,39(4):220-229.
MIN Y ZH, YUE B, MA H F, et al. Rail surface defects detection based on gray scale gradient characteristics of image [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(4): 220-229.
- [8] YU H, LI Q, TAN Y, et al. A coarse-to-fine model for rail surface defect detection [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2018, 3:1-11.
- [9] HUI Z, JIN X, WU Q, et al. Automatic visual detection system of railway surface defects with curvature filter and improved gaussian mixture model [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2018, 67 (7): 1593-1608.
- [10] 陈昊,张奔,黎明,等.基于图像光流的轴承滚子表面缺陷检测[J].仪器仪表学报,2018,39(6):198-206.
CHEN H, ZHANG B, LI M, et al. Surface defect detection of bearing roller based on image optical flow [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(6): 198-206.
- [11] LIU K, WANG H, CHEN H, et al. Steel surface defect detection using a new Haar-Weibull-variance model in unsupervised manner [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2017, 66 (10): 2585-2596.
- [12] SUN J, WANG P, LUO Y K, et al. Surface defects detection based on adaptive multiscale image collection and convolutional neural networks [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019: 1-11.
- [13] REN R, HUNG T, TAN K C. A generic deep-learning-based approach for automated surface inspection [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2018, 48 (3): 929-940.
- [14] CANNY J. A computational approach to edge detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, PAMI-8(6):679-698.
- [15] LIU K, ZHOU F Q, ZHANG G J. Radius constraint least-square circle fitting method and error analysis [J]. Journal of Optoelectronics Laser, 2006, 17 (5): 604-607.
- [16] HUBER, PETER J. Robust regression: Asymptotics, conjectures and monte carlo [J]. The Annals of Statistics, 1973, 1(5):799-821.
- [17] NYQUIST, H. Certain topics in telegraph transmission theory [J]. Proceedings of the IEEE, 1928, 90 (2): 280-305.
- [18] LOAN G. An analysis of the total least squares problem [J]. SIAM Journal on Numerical Analysis, 1980, 17(6):883-893.
- [19] MU H, QI D, ZHANG M. Edge detection of wood image with rot based on bp neural network [J]. Journal of Convergence Information Technology, 2013, 8 (2): 506-513.
- [20] 戚大伟,牟洪波.基于Hu不变矩和BP神经网络的木材缺陷检测[J].东南大学学报(自然科学版),2013,43(S1):63-66.
QI D W, MU H B. Detection of wood defects types based on Hu invariant moments and BP neural network [J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2013,43 (S1):63-66.

作者简介



郭绍陶(通信作者),2011年于大连理工大学城市学院获得学士学位,2014年于沈阳工业大学获得硕士学位,现为沈阳工业大学视觉检测技术研究所博士研究生,主要研究方向为机器视觉检测和生物特征识别。
E-mail: 381592719@qq.com

Guo Shaotao (Corresponding author) received her B.Sc. degree from City Institute, Dalian University of Technology in 2011, and received her M.Sc. degree from Shenyang University of Technology in 2014. She is currently a Ph.D. candidate in Computer Vision Group at Shenyang University of Technology. Her main research interests include machine vision detection and biometric identification.



苑玮琦,1982年于湖南大学获得学士学位,分别于1988年和1997年于东北大学获得硕士和博士学位,现为沈阳工业大学教授、博士生导师,主要研究方向为机器视觉检测和生物特征识别。
E-mail: yuan60@126.com

Yuan Weiqi received his B.Sc. degree from Hunan University in 1982, and received his M.Sc. degree and Ph.D. degree both from Northeastern University in 1988 and 1997, respectively. He is currently a professor and a Ph.D. advisor at Shenyang University of Technology. His main research interests include machine vision detection and biometric identification.