

基于双高斯纹理滤波模板和极值点韦伯对比度的圆柱锂电池凹坑缺陷检测

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, 辽宁沈阳 110870; 2. 辽宁省机器视觉重点实验室, 辽宁沈阳 110870)

摘要: 本文针对圆柱锂电池表面图像具有亮度不均匀、金属表面反射不均、氧化锈斑和高亮噪声点等问题, 提出一种基于机器视觉的解决方案. 采用定义的双高斯纹理滤波模板与图像进行卷积, 提取图像每列的灰度分布曲线, 采用定义的极值点韦伯对比度选择曲线上突变点的阈值, 根据先验知识筛选出凹坑候选区域, 利用区域特征和灰度特征排除非凹坑纹理. 测试结果表明, 所提方法的拒真率(false rejection rate)和认假率(false accept rate)分别为5.49%和5.38%, 亮度不均匀和金属表面反射不均没有对凹坑检测产生影响.

关键词: 双高斯纹理滤波模板; 极值点韦伯对比度; 圆柱锂电池; 凹坑; 灰度分布曲线; 机器视觉

中图分类号: TP391.41; TH165 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2022)03-0637-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.12263/DZXB.20210240

Pit Defect Detection of Cylindrical Lithium Battery Based on Double Gaussian Texture Filtering Template and Extreme Point Weber Contrast

GUO Shao-tao^{1,2}, YUAN Wei-qi^{1,2}

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

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

Abstract: A solution based on machine vision is proposed to solve the problems of surface image of cylindrical lithium battery, such as uneven brightness, uneven reflection on metal surface, oxidation rust spots and highlighting noise points. A defined double Gaussian texture filtering template was used to convolve with the image. The grayscale distribution curve of each column of the image was extracted. The extraction threshold of the discontinuous point on the grayscale distribution curve was calculated by using the defined extreme point Weber contrast. The candidate pit regions were screened out according to the prior knowledge. The non-pit textures were excluded by using region features and gray value features. The test results indicate the false rejection rate (FRR) and false accept rate (FAR) are 5.49 percent and 5.38 percent respectively. And the uneven brightness and uneven reflection had no effect on pit detection.

Key words: double Gaussian texture filtering template; extreme point Weber contrast; cylindrical lithium battery; pit; grayscale distribution curve; machine vision

1 引言

由于生产工艺不当而导致圆柱锂电池底部金属表面受到挤压而形成凹坑缺陷, 其实际深度为0.1~0.5 mm, 直径为1~3 mm. 凹坑形状多样、尺寸不一、深浅不同. 凹坑严重影响锂电池的使用性能和寿命, 因此凹坑是圆柱锂电池缺陷检测的重要指标之一.

由于人工检测存在低效率、高误检率和高漏检率等问题, 基于机器视觉的检测算法应运而生. 从目前掌握的文献来看, 针对圆柱锂电池底部金属表面凹坑检测方法的研究很少. 朱慧^[1]提出了基于 3σ 准则和形态学提取电池端面凹坑的方法, 该方法无法检测出视觉上不明显的浅凹坑, 且没有排除噪声的干扰. 本文对基于机器视觉的金属表面凹坑检测相关研究进行文献检

索发现,当前的算法虽然取得了较好的效果,但是并不完全适用于本文主要研究的浅凹坑缺陷,原因如下:

(1) 目前的方法主要依赖图像的灰度值^[2-4],当采集到的图像背景亮度不均衡时,亮度变化小的凹坑会被背景淹没.贺振东等^[4]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,与原始图像相减得到差分图像,采用自适应阈值分割法提取出缺陷,该方法的检测效果取决于所设定阈值的大小,过低的阈值会造成漏检,过高的阈值会产生大量噪声,对锈迹等抗干扰能力较弱;

(2) 目前的方法很多依赖相邻像素的灰度差^[5-8],无法分割出亮度变化范围小,与背景的亮度对比度低的浅凹坑.苑玮琦等^[8]提出一种基于灰度差分模型的锂电池圆周边凹坑检测方法,该方法取得了较好的检测效果,但是由于本文金属表面的反射不均,使得该方法不能很好地检测本文的研究对象;

(3) 目前的方法对弱信号的提取有效性不高^[9-12],不能同时检测深度不同的凹坑.文献^[9]建立了哈尔-威布尔方差模型,用局部斑块的哈尔特征代替局部梯度幅值特征,这种方法很难检测出渐变强度或低对比度的缺陷;

(4) 近年来,基于深度学习的检测方法^[13-15]取得了良好的效果,然而,因为在工业生产线上收集和标记大量的缺陷样品比较费时,并且相关方法高度依赖数据集,所以很少应用于实际检测中.

综上所述,目前关于圆柱锂电池底部凹坑检测的研究很少,本文提出一种基于双高斯纹理滤波模板和极值点韦伯对比度的检测算法,对于光照不均匀、金属表面反射不均及干扰纹理等情况具有较好的鲁棒性,有效提升了凹坑检测效果.

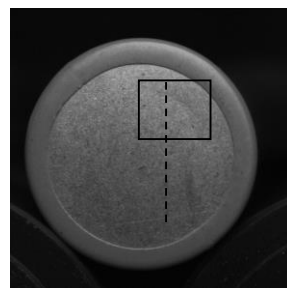
2 浅凹坑特征分析

浅凹坑凹陷程度非常小,轮廓模糊,人眼很难分辨,如图1(a)矩形框标注所示.图1(b)为黑色虚线灰度分布曲线,可见,正常区域的亮度变化很小,相邻像素之间的灰度值有不同幅度的波动,浅凹坑与周围邻域的对比度低,灰度值呈先减小后增大的变化趋势,亮斑纹理灰度值比其邻域的灰度值略高,暗斑纹理灰度值比其邻域的灰度值略低,近乎相等.整幅图像灰度分布不均匀,存在很多高频噪声,不能使用传统的缺陷检测方法检测凹坑.

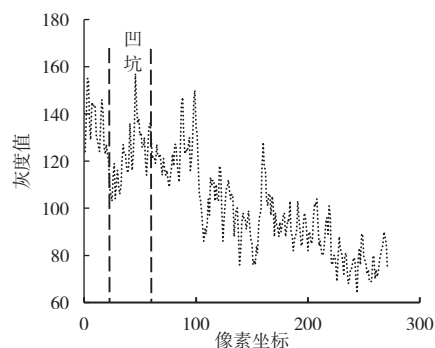
综上所述,在一定的局部区域内,凹坑与背景具备一定的灰度差,因此,提出了一种基于底部金属表面反射特性的凹坑检测方法.

3 圆柱锂电池底部金属表面凹坑检测算法

利用近似于凹坑形状的双高斯纹理滤波模板与图



(a) 浅凹坑



(b) 灰度分布曲线

图1 浅凹坑及灰度分布曲线

像做卷积,在一定程度上削弱图像中不必要的高频信息,突出凹坑特征;找到卷积后所得的图像每列中具有最大韦伯对比度的像素点,确定凹坑候选区域;根据区域特征和灰度特征排除非凹坑纹理,完成检测,如图2所示.

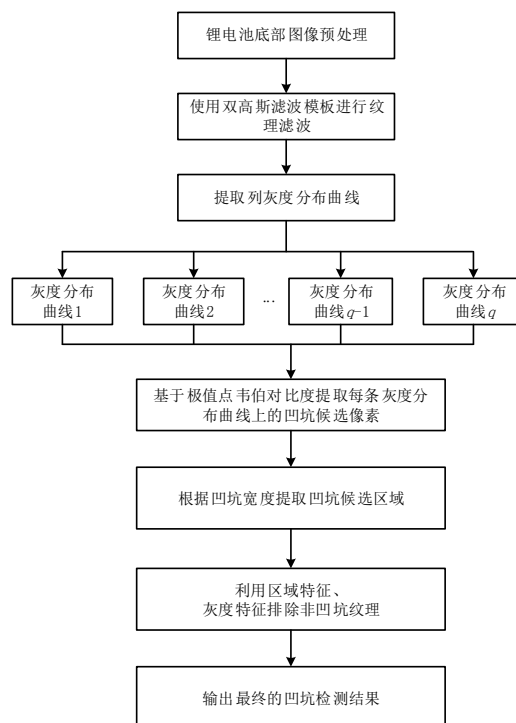


图2 凹坑检测算法流程

3.1 图像预处理

利用 Canny 边缘检测算子^[16]、最小二乘圆拟合法^[17]和 Huber 函数^[18]分割出底部金属表面图像 $I(x, y)$.

3.2 双高斯纹理滤波模板的定义和使用

从图 1(b)可以看出,凹坑的灰度分布曲线有一个谷值和一个峰值,为了设计出可以满足不同形状和不同尺寸的凹坑的核函数,本文采用由反向的钟形高斯曲线和正向的钟形高斯曲线组合的方式,通过调节改进的高斯函数的参数,设计出具有凹坑纹理结构特征的滤波模板,将其与图像进行卷积运算,可以在抑制图像中不必要的纹理信息的同时,突出凹坑纹理. 本文设计的纹理滤波模板定义为由 $m \times n$ 个数排成的矩阵 A :

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中, m 和 n 的取值应该以能滤掉高频噪声且能保留凹坑内部对比度为原则. n 的大小取决于凹坑的宽度,若 n 值过大,会导致浅凹坑被过度平滑,降低了局部对比度,所以, n 需要等于图库中最小的凹坑宽度,取值为 9. m 的大小取决于图库中凹坑的最小高度,取值为 14.

根据对凹坑纹理的结构分析,矩阵 A 中各分量值按照式(2)改进的双高斯函数等距采样生成.

$$g(i, j) = -a_1 e^{-\frac{(j-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}} + a_2 e^{-\frac{(j-\mu_2)^2}{2\sigma_2^2}} \quad (2)$$

其中 $g(i, j)$ 为当 $i \in [1, m]$, $j \in [1, n]$ 时的函数值; a_1 和 a_2 为正数,分别决定了曲线的谷值和峰值的幅度,通过统计图库中凹坑区域的灰度分布曲线中谷值和峰值的幅度比值发现,最小的比值为 1.2,所以, a_1 取值为 1, a_2 取值为 1.2. σ_1 和 σ_2 为高斯函数的标准差,随着 σ_1 和 σ_2 的增大,平滑效果越好,通过测试对噪声的平滑效果,最终选取 $\sigma_1=1, \sigma_2=4$. μ_1 和 μ_2 为高斯函数的两个均值,分别决定了曲线谷值和峰值的位置,本文根据凹坑暗斑和亮斑分别对应的灰度分布曲线长度的比值求得, $\mu_1=2.5, \mu_2=9.5$.

按照上述分析,构建的双高斯函数如图 3 所示.

将生成的双高斯纹理滤波模板 $A_{m \times n}$ 与金属表面图像 $I(x, y)$ 进行卷积运算,得到图像 $I'(x, y)$.

3.3 极值点韦伯对比度的定义和使用

为了提高浅凹坑的检测率,本文引入人眼视觉感官特征,以韦伯定律^[7]为基础,提出一种新的方法,称为极值点韦伯对比度(Extreme Point Weber Contrast, EPWC).

(1) 沿竖直方向提取灰度分布曲线,每条曲线之间间隔 2 个像素.

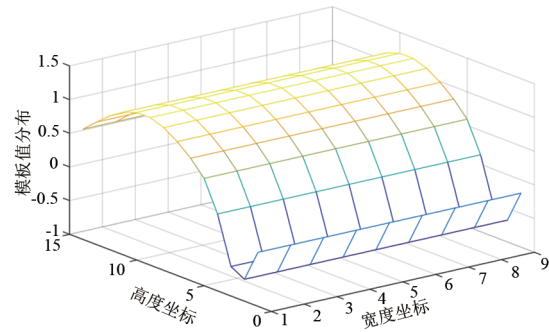


图 3 双高斯函数示意图

(2) 为了减少噪声点影响,用高斯函数平滑一维函数 $G(u, v)$,平滑参数取值为 2.

(3) 用函数 $G(u, v)$ 表示每列的灰度分布曲线函数, (u, v) 表示像素位置,其中 v 表示数据所处图像行, u 为数据所处图像列,曲线上存在多个极值,而凹坑区域内的极大值和极小值的差值比较大,所以本文定义的极小值点 (u, v_c) 处的极值点韦伯对比度 $EC(u, v_c)$ 如式(3)所示:

$$EC(u, v_c) = \frac{G(u, v_i) - G(u, v_c)}{G(u, v_c) + 1} \quad (3)$$

其中 $G(u, v_i)$ 代表在一条竖直灰度分布曲线上的某个极大值, $G(u, v_c)$ 代表与 $G(u, v_i)$ 相邻的极小值,根据光源照射方向可知, $i > c$ 且 $EC(u, v_c) > 0$.

根据上述分析可知,凹坑区域内 EC 值应为最大值,计算每条灰度分布曲线上的极小值点处的韦伯对比度,得到最大的韦伯对比度 $EC_{\max}(u, v_c)$,将其与阈值 T_1 进行比较,并求出该列的所有大于 0 的韦伯对比度均值 M ,将 $EC_{\max}(u, v_c)$ 与 M 进行比较,这样可以减少噪声点造成的误检,如式(4)所示.

$$\begin{cases} EC_{\max}(u, v_c) > T_1 \text{ and } EC_{\max}(u, v_c) > t \times M, \text{ True} \\ EC_{\max}(u, v_c) \leq T_1 \text{ and } EC_{\max}(u, v_c) \leq t \times M, \text{ False} \end{cases} \quad (4)$$

其中 t 为调整常数, T_1 和 t 的取值将通过实验获得, True 表示像素点 (u, v_c) 是凹坑区域的候选极小值点, False 表示该条灰度分布曲线上没有凹坑候选像素点.

(4) 根据上一步骤中求得的极小值点 (u, v_c) , 求出与其相邻的极大值点 (u, v_i) , 通过式(5)、式(6)得到凹坑候选像素在灰度分布曲线上的起始位置 r_s 和终止位置 r_e , 则在此区间内的像素即为凹坑候选像素.

$$r_s = v_c \quad (5)$$

$$r_e = v_i + 12 \quad (6)$$

(5) 对判断为有凹坑的曲线标记为 1, 根据凹坑宽度范围, 定义若有大于 3 条且小于 106 条相邻曲线都被标记为 1, 则认为该区域为凹坑候选区域 U .

3.4 排除非凹坑纹理

凹坑候选区域可能含有氧化锈斑、焊穿等非凹坑

纹理,这些干扰纹理在竖直方向上会产生较大的EPWC,被误检为凹坑,排除非凹坑纹理步骤如下:

(1) 将区域 U 映射回金属表面图像 $I(x, y)$.

(2) 根据先验知识,若区域 U 与图像中心点的最大距离小于 42 个像素,则为焊穿纹理;若区域 U 的高度大于 91 个像素或小于 14 个像素,则为非凹坑纹理;区域 U 中的最大灰度值小于 92,则为非凹坑纹理.

(3) 由于凹坑亮斑上下邻域存在一定的对比度,而非凹坑纹理的上下邻域的对比度较低,根据这个特征,将区域 U 映射回图像 $I'(x, y)$,提取区域垂直方向上中线的灰度分布曲线,计算两个连续的极小值点的极值点韦伯对比度 $EC(A)$,和极大值点与相邻的下一个极小值点的极值点韦伯对比度 $EC(C)$,根据式(7)判断区域 U 是否为真正的凹坑.

$$U \in \begin{cases} \text{是凹坑, } EC(A) > T_2 \text{ and } EC(C) > T_3 \\ \text{非凹坑, 其他} \end{cases} \quad (7)$$

其中 T_2 和 T_3 是韦伯对比度阈值,将通过实验获得.

4 实验结果与分析

4.1 测试环境

测试本文算法实验的软件平台为 Visual Studio C++ 2010,所使用的计算机处理器型号为 Intel i7-4790,4核,主频为 3.60 GHz,内存为 8 GB,操作系统为 Windows 7 64 位.

4.2 实验图库的建立

本文基于真实生产现场环境自行建立了一个 18650 圆柱锂电池底部金属表面图像数据库 SUT-BYE,为了保证凹坑的完整度和清晰度,本系统对每个电池等角度 60° 拍摄 6 张图片,每张图片分辨率为 600×540 . 将 SUT-BYE 分成两个子图库:凹坑图库 SUT-BYE-B (209 个电池,共 1254 张图片)和良品图库 SUT-BYE-G (110 个电池,共 660 张图片).

4.3 算法评价指标

算法评价指标如下:

$$FRR = (NFR/NLA) \times 100\% \quad (8)$$

$$FAR = (NFA/NIA) \times 100\% \quad (9)$$

其中 FRR 为拒真率,即有凹坑的锂电池被误检为良品的比率;FAR 为认假率,即良品锂电池被误检为有凹坑锂电池的比率;NFR 为有凹坑的锂电池被检测为良品锂电池的个数;NLA 为有凹坑的锂电池的总数;NFA 为良品锂电池被检测为有凹坑锂电池的个数;NIA 为良品锂电池的总数. 对于图库 SUT-BYE-B,同一个电池的 6 张图片中至少有一张检测为有凹坑视为一次检测成功;对于图库 SUT-BYE-G,同一个电池的 6 张图片中至少有一张检测为有凹坑视为一次误检.

4.4 算法关键参数的确定

4.4.1 阈值 T_1 和调整系数 t 的确定

T_1 和 t 的大小将决定凹坑候选像素提取的准确性,对图库 SUT-BYE-B 中的所有电池进行测试,如表 1 所示,当 $T_1=0.13, t=3.6$ 时,满足在不漏掉凹坑候选像素的情况下噪声最少.

表 1 T_1 和 t 不同取值时的 FRR/%

$T_1 \backslash t$	0.10	0.12	0.13	0.19	0.23	0.25
3.0	0.00	0.00	0.00	0.00	0.47	1.43
3.4	0.00	0.00	0.00	0.47	0.47	1.43
3.6	0.00	0.00	0.00	0.47	0.47	1.43
3.7	0.47	0.47	0.47	0.47	0.95	1.43

4.4.2 阈值 T_2 和 T_3 的确定

T_2 和 T_3 决定了排除非凹坑纹理的能力,在确定的阈值 T_1 和调整系数 t 下,本文对图库 SUT-BYE 的所有电池进行测试,如表 2 所示.

表 2 T_2 和 T_3 不同取值时的 FRR/% 和 FAR/%

T_2/T_3	FRR/%	FAR/%
0.10/0.06	3.92	5.38
0.11/0.05	3.92	6.15
0.11/0.06	4.70	5.38
0.12/0.05	4.71	6.15
0.12/0.06	5.49	5.38
0.12/0.07	6.67	5.38

可见, $T_2=0.12, T_3=0.06$ 能保证 FRR 与 FAR 的平衡,可获得最佳检测性能:拒真率是 5.49%,认假率是 5.38%.

4.5 与其他方法比较

将本文方法与其他表面凹坑检测方法进行了对比实验及分析. 实验过程中,所有参数的选择都是按照 4.4 节的方法获得的. 有凹坑的图像实验结果如图 4 所示,良品图像实验结果如图 5 所示,从第一列到第六列依次为原始图像、金属表面图像、文献[4]方法分割效果图、文献[6]方法分割效果图、文献[7]方法分割效果图以及本文方法分割效果图. 表 3 为 FRR 和 FAR 的对比结果.

实验结果表明,其他方法由于受限于局部特性和参数大小,没有充分考虑凹坑和非凹坑纹理的特征,导致检测效果不佳,本文方法定义了可以真实描述凹坑灰度突变特征的极值点韦伯对比度,并且通过定义的双高斯纹理滤波模板增强了凹坑灰度特征,能够消除光照不均和反射不均的影响,能排除一定的干扰纹理,所以能够比较完整地分割出不同深度不同尺寸的凹坑,得到了较好的检测结果.

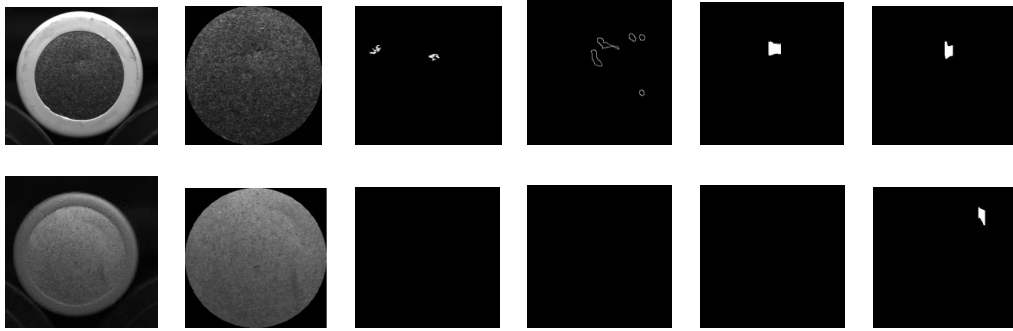


图4 凹坑图像分割效果对比



图5 良品图像分割效果对比

表3 算法性能指标对比

算法	FRR	FAR
文献[4]	5.74	6.36
文献[6]	8.22	15.45
文献[7]	14.46	10.91
本文	5.49	5.38

5 结论

本文在分析圆柱锂电池底部金属表面凹坑图像特征的基础上,提出了基于双高斯纹理滤波模板和极值点韦伯对比度的凹坑检测算法,在自建的图库上进行了验证,得出以下结论:

(1) 本文方法不受锂电池壳体材料的限制,能够解决图像亮度不均、金属表面反射不均对检测的影响;

(2) 定义的双高斯函数作为图像卷积核函数,计算简单,在对图像进行平滑降噪的同时保留了凹坑的灰度突变特征;

(3) 本文将韦伯定律应用于图像特征引起的视觉刺激,根据金属表面反光特点,能够准确地提取出不同尺寸、不同深度的凹坑区域,并对噪声具有一定的抗干扰性;

(4) 本文方法可以广泛应用于光照不均匀和反射不均匀的情况下,目标与背景灰度差异较小的微弱信号的检测问题,具有普适性和实际应用价值。

参考文献

- [1] 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.
- [2] HE Z D, WANG Y N, YIN F, et al. Surface defect detection for high-speed rails using an inverse P-M diffusion model [J]. *Sensor Review*, 2016, 36(1): 86-97.
- [3] 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.
- [4] 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 Zhen-dong, WANG Yao-nan, LIU Jie, et al. Background differencing-based high-speed rail surface defect image segmentation[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2016, 37(3): 640-649. (in Chinese)
- [5] WANG J, LI Q, GAN J, et al. Surface defect detection via entity sparsity pursuit with intrinsic priors[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2020, 16(1): 141-150.
- [6] LIU L, GUO C, WANG L, et al. Nondestructive visualization and quantitative characterization of defects in silicone polymer insulators based on laser shearography[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2019, 19(15): 6508-6516.
- [7] 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.
- [8] 苑玮琦, 郭绍陶. 圆柱型覆膜锂电池圆周边凹坑检测方法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2020, 41(2): 146-156.
YUAN Wei-qi, GUO Shao-tao. 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. (in Chinese)
- [9] 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.
- [10] 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 Yong-zhi, YUE Biao, MA Hong-feng, 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. (in Chinese)
- [11] SU B, CHEN H, ZHU Y, et al. Classification of manufacturing defects in multicrystalline solar cells with novel feature descriptor[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2019, 68: 1-14.
- [12] 曹义亲, 刘龙标. 基于缺陷比例限制的背景差分钢轨表面缺陷检测方法[J]. *计算机应用*, 2020, 40(10): 3066-3074.
CAO Yi-qin, LIU Long-biao. Rail surface defect detection method based on background differential with defect proportion limitation[J]. *Journal of Computer Applications*, 2020, 40(10): 3066-3074. (in Chinese)
- [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] JE-KANG P, BAE-KEUN K, JUN-HYUB P, et al. Machine learning-based imaging system for surface defect inspection[J]. *International Journal of Precision Engineering & Manufacturing Green Technology*, 2016, 3(3): 303-310.
- [15] GUAN S, LEI M, LU H. A steel surface defect recognition algorithm based on improved deep learning network model using feature visualization and quality evaluation[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 49885-49895.
- [16] CANNY J. A computational approach to edge detection[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1986, 8(6): 679-698.
- [17] SHAKARJI C M. Least-squares fitting algorithms of the NIST algorithm testing system[J]. *Journal of Research of the National Institute of Standards and Technology*, 1998,

103(6): 633-641.

- [18] HUBER P J. Robust regression: asymptotics, conjectures and Monte Carlo[J]. *The Annals of Statistics*, 1973, 1(5): 799-821.

作者简介



郭绍陶 女, 1989年生于辽宁鞍山. 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



苑玮琦 男, 1960年生于辽宁辽阳. 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