

# 基于扇形邻域差异直方图的匣钵裂纹检测

徐德刚\*, 李翔鑫, 阳春华, 桂卫华

中南大学信息科学与工程学院, 湖南 长沙 410083

**摘要** 针对匣钵底面裂纹图像背景复杂, 裂纹分布密集、断续严重, 裂纹特征不明显, 从而导致裂纹提取难度大的问题, 提出了一种基于扇形邻域差异直方图的匣钵裂纹检测方法。根据裂纹像素点的空间聚集特征和方向特征, 构造多尺度、多方向扇形滤波器; 通过计算扇形滤波器与图像卷积的结果, 获取能够反映裂纹分布概率特征的扇形邻域差异直方图; 提取裂纹分布概率特征, 并根据裂纹像素点和非裂纹像素点在该特征上的差异, 实现裂纹提取; 最后, 提出基于裂纹全局及局部的长度和分布面积特征融合的指标, 对匣钵龟裂程度进行评估。实验结果表明, 该算法对匣钵底面上各种类型的裂纹都能实现良好的提取效果, 正确率和召回率均可达到 90% 以上, 优于现有其他较好的裂纹提取方法, 龟裂程度评估方法的评估结果也与人的主观评估结果一致。

**关键词** 机器视觉; 特征提取; 扇形邻域; 匣钵裂纹; 直方图

中图分类号 TP391.4

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.0815018

## Crack Extraction from Sagger Bottom Based on Sector Neighborhood Difference Histogram

Xu Degang\*, Li Xiangxin, Yang Chunhua, Gui Weihua

College of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha, Hunan 410083, China

**Abstract** The image background of the crack on the sagger bottom is complicated, the distribution of cracks is dense and intermittent, and characteristics of cracks are not obvious, so crack extraction of the sagger bottom is difficult. To solve the problems, a method for detecting sagger cracks based on sector neighborhood difference histogram is proposed. A multi-scale, multi-direction sector filter is constructed according to the spatial clustering characteristic and directional characteristic of the crack pixels. By calculating the convolution of the filters with the image, a sector neighborhood difference histogram that can reflect the crack distribution probability feature is obtained. Crack extraction is realized depending on the difference in crack distribution probability characteristics between the crack pixels and non-crack pixels. Finally, the global and local length and distribution area characteristics of the cracks are integrated to evaluate the degree of cracking. The experimental results show that the proposed algorithm can achieve good extraction results for all types of cracks on the sagger bottom. The precision and recall of the algorithm can reach higher than 90%, which is better than some of the existing good methods for crack extraction. The assessment results of the method for assessing the severity of cracks are also basically the same as those of a person's subjective assessment.

**Key words** machine vision; feature extraction; sector neighborhood; sagger crack; histogram

**OCIS codes** 150.0155; 150.1835; 100.3008

## 1 引 言

三元锂电正极材料的生产一般用高温固相合成法, 高温下正极材料对匣钵具有腐蚀性, 用过数次的匣钵会存在不同程度的底面裂纹缺陷, 缺陷较严重

的匣钵需要及时更换, 否则会影响正极材料产品质量。近年来, 基于图像处理技术的裂纹检测研究取得了较为显著的研究进展。Kamaliardakani 等<sup>[1]</sup>对现有的裂纹检测方法进行总结并将其分为三大类, 分别为: 基于多分辨率的方法<sup>[2-7]</sup>, 如 Gabor 滤波<sup>[4]</sup>、

收稿日期: 2018-03-30; 修回日期: 2018-05-10; 录用日期: 2018-05-15

基金项目: 国家自然科学基金创新研究群体科学基金(61621062)、国家杰出青年科学基金(61725306)、国家自然科学基金应急管理重点项目(61751312)

\* E-mail: dgxu@csu.edu.cn

Wavelet-Radon<sup>[5]</sup>等方法对局部方向特性比较敏感,能较好地表示显著目标边缘及纹理等特征,可以用来提取裂纹;基于机器学习的方法,该方法通常先将目标图像分为多个较小的子块并提取特征,然后使用机器学习方法训练模型<sup>[8-13]</sup>,如 Oliveira 等<sup>[9]</sup>使用贝叶斯分类器,Gavilan 等<sup>[10]</sup>使用支持向量机训练分类模型,最后通过训练好的模型对待处理图像进行分类进而实现裂纹检测;基于灰度阈值的方法<sup>[14-19]</sup>,即以像素点灰度值大小为依据对像素点进行分类,Youquan 等<sup>[14]</sup>提出了一种基于多个阈值的裂纹图像分割方法,分别通过平均值、最大熵、最小误差和最小偏倚方法获取四个阈值并求出四个阈值的平均值,利用多向形态学方法从二值图像提取裂纹。张德津等<sup>[20]</sup>提出了一种基于空间聚集特征的沥青路面裂纹检测方法,利用机器学习方法中的思想,以子块图像为处理单元并对子块进行评估得到可置信度的裂缝候选区域,以裂缝候选区域为种子区域在去除噪声的同时合并连接断裂的裂缝,实现裂缝区域的检测。Yusuke 等<sup>[21]</sup>提出了一种稳健性较强的裂纹提取方法,通过差值法去除图像中的背景区域,得到裂纹和面积较小的噪声,基于 Hessian 矩阵的多尺度线性滤波器在滤除噪声的同时增强裂纹,结合实验证明了该方法较高的精确度和稳健性。

上述图像裂纹检测方法主要应用于混凝土表面裂纹检测,黑色锂电正极材料的黏连及煅烧次数的增加,导致匣钵底面裂纹图像背景更为复杂,裂纹分布密集、断续严重,裂纹特征不明显,从而使裂纹提取难度增大。与混凝土相比,匣钵形成的裂纹特性不同:混凝土裂纹往往较长且连续,分布密度低,线状特征明显;匣钵由于生产环境在高温和常温之间不停切换,一旦出现裂纹就表现为分布密集而复杂的龟裂纹,且黑色电极材料的附着会遮盖裂纹,导致

匣钵裂纹长度较短,粗细不一,线状特征不明显。裂纹背景也存在不同:混凝土背景的颜色均匀,纹理平滑,污渍与杂质稀少且与裂纹的区别明显;匣钵背景受高温以及正极材料腐蚀等因素的影响,颜色深浅不一,纹理粗糙且复杂多变,特别是黑色正极材料的附着导致一些背景区域表现出与裂纹相似的颜色与纹理特征,对裂纹提取造成很大干扰。裂纹提取结果的准确性和完整性直接决定最终龟裂等级评估结果的准确性。

本文通过分析匣钵裂纹图像特点,将一幅包含裂纹的匣钵底面图像分解为三部分:1)裂纹,即最终需要检测出来的内容,属于图像中的细节内容;2)背景,即图像的主要组成部分,图像中的大面积变化不显著区域,属于图像中的非细节内容;3)噪声。算法主要流程:对原图像进行预处理,获取背景均一的含裂纹和噪声的图像;通过形态学闭运算将提取过程中断裂的裂纹连接起来;根据裂纹像素点的空间聚集特征和方向特征,设计多方向、多尺度的扇形滤波器,通过处理多个扇形滤波器与图像的卷积结果得到扇形邻域差异直方图,提取裂纹分布概率特征,实现裂纹像素点与噪声像素点的有效分离;基于提取到的裂纹定义匣钵龟裂程度评估指标,实现裂纹严重等级划分评估。

## 2 匣钵底面图像预处理

### 2.1 细节提取

由于光照不均、表面颜色差异等因素的影响,无法直接将裂纹和噪声从复杂的匣钵图像背景中分割出来,如图 1 所示。考虑到背景属于图像的非细节内容,而裂纹和噪声属于图像的细节内容,根据这一差异,可以选择合适的方法将裂纹和噪声从背景中提取出来。

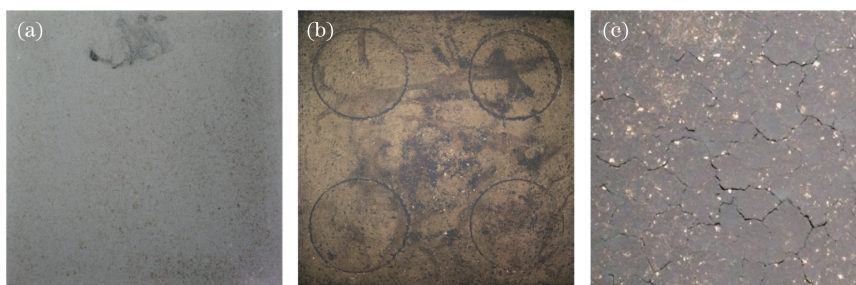


图 1 (a)新匣钵底面;(b)使用数次后的无缺陷匣钵;(c)使用数次后带有裂纹的匣钵  
Fig. 1 (a) New sagger bottom; (b) defect-free sagger after usage for a few times;  
(c) sagger with cracks after usage for a few times

通过中值滤波去除裂纹和噪声得到原图像背景,然后将原图像背景与原图像相减得到背景均一的包含裂纹和噪声的图像,选用的中值滤波器尺寸为最大裂缝宽度的 2~3 倍,此时能保证在过滤所有裂纹的同时滤去面积较大的噪声,并且将绝大部分背景区域(灰度值缓慢变化的区域)保留下来,使得相减运算在提取到所有裂纹的同时有相对均一的背景,有利于后续分割操作。选取的中值滤波器尺寸为 15 pixel×15 pixel,其中匣钵底面图片的尺寸为 1000 pixel×1000 pixel,具体操作如下:

$$I_s(x_i) =$$

$$\max \begin{cases} \text{median}_{x_j \in R_i} I_0(x_j) - I_0(x_i) \\ 0 \end{cases}, \quad (1)$$

式中: $I_0(x)$ 表示像素点  $x$  的灰度值, $R_i$  表示像素  $x_i$  的邻域。图 2(c)所示为提取操作结果。图 2(d)为匣钵底面裂纹图像处理后某一行像素点对应的灰度值,更加直观地反映了图像减处理对原图像的灰度校正效果以及裂纹的提取效果。该方法所使用的大尺寸中值滤波器虽然无法去除一些面积较小的噪声如椒盐噪声,但是可以最大程度地保留裂纹信息,这是该方法的主要目的,噪声将通过第 3 节的方法予以去除。

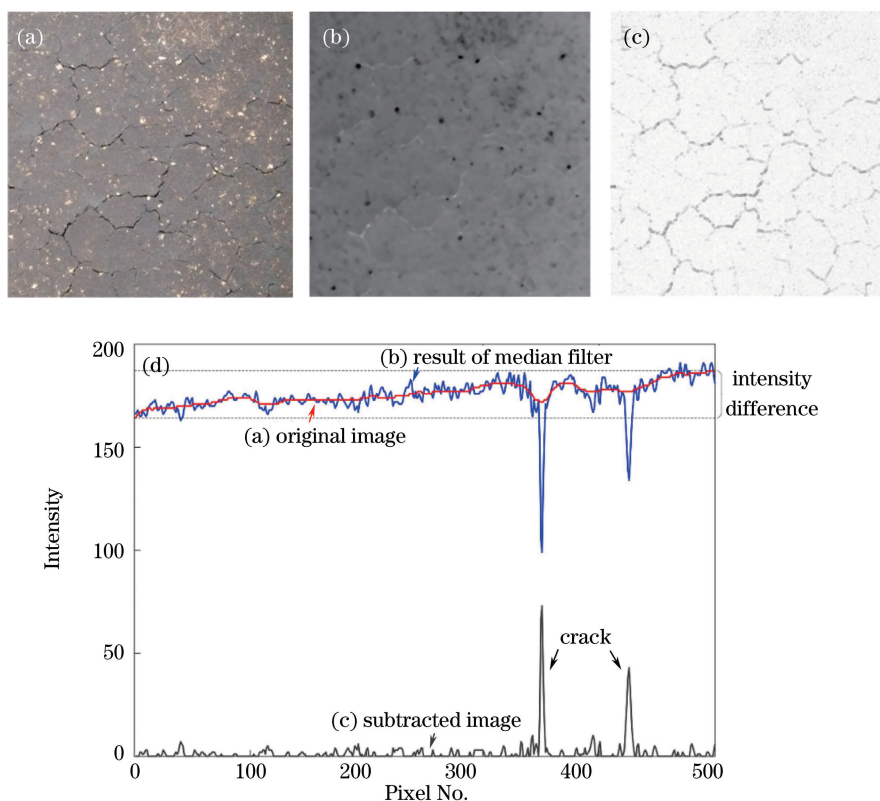


图 2 (a)匣钵底面裂纹原图像;(b)中值滤波结果;(c)作差并反相后得到的细节图像;(d)图像减处理效果示意图

Fig. 2 (a) Original image of sagger bottom crack; (b) result of median filtering;

(c) detailed image after subtraction and phase inversion; (d) effect of image subtraction process

## 2.2 阈值分割与形态学运算

根据匣钵底面裂纹像素点的统计特征可知,裂纹与图像的像素总数的比值较小,且裂纹灰度与背景形成了对比。对于匣钵底面图像的分割,采用 P-tile 算法<sup>[22]</sup>。P-tile 算法的原理为:以提取灰度值偏小的裂纹为例,选择灰度图像的灰度阈值  $T$ ,使得灰度值小于等于  $T$  的图像面积不大于图像总面积的  $1/p$ ,灰度值小于  $T+1$  的图像面积大于图像总面积的  $1/p$ 。对  $I_s$  采用该算法获取分割阈值  $T$ ,具体操作如下:

$$\begin{cases} \sum_{n=0}^T \text{hist}(n) \leq \frac{1}{p} \times H \times W \\ \sum_{n=0}^{T+1} \text{hist}(n) > \frac{1}{p} \times H \times W \end{cases}, \quad (2)$$

式中: $H$  为图像高度, $W$  为图像宽度,hist 为图像的灰度直方图。对于裂纹图像,文献[18]验证得到合适的面积比例即  $1/p$  值为 0.1~0.2,本文选取的值为 0.16,通过该值确定图 3(b)的分割阈值为 12。对图 3(b)进行阈值分割的效果如图 3(c)所示,通过与原图对比可以看出:使用该方法确定的阈值进行图

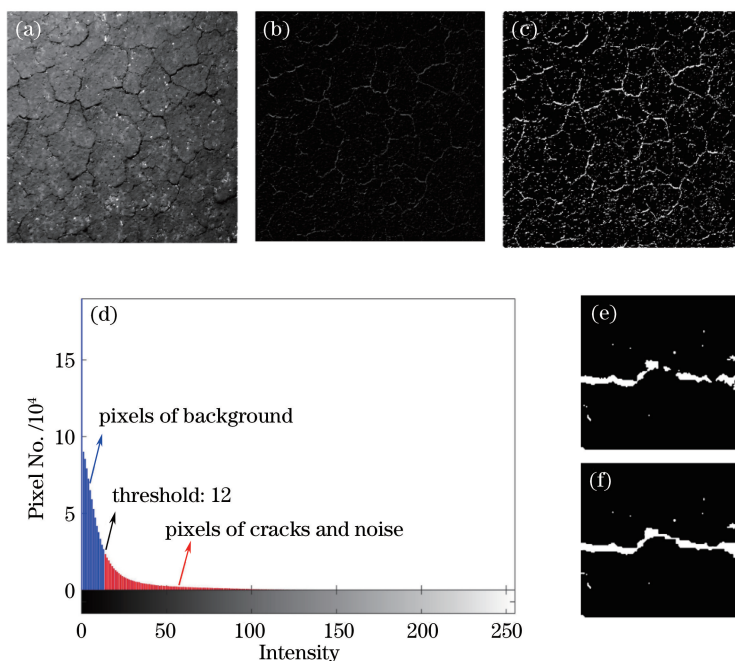


图 3 (a)匣钵底面裂纹原图像;(b)图像减处理结果;(c)阈值分割结果;(d)图(b)的灰度直方图;  
(e)闭运算操作前效果;(f)闭运算操作后效果

Fig. 3 (a) Original image of sagger bottom crack; (b) result of image subtraction process; (c) result of threshold segmentation; (d) gray histogram of (b); (e) effect before close operation; (f) effect after close operation

像分割得到的裂纹比较完整,其中包含的噪声将通过第 3 节的方法予以去除。进一步对阈值分割得到的二值图像进行形态学闭运算,在填补断裂处像素点的同时不增加新的噪声,闭运算操作前后的效果如图 3(e)和图 3(f)所示。

### 3 匣钵裂纹特征提取

通过匣钵底面图像预处理提取到匣钵底面图像中属于细节特征的像素点,其中包含裂纹像素点和噪声像素点。裂纹像素点以线状结构聚集,方向特征明显;噪声像素点以块状结构聚集,没有方向性。可以根据裂纹与噪声像素点在空间聚集特征和方向特征上的差异提取裂纹。

#### 3.1 像素点扇形邻域差异直方图

提出一种能够表现中心像素点邻域内同类型点(与中心像素点的距离和灰度较近的点)的空间聚集特征和方向特征的像素点扇形邻域差异直方图。图 4 列举了几个不同邻域类型的像素点的扇形邻域差异直方图。通过计算扇形滤波器与图像的卷积结果得到扇形邻域差异直方图上的数值。设计了一种多方向、多尺度的扇形滤波器,设计该滤波器的目的是获取目标像素点邻域内各个方向上同类型点的分布特征。其中每一个滤波器对应

以中心像素点为端点的一个射线方向,滤波器上值的大小由对应位置的点对中心像素点线状结构特征的影响权重决定。裂纹的线状结构比较曲折,沿某一个方向的裂纹越长,其线状结构特征越明显,所以对于某一特定方向的滤波器,距离中心越远的位置,对中心像素点线状结构特征的影响权重越大,但是裂纹沿一定方向的长度是有限的,所以滤波器的大小要适中。传统的图像滤波器往往用来去除图像噪声,保留图像细节,改善图像视觉效果等,通常被用于图像预处理,如 2.1 节使用中值滤波器虽然提取到了裂纹,但同时也提取到了一定量的噪声。由于裂纹和噪声都为细节特征,无法通过传统的滤波器实现分离。本文设计的扇形滤波器包含多个方向和多个尺度,对图像滤波后能够得到多个包含不同细节信息的结果,从而将传统滤波器无法分辨的细节特征映射为可分辨的高维特征,实现不同种类细节的有效分离。

一组扇形滤波器的数量为 32 个,它们的圆心位于同一点,半径相等,圆心角都为  $12^\circ$ ;32 个扇形滤波器的对称轴分别对应 32 个方向,分别为  $0^\circ, 11.25^\circ, 22.5^\circ, \dots, 348.75^\circ$ ,即两个相邻的滤波器的对称轴夹角为  $11.25^\circ$ (由于相邻扇形的对称轴夹角小于扇形的圆心角,所以两个相邻的滤波器会有一定

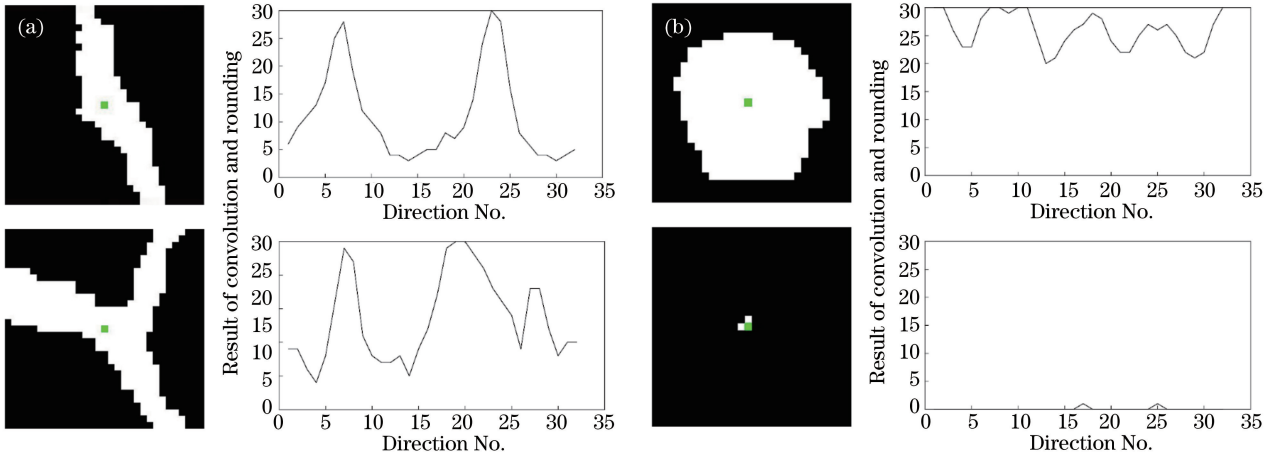


图 4 (a)两类裂纹像素点(绿点)及其对应的扇形邻域差异直方图;(b)两类噪声像素点(绿点)及其对应的扇形邻域差异直方图  
Fig. 4 (a) Two types of crack pixels and their corresponding sector neighborhood difference histograms;  
(b) two types of noise pixels and their corresponding sector neighborhood difference histograms

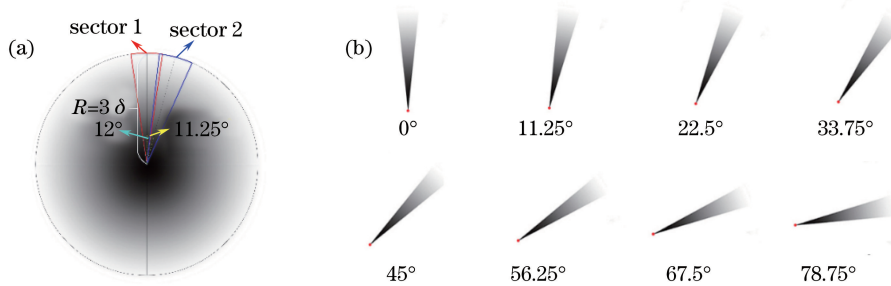


图 5 (a)  $G'(x, y, \sigma)$  函数及扇形滤波器获取过程;(b)前八个方向的扇形滤波器

Fig. 5 (a)  $G'(x, y, \sigma)$  function and sector filter acquisition process; (b) sector filters in the first eight directions

的角度重叠),它们依次排列组成一个完整的圆,如图 5 所示。设扇形滤波器的函数表达式为  $f(x, y, \theta, \sigma)$ ,其中  $(x, y)$  表示滤波器上的点相对于圆心的坐标,  $\theta$  表示滤波器的方向角度,  $\sigma$  表示与扇形半径相关的滤波器尺度,基于高斯函数获取滤波器  $f(x, y, \theta, \sigma)$  的具体过程如下。

1) 首先将由中心向四周递减的高斯函数变换为一个由中心向四周递增的函数:

$$G'(x, y, \sigma) = 1 - G(x, y, \sigma), \quad (3)$$

式中:  $G(x, y, \sigma)$  表示以  $(0, 0)$  为中心、方差为  $\sigma$  的各向同性高斯函数,即

$$G(x, y, \sigma) = \exp\left[-\left(\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right)\right]. \quad (4)$$

2) 用函数  $h(\theta, \sigma)$  表示一个幅值大小为 1 的扇形区域,则

$$h(\theta, \sigma) = \begin{cases} 0, & \text{if } (x, y) \in D(\theta, \sigma) \\ 1, & \text{if } (x, y) \notin D(\theta, \sigma) \end{cases}, \quad (5)$$

式中:  $D(\theta, r)$  表示以  $(0, 0)$  为圆心,对称轴方向为  $\theta$ ,半径为  $3\sigma$ ,圆心角为  $12^\circ$  的扇形区域。

3) 将(5)式与(3)式相乘,得到扇形滤波器表达

式为

$$f(x, y, \theta, \sigma) = G'(x, y, \sigma) \times h(\theta, \sigma), \quad (6)$$

式中:  $\theta$  表示扇形滤波器的方向,共 32 个方向,即  $\theta_k = 11.25k, k = 0, 1, \dots, 31$ ;  $\sigma$  表示扇形滤波器的尺度。由于不同裂纹的长度和宽度存在一定程度的差异,为了对不同尺寸的裂纹都取得最佳提取效果,应使每一个方向的滤波器都拥有三个尺度。滤波器尺度的确定原则:使裂纹像素点的扇形邻域差异直方图上纵坐标值的方差最大化。如图 4 所示,在合适的滤波器尺度下,与非裂纹像素点相比,裂纹像素点的扇形邻域差异直方图起伏明显,方差较大。滤波器的尺度过小或过大,都会导致裂纹像素点的扇形邻域差异直方图起伏变小,方差变小,从而减小了裂纹点与非裂纹点在扇形邻域差异直方图上表现出的差异。本文基于该原则并通过实验确定三个最佳尺度为  $\sigma_1 = 2.67, \sigma_2 = 3.67, \sigma_3 = 4.67$ ,对应的滤波器半径分别为 8, 11, 14。

使用构造的滤波器通过卷积操作得到像素点扇形邻域差异直方图。设  $T_k^n = f(x, y, \theta_k, \sigma_n)$ ,其中  $k = 0, 1, \dots, 31, n = 1, 2, 3$ ,

$$I_k^n(i, j) = T_k^n * I_B(i, j), \quad (7)$$

$$I'_k(i, j) = \max_n I_k^n(i, j), \quad (8)$$

$$k = 0, 1, 2, \dots, 31, n = 1, 2, 3, \quad (8)$$

$$I_k(i, j) = \text{Int} \left[ 30 \times \frac{I'_k(i, j)}{\max I'(i, j)} \right], \quad (9)$$

式中： $T_k^n$ 表示第 $k$ 个方向上尺度为 $\sigma_n$ 的卷积模板； $I_B(i, j)$ 表示阈值分割后得到的二值图像； $I_k^n(i, j)$ 表示模板 $T_k^n$ 与图像 $I_B(i, j)$ 卷积得到的图像，包含各个像素点在第 $k$ 个方向上对应的扇形邻域差异直方图中的 $y$ 轴值，即直方图中 $x$ 轴坐标为 $k$ 时对应的 $y$ 轴值。但是由于每一个方向都对应三个尺度，所以选择三个尺度的计算结果中最大的值作为该方向上的值，如(8)式所示，最后通过(9)式将所有的值标准化为0~30的整数，便于直方图的构建和分析。经过这一系列操作，可以得到图像 $I_B(i, j)$ 中所有目标点对应的直方图信息，其中直方图的横坐标为 $x = 1, 2, 3, \dots, 31, 32$ ，与横坐标对应的纵坐标值为 $y(x) = I_x(i, j)$ 。

### 3.2 基于扇形邻域差异直方图的裂纹分布概率特征提取方法

从匣钵底面图像中选取大量裂纹点和噪声

点，建立它们的扇形邻域差异直方图进行分析。图4列举了两个裂纹像素点(绿点)和两个噪声像素点(绿点)的扇形邻域差异直方图，从图中可以看出，相对没有规律的非裂纹点的扇形邻域差异直方图，裂纹点的扇形邻域差异直方图存在且仅存在2~3个明显高于平均值的波峰，波峰处对应的横坐标即方向其实是以中心点为起点的裂纹的方向，一个裂纹点有几个波峰，就表明该裂纹点所在的裂纹有几个延伸方向。其中大多数裂纹都有两个延伸方向，只有极少数交叉点处的裂纹有三个延伸方向。像素点扇形邻域差异直方图的波峰是区分裂纹像素点与非裂纹像素点的关键特征，为了使波峰特征更加明显，对得到的直方图进行变换，只保留明显高于平均值的波峰即显著波峰。变换原理如下：

$$y'_n = \begin{cases} y_n, & y_n \geq y_{n-1} \text{ and } y_n \geq y_{n+1} \text{ and } y_n > \bar{y} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (10)$$

式中： $y_n$ 表示变换前直方图在坐标 $n$ 处的值， $y'_n$ 表示变换后直方图在坐标 $n$ 处的值， $\bar{y}$ 表示32个方向处理结果的平均值。变换结果如图6所示。

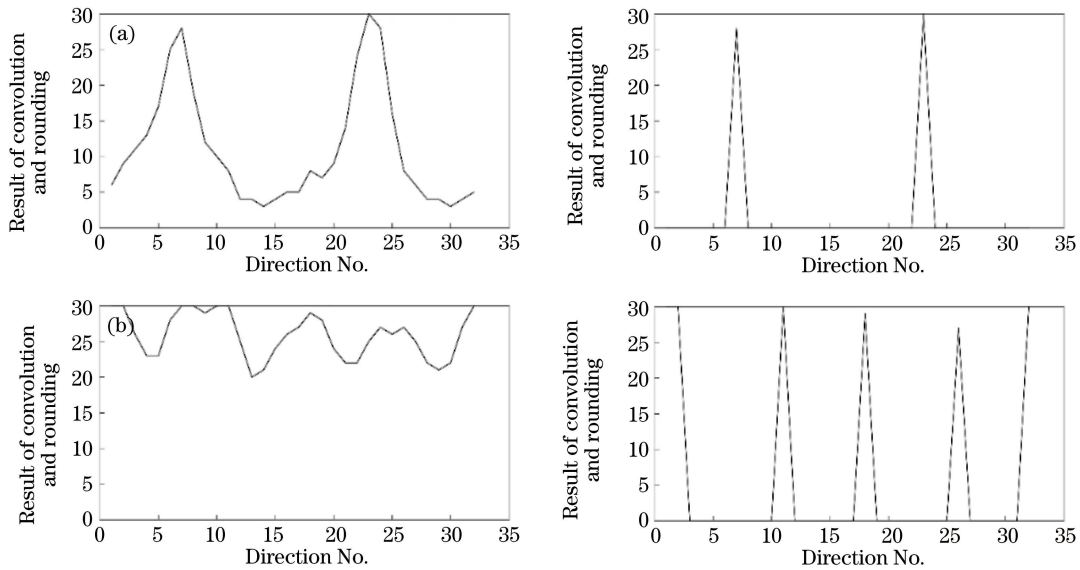


图6 (a)裂纹像素点扇形邻域差异直方图(左)与其变化结果(右);(b)噪声像素点扇形邻域差异直方图(左)与其变换结果(右)  
Fig. 6 (a) Crack pixel sector neighborhood difference histogram (left) and its transforming result (right);  
(b) noise pixel sector neighborhood difference histogram (left) and its transforming result (right)

变换后的扇形邻域差异直方图反映了像素点的裂纹分布概率特征，该特征根据像素点邻域内同类型点的分布状态反映像素点属于裂纹的概率大小。定义定量描述裂纹分布概率特征的值 $V_c$ ， $V_c$ 的大小体现了像素点属于裂纹的概率大小， $V_c$ 值与扇形

邻域差异直方图波峰特别是显著波峰的峰值密切相关，具体获取流程如下。

1) 对像素点扇形邻域差异直方图 $y(x)$ 进行变换得到变换后的直方图 $y'(x)$ ：

$$y'(x) = \text{transform}[y(x)]. \quad (11)$$

2) 取  $y'(x)$  中前五个波峰的峰值, 从大到小依次为  $y_1, y_2, y_3, y_4, y_5$ ,

$$\{y_1, y_2, y_3, y_4, y_5\} = \max_5 y'(x). \quad (12)$$

3) 由  $y_1, y_2, y_3, y_4, y_5$  定义  $V'_c$ :

$$V'_c = \varphi_4 y_4 + \varphi_5 y_5 - \varphi_1 y_1 - \varphi_2 y_2 + \varphi_3 y_3, \quad (13)$$

式中:  $\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3, \varphi_4, \varphi_5 \geq 0; 30 \geq y_1 \geq y_2 \geq y_3 \geq y_4 \geq y_5 \geq 0$ 。设定  $y_1$  和  $y_2$  的系数为负,  $y_3, y_4$  和  $y_5$  的系数为正, 这是因为对于裂纹像素点,  $y_1$  和  $y_2$  的值应该远大于  $y_4$  和  $y_5$ , 对于噪声像素点,  $y_1$  和  $y_2$  的值与  $y_4$  和  $y_5$  的值接近, 并且噪声像素点的  $y_3$  值往往偏大, 而裂纹像素点的  $y_3$  值往往偏小, 所以这样定义  $V'_c$  使裂纹像素点对应较小的  $V'_c$  值, 噪声像素点对应较大的  $V'_c$  值。  $\varphi_1, \varphi_2, \varphi_3, \varphi_4, \varphi_5$  分别为  $y_1, y_2, y_3, y_4, y_5$  所对应的权值, 由于  $y_1, y_2, y_4$  和  $y_5$  对一个像素点是否为裂纹像素点的影响权重远大于  $y_3$ , 所以设定  $\varphi_1 = \varphi_2 = \varphi_4 = \varphi_5 = 1, \varphi_3 = 0.1$ 。于是,

$$V'_c = y_4 + y_5 - y_1 - y_2 + 0.1y_3, \quad (14)$$

则  $-60 \leq V'_c \leq 3$ 。最后, 对  $V'_c$  进行变换得到  $V_c$ :

$$V_c = (y_1 + y_2 + y_4 - y_5 - 0.1y_3 + 3)/63, \quad (15)$$

式中:  $0 \leq V_c \leq 1$ 。  $V_c$  值表示一个像素点属于裂纹像素点的概率, 一个像素点的  $V_c$  值越接近 1, 表明该像素点属于裂纹像素点的可能性越大。通过计算匣钵底面图像预处理提取到的所有像素点的  $V_c$  值, 将一幅匣钵底面图像转化为一个同等大小的概率矩阵, 最后再设定一个合适的概率阈值, 将裂纹像素点从噪声像素点中分离出来, 得到精确提取的裂纹图像。

#### 4 匣钵龟裂程度评估

匣钵裂纹由底面龟裂产生, 匣钵能否继续使用由匣钵龟裂程度决定。通过裂纹图像进一步提取表现匣钵龟裂程度的特征, 根据这些特征定义匣钵龟裂程度评估指标。本文提取四个表现匣钵龟裂程度的关键特征。

1)  $S_g$ : 表示提取到的裂纹像素点的  $V_c$  总值在

单位面积上的平均值,

$$S_g = \frac{\sum_i V_c(i)}{S} \times 100, \quad (16)$$

式中:  $S$  表示图像的面积,  $V_c(i)$  表示第  $i$  个裂纹像素点的  $V_c$  值。  $S_g$  表现了裂纹的全局分布面积属性, 在统计裂纹面积即裂纹像素点总数时, 为每个像素点附加了一个权重值即  $V_c$ ,  $S_g$  值越大表明裂纹越严重。

2)  $L_g$ : 表示提取到的裂纹总长在单位面积上的平均值,

$$L_g = \frac{L}{S} \times 100, \quad (17)$$

式中:  $L$  表示提取到的裂纹总长。计算方法为: 对最后通过概率阈值分割得到的二值图像进行骨架提取, 然后对提取到的骨架的像素点数进行统计作为裂纹总长。  $L_g$  表现裂纹的全局长度属性。

3)  $S_1$ : 表示局部裂纹面积平均值中的最大值。首先将匣钵底面图像分割为同等大小且不重叠的多个区块, 然后计算每个区块的  $S_g$ , 则  $S_1$  为最大的  $S_g$  值。

$$S_1 = \max_m S_g^m \times 100, \quad (18)$$

式中:  $m = 1, 2, 3, \dots, 63, 64$ , 表示将一幅匣钵底面图像平均分为 64 块;  $S_g^m$  表示第  $m$  块图像的  $S_g$  值。  $S_1$  表示裂纹的局部分布面积属性。

4)  $L_1$ : 表示局部裂纹长度平均值中的最大值,

$$L_1 = \max_m L_g^m \times 100, \quad (19)$$

式中:  $L_g^m$  表示第  $m$  块图像的  $L_g$  值。  $L_1$  表示裂纹的局部长度属性。

匣钵能否继续使用, 一方面由匣钵整体的龟裂程度决定,  $S_g$  和  $L_g$  属于裂纹的全局特征, 能够对匣钵整体的龟裂程度进行评估; 另一方面, 如果匣钵仅在某一区域包含非常严重的裂纹, 则匣钵整体裂纹总量虽小, 但是也无法继续使用, 所以还需要  $S_1$  和  $L_1$  来表现裂纹的局部特征, 对匣钵裂纹最严重区域的龟裂程度进行评估。对这四个特征进行综合, 确定匣钵龟裂程度的定量评估因子, 具体确定方法如下:

$$E_1 = \begin{cases} \frac{S_g}{T_{S_g}}, & \text{if } S_g \leq T_{S_g} \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases}, E_2 = \begin{cases} \frac{L_g}{T_{L_g}}, & \text{if } L_g \leq T_{L_g} \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases}, E_3 = \begin{cases} \frac{S_1}{T_{S_1}}, & \text{if } S_1 \leq T_{S_1} \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases}, \\ E_4 = \begin{cases} \frac{L_1}{T_{L_1}}, & \text{if } L_1 \leq T_{L_1} \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases}, E = \max\{E_1, E_2, E_3, E_4\}, \quad (20)$$

式中:  $T_{S_g}, T_{L_g}, T_{S_1}$  和  $T_{L_1}$  分别为根据实验确定的经验阈值, 分别为 1.7, 1.2, 2.1, 1.6;  $E_1, E_2, E_3$  和  $E_4$  分别表示将  $S_g, L_g, S_1$  和  $L_1$  标准化到区间  $[0, 1]$  的结果, 使用它们的最大值  $E$  作为最终评估指标。根据  $E$  值大小定义六个龟裂等级, 分别为 N(无裂纹), L(轻), LL(较轻), M(中等), H(较严重), HH(严重), 标准如下:

$$\begin{cases} E = 0, N \\ 0 < E \leq 0.2, L \\ 0.2 < E \leq 0.4, LL \\ 0.4 < E \leq 0.6, M \\ 0.6 < E \leq 0.8, H \\ 0.8 < E \leq 1, HH \end{cases} \quad (21)$$

## 5 实验结果与分析

### 5.1 裂纹特征提取实验

分别从多幅带有不同龟裂程度的匣钵图像中, 选取 100 个裂纹像素点和 100 个噪声像素点。计算所有像素点的  $V_c$  值, 再分别计算所有裂纹像素点  $V_c$  值的平均值和所有噪声像素点  $V_c$  值的平均值。裂纹像素点  $V_c$  值分布在 0.4~0.9 区间内, 平均值为 0.613; 噪声像素点  $V_c$  值分布在 0~0.2 区间内, 平均值为 0.034; 由此可以选取一个固定阈值提取裂纹。对一幅代表性的带有裂纹的匣钵底面图像

(1000 pixel × 1000 pixel) 分别选择阈值 0.3, 0.4, 0.5, 并针对每一个阈值分别进行 0 次, 2 次, 5 次迭代运算, 得到的裂纹提取结果如图 7 所示。从实验结果可以看出: 使用本文方法只进行一次运算即可去除大多数噪声像素点, 对于一些特征介于裂纹和噪声之间的像素点, 可以通过调整阈值或迭代次数来实现保留或进一步去除; 在迭代次数固定的情况下, 随着阈值的增大, 提取到的裂纹和噪声都会以较快的速度减少; 在阈值固定的情况下, 除阈值为 0.5 的情况外, 随着迭代次数的增加, 噪声数量迅速下降, 裂纹像素点则较好地保留下来。因此, 增加迭代次数或者阈值, 可以在一定程度上提高正确率, 但会使召回率降低。其中正确率指正确检测到的裂纹像素点数目占检测到的裂纹像素点总数的比例; 召回率指正确检测到的裂纹像素点数目占匣钵底面实际存在的裂纹像素点总数的比例。为了将本文方法的裂纹检测效果与实际情况以及其他方法进行对比, 图 8 列出了几幅匣钵底面裂纹图像及一幅墙面裂纹图像, 并展示了这些图像中裂纹的人工描点图以及几种方法的检测效果。其中, 匣钵图片的分辨率为 1000 pixel × 1000 pixel, 算法在 MATLAB 平台下仿真实现, 操作系统为 Window 10 旗舰版; 计算机 CPU 为 Intel i7-6700HQ, 主频 2.6 GHz, 内存 16 GB。

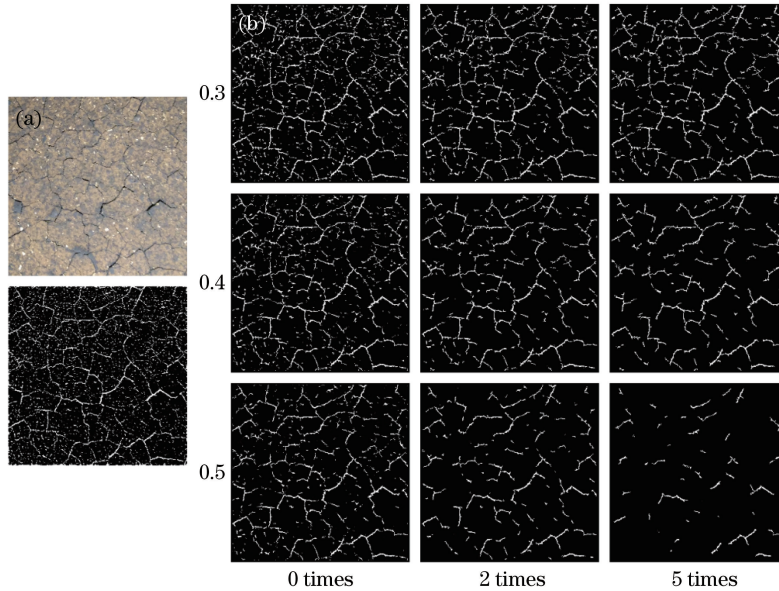


图 7 (a)原图(上)和预处理结果(下);(b)裂纹提取结果(第一行、第二行、第三行分别对应分割概率阈值为 0.3,0.4,0.5; 第一列、第二列、第三列分别对应迭代次数为 0,2,5)

Fig. 7 (a) Original image (top) and pretreatment result (bottom); (b) crack extraction results (1<sup>st</sup>-, 2<sup>nd</sup>-, and 3<sup>rd</sup>-lines corresponding to the segmentation probability thresholds of 0.3, 0.4, 0.5, respectively; 1<sup>st</sup>-, 2<sup>nd</sup>-, and 3<sup>rd</sup>-columns corresponding to the number of iterations of 0, 2, 5, respectively)



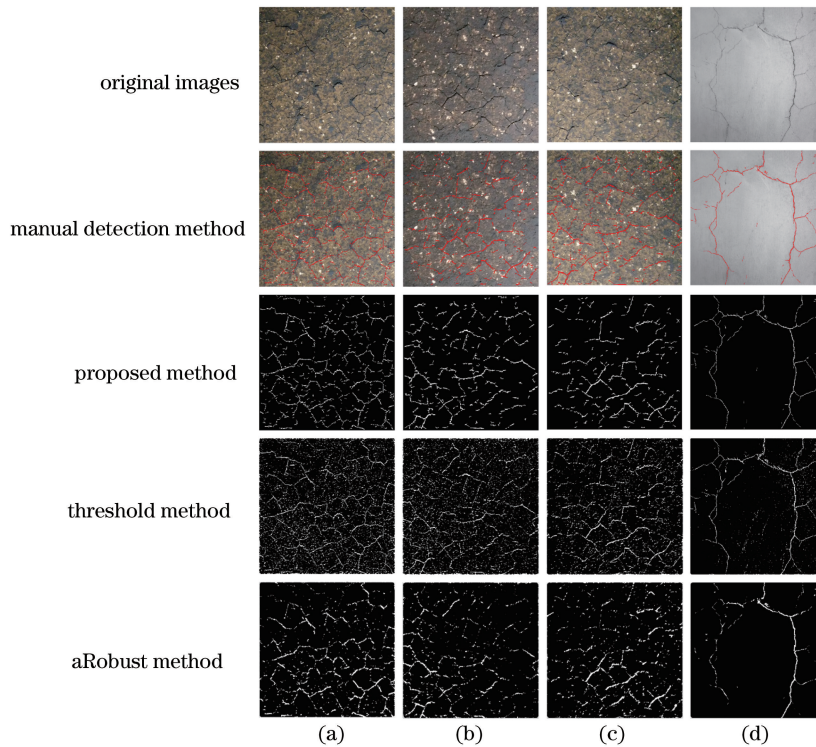


图 8 裂纹提取结果。(a)~(c)匣钵底面裂纹图像;(d)墙面裂纹图像

Fig. 8 Crack extraction results. (a)-(c) Sagger bottom crack images; (d) wall crack images

图 8 中第 1 行为匣钵底面裂纹及墙面裂纹的原图像,第 2 行为人工描点图,第 3 行为本文方法的检测效果,第 4 行为直接阈值分割法得到的结果,第 5 行为文献[18]提出方法(aRobust)的检测效果。从实验结果可以看出本文方法明显优于其他方法,检测结果与人工描点结果最为接近。在检测匣钵底面裂纹时,本文方法及其他方法的检测结果都存在一定程度的裂纹断裂情况,这主要是匣钵底面裂纹分布密集且断续严重的特点引起的。参考图 8(d)墙面裂纹检测效果可以看出,对于连续的裂纹,本文方法的检测结果也是连续的,且同样优于其他方法。进一步对检测结果进行定量对比分析,对人工标记的 10000 个裂纹像素点分别使用本文方法、直接阈值分割法及 aRobust 方法进行检测,采用正确率、召回率及  $F$  值来定量评估裂纹检测的效果,这三个值都是越大越好。其中

$$F = 2R_p R_r / (R_p + R_r), \quad (22)$$

式中: $R_p$  为正确率, $R_r$  为召回率。

从图 9 可以看出,本文算法的平均正确率为 91.2%,平均召回率为 90.4%, $F$  值为 90.8%,均高于其他两种方法。aRobust 方法在进行混凝土表面裂纹提取时取得了不错的效果,但是进行匣钵底面裂纹提取时表现却很不理想;直接阈值分割法得到

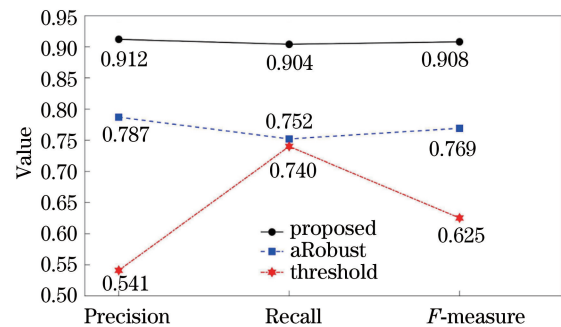


图 9 裂纹提取效果评估结果

Fig. 9 Performance evaluation of the crack extraction

的效果最差。这从侧面反映了匣钵底面裂纹这一对象的特殊性和复杂性。

上述多个角度的实验结果表明:本文算法能够适应匣钵底面裂纹长度和宽度的变化,且不受裂纹密度以及连续性的影响,对匣钵底面具有不同特征的裂纹均能达到理想的检测效果,匣钵底面裂纹检测的准确性和完整性优于现有其他较好的裂纹检测方法。墙面裂纹的理想检测效果也说明本文方法对匣钵以外其他对象上的裂纹也具有一定的普适性。

## 5.2 龟裂程度评估实验

图 10 所示为三幅匣钵裂纹图像以及各自对应的龟裂程度评估结果,其中图 10(a)龟裂程度最为

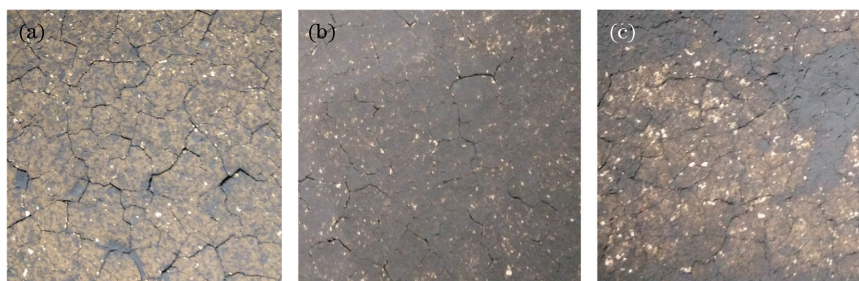


图 10 裂纹严重程度评估结果。(a)  $E=0.96$ , HH;(b)  $E=0.83$ , HH;(c)  $E=0.65$ , H

Fig. 10 Crack severity assessment results. (a)  $E=0.96$ , HH; (b)  $E=0.83$ , HH; (c)  $E=0.65$ , H

严重,  $E$  值最大, 龟裂程度属于 HH(严重)级别;图 10(b)裂纹整体情况没有图 10(a)严重, 但是局部区域包含较粗的严重裂纹, 所以其  $E$  值也相对较大, 同样属于 HH(严重)级别;图 10(c)裂纹整体情况以及局部情况都没有图 10(a)严重, 其  $E$  值与图 10(a)和图 10(b)相比较小, 属于 H(较严重)类别。从实验结果可以看出, 该龟裂等级评估方法的评估结果与人的主观评估结果基本一致。

## 6 结 论

针对匣钵底面图像背景复杂、裂纹难以准确检测的问题, 提出了基于扇形邻域差异直方图的匣钵裂纹检测方法。该方法在充分分析裂纹像素点空间聚集和方向特性的基础上, 通过构建多方向、多尺度的扇形滤波器, 获取能够表现像素点裂纹分布概率特征的扇形邻域差异直方图, 基于裂纹分布概率特征对像素点属于裂纹的概率大小进行定量计算, 实现裂纹的逐像素点精确提取。最后, 对得到的裂纹进行特征表征并构造龟裂程度评估因子, 对匣钵裂纹进行严重等级评估。实验结果表明, 同现有其他较好的裂纹检测方法相比, 本文方法提取得到的匣钵底面裂纹更为准确完整且能够对匣钵质量进行有效评估。

本文提出的扇形邻域差异直方图可以作为一种创新性强的像素点特征描述子, 对图像中具有相似特征的像素点进行特征表征与识别。通过扇形邻域差异直方图找到裂纹像素点的特征, 实现匣钵底面图像裂纹提取。通过进一步深入研究扇形邻域差异直方图的构造方法及特征提取方法, 实现基于扇形邻域差异直方图的不同类型图像边缘点、轮廓点以及关键点的特征自适应识别, 可以应用于图像的边缘检测、轮廓提取以及特征点匹配等方面。

## 参 考 文 献

- [1] Kamaliardakani M, Sun L, Ardakani M K. Sealed-crack detection algorithm using heuristic thresholding approach [J]. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 2016, 30(1): 04014110.
- [2] Chen B, Cao W L, He Y H. Fractal dimension applied in highway surface crack detection [J]. *Proceedings of SPIE*, 2012, 8334: 83340B.
- [3] Shu Z, Guo Y. Algorithm on contourlet domain in detection of road cracks for pavement images [C] // *IEEE International Symposium on Distributed Computing and Applications to Business, Engineering and Science*, 2010: 518-522.
- [4] Zalama E, Gómez-García-Bermejo J, Medina R, *et al.* Road crack detection using visual features extracted by Gabor filters [J]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2013, 29(5): 342-358.
- [5] Nejad F M, Zakeri H. An optimum feature extraction method based on Wavelet-Radon transform and dynamic neural network for pavement distress classification [J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(8): 9442-9460.
- [6] Ouyang A, Dong Q, Wang Y, *et al.* The classification of pavement crack image based on beamlet algorithm [J]. *IFIP Advances in Information and Communication Technology*, 2014, 420: 129-137.
- [7] Pan Z, Zheng X K, Wang Y T, *et al.* Nondestructive testing for bonding defects in aerospace composite based on continuous terahertz wave [J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(s1): s111003.  
潘钊, 郑晓康, 王玉田, 等. 基于连续太赫兹波的航天复合材料粘接缺陷检测 [J]. *光学学报*, 2015, 35(s1): s111003.

- [8] Zhang X W, Ding Y Q, Yan P. Vision inspection of metal surface defects based on infrared imaging [J]. *Acta Optica Sinica*, 2011, 31(3): 0312004.  
张学武, 丁燕琼, 闫萍. 一种基于红外成像的强反射金属表面缺陷视觉检测方法 [J]. *光学学报*, 2011, 31(3): 0312004.
- [9] Oliveira H, Correia P L. Automatic road crack segmentation using entropy and image dynamic thresholding [C] // *IEEE Signal Processing Conference*, 2009: 622-626.
- [10] Gavilan M, Balcones D, Sotelo M A, *et al.* Surface classification for road distress detection system enhancement [J]. *Lecture Notes in Computer Science*, 2013: 600-607.
- [11] Medina R, Gomez J, Zalama E. Automated visual inspection of road surface cracks [C] // *International Symposium on Automation and Robotics in Construction*, 2010: 154-164.
- [12] Cord A, Chambon S. Automatic road defect detection by textural pattern recognition based on AdaBoost [J]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2012, 27(4): 244-259.
- [13] Nie F Y, Li J Q, Zhang P F, *et al.* A threshold selection method for image segmentation based on Tsallis relative entropy [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(7): 071002.  
聂方彦, 李建奇, 张平凤, 等. 一种基于 Tsallis 相对熵的图像分割阈值选取方法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(7): 071002.
- [14] Lin S, Xu T Y, Wang Y. Palm vein recognition based on Gabor wavelet and NBP algorithm [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(5): 051002.  
林森, 徐天扬, 王颖. 基于 Gabor 小波和 NBP 算法的手掌静脉识别 [J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(5): 051002.
- [15] He Y Q, Qiu H X. A method of crack image segmentation based on the means of multiple threshold [J]. *Journal of Communication and Computer*, 2012, 10: 1147-1151.
- [16] Tsai Y C, Kaul V, Mersereau R M. Critical assessment of pavement distress segmentation methods [J]. *Journal of Transportation Engineering*, 2010, 136(1): 11-19.
- [17] Puan O C, Mustaffar M, Ling T C. Automated pavement imaging program (APIP) for pavement cracks classification and quantification [J]. *Malaysian Journal of Civil Engineering*, 2007, 19(1): 1-16.
- [18] Downey A B, Koutsopoulos H N. Primitive-based classification of pavement cracking images [J]. *Journal of Transportation Engineering*, 1993, 119(3): 402-418.
- [19] Kirschke K R, Velinsky S A. Histogram-based approach for automated pavement-crack sensing [J]. *Journal of Transportation Engineering*, 1992, 118(5): 700-710.
- [20] Zhang D J, Li Q Q, Chen Y, *et al.* Asphalt pavement crack detection based on spatial clustering feature [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2016, 42(3): 443-454.  
张德津, 李清泉, 陈颖, 等. 基于空间聚集特征的沥青路面裂缝检测方法 [J]. *自动化学报*, 2016, 42(3): 443-454.
- [21] Fujita Y, Hamamoto Y. A robust automatic crack detection method from noisy concrete surfaces [J]. *Machine Vision & Applications*, 2011, 22(2): 245-254.
- [22] Sonka M, Hlavac V, Ceng R. *Image processing, analysis and machine vision (4th edition)* [M]. Boston: CL Engineering, 2014.