

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104365

基于视觉的零部件振动裂纹在线监测系统研究*

丁伟利 任天赐 谭伟敏 王文锋
(燕山大学 秦皇岛 066004)

摘 要:金属零部件的质量检测是劳动密集型工作,一般通过疲劳测试评价金属零部件质量,对金属零部件质量进行准确评估的依据,能够指导设计合理的机械结构并有效减少安全事故和经济损失。为了快速筛选质量合格、抗振性较强的金属零部件,针对疲劳测试中快速振动的金属零部件,提出了一种基于计算机视觉的振动疲劳裂纹在线检测算法。该算法首先基于前后帧对齐方法消除振动产生的位移和运动模糊,然后利用帧间差法检测零部件表面变化,最后根据裂纹的纹理特征和几何特征通过分割算法得到裂纹形态和长度参数。实验结果表明,与静态条件下的裂纹检测算法相比,提出算法能够在振动台不停机的情况下,自动地获取零部件裂纹的位置、长度及形状等信息,记录裂纹的延展过程,可以大大提高振动裂纹检测的工作效率。

关键词: 裂纹检测;疲劳裂纹;振动台;计算机视觉;在线监测

中图分类号: TP389.1 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520

Online vibration crack detection algorithm based on computer vision

Ding Weili Ren Tianci Tan Weimin Wang Wenfeng
(Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

Abstract: The quality inspection of metal parts is a labor-intensive work. Generally, fatigue test is used to evaluate the quality of metal parts and the basis for accurate evaluation of the quality of metal parts, which can guide the design of reasonable mechanical structure and effectively reduce safety accidents and economic losses. In order to quickly screen qualified metal parts with strong vibration resistance, an online detection algorithm of vibration fatigue crack based on computer vision is proposed for metal parts with rapid vibration in fatigue test. Firstly, the displacement and motion blur caused by vibration are eliminated based on the front and rear frame alignment method, and then the surface changes of parts are detected by the inter frame difference method. Finally, the crack shape and length parameters are obtained by the segmentation algorithm according to the texture and geometric characteristics of the crack. The experimental results show that compared with the crack detection algorithm under static conditions, the proposed algorithm can automatically obtain the location, length and shape of parts' cracks without stopping the shaking table, and record the crack propagation process, which can greatly improve the work efficiency of vibration crack detection.

Keywords: crack detection; fatigue crack; vibration table; computer vision; online monitoring

0 引 言

疲劳裂纹是指机械结构持续承受交变应力时所引起的缺陷裂纹^[1]。在设计金属零部件的过程中,需要对设计样件进行多次疲劳测试实验,得到的疲劳测试结果用于调整零部件结构,最终确定具有承重能力强、耗材少等

特点的最佳设计方案。此外,疲劳测试结果是估算零部件使用寿命的重要指标,对于减少重大安全事故和经济损失具有重要意义。目前国内对零部件的疲劳测试实验主要以人工监督方式为主,存在劳动强度大、检测周期长、漏检率高、工作内容枯燥等问题。自动化裂纹检测系统能够可在一定程度上避免目视检查过程中因疲劳导致的漏检等问题,是解决该问题的有效手段。

近年来,国内外学者对零部件的振动裂纹检测提出了很多方法。如利用超声激励能量与缺陷之间的相互作用产生温度的变化,再通过热像仪采集温度场信息进而转化得到裂纹信息^[2];基于电磁学的涡流现象,在被检测试件上施加高频信号,在缺陷处,涡流密度产生局部变化,继而表面温度分布发生变化,再通过热像仪采集温度场信息进而转化为裂纹信息^[3];这些方法以温度为信号恢复裂纹形状,无法获取裂纹精确的形状等信息,且在实际检测中,零部件材料电磁特性、热特性等参数千差万别,通用性不强。一些学者尝试将数字图像处理技术应用到静态条件的裂纹检测中并取得了较好的效果。通过图像处理技术解决疲劳裂纹检测问题,主要可分为两种实现方法,一种基于传统图像处理方法实现;另一种基于深度学习方法实现。基于传统图像处理的裂纹检测算法,主要利用图像几何和颜色特征实现裂纹疲劳检测。早期方法主要是基于像素阈值,具有简单高效的特点。Tao等^[4]提出基于k-means算法和FCM算法的双阈值方法得到初步检测结果,再应用形态学方法得到最终的裂纹线条,该方法在裂纹端点处裂纹颜色较浅时效果不佳。Xiao等^[5]结合连通域方法和边缘检测方法,利用裂纹的连通特性和裂纹的边缘特征,最终通过小波变换融合两种检测方法所得到的结果,较为准确地还原了裂纹的细节信息;徐威等^[6]基于显著性检测方法,通过灰度图像的稀疏性和全局对比度计算裂纹的显著值,再根据裂纹亮度和边缘特征对局部增强,最后计算自适应阈值分割得到裂纹,虽然该方法对局部细节进行增强,但检测精度有待进一步提高。Yamaguchi等^[7]提出一种改进的连通域方法,从一定程度上减少了因油污、阴影造成的误检测。Mille等^[8]提出路径选择方法,首先检测得到曲线的两个端点,再基于路径的最小化提取图像中的开放曲线。为提高分割裂纹的连续性和抗噪性,一些学者尝试从全局视图实现裂纹检测,如最小路径选择(MPS)^[9]、最小生成树(MST)^[10]、裂纹基本要素(CFE)^[11]等。此外,提升方法是一种效果显著的统计学习方法,Rauf等^[12]用HOG和LUV特征描述边缘特征,再使用Adaboost对特征构造弱分类器,依据弱分类器效果改变样本权重,最终构造一个强分类器。基于深度学习方法的将底层特征抽象成为包含更多语义信息的高层特征,优势在于其强大的特征抽象和提取能力。在深度学习方法中语义分割是解决该问题的途径,2015年Long等^[13]提出全卷积神经网络,在语义分割中取得了很好的效果,全卷积神经网络采用自底向上的方式捕获上下文语义信息,该思路被广泛应用于基于全卷积神经网络变种模型中。语义分割算法中有几种常见的方法,一种是采用U-shape网络结构,先逐层下采样获取上下文语义信息,再逐层恢复空间信息。Ronneberger等^[14]提出U-Net的语义分割网络,该网络在

上采样层中融合多个维度特征,浅层特征图较大,用于解决像素定位问题,深层包含更多语义信息,用于解决像素分类问题,多层特征之间互为补充。Segnet模型^[15]采用对称的encoder和decoder结构,通过逐层反卷积恢复空间信息。RefineNet^[16]通过在网络结构中引入多条路径恢复空间信息。U-shape结构虽然能在一定程度上恢复空间信息,但连续的下采样带来的空间信息损失很难完全恢复。除了采用U-shape网络结构,另一种方法是使用特征金字塔,聚合不同层级、不同感受野的特征信息。DeepLabV2^[17]、DeepLabV3^[18]、DeepLabV3+^[19]通过多尺度空洞卷积融合不同层级的上下文信息。PSPNet^[20]融合不同尺度的平均池化层获取上下文信息。Rui等^[21]通过增加一个多尺度自适应卷积层自适应地获取上下文信息。这类方法能够利用不同尺度的特征信息,但对于图像中的全局信息利用还有待加强。上述方法在静止场景下能够获得良好的检测效果,但对于振动台环境下快速振动的金属零部件,上述方法检测效果不佳因而无法实现在线测量,其原因如下。

1) 振动台上高速振动的零部件会产生位置偏移与运动模糊,导致裂纹边缘不易于被检测。

2) 摄像机角度和方向不固定且振动台背景复杂多变,零部件表面结构复杂,包含大量螺孔、交接缝、脏污、划痕和脊形结构等“伪裂纹”干扰。

为解决上述问题,本文提出了一种基于计算机视觉的振动台裂纹在线检测算法。针对位置偏移与运动模糊问题,在检测裂纹前先进行振动粗消除处理使关键帧和对比帧位置大致对齐,再进行振动细消除处理进一步去除运动模糊和位置偏移;针对振动台背景区域复杂多变问题,本文针对不同类型的“伪裂纹”设计了不同的剔除方法。首先将零部件区域从背景中分割出来,将检测范围限定在零部件表面区域,排除零部件表面以外的“伪裂纹”;针对零部件本身的“伪裂纹”,通过定义多种纹理特征和几何特征将“伪裂纹”剔除,最终得到真实裂纹。实验表明,该方法设备简单、易于操作,能够在振动台不停机的情况下在线测量疲劳裂纹长度,配合疲劳裂纹检测系统软硬件使用,可以实现疲劳裂纹测量全流程自动化。

1 测试平台构建与数据获取

1.1 测试平台构建

疲劳裂纹检测硬件系统包括图像采集设备、支架、多路数据采集器、处理器和显示器,以及振动台疲劳裂纹检测软件。其中,多个相机固定在支架上,通过调整支架位置和角度,使每个相机从不同角度对准零部件的不同区域,采集范围尽量覆盖零部件表面的所有区域;多路数据采集器将多个相机采集的视频/图像数据汇总成一路信

号传送至处理器进行处理,裂纹检测软件安装在处理器中,进行疲劳裂纹的在线检测,测量结果通过显示器输出,裂纹检测硬件系统实物如图 1 所示;疲劳裂纹检测软件包括图像采集模块、人机交互模块、裂纹检测算法和数据存储模块,疲劳裂纹检测软件界面如图 2 所示。主视图区用来显示相机画面及检测结果;状态显示区用来显示当前零部件的工件号码、检测时长及通知状态;参数设置区可对每个相机进行设置并调整,还可以对每个相机绘制容易出现裂纹的经验区域;操作面板区可控制软件启动和停止,并具备回放历史记录和创建新零件的功能。

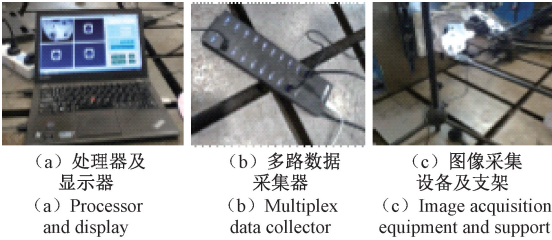


图 1 裂纹检测硬件系统实物

Fig. 1 Physical drawing of crack detection hardware system



图 2 疲劳裂纹检测软件系统

Fig. 2 Fatigue crack detection software system

摄像机采用大恒 MER-051-120U3M-L 摄像机,分辨率为 808 (H) × 608 (V), 帧率为 120 fps, 数据接口为 USB3.0。摄像机镜头采用大恒 A3Z3112CS-MPIR 变焦镜头,焦距范围为 3.1~8 mm,调焦方式为手动调节。本文算法的程序基于计算机开源库 OpenCV,使用 C++语言开发,实验运行环境 Windows 7,CPU 2.40 GHz。

利用本文设计的裂纹检测软硬件系统,在振动台环境采集实验数据集,数据集共包含 80 组不同零部件图像,其中 26 组图像为存在裂纹的正样本图像,其余 54 组图像为不包含裂纹的负样本图像。

1.2 数据获取

在疲劳测试中,裂纹的产生是一个缓慢的过程,往往需要数十个小时才能完成,因此无需进行密集的采样检测。假设每隔采样周期进行一次图像采样,为了能够包含清晰的图像,每次采样获取连续 n 帧图像。零部件随着振动台连杆做周期性振动,假设振动台振动周期为 T ,捕获的图像清晰程度随工件运动速度周期变化。为了使

采样得到的一组 n 帧图像包含清晰图像,获取连续 n 帧图像的时间应大于振动台振动的一个周期。假设摄像机帧频为 f ,振动台振动频率为 m ,连续捕获的 n 帧图像的数量应满足式 (1),捕获的示例图像如图 3 (a)、(b) 所示。

$$n > \frac{f}{m} \tag{1}$$

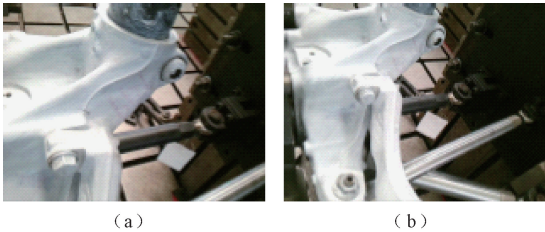


图 3 获取裂纹图像

Fig. 3 Captured crack image

2 振动裂纹检测算法

振动疲劳裂纹在线检测算法流程如下:首先通过振动粗消除和振动细消除处理,去除因振动产生的位置偏移和运动模糊;然后,对零部件表面的氧化锌涂层进行颜色建模,根据零部件表面颜色模型分割得到零部件区域,在零部件区域范围内检测新生成的裂纹定位出裂纹区域;再根据纹理特征和几何特征去除候选裂纹中的“伪裂纹”,得到真实裂纹,将分割得到的裂纹细化得到裂纹骨架;最终计算出裂纹的长度信息。

为了说明振动疲劳裂纹在线检测算法流程,具体伪代码如下。

```
算法 一种基于计算机视觉的振动裂纹在线检测算法
输入 对比帧  $K_0$ , 采样  $n$  帧图像  $K[1 \cdots n]$ .
输出 裂纹长度记录数组  $L_{ca}[1 \cdots i]$ 
1:  $i \leftarrow 0$ 
2: while True do
3:   Eliminating vibration and select  $K_T$ 
4:   Detecting crack
5:   if find crack then
6:     Segmentating crack
7:     if true crack then
8:        $i \leftarrow i + 1$ 
9:       Calculation of crack length  $L_{ca}[i]$ 
10:    if reach alarm value then
11:      Save  $L_{ca}[i]$ 
12:      break
13:    else
14:      Save  $L_{ca}[i]$ 
15:      continue
16:    end if
17:  end if
18: end if
19: end while
```

2.1 振动消除

疲劳裂纹是随着疲劳测试从无到有生成的,因此利用前后帧图像做帧差可以得到裂纹的大致区域。但是在振动台环境下,零部件随着振动台振动,产生的位移导致前后帧图像不能严格对齐且图像存在运动模糊现象,因此需要在检测前消除位移并尽可能减少运动模糊。为了消除振动产生的影响,采用振动粗消除和振动细消除两个处理步骤。

粗略振动消除处理阶段,挑选每个振动周期中零部件处于波峰位置的图像作为关键帧,由于每个关键帧都处于波峰位置,零部件在图像中的位置是大致对齐的。

零部件的运动方式可近似为简谐运动,如图4所示,在每个运动周期内,当零部件处于振动平衡点 c 时,零部件加速度最小,运动速度最大,此时捕获的图像产生的运动模糊程度最大;当零部件处于波峰位置 a 时,零部件加速度最大,速度为0,此时获取的图像运动模糊程度最小。将波峰位置作为一个振动周期中的关键帧,保证了获取的关键帧运动模糊程度最小。为了使零部件位于波峰位置附近的时候进行采样,采用Tenengrad梯度函数作为图像清晰度的评价指标。图像越清晰,整幅图像的梯度均值越大,梯度均值能够很好地与零部件位置相对应。对 n 帧图像求梯度均值,梯度均值的局部峰值即对应零部件处于波峰附近的图像。将每个周期获取的关键帧表示为 K, K_T 表示第 T 个采样周期获取的关键帧,将关键帧 K_0 作为帧间差方法检测裂纹的对比帧。Tenengrad梯度函数采用Sobel算子分别提取水平和垂直方向的梯度值,如式(2)、(3)所示。

$$D(f) = \sum_y \sum_x |G(x, y)| \quad (G(x, y) > T_l) \quad (2)$$

$$G(x, y) = \sqrt{G_x^2(x, y) + G_y^2(x, y)} \quad (3)$$

式中: T_l 是给定的边缘检测阈值; G_x 和 G_y 分别是像素点 (x, y) 处水平和垂直方向的梯度值。经过振动粗消除处理,第 T 个周期的关键帧 K_T 与对比帧 K_0 可以大致对齐,运动模糊和振动位移控制在很小的范围内。为了进一步消除振动位移,在 x 轴方向和 y 轴方向对关键帧 K_T 以对比帧 K_0 为基准做像素级别精细调整,具体方法为保持对比帧 K_0 不动,将关键帧 K_T 在 x 轴方向上 $(-l, +l)$ 像素范围内移动关键帧并与对比帧做帧差,在 $(-l, +l)$ 范围内对整幅图像取帧差均值最小作为关键帧在 x 轴方向调整的距离;同理计算得到 y 轴方向的调整距离。将关键帧 K_T 在 x 轴方向和 y 轴方向移动相应的距离完成精细振动消除。

振动粗消除和振动细消除处理使对比帧和关键帧的运动模糊程度最小,且二者能够精准对齐,使得帧间差方法检测得到的裂纹更加准确。

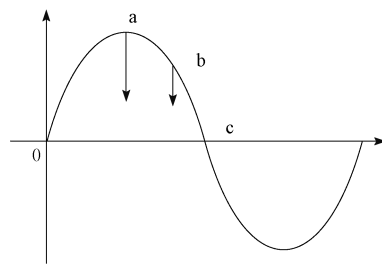


图4 零部件振动周期

Fig. 4 Vibration period of parts

2.2 裂纹区域定位

金属零部件表面裂纹检测的难点在于如下两点:1)干扰多:样本表面存在螺孔、脊形结构、脏污、划痕和交接缝等;2)环境多变:不同环境下光照条件不同、不同材料及制造工艺导致零部件本身表面光学特性各异、不同型号的摄像机捕获的图像质量不一等。

上述难点要求裂纹检测算法具有较强的鲁棒性。因此,有必要根据零部件特性设计适用于振动台场景的检测算法。

1) 零部件表面颜色建模及分割

摄像机捕获的画面包含零部件和振动台背景,背景中复杂的纹理容易误检为伪裂纹。因此,需要将检测范围限定在零部件区域,这就需要先将零部件区域从背景中分割出来。

由于细小的裂纹不易被人眼观察,实际生产中常用的做法是在零部件表面涂抹氧化锌涂层,当有裂纹产生时,裂纹两侧摩擦生热,利用白色氧化锌受热变为黑色的原理,使得裂纹更易于观察。白色氧化锌涂层与暗色背景有较高的区分度,是零部件表面的重要特征,据此本文对根据采集到的实验图像对氧化锌涂层的颜色进行建模。颜色建模步骤如下:(1)从采集的图像数据中人工分割出零部件表面区域;(2)统计所有零部件表面区域像素点RGB值组合并进行去重处理;(3)将所有RGB值转化到HSV空间,由于零部件表面呈现白色、灰色、深灰或者黑色,所有RGB值在HSV空间中为圆锥体,因此找到 S 分量的阈值 T_m 即可将零部件表面与背景区分开。对于一个未知的像素点,若其HSV值在圆锥体内,将该像素点分类为零部件表面,否则视为振动台背景。

对经过颜色判断得到的二值图进行开运算形态学处理,去除孤立点并断开区域之间的粘连,取二值图像中的最大连通轮廓作为零部件表面区域。零部件表面分割图如图5所示。

2) 去除零部件表面原有的“黑色区域”

零部件表面本身可能存在脊形结构、脏污、划痕、螺孔和交接缝等“黑色区域”,与裂纹的纹理特征相似,因此需要在检测裂纹前去除。从对比帧 K_0 的零部件表面

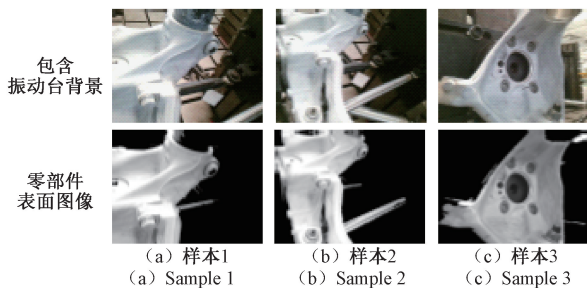


图5 零部件表面分割结果

Fig. 5 Result drawing of parts surface segmentation

区域中去除灰度值小于阈值 T_{gray} 的区域,进一步缩小裂纹检测的范围,排除零部件表面上“伪裂纹”的干扰,得到可能生成裂纹的区域,将该区域称之为零部件表面的二值掩膜。根据试验结果阈值 $T_{gray} = 115$ 时效果最佳。去除零部件表面原有的“黑色区域”如图6所示。

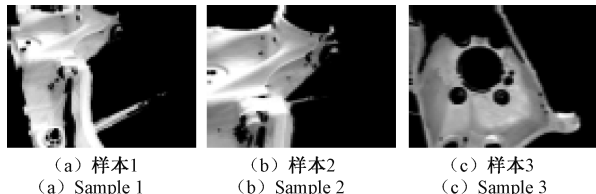


图6 去除零部件表面原有的“黑色区域”图

Fig. 6 Remove the original “black area” figure on the surface of parts

3) 检测新出现的“黑色区域”

对比帧 K_0 是算法获取的第一帧关键帧,此时图像不包含裂纹,将每个周期获取的关键帧 K_r 与 K_0 做帧差,得到二者的帧差结果,将帧差结果图与零部件表面的二值掩膜做与操作,得到掩膜区域内的帧差结果。若在零部件表面区域原有“黑色区域”基础上出现新的“黑色区域”,认为随着疲劳测试零部件产生了裂纹。

4) 确定裂纹预选区域

实验观察到,裂纹末端灰度值是渐变的,裂纹分割算法往往无法准确地分割裂纹末端,导致最终计算的裂纹长度小于裂纹实际长度。因此需要对该区域的范围进行扩充,以保证裂纹末端包含在该区域内。以新出现的“黑色区域”的中心点为中心,对新出现的黑色区域的长宽扩大5倍作为裂纹候选区域范围。在原始图像中裁剪得到对应的裂纹候选区域。区域扩充操作能够保证裂纹两端含在裂纹候选区域,从而计算得到的裂纹长度更加准确。将裂纹局部区域与整体图像分离出来,实现裂纹检测,同时从一定程度上减少了后续裂纹分割算法的计算量,提高了算法运行速度。结果如图7所示。

2.3 裂纹筛选

裂纹分割算法对裂纹候选区域像素点进行二分类处

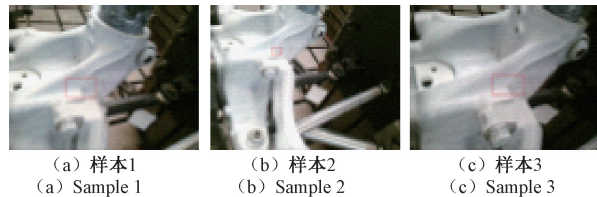


图7 裂纹检测及扩充结果

Fig. 7 Crack detection and expansion results

理,依据裂纹特征,将裂纹候选区域像素归为裂纹和背景。

1) 纹理特征筛选

对于纹理特征,裂纹有4个特点:裂纹区域灰度值较小;裂纹边界存在灰度值突变;裂纹位于裂纹预选区域中心;裂纹区域 RGB 值均衡。相应的处理分为以下4个步骤。

(1) 裂纹颜色为灰度值较小的“黑色区域”,对裂纹候选区域进行二值化,本文试验中,二值化阈值 $T_{segment} = 120$,分割算法中选取的阈值略大于检测算法中去除零部件表面原有“黑色区域”的阈值,这样做的目的是使裂纹末端的“灰色区域”同样被分割为裂纹,使得最终计算的裂纹长度更加准确,对裂纹候选区域做二值化处理得到二值图像 P_i 。

(2) 裂纹边界灰度值存在突变,边缘特征是裂纹的重要特征,对裂纹候选区域采用改进的 Canny 边缘检测[5]得到边缘图像 P_e 。

(3) 裂纹区域在裂纹候选区域中为灰度值较小的主体区域,采用泛洪填充方法^[22-23],在裂纹预选区域4个顶点中选择灰度值较大的点作为种子点进行泛洪填充,未被填充的区域即为裂纹预选区域中心的裂纹区域,由于泛洪填充方法由外向内包围裂纹区域,无需考虑裂纹内部灰度值的细微变化,该特征可被视为一种全局特征,全局特征从一定程度上增加了裂纹区域的连通性,使得裂纹分割结果更加完整,裂纹候选区域的泛洪填充结果图为 P_f 。

(4) 裂纹区域 RGB 值均衡,对裂纹候选区域上的每个像素点进行判断,若 RGB 值互相之间的差值不大于阈值 $T_{difference}$,则认为该像素点 RGB 值均衡,得到均衡图像 P_b ,该特征与零部件表面的彩色污渍具有区分度,本文阈值 $T_{difference} = 40$ 。

裂纹的灰度值特征、边缘特征、连通性特征及颜色均衡特征均为二值结果,为了对多种特征进行加权,对四种二值特征图中裂纹的边缘做过渡处理^[24],使二值裂纹的边缘变为渐变,将离散量变为连续值。对4种特征的特征图进行加权,将加权特征图上灰度值大于阈值 T_w 的像素点分类为裂纹像素点,其他像素点视为背景,得到裂纹区域。再对裂纹区域做闭操作形态学处理,先连接断点,在腐蚀去掉孤立的噪声得到候选裂纹。

2) 细化处理及毛刺去除

对候选裂纹进行细化处理,对候选裂纹经过细化处理得到裂纹骨架,细化处理通过从原始二值图像中由外及内逐层剥离像素点将裂纹从多像素宽度减少到单位像素宽度^[25]。细化后的裂纹骨架主干上存在毛刺,若毛刺骨架像素长度会导致计算得到的裂纹骨架像素长度偏大,因此采用跟踪端点法去除毛刺。毛刺分支与裂纹主干相交处存在节点,节点的重要特征是与其相连的裂纹骨架像素点超过两个,即该点八邻域像素之和 >2 ,满足这一条件的除了节点以外,还有骨架图中个别直角结构的点,为此应在识别节点前去除骨架中的直角顶点,直角顶点 P_0 应满足式(4)。

$$|x_1 - x_2| \cdot |y_1 - y_2| = 1 \quad (4)$$

其中, $P_1(x_1, y_1)$ 、 $P_2(x_2, y_2)$ 分别为 P_0 的8邻域中与其相连的两个像素点,三者构成直角三角形。从骨架图中去掉直角顶点,然后搜索八邻域像素之和大于2的点,删除节点后可将骨架主干与毛刺分支的节点断开,通过设置毛刺长度阈值 T_{burr} 可将毛刺去除^[26]。

3) 几何特征筛选

对于几何特征,裂纹有3个特点:裂纹骨架长度大于一定阈值,排除短裂纹和噪声;裂纹骨架最小外接矩形的长宽比应大于一定阈值;裂纹是具有一定方向性的线性目标。相应的处理为如下3个步骤。

(1) 遍历每个裂纹骨架的像素长度,将长度小于阈值 T_{length} 的裂纹剔除。该操作可根据裂纹的长度特征去除噪声点干扰。需要注意阈值 T_{length} 的选取,阈值过大,会导致短裂纹被错误地滤除,阈值过小导致噪声点去除不干净。因此本文选取的阈值 $T_{length} = 15$ 。需要注意的是本文的算法并未对原始图像做滤波处理去除噪声点,原因在于滤波在去除孤立噪声点的同时,裂纹的边缘也变得平滑。此步骤对预选裂纹的长度进行限制,既能保证去除噪声点,又不削弱裂纹的边缘特征。

(2) 计算裂纹区域二值图像连通区域最小外接矩形的长宽比,将长宽比小于阈值 $T_{aspectRatio}$ 的裂纹剔除。对于图像中正方形、圆形及阴影区域形成的团状区域的“伪裂纹”,连通区域的长宽比接近1,为了与条状裂纹做区分,设置阈值为 $T_{aspectRatio} = 3.5$ 。

(3) 采用主成分分析(principle components analysis, PCA)算法计算裂纹主方向,将轮裂纹上的点进行方向编码,假设裂纹像素点个数为 m ,若裂纹上某个像素点的方向与主方向差值的绝对值小于10度,则视为该像素点方向与主方向相似,若相似像素点占总像素点数大于阈值 $T_p = 40\%$,则认为该裂纹整体方向相似。裂纹方向相似判定公式如下:

$$n_i = \begin{cases} 1, & |a_p - a_i| < 10 \\ 0, & |a_p - a_i| \geq 10 \end{cases} \quad (5)$$

$$r = \begin{cases} 1, & \sum n_i \geq 0.4m \\ 0, & \sum n_i < 0.4m \end{cases} \quad (6)$$

式中: a_p 为裂纹主方向; a_i 为裂纹上第 i 个点的方向; m 为裂纹像素点总数; r 为该裂纹方向相似判断结果。

4) 裂纹验证

裂纹表面的脊形结构容易被误检为裂纹,通过观察发现,脊形结构脊的两侧光线不同,因此灰度值差异较大,而真实裂纹两侧的灰度值差异较小。为了排除脊形结构干扰,以裂纹骨架为中心,沿着其法线方向向左取范围 $(-r_1, -r_2)$ 的条形区域,计算该条形区域内像素点灰度值的均值为 A_l ;向右取范围 $(+r_1, +r_2)$ 范围的条形区域,计算该区域内像素点灰度值的均值为 A_r ,若满足式(7)认为是真裂纹,否则认为是伪裂纹。本文 $r_1 = 15$, $r_2 = 20$, $D = 50$ 。

$$|A_l - A_r| < D \quad (7)$$

经裂纹验证后,得到裂纹分割图像,如图8所示。

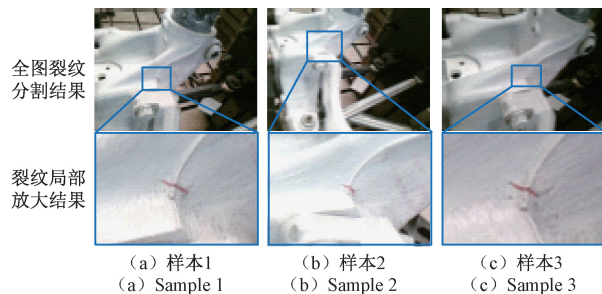


图8 裂纹分割结果

Fig. 8 Crack segmentation results

2.4 裂纹长度计算

经过验证的真实裂纹,可通过裂纹骨架像素点个数计算其长度。统计裂纹骨架上水平和竖直相邻的像素点个数为 n_1 ,对角线排列的像素点个数为 n_2 ,则最终裂纹长度可表示为式(8)^[27]。

$$L_{cp} = n_1 + n_2 \cdot \sqrt{2} \quad (8)$$

由于相机与零部件表面距离不固定,需要通过设置固定距离的标志物将图像中的像素长度转化为实际裂纹长度。在零部件表面粘贴两个距离 L_{ra} 的红色标记物并保证摄像头能够捕获红色标记物,检测两个标记物中心点在图像中的像素距离为 L_{rp} ,则裂纹的实际距离 L_{md} 满足式(9)。

$$\frac{L_{md}}{L_{cp}} = \frac{L_{ra}}{L_{rp}} \quad (9)$$

3 实验结果及分析

本文利用第1节构建的图像数据集进行实验,将原

始数据集通过标注工具标注每个裂纹样本的长度信息。为了说明所提出算法的有效性,从裂纹检测和裂纹长度测量两个方面评价算法性能。裂纹检测指标反映算法检测裂纹的能力,裂纹长度测量指标进一步量化评价算法长度测量精度。裂纹检测指标包括精确率 P 、召回率 R 、误检率 E 和漏检率 M 。在机器学习中,根据样本原本属于正样本还是负样本以及预测结果属于正样本还是负样本,可将样本分成四类:精确率和召回率定义如下。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \tag{10}$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \tag{11}$$

式中: TP 代表正样本预测为正类的数量; FP 代表负样本预测为正类的数量; FN 代表正样本预测为负类的数量; TN 代表负样本预测为负类的数量。相应地误检率和漏检率的公式如下:

$$E = 1 - P \tag{12}$$

$$M = 1 - R \tag{13}$$

以裂纹长度相对误差评价计算得到的裂纹长度是否准确,裂纹长度相对误差如下:

$$\delta = 100\% \times \frac{|v - v_p|}{v} \tag{14}$$

式中: v 为裂纹实际长度; v_p 为算法计算得到的裂纹长度。

裂纹检测结果如表 1 所示,本文所提出的裂纹检测算法排除了多种类型的干扰,通过将零部件从振动台背景中分割出来的方法排除了振动台背景区域的“伪裂纹”,又采用去除零部件表面原有“黑色区域”的方法,去除了圆孔、脏污和划痕等“伪裂纹”,最后通过裂纹验证步骤,去除和脊形结构“伪裂纹”,这些方法有助于减少误检,提高精确率。数据集中共包含 26 个正样本,裂纹检测算法共检测出其中 25 个,仅有 1 个正样本未被检测出,负样本中仅有 2 个假阳样本,精确率 $P = 92.59\%$,召回率 $R = 96.15\%$,误检率 $E = 7.41\%$,漏检率 $M = 3.85\%$,说明本文所提出的裂纹检测算法性能较好。

表 1 振动台环境下疲劳裂纹检测指标
Table 1 Fatigue crack detection index under shaking table environment (%)

P	E	R	M
92.59	7.41	96.15	3.85

裂纹长度测量结果如表 2 所示,在裂纹长度测量算法中,先通过灰度值特征、颜色均衡特征、边缘特征和连通特征四个特征的加权实现分割裂纹,得到初步的裂纹掩膜;接着细化裂纹掩膜得到裂纹骨架,再通过长度、方向和长宽比 3 个几何特征去除“伪裂纹”干扰得到最终

裂纹;最终去除裂纹骨架上的分支得到最终的裂纹长度。在分割裂纹阶段综合考虑 4 种特征,4 种特征通过权重调整占比。在检测得到的 25 条裂纹中,裂纹的实际平均长度 $L_{real} = 49.31$ pixel,算法测量裂纹的平均长度 $L_{measure} = 42.68$ pixel,测量长度相对误差 $\delta = 13.45\%$ 。

表 2 振动台环境下疲劳裂纹长度测量算法精度
Table 2 Accuracy of fatigue crack length measurement algorithm in shaking table environment

L_{real}/pixel	$L_{measure}/\text{pixel}$	$\delta/\%$
49.31	42.68	13.45

正样本算法测量长度和裂纹实际长度对比如图 9 所示。裂纹长度算法能够较为准确地计算裂纹长度,但由于裂纹两端裂纹比较尖,裂纹特征不明显,裂纹长度测量比实际裂纹长度偏小。

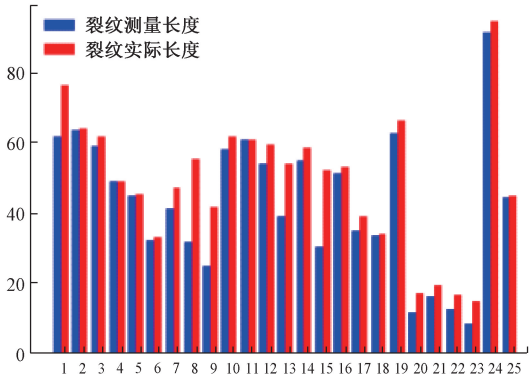


图 9 正样本算法测量长度和裂纹实际长度对比
Fig. 9 Comparison of length measured by positive sample algorithm and actual crack length

为了验证本文提出算法的各个部分对算法性能的影响,共设计了 6 组消融实验。

第 1 组实验对比消除振动位移处理对于裂纹检测算法的影响。由表 3 实验结果可知,添加振动消除处理后,误检率降低了 19.07%,漏检率降低了 11.54%。原因在于关键帧图像与对比帧图像做帧差前,二者已经能够基本对准,大大减少了因两帧图像错位而导致的“伪裂纹”,说明本文所提出的消除振动位移处理能够有效的消除振动位移。

表 3 消除振动位移对于裂纹检测结果的影响
Table 3 Eliminating the influence of vibration displacement on crack detection results (%)

操作方式	P	E	R	M
未处理	73.52	26.47	84.61	15.38
消除震动	92.59	7.40	96.15	3.84

第 2 组实验对比将检测范围限制在零部件表面对于裂纹检测算法的影响。由表 4 实验结果可知,将检测范围限定在零部件表面后,算法的误检率降低 6.39%。原因在于复杂的振动台背景可能包含特征与裂纹类似的区域,而裂纹仅在零部件表面产生可作为先验知识,通过颜色特征确定零部件表面的区域,将裂纹检测的范围限定在该区域内,去除了振动台背景中的干扰,减少了假阳样本。

表 4 限定检测范围对于裂纹检测结果的影响

Table 4 Influence of limited detection range on crack detection results (%)				
	<i>P</i>	<i>E</i>	<i>R</i>	<i>M</i>
未处理	86.20	13.79	96.15	3.84
限定范围	92.59	7.40	96.15	3.84

去除振动台背景干扰前后对比如图 10 所示,矩形框标记出背景中“伪裂纹”。

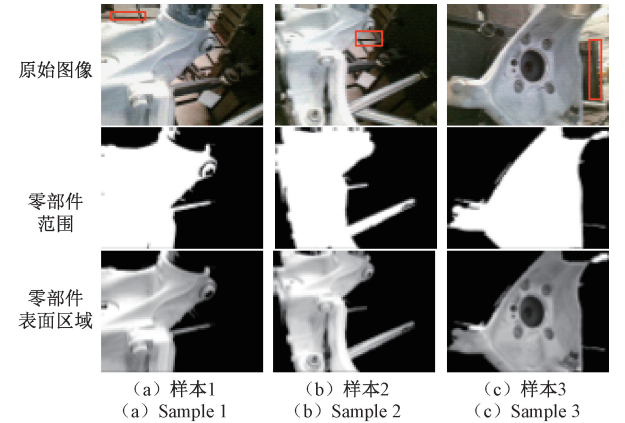


图 10 去除振动台背景干扰前后对比如图
Fig. 10 Comparison before and after removing background interference of shaking table

第 3 组实验对比去除零部件表面原本的“黑色区域”对于裂纹检测算法的影响。由表 5 实验结果可知,算法的误检率降低 19.07%。原因在于零部件表面存在类似裂纹特征的脏污、划痕和螺丝圆孔等干扰,容易被误检测为“伪裂纹”,去除干扰后,误检率大大降低。

表 5 去除“黑色区域”对于裂纹检测结果的影响

Table 5 Effect of removing “black area” on crack detection results (%)				
操作方式	<i>P</i>	<i>E</i>	<i>R</i>	<i>M</i>
未处理	73.52	26.47	96.15	3.84
去除“黑色”	92.59	7.40	96.15	3.84

圆孔干扰去除效果如图 11 所示,去除的干扰区域用绿色标记。划痕、脏污去除效果如图 12 所示,去除的干

扰区域见图中标记。交接缝去除效果如图 13 所示,去除的干扰区域用矩形框标记。

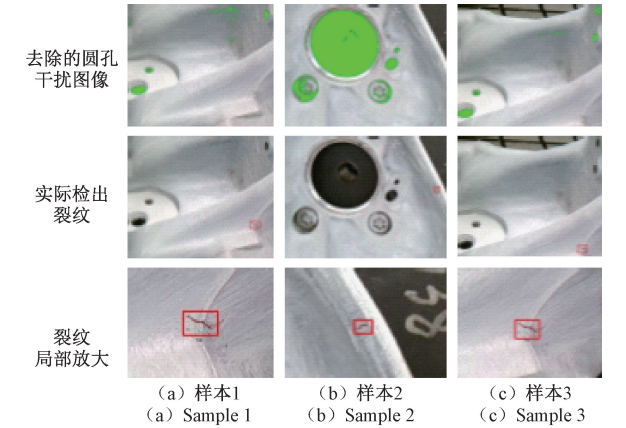


图 11 圆孔干扰去除效果

Fig. 11 Effect picture of circular hole interference removal

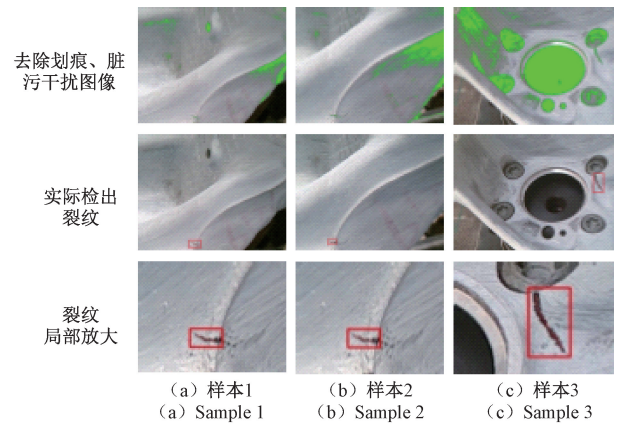


图 12 划痕、脏污去除效果

Fig. 12 Effect picture of scratch and dirt Removal

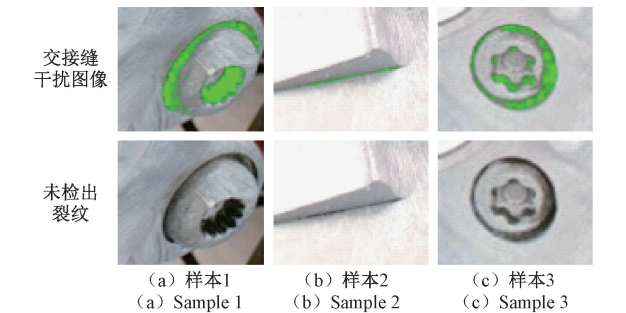


图 13 交接缝去除效果

Fig. 13 Effect drawing of joint removal

第 4 组实验对比扩充裂纹候选区域对于计算裂纹长度是否精准的影响。

由表 6 实验结果可知,扩充裂纹区域使得所计算的裂纹长度相对误差下降了 8.82%。其原因在于对裂纹候

选区域进行扩充的步骤,能够使裂纹末端尽量包含到裂纹候选区域,使计算得到的裂纹更接近真实裂纹长度。

表 6 扩充裂纹候选区域对于计算裂纹长度的影响
Table 6 Influence of candidate region of extended crack on the calculation of crack length

操作方式	$L_{\text{real}}/\text{pixel}$	$L_{\text{measure}}/\text{pixel}$	$\delta/\%$
未处理	49.31	38.33	22.27
扩充裂纹预选区域	49.31	42.68	13.45

扩充裂纹候选区域前后对比如图 14 所示,可以观察到,由于在筛选新出现的“黑色区域”时条件较为严格,裂纹不能完全包含在裂纹预选区域内,经过区域扩大后,裂纹能够完整地包含在裂纹候选区域内,因此计算得到的裂纹长度更加贴近裂纹真实长度。

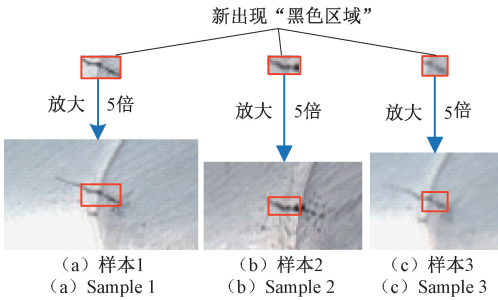


图 14 扩大裂纹预选区域

Fig. 14 Pre-selected area of expanded crack

第 5 组实验对比纹理特征对于计算裂纹长度是否精准的影响。以裂纹长度相对误差评价计算得到的裂纹长度是否准确。由表 7 实验结果可知,综合灰度值、边缘、颜色均衡和连通性等多种特征在裂纹预选区域进行分割,使得裂纹分割算法更为鲁棒,相比仅适用灰度值特征,使用 4 种纹理特征使得裂纹长度的相对误差降低了 31.53%,相比仅适用边缘特征,适用 4 种纹理特征使得裂纹的相对误差降低了 2.09%,相比仅适用灰度值特征,适用 4 种纹理特征使得裂纹的相对误差降低了 18.68%。

表 7 纹理特征对于计算裂纹长度的影响
Table 7 Effect of texture features on crack length calculation

特征种类	$L_{\text{real}}/\text{pixel}$	$L_{\text{measure}}/\text{pixel}$	$\delta/\%$
仅灰度值特征	49.31	27.13	44.98
仅边缘特征	49.31	56.98	15.54
仅连通性特征	49.31	33.46	32.13
综合所有特征	49.31	42.68	13.45

纹理特征筛选前后对比如图 15 所示,从图 15 可以观察到,任何一种单一特征都不能有效地分割裂纹,将多种特征通过不同的权重融合在一起,分割算法更为鲁棒,因此计算得到的裂纹长度更准确。

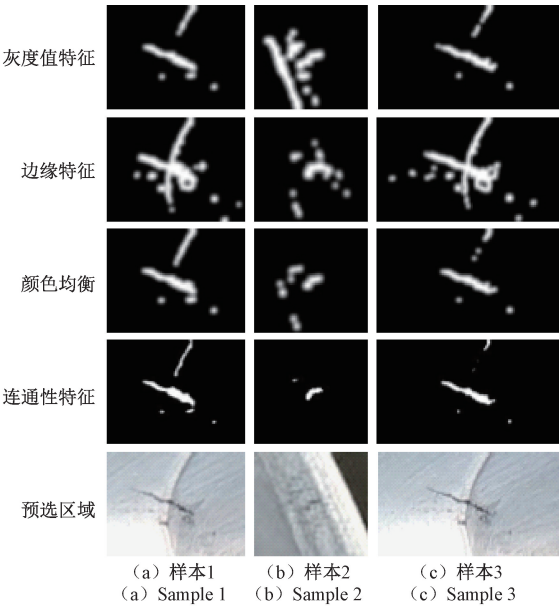


图 15 纹理特征筛选前后对比

Fig. 15 Contrast map before and after texture feature filtering

第 6 组实验对比裂纹验证对于裂纹检测的影响。由表 8 实验结果可知,裂纹验证步骤去除了由于光照造成脊形结构容易被识别成裂纹,利用脊形结构两侧灰度值相差较大的特征剔除这种干扰,使得裂纹检测的误检率下降了 3.31%。

表 8 裂纹验证对于裂纹检测的影响
Table 8 Influence of crack verification on crack detection (%)

操作方式	P	E	R	M
未处理	89.28	10.71	96.15	3.84
裂纹验证	92.59	7.40	96.15	3.84

裂纹验证前后对比如图 16 所示,脊形结构已标记,可以观察到,脊柱形结构已经被去除。

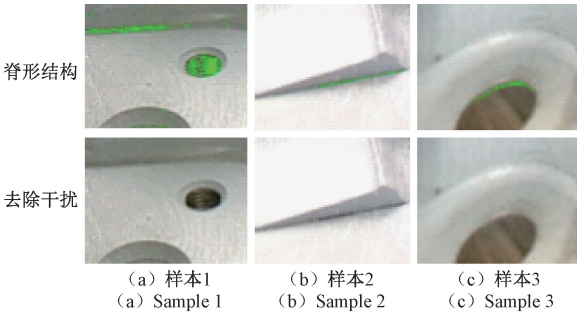


图 16 裂纹验证前后对比

Fig. 16 Comparison of crack before and after verification

从表 3~5 和 8 可知,通过消除振动位移、限定检测范围、去除零部件表面原本的“黑色区域”以及验证裂纹

等操作,能够有效排除干扰,达到降低裂纹检测误检率目的。裂纹检测精确率均在92%以上,说明本文提出的裂纹检测算法能够在振动台环境下达到较好的效果,满足实际需求。从表6和7可知,扩充裂纹候选区域步骤和综合多种特征分割裂纹能够降低裂纹长度测量的误差,但由于裂纹末端裂纹特征不明显,计算得到的裂纹长度小于实际裂纹长度,算法仍有改进空间。

4 结 论

本文所提出的裂纹检测算法适用于振动台条件,采用跟踪清晰度方法消除运动模糊,并通过限定检测区域排除振动台和零部件表面的干扰,在试验中取得了良好效果,与静止条件下的裂纹检测算法相比,该算法无需振动台停机即可完成裂纹的检测及测量,在疲劳测试试验中得到疲劳裂纹信息。本文先消除前后帧图像因振动产生的位移使两帧图像对齐,再利用帧间差法在零部件区域内定位新产生的裂纹确定裂纹候选区域,最后根据裂纹的纹理特征和几何特征通过分割算法得到裂纹信息。实验结果表明:相比于静态环境下的裂纹检测算法,该算法能够在振动台不停机的情况下,动态获取零部件裂纹的位置、长度及形状等信息,记录裂纹的延展过程,简化了疲劳测试流程,大大提高工作效率。本文所提出的算法适用于振动台环境下的金属零部件裂纹检测及测量,未来将对适用于通用场景下的裂纹检测及测量进行深入研究并加以解决。

参考文献

[1] 张军峰,张博平,王海,等. 图像处理技术在疲劳裂纹长度测量中的应用[J]. 航空工程进展,2012,3(4): 442-446.
ZHANG J F, ZHANG B P, WANG H, et al. Application of image processing technology in fatigue crack length measurement [J]. Progress of Aviation Engineering,2012,3(4):442-446.

[2] 刘继英,陶祥贺. 超声红外热像技术在金属裂纹检测中应用[J]. 山东工业技术,2018(8):1-2.
LIU J Y, TAO X H. Application of ultrasonic infrared thermography in metal crack detection [J]. Shandong Industrial Technology, 2018(8):1-2.

[3] 江蕾,刘志平,刘慧龙,等. 涡流激励热成像金属焊缝裂纹检测方法研究[J]. 武汉理工大学学报:交通科学与工程版,2015,39(1):129-134.
JIANG L, LIU ZH P, LIU H L, et al. Research on eddy current excitation thermal imaging method for metal weld crack detection [J]. Journal of Wuhan University of Technology: Traffic Science and Engineering, 2015, 39(1): 129-134.

[4] TAO M A, SUN Z, CHEN Q. Crack detection algorithm for fluorescent magnetic particle inspection based on shape and texture features [J]. Journal of Tsinghua University, 2018,58(1):50-54.

[5] XIAO Y, LI J. Crack detection algorithm based on the fusion of percolation theory and adaptive Canny operator[C]. 37th Chinese Control Conference,2018.

[6] 徐威,唐振民,吕建勇. 基于图像显著性的路面裂缝检测[J]. 中国图象图形学报,2013,18(1):69-77.
XU W, TANG ZH M, LYU J Y. Pavement crack detection based on image saliency[J]. Chinese Journal of Image Graphics,2013,18(1):69-77.

[7] YAMAGUCHI T, HASHIMOTO S. Improved percolation-based method for crack detection in concrete surface images[C]. 19th International Conference on Pattern Recognition,IEEE, 2009.

[8] MILLE J, BOUGLEUX S, COHEN L D. Minimally overlapping paths sets for closed contour extraction[C]. VISAPP 2012, 2012: 259-268.

[9] AMHAZ R, CHAMBON S, IDIER J, et al. A new minimal path selection algorithm for automatic crack detection on pavement images [C]. 2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2014: 788-792.

[10] ZOU Q, CAO Y, LI Q Q, et al. Crack tree: Automatic crack detection from pavement images [J]. Pattern Recognition Letters, 2012, 33(3): 227-238.

[11] TSAI Y J, JIANG C, WANG Z. Implementation of automatic crack evaluation using Crack Fundamental Element[C]. 2014 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2014: 773-777.

[12] RAUF R, SHAHID A R, ZIAUDDIN S, et al. Pedestrian detection using HOG, LUV and optical flow as features with AdaBoost as classifier [C]. 6th IEEE International Conference on Image Processing Theory Tools and Applications (IPTA), 2017: 1-4.

[13] LONG J, SHELHAMER E, DARRELL T. Fully convolutional networks for semantic segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE, 2015, 39(4): 640-651.

[14] RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T. U-Net: Convolutional networks for biomedical image segmentation[C]. International Conference on Medical Image Computing and Computer-assisted Intervention, 2015: 234-241.

[15] BADRINARAYANAN V, KENDALL A, CIPOLLA R. SegNet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine

- Intelligence, IEEE, 2017; 39(12): 2481-2495.
- [16] LIN G, MILAN A, SHEN C, et al. RefineNet: Multi-path refinement networks for high-resolution semantic segmentation[C]. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016; 5168-5177.
- [17] CHEN L C, PAPANDREOU G, KOKKINOS I, et al. DeepLab: Semantic image segmentation with deep convolutional nets, Atrous convolution, and fully connected CRFs [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE, 2018, 40(4): 834-848.
- [18] CHEN L C, PAPANDREOU G, SCHROFF F, et al. Rethinking atrous convolution for semantic image segmentation [J]. Computer Science, 2017, arXiv:1706.05587.
- [19] CHEN L C, ZHU Y, PAPANDREOU G, et al. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation [C]. Proceedings of the 15th European Conference on Computer Vision, 2018; 833-851.
- [20] ZHAO H, SHI J, QI X, et al. Pyramid scene parsing network[C]. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), IEEE, 2017; 6230-6239.
- [21] RUI Z, SHENG T, ZHANG Y, et al. Scale-adaptive convolutions for scene parsing[C]. IEEE International Conference on Computer Vision, IEEE, 2017; 2050-2058.
- [22] CORKE P. Robotics, Vision and Control [M]. Heidelberg: Springer, 2011; 255-256.
- [23] LEE J, KANG H. Flood fill mean shift: A robust segmentation algorithm [J]. International Journal of Control Automation & Systems, 2018(6): 1313-1319.
- [24] LIAO M, WAN Z, YAO C, et al. Real-time scene text detection with differentiable binarization [J]. Computer Science, 2019, arXiv:1911.08947.
- [25] SAEED K, DZKI M, RYBNIK M, et al. K3M: A universal algorithm for image skeletonization and a review of thinning techniques [J]. International Journal of Applied Mathematics & Computer Science, 2010, 20(2): 317-335.
- [26] 薛倩, 罗其俊, 王岳. 基于图像分析的飞机蒙皮裂纹检测[J]. 计算机应用, 2019, 39(7): 2116-2120.
XUE Q, LUO Q J, WANG Y. Crack detection of aircraft skin based on image analysis[J]. Computer Application, 2019, 39(7): 2116-2120.
- [27] BRICEÑO C, RIVERA-ROVELO J, ACUÑA N. Crack's detection, measuring and counting for resistance's tests using images [C]. Progress in Pattern Recognition, Image Analysis, Computer Vision, and Applications. Springer Berlin Heidelberg, 2013.

作者简介



丁伟利, 2003 年于辽宁工业大学获得学士学位, 2008 年于中国科学院沈阳自动化研究所获得博士学位, 现为燕山大学教授, 主要研究方向为模式识别。

E-mail: weiye51@ysu.edu.cn

Ding Weili received her B. Sc. degree from Liaoning University of Technology in 2003, and Ph. D. degree from Shenyang Institute of automation, Chinese Academy of Sciences in 2008, respectively. Now she is a professor at Yanshan University. Her main research interest includes pattern recognition.