

基于爬壁机器人的桥梁裂缝图像检测与分类方法

陈瑶^{1,2}, 梅涛², 王晓杰^{2,3}, 李峰¹, 刘彦伟²

(1. 中国科学技术大学自动化系, 安徽合肥 230027;

2. 中国科学院合肥物质科学研究院先进制造技术研究所, 江苏常州 213164; 3. 重庆邮电大学, 重庆 400065)

摘要:针对传统的桥梁裂缝检测方法成本高、工作环境危险的现状,提出一种基于爬壁机器人的桥梁裂缝图像检测与分类方法,即利用安装在爬壁机器人上的微型摄像头获取桥梁的壁面裂纹,通过图像处理和分析方法识别并对裂缝分类。首先对获取的图片去除运动模糊;然后运用小波变换对图像中的裂缝目标进行增强,再用二值图像面形态学分析提取裂缝目标,运用KD树对裂缝进行连接完成对裂缝图像的认识;最后运用支持向量机方法对裂缝实现分类,并与几何特征分类方法和基于BP神经网络的分类方法比较,结果表明,该方法对裂缝分类效果较好。

关键词:爬壁机器人;运动模糊;小波分析;面形态学;KD树;支持向量机

中图分类号: TP399 **文献标识码:** A **doi:** 10.3969/j.issn.0253-2778.2016.09.011

引用格式: 陈瑶,梅涛,王晓杰,等. 基于爬壁机器人的桥梁裂缝图像检测与分类方法[J]. 中国科学技术大学学报, 2016, 46(9): 788-796.

CHEN Yao, MEI Tao, WANG Xiaojie, et al. A bridge crack image detection and classification method based on a climbing robot[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2016, 46(9): 788-796.

A bridge crack image detection and classification method based on a climbing robot

CHEN Yao^{1,2}, MEI Tao^{2*}, WANG Xiaojie^{2,3}, LI Feng¹, LIU Yanwei²

(1. Department of Automation, University of Science and Technology of China, Hefei 230031, China;

2. Institute of Advanced Manufacturing Technology, Hefei Institute of Physical Science, Chinese Academy of Sciences, Changzhou 213164 China;

3. Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: Traditional bridge crack detection methods are of high cost and high risk. A bridge crack detection and classification method was proposed based on a climbing robot using image analysis with a miniature camera mounted on the robot to collect images. First, the motion blur of acquired images was removed by Wiener filtering method. Second, wavelet transform was used to enhance the fractures of the crack in the image. Third, to complete crack image recognition, the surface morphology analysis is applied to extract crack fragments and then KD-tree was used to connect them. Finally, support vector machine method was used to classify crack images based on a series of basic visual characteristics and geometric features. Comparison of geometrical characteristic classification method and BP neural network classification method, results show that our method is better.

Key words: climbing robot; motion blur; wavelet transform; surface morphology analysis; KD-tree; SVM

收稿日期: 2015-09-12; 修回日期: 2015-12-29

基金项目: 重庆市杰出青年基金 (cstc2014jcyj0049), 国家重点基础研究发展项目(973 计划)(2011CB302100, 2011CB302106)资助。

作者简介: 陈瑶, 女, 1990 年生, 硕士生, 研究方向: 图像处理, E-mail: yaochenustc@163.com

通讯作者: 梅涛, 博士/研究员, E-mail: tmei@iim.ac.cn

0 引言

机器人技术的快速发展不仅将人类从繁重危险的工作中解脱出来,提高了工作效率,有时甚至能实现人类自身无法完成的任务。例如对于建筑物等垂直墙壁或天花板等地方的表面检测,可以用爬壁机器人替代检测人员到达这些高危场地执行检查任务^[1]。爬壁机器人在垂直壁面及天花板壁面上移动,通过爬壁机器人无线传输回来的现场图片,专业人员可以远程进行实时或者离线的安全检测工作,不仅可以节省成本,降低工人的风险,而且能够提高工作效率,带来可观的社会和经济效益^[2]。目前,国内科研人员已经开始运用爬壁机器人进行桥梁裂缝检测与分类的研究并取得一定成果^[3-6]。

爬壁机器人只是桥梁裂缝检测的载体,但要实现桥梁裂缝的检测和分类,其核心是数字图像处理技术。此前,使用数字图像处理技术进行裂缝检测的研究在全球范围内得到了较广泛的关注,美日韩等发达国家在该领域起步较早,提出了一些有效的检测方法,有一定的领先优势。Abdel-Qadel等^[7]给出了几种用于桥梁表面图像裂缝检测算法的效率比较。在快速傅里叶变换、Sobel算子、Canny算子、快速哈尔变换等四种常用的方法中,他们认为快速哈尔变换是最优的边缘检测算法。Ito等^[8]对数码相机拍摄的裂缝图像综合运用小波变换、灰度矫正、二值化等图像处理方法对裂缝进行了提取和分析。Kawamura等^[9]提出利用遗传算法对图像处理的参数进行半自动优化以达到精确检测裂缝的目的。Yamaguchi等^[10-12]提出了一种基于渗透模型的图像处理技术进行裂缝检测的算法,这种算法模型就是液体在实际生活中渗透蔓延的情景在计算机科学中的抽象运用,其后续又发表多篇论文对渗透模型速度和识别精度等方面进行了改进,实验结果也表明了渗透模型的有效性。虽然以上这些方法有一定的效果,但也或多或少存在以下一些问题。首先,忽略了裂缝的一些重要特征,如裂缝区域内部像素之间的连接性,其所造成裂缝的不连续性会对后续裂缝分类产生影响;其次,裂缝图像存在的噪声不能很好地消除或者消除过程中对裂缝原本的边缘带来一定的损坏,导致裂缝识别率较低;最后,由于有些时候裂缝图片的采集是在运动过程中进行的,因此此类裂缝图像存在一定的运动模糊,而以上所述方法并没有对此种情况进行讨论。

本文首先介绍了一款自主研发的仿生足式壁面攀爬机器人,其灵巧的结构和仿生设计可以实现一般在一般粗糙度的竖直壁面上攀爬,装载简易的摄像头后,可以通过无线方式实时获取壁面图像,适用于建筑桥梁结构的裂缝检测,但由于摄像头尺寸和精度的限制,导致获取的裂缝图片的质量降低。其次,本文基于这套装置提出一种图像处理的方法,目的是在爬壁机器人获取壁面的裂缝图片后,通过一系列图像处理的方法,用算法弥补硬件精度上的不足,分割出完整的裂缝。最后运用支持向量机方法对裂缝实现分类,完成桥梁结构的健康监测。

1 足式壁面攀爬机器人的设计

1.1 总体结构设计

如图1所示,机器人主要由机体、两腿及尾部自由车轮组成。机器人宽9cm,长12cm,重84g(摄像头10g),由一个直流电机通过齿轮传动,驱动机器人两足交替抓附在壁面上。机器人每条腿末端连接有仿生爪刺足,爪刺足包括25个仿生爪刺足片,每个爪刺通过仿生柔性连接结构与足部基体连接(图1(b)、(d))。相邻仿生爪刺片之间由隔片隔开,每个爪刺足片有自己独立的运动空间,运动过程中相互之间不会干涉(图1(b))。限位轴限制柔性连接结构朝离开足部基体方向运动,使柔性连接结构刚度具有二相异性,在抓附过程中刚度很小,在脱附过程中刚度较大,从而使抓附更加牢固,脱附更加容易。机器人尾部由两个自由车轮支撑,以滚动摩擦代替滑动摩擦,减小了机器人尾部与壁面间的摩擦力,同时为机器人向后攀爬提供了便利。

机器人不仅可以攀爬在粗糙的竖直砖面、水泥墙面上,也可以攀爬在易刺入的树杆及布制窗帘上。通过图2(c)的红外遥控器控制机器人的前进、后退与停止。

1.2 图像获取

机器人上装载一个微型摄像头,通过无线通讯把壁面图像实时传输到电脑上,一个LED灯为壁面提供照明,减小光线明暗对摄像头图像采集的影响。图像通过Draganfly Innovations股份有限公司生产的彩色微型摄像头(Dragan Eye Camera)获取,摄像头安装在爬壁机器人的尾部。摄像头的分辨率为 768×576 ,帧率为25fps。图3(d)所示为机器人在竖直砖面上攀爬图,机器人两足交替抓附在砖面上,机器人向上攀爬速度为40mm/s,向下攀爬速度为

46mm/s. 桥梁表面的裂缝种类通常有横向裂缝、纵向裂缝、反射裂缝(也叫块状裂缝)和网状裂缝,如图4所示. 横向裂缝和纵向裂缝称为规则裂缝,反射裂

缝和网状裂缝称为不规则裂缝^[13]. 本文在实验室环境下选择 246 张规则裂缝图片和 207 张不规则裂缝图片来验证裂缝检测和裂缝分类的有效性.

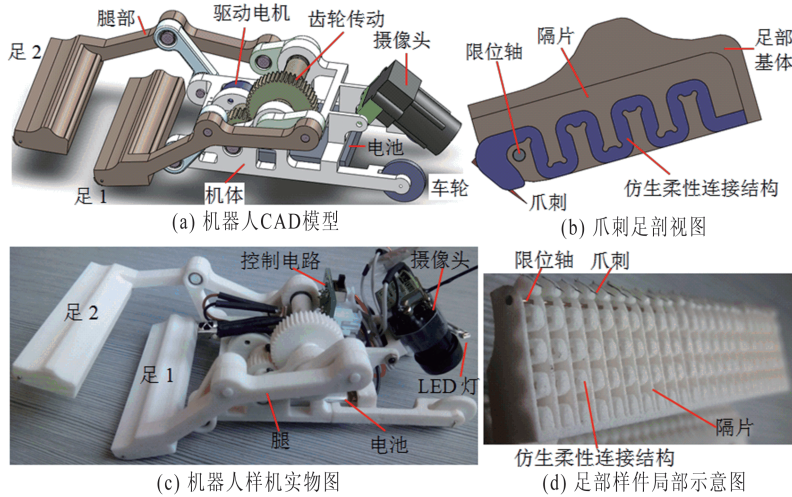


图 1 足式机器人结构示意图

Fig. 1 The structure diagram of robot

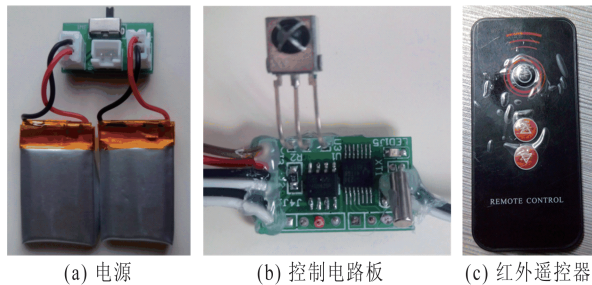


图 2 机器人控制系统

Fig. 2 Robot control system

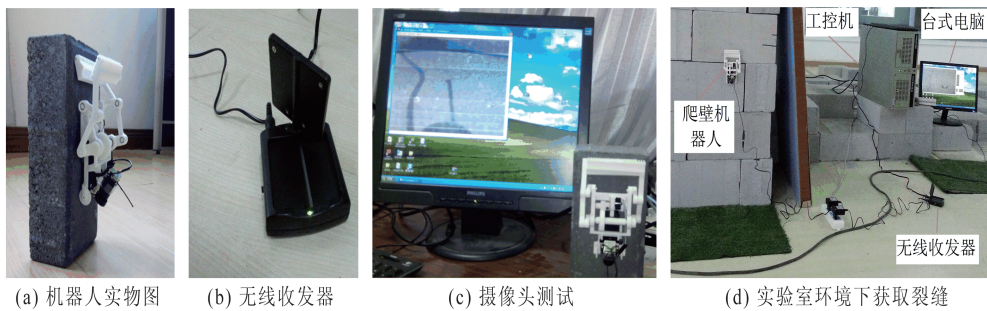


图 3 实验室环境下获取垂直砖面的裂缝

Fig. 3 Crack samples are acquired in laboratory environment

2 基于图像分析的裂缝检测方法

本文使用爬壁机器人代替人工进行桥梁裂缝图像检测,在实际环境中会存在以下几个方面问题:首先,采集图像带有运动模糊. 爬壁机器人采集桥梁表面图像时处于运动状态,摄像头与桥梁之间存在相

对运动,拍摄图片模糊不清. 其次,环境条件限制. 桥梁检测现场大多在城郊或者野外,摄像头受天气、光照等因素影响,图像质量无法保证. 最后,噪声干扰. 桥梁表面除了裂缝目标外,还可能存在蜂窝、麻面、划痕、空洞等缺陷,会严重影响计算机对裂缝目标的提取. 针对以上问题,本文首先对采集到的图片使用

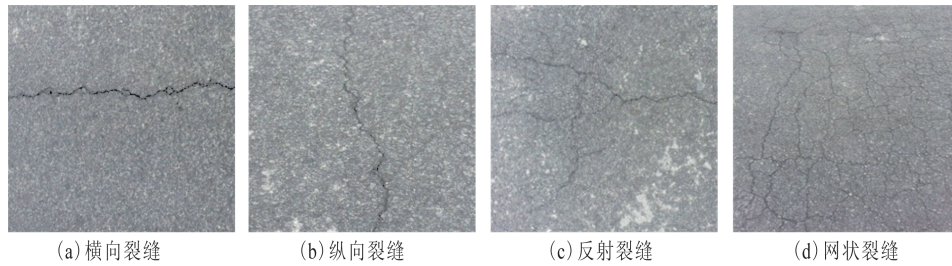


图 4 裂缝的分类

Fig. 4 Classification of cracks

维纳滤波去除运动模糊;然后使用小波增强方法将裂缝区域外的纹理和细节影响最小化;再用图像形态学分析方法去除图像中噪声块,初步分割出裂缝信息;最后运用裂缝连接方法将断开的裂缝连接起来,再将连线之间的小块连通域填充,进而分割出完整裂缝。

2.1 运动模糊

在成像设备成像期间,成像设备与拍摄场景或拍摄物体之间存在相对运动,获得的图像就会模糊不清,称之为运动模糊^[14]。爬壁机器人在竖直砖面上爬行时拍摄砖面裂缝,因为爬壁机器人处于运动状态,所以生成的图像带有运动模糊。由于爬壁机器人沿着一个方向上的运动速度恒定,摄像头与拍摄物体之间距离与角度恒定,因此可以估计运动模糊的点扩散函数(PSF),便于图像复原。

在已知有关噪声的统计特性时,利用其信息来弥补滤波弱点的方法即维纳滤波(Weiner Filter),该算法计算量很小,对噪声具有很好的抵抗性。这种

滤波的基本思想是求出能使原图像 $f(x,y)$ 和复原图像 $\hat{f}(x,y)$ 的平均二乘误差最小的复原法,首先估计出像素点 (x,y) 的 $M \times N$ 邻域内的平均值和方差值^[15]如下:

$$\mu = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{(x,y) \in S} a(x,y) \quad (1)$$

$$\sigma^2 = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{(x,y) \in S} a^2(x,y) - \mu^2 \quad (2)$$

式中, S 为原图像中 (x,y) 的 $M \times N$ 邻域, $a(n_1, n_2)$ 为像素点 (n_1, n_2) 所对应的灰度值。

维纳滤波估计公式为:

$$b(x,y) = \mu + \frac{\sigma^2 - v^2}{\sigma^2} (a(x,y) - \mu) \quad (3)$$

式(3)中, $a(x,y)$ 为 (x,y) 在滤波前的灰度值, $b(x,y)$ 为滤波后的灰度值, v^2 为噪声方差。

本文运用维纳滤波去除爬壁机器人获取的带有运动模糊的块状裂缝图片,并与带搜索范围的正则滤波、逆滤波做比较,如图 5 所示,维纳滤波处理后的图像对比度和清晰度更高。

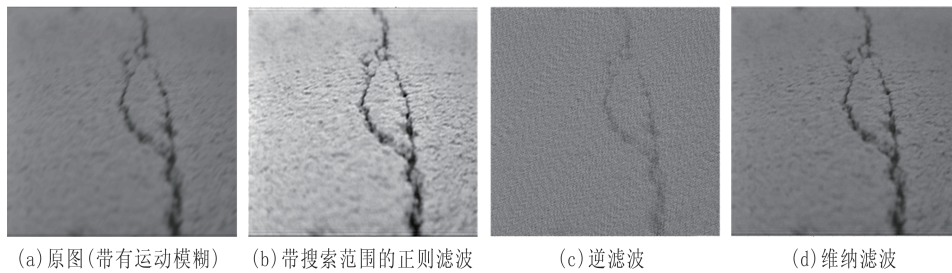


图 5 块状裂缝图片去模糊

Fig. 5 Remove motion blur of block-shaped crack

峰值信噪比(PSNR)、差方和(SSD)两种不同的标准用于评价图像复原质量。PSNR 值越大代表失真越少,而 SSD 越小则表示图像失真越少。表 1 为使用上述三种不同滤波方法所得图像与原图之间的峰值信噪比和差方和。

2.2 基于小波变换的图像分解与重构

裂缝检测过程包括:裂缝图像信息的获取、传

表 1 图像复原质量

Tab. 1 The quality of image restoration

| 方法 | PSNR/dB | SSD |
|------|----------|-----------|
| 正则滤波 | 29.305 1 | 26086 8 |
| 逆滤波 | 12.400 2 | 1 392 831 |
| 维纳滤波 | 35.887 2 | 5 631 |

输、图像的发送和接收以及图像的显示. 其中每一步都可能受到干扰, 导致图像质量失真. 为了把图像中比较重要的裂缝部分突出出来, 本文在图像处理过程中运用小波变换以达到增强裂缝目标的作用.

小波变换是空间和频率的局部变换, 能从不同的尺度不同角度提取信号中有效信息, 通过伸缩和平移等运算功能对函数或信号进行多尺度的细化分析, 可以实现对图像的纹理、结构的提取, 还可以实现对图像的边缘提取、图像分割等. 在二维离散图像上运用小波变换是为了将对裂缝区域外的纹理和细节影响最小化. 如图 6 所示, 在块状裂缝上运用小波变换, 为了将裂缝目标进行增强, 将噪声干扰进行消除或抑制, 同时使得图像更加清晰, 更适合下一步图像处理分析. 与 Canny 边缘算子和 Sobel 算子比较, 小波增强具有明显的优势.

2.3 目标分割

图像经小波变换后, 虽然有效去除了大部分噪

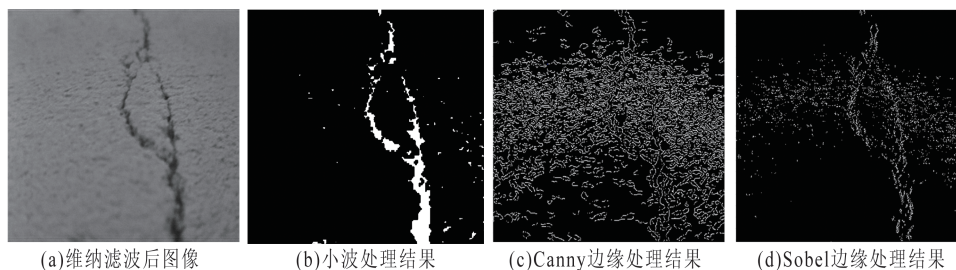


图 6 小波、Canny、Sobel 三种不同方法比较

Fig. 6 The comparison of wavelet, Canny, Sobel

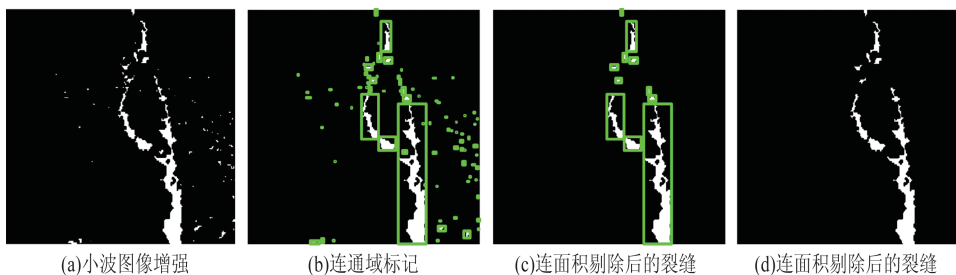


图 7 应用形态学和面形态学提取裂缝目标

Fig. 7 Apply traditional morphological analysis and surface morphology analysis on crack extraction

2.4 裂缝连接

面形态学已经将裂缝的连通域标记出来, 每个连通域内是一条裂缝线段, 然而上述方法在检测裂缝的时候会破坏裂缝连接性, 无法表达出真实的裂缝的完整骨架结构. 为了使得裂缝更加完整、连续, 使得出的裂缝参数更加准确, 进而有助于客观地评价桥梁损坏程度, 我们提出了一种基于 KD 树思想的裂缝连接方法.

首先, 识别裂缝段的起点和终点, 找出每条线段

声块, 也突出了裂缝目标边缘, 但是还是会有少量噪声点存在, 如图 6(b) 所示. 先膨胀后腐蚀的过程称为闭运算, 它具有填充物体内部细小空洞、连接邻近物体和平滑边界的作用. 为了剔除噪声、完整表达出裂缝信息, 在本文的裂缝提取中, 我们先对小波变换后的图像进行闭运算处理, 初步剔除噪声块; 然后对闭运算后的图像连通域进行面积运算, 去除小于阈值面积的连通域, 即进行面积剔除; 最后重构面积剔除后的二值化图像. 本文对小波增强后的二值图像进行闭运算操作, 裂缝目标内的细小空洞被填充, 因小波分解与重构断开的裂缝一定程度上被连接(图 7(a)). 接着对闭运算后的二值图像连进行通域标记(图 7(b)), 剔除面积小于 100 的连通域(图 7(c)). 本文运用面形态学分析有效地去除了噪声块, 初步分割出裂缝目标(图 7(d)).

的端点, 得到端点集合 $\text{dis}(P_i, P_j)S = \{P_1, P_2, \dots, P_i\}$. 具体方法是求取包含分段裂缝区域的最小凸多边形, 裂缝与最小凸多边形相交的像素点即为裂缝线段端点, 每一段裂缝至少有两个端点. 并定义矩阵 L :

$$L(i, j) = \begin{cases} \text{dis}(P_i, P_j), & \text{若 } i \neq j \text{ 或 } P_i, P_j \text{ 不属于同一裂缝段} \\ 0, & \text{若 } i = j \text{ 或 } P_i, P_j \text{ 属于同一裂缝段} \end{cases} \quad (4)$$

式中, $dis(P_i, P_j)$ 为端点 P_i 到 P_j 的像素距离。

其次, 由于 KD 树能够快速而准确地找到查询点的近邻, 因此运用 KD 树方法查找裂缝端点的最近邻端点, 判断其像素距离是否满足条件, 进而连接裂缝端点, 算法过程如下:

(I) 初始状态: $S = \{P_1, P_2, \dots, P_i\}$, $U = \{P_1\}$, $V = \{P_2, P_3, \dots, P_i\}$. U 中存放端点 S 集合中第一个值表示待查询点, $V = S - U$ 表示除去待查询点余下的端点。

(II) 根据 V 中的元素首先剔除 $L(1, i) = 0$ 的端点 P_i , 余下端点建立 KD 树, 然后通过查找 KD 树确定待查询点 P_1 的最近邻 P_j , 判断 $L(1, j)$ 是否小于阈值 K , 如果满足条件, 则连接 P_1 与 P_j , $S = S - \{P_1, P_j\}$; 否则, $S = S - \{P_1\}$, 更新 U 、 V 。

(III) 如果集合 S 中元素个数为 1 或者为空集, 则算法结束. 否则, 重复步骤 (II)。

最后, 算法结束时, 非联通的裂缝段端点在满足条件的情况下将连接起来. 由于端点之间的连接是线段连接, 与实际的裂缝结构有一定的差异, 为了使连接区域更接近实际裂缝, 本文对连接的线段采用其在区域的灰度特征进行检验, 以达到填充的效果^[16]。

小波分解与重构会导致提取出的裂缝断开, 二值

形态学分析也只能一定程度上将细小断裂连接上, 使得裂缝边界平滑. 本文运用 KD 树和以上阈值条件将断开的裂缝连接起来, 再将连线之间的小块连通域填充, 进而分割出完整裂缝, 如图 8 所示。

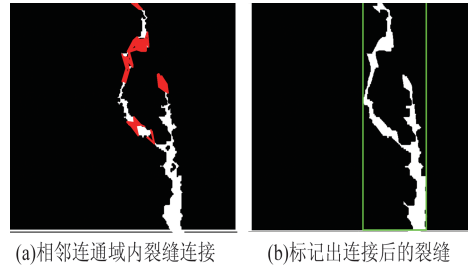


图 8 连接裂缝

Fig. 8 Crack connection

裂缝通常分为规则裂缝和不规则裂缝, 因此对不规则裂缝做完裂缝分割后, 本文对纵向裂缝做以上的处理, 以验证本文裂缝检测和分割算法的有效性, 处理结果如下图 9 所示. 面积剔除有效地去除了小波增强后纵向裂缝(图 9(c))带有的噪声块, 该纵向裂缝因小波分析丢失部分裂缝信息而断开, 成为两条断开的裂缝片段(图 9(d)); 然后运用 KD 树和阈值判断条件将断开的裂缝用灰色线段连接起来(图 9(e)), 并标记出来(图 9(f)).

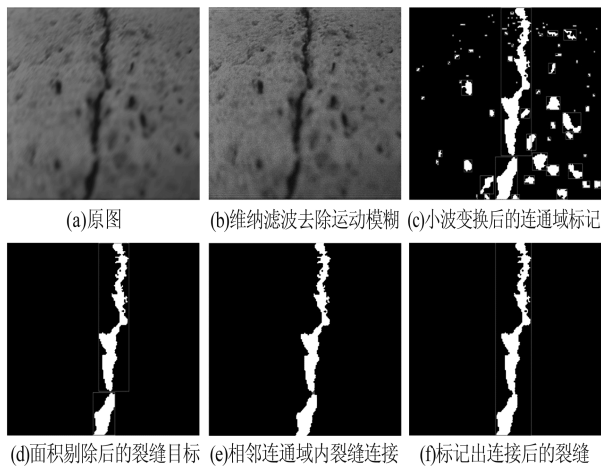


图 9 纵向裂缝检测

Fig. 9 Detection of the longitudinal crack

为了测试本组合算法的检测效果, 我们对桥梁表面图像进行测试, 并与其他算法(灰度直方图法、渗透算法)进行实验对比, 如图 10 所示。

2.5 基于 SVM 决策树算法的裂缝目标分类

分割出裂缝目标后, 本文还需要对桥梁裂缝进行分类以评估裂缝对桥梁的危害程度, 因此本文从图像中获取目标特征的量度, 进一步获得目标区域的统计

特征和几何特征; 再运用 SVM 分类器对裂缝目标进行分类. 针对调研和获取的裂缝特征, 本文分析并最终采用了以下 2 类统计特征和 4 类几何特征, 特征反映图像整体的分布情况, 避开了同类裂缝因局部像素带来的特征差异, 具有较理想的容差性^[17]。

(I) 线统计特征

线统计特征是指在检测完之后的裂缝图像中等

间距地用横线和纵线进行切割,统计直线与裂缝区域相交的次数. 裂缝与横直线相交的次数记为 L_{rows} , 与纵直线相交的次数记为 L_{cols} . 显然,与横纵直线相交较多的是网状裂缝,其次是反射裂缝,横

向与纵向裂缝相交次数较少,其中横向裂缝与纵直线相交次数大于与横直线相交次数,纵向裂缝与横直线相交次数大于与纵直线相交次数. 如图 11 所示.

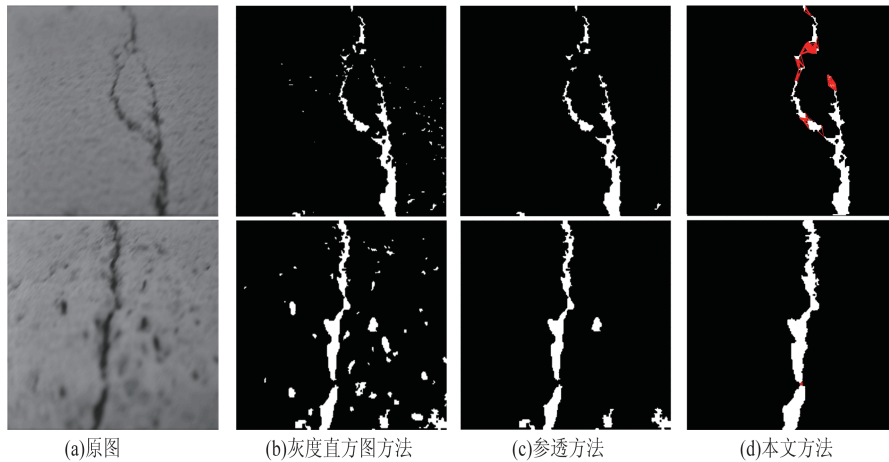


图 10 不同方法实验对比

Fig. 10 Experiments comparison of different methods

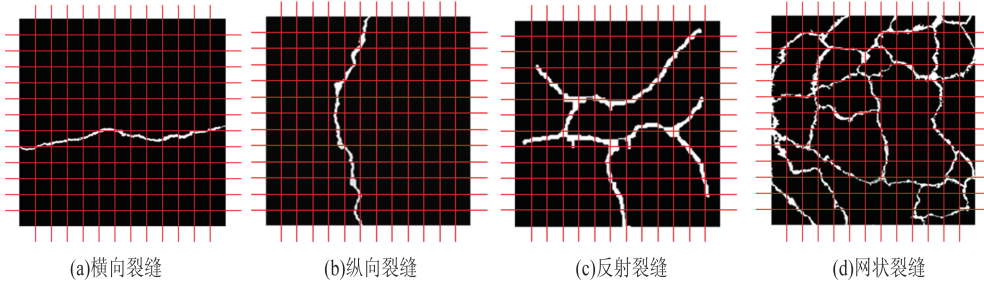


图 11 线统计特征

Fig. 11 Statistical characteristics of the line

(II) 块统计特征

块统计特征是指检测完成以后的裂缝图像中,按照图片长宽比例,把图片分割成 $N \times N$ 个小块,然后统计含有裂缝区域的小块数目,用 B_n 表示. 如图 12 所示.

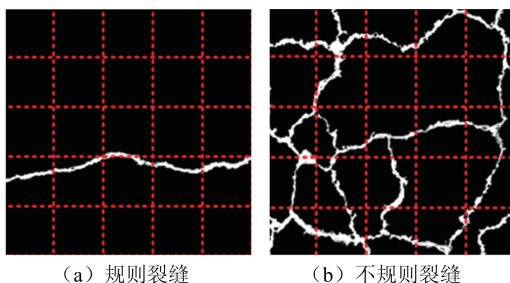


图 12 块统计特征

Fig. 12 Statistical characteristics of the block

除了以上视觉统计特征外,本文还提取了裂缝区域的 4 个常见的几何特征,分别是裂缝区域面积、

裂缝的矩形度、最小外接矩形长宽比以及偏心率. 用矢量 $I = [L_{rows} \ L_{cols} \ B_n \ A \ P \ R \ f]$ 描述裂缝目标的特征. 其中 L_{rows} 表示横线与裂缝区域相交的次数, L_{cols} 表示纵线与裂缝区域相交的次数, B_n 表示含有裂缝目标的小块数目, A 为裂缝的面积(单位为像素), P 为矩形度, R 为长宽比, f 为偏心率.

支持向量机(SVM)是在统计学习、VC 维理论^[18]及结构风险最小化原理基础上建立的,对有限的样本能够平衡模型复杂性和学习能力的一种机器学习算法,具有泛化能力强、适用于小样本分类等优点. 我们已经确定了裂缝的特征描述方法,并用向量 I 表示裂缝目标的特征. 本文中的规则裂缝又可分为横向裂缝和纵向裂缝两类,而不规则裂缝又可分为反射裂缝和网状裂缝两类,最终把裂缝目标分为 4 类. SVM 为二类分类器,但是裂缝目标最终要分为 4 类,因此在具体设计 SVM 分类器时,采用 SVM

决策树算法模型^[19],其模型示意如图 13 所示。

为了训练 SVM 分类器,从采集的 246 张规则裂缝图片和 207 张不规则裂缝图片中随机抽取 50 张横向裂缝、50 张纵向裂缝、50 张反射裂缝和 50 张网状裂缝图片作为分类器训练样本集,余下的作为验证集。采用父结点优先的原则来构造决策树分类器^[20],首先训练根结点 SVM 分类器,然后再训练子节点 SVM 分类器,选取径向基 RBF 函数作为支持向量机的核函数,用 LIB-SVM 开源软件包^[21]完成对所有 SVM 分类器的训练。将训练完成后的决策树分类器对验证集进行分类,得到如表 2 所示结果。

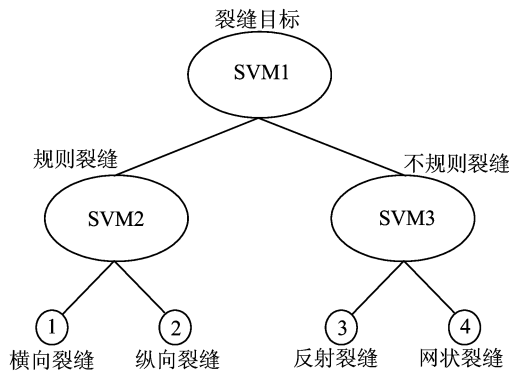


图 13 SVM 决策树算法模型

Fig. 13 The SVM decision tree algorithm model

表 2 裂缝分类结果

Tab. 2 Results of crack classification

| | 横向裂缝 | 纵向裂缝 | 反射裂缝 | 网状裂缝 |
|-------|--------|--------|--------|--------|
| 图片总数 | 75 | 71 | 64 | 43 |
| 正确识别数 | 71 | 66 | 57 | 39 |
| 正确率 | 94.67% | 92.96% | 89.06% | 90.70% |

表 3 裂缝分类方法对比

Tab. 3 Crack classification method comparison

| | 横向裂缝 | 纵向裂缝 | 反射裂缝 | 网状裂缝 |
|---------|--------|--------|--------|--------|
| 几何特征分类 | 78.67% | 80.28% | — | 76.74% |
| BP 神经网络 | 89.33% | 90.14% | 84.38% | 86.05% |
| 本文方法 | 94.67% | 92.96% | 89.06% | 90.70% |

表 3 是本文方法与文献[22]和文献[23]所述方法对比结果,本文方法与文献[23]BP 神经网络方法属于学习方法,文献[22]几何特征分类方法属于非学习方法。从表中可以看出,学习方法分类准确率要明显高于非学习方法,而且几何特征分类方法一般无法分类裂缝中的反射裂缝(块状裂缝)和网状裂缝;此外,从分类效果上看,本文方法要高于前两者,

对规则裂缝中的横向裂缝和纵向裂缝分类的分类精度都高于 90%,而反射裂缝和网状裂缝的分类精度都在 90%左右,能够满足工程实践中裂缝分类精度的要求。

3 结论

本文的桥梁裂缝检测与分类基于图像处理和和分析,利用安装在爬壁机器人尾部的微型摄像机获取裂缝图像。由于爬壁机器人与桥梁表面有相对运动,因此导致拍摄的图片带有运动模糊。针对这种情况,本文提出一种基于爬壁机器人的桥梁裂缝图像检测方法,并通过研究得出以下结论:首先,本文运用维纳滤波算法复原图像,可有效降低运动模糊影响;其次,本文提出一种基于 KD 树方法的裂缝连接算法,该算法可有效实现桥梁裂缝的连接,方便对裂缝目标进行全局分析和操作;最后,本文提取裂缝目标的视觉与几何统计特征来对其进行评估,并运用 SVM 决策树算法对裂缝进行分类,实验结果表明,本文的方法能够有效地提取并分类裂缝目标。

参考文献(References)

[1] 杨衍舒. 桥底检测爬壁机器人控制系统开发[D]. 南京: 南京理工大学, 2013.

[2] 戴启凡. 桥梁检测爬壁机器人及其自适应控制技术研究[D]. 硕士学位论文,南京: 南京理工大学, 2014.

[3] LIU Y, DAI Q F, LIU Q C. Adhesion-adaptive control of a novel bridge-climbing robot [C]// Proceedings of 3rd Annual International Conference on Cyber Technology in Automation, Control and Intelligent System. Nanjing, China: IEEE Press, 2013: 102-107.

[4] LA H M, GUCUNSKI N, KEE S H, et al. Autonomous robotic system for bridge deck data collection and analysis[C]// International Conference on Intelligent Robots and Systems. Chicago, USA: IEEE Press, 2014: 1950-1955.

[5] LIM R S, LA H M, SHENG W H. A robotic crack inspection and mapping system for bridge deck maintenance[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2014, 11(2): 367-378.

[6] JEONG HO LEE, JONG MIN LEE, HYUNG JIN KIM, AND YOUNG SHIK MOON. Machine vision System for automatic inspection of bridges [C]// Congress on Image and Signal Processing. Sanya, China: IEEE Press, 2008: 363-366.

[7] ABDEL-QADER I, ABUDAYYEH O, KELLY M E.

- Analysis of edge-detection techniques for crack identification in bridges[J]. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 2003, 17(4): 255-263.
- [8] ITO A, AOKI Y, HASHIMOTO S. Accurate extraction and measurement of fine cracks from concrete block surface image [C]// 28th Annual Conference of the Industrial Electronics Society. Sevilla, Spain: IEEE Press, 2002, 3: 2202-2207.
- [9] KAWAMURA K, MIYAMOTO A, NAKAMURA H, et al. Proposal of a crack pattern extraction method from digital images using an interactive genetic algorithm[J]. *Proceedings of Japan Society of Civil Engineers*, 2003, 742: 115-131.
- [10] YAMAGUCHI T, HASHIMOTO S. Automated crack detection for concrete surface image using percolation model and edge information [C]// 32nd Annual Conference on Industrial Electronics. Pairs, France: IEEE Press, 2006: 3355-3360.
- [11] YAMAGUCHI T, NAKAMURA S, SAEGUSA R, et al. Image-based crack detection for real concrete surfaces [J]. *IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering*, 2008, 3(1): 128-135.
- [12] YAMAGUCHI T, HASHIMOTO S. Fast crack detection method for large-size concrete surface images using percolation-based imageprocessing [J]. *Machine Vision and Applications*, 2010, 21(5): 797-809.
- [13] 马常霞. 基于图像分析的路面裂缝检测的关键技术研究[D]. 南京理工大学, 2012.
- [14] 徐树奎. 基于计算摄影的运动模糊图像清晰化技术研究[D]. 国防科技大学, 2011.
- [15] 田宏阳. 动态场景的视频分割算法研究[D]. 山东大学, 2007.
- [16] 任亮, 徐志刚, 赵祥模, 等. 基于 Prim 最小生成树的路面裂缝连接算法[J]. *计算机工程*, 2015, 41(1): 31-36, 43.
- REN L, XU Z G, ZHAO X M, et al. Pavement crack connection algorithm based on Prim minimum spanning tree [J]. *Computer Engineering*, 2015, 41(1): 31-36, 43.
- [17] 栗琳. 基于视觉的高反射球面缺陷快速检测关键技术研究[D]. 天津大学, 2013.
- [18] BLUMER A, EHRENFEUCHT A, HAUSSLER D, et al. Learnability and the Vapnik-Chervonenkis dimension [J]. *Journal of the Association for Computing Machinery*, 1989, 36(4): 929-965.
- [19] FEI B, LIU J B. BINARY TREE OF SVM: A new fast multiclass training and classification algorithm [J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2006, 17(3): 696-704.
- [20] TAKAHASHI F, ABE S. Decision-tree-based multiclass support vector machines [C]// *Proceedings of the 9th International Conference on Neural Information Processing*. Singapore: IEEE Press, 2002, 3(3): 1418-1422.
- [21] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: A library for support vector machines [J]. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2011, 2(3): 389-396.
- [22] 赵柯. 路面裂缝图像自动识别系统研究[D]. 长安大学, 2009.
- [23] 唐磊, 赵春霞, 王鸿南, 等. 基于图像分析的路面裂缝检测和分类 [J]. *工程图学学报*, 2008, 29(3): 99-104.