



西南交通大学学报

Journal of Southwest Jiaotong University

ISSN 0258-2724, CN 51-1277/U

## 《西南交通大学学报》网络首发论文

题目: 基于多特征检验的三维沥青路面裂缝检测  
作者: 邱延峻, 王国龙, 阳恩慧, 余孝丽, 王彬平  
收稿日期: 2018-04-09  
网络首发日期: 2019-01-04  
引用格式: 邱延峻, 王国龙, 阳恩慧, 余孝丽, 王彬平. 基于多特征检验的三维沥青路面裂缝检测[J/OL]. 西南交通大学学报.  
<http://kns.cnki.net/kcms/detail/51.1277.U.20190102.1015.002.html>



**网络首发:** 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

**出版确认:** 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

DOI:10.3969/j.issn.0258-2724.20180270

# 基于多特征检验的三维沥青路面 裂缝检测

邱延峻<sup>1,3</sup>，王国龙<sup>1,3</sup>，阳恩慧<sup>1,3</sup>，余孝丽<sup>1,3</sup>，王郴平<sup>1,2,3</sup>

(1. 西南交通大学 土木工程学院, 四川 成都 610031; 2. 俄克拉荷马州立大学 土木与环境工程学院, 美国俄克拉荷马静水 OK74078; 3. 道路工程四川省重点实验室, 四川 成都 610031)

**摘要：**针对由裂缝对比度低、路面纹理复杂多变等因素引起的沥青路面三维图像的裂缝检测精度低的问题，提出了一种基于裂缝截面多特征检验的裂缝检测算法。首先，对原始三维裂缝图像进行尺寸降维、灰度校正、高斯滤波等预处理；然后以图像截面为研究对象，分别对四个方向的截面依次进行特别设计的倾斜度、高斯分布、边缘梯度三种特征检验，从而获得裂缝截面；最后对各个方向的裂缝截面进行融合和去噪，获得完整的裂缝二值图像。另外，提出的算法可根据路面粗糙度的高低，变化高斯分布特征检验中的参数，使得该算法的检测精度能满足实际工程要求。研究结果表明：提出的算法能达到 89.19% 的准确率、93.69% 的召回率及 91.06% 的 F 值，优于另外两种典型三维图像裂缝检测方法。

**关键词：**道路工程；识别算法；图像处理；路面裂缝；多特征；三维图像

中图分类号：U416.2

文献标识码：A

## Crack Detection of 3D Asphalt Pavement Based on Multi-feature Test

QIU Yan-jun<sup>1,3</sup>, WANG Guo-long<sup>1,3</sup>, YANG En-hui<sup>1,3</sup>, Yu Xiao-li<sup>1,3</sup>, WANG Chen-ping<sup>1,2,3</sup>

(1. School of Civil Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, Sichuan, China; 2. School of Civil and Environmental Engineering, Oklahoma State University, Stillwater OK74078, Oklahoma, USA 3. Highway Engineering Key Laboratory of Sichuan Province, Chengdu 610031, Sichuan, China)

**Abstract:** In order to solve the accuracy problems of crack detection of 3D asphalt pavement, which mainly caused by low contrast between cracks and the surrounding area and complex pavement textures, this paper proposed a new crack detection algorithm based on the multi-feature tests of crack profile. First, a three-step preprocessing was conducted on original 3D images including size reducing, intensity correction and Gaussian smoothing. Second, three predominant feature tests of tilt-level, Gaussian-distribution and edge-gradient were applied to the image profiles of four directions successively so as to obtain the crack profiles. Finally, the crack profiles of four directions were merged and denoised to acquire the intact cracks. In addition, the proposed algorithm can optimize the parameter in Gaussian-distribution test to meet the actual engineering requirements according to the roughness of pavement. The experiment result indicates that the proposed algorithm can reach 89.19% of accuracy, 93.69% of recall and 91.06% of F, which outperforms two other typical three-dimensional-based recognition algorithms.

**Keywords:** road engineering; detection algorithm; image processing; pavement cracking; multi-feature; 3D images

公路作为交通运输体系的重要组成部分，对国民经济的发展起着关键作用。而裂缝作为路面破

收稿日期：2018-04-09

基金项目：国家自然科学基金资助项目(U1534203; 51478398);

作者简介：邱延峻(1966-)，男，浙江衢州人，教授，博士，研究方向为路基路面工程研究，E-mail: publicqiu@vip.163.com。

引用格式：邱延峻，王国龙，阳恩慧，等. 基于多特征检验的三维沥青路面裂缝检测[J]. 西南交通大学学报，2020, 55(6): 1000-1005

QIU Yanjun, WANG Guolong, YANG Enhui, et al. Crack detection of 3d asphalt pavement based on multi-feature test[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2020, 55(6): 1000-1005

损的主要形式之一,严重影响公路服务水平,因此及时并准确地获取裂缝信息显得尤为重要。然而当前裂缝检测手段主要依赖于人工检测,因其存在影响交通、效率低等缺点,已无法满足日益增长的养护任务;且人工判别主观性强,数据可靠性低,不利于路面的科学养护。自20世纪70年代以来,随着传感器与计算机技术的快速发展,以数字图像处理为原理的自动化检测技术应运而生<sup>[1-2]</sup>,因其具有精度高、获取速度快等特点,越来越受到工程技术人员的重视。

为了实现自动检测,众多国内外科研工作者基于二维图像提出了诸多具有重要研究意义的裂缝检测算法。如拉普拉斯算子、Sobel、Prewitt、Roberts算子和Canny算法等边缘检测算法<sup>[3-4]</sup>,但这类算法对噪音较为敏感且检测出来的裂缝不含宽度信息,无法评价病害的严重程度。Nguyen等<sup>[5]</sup>基于裂缝特征使用各向异性测度法(CTA)来检测裂缝,但大测量尺度会将裂缝周围区域识别为裂缝,难以适应不同宽度的裂缝,对此彭博等<sup>[6]</sup>基于三维图像并通过深度验证进行了改进。Cheng等<sup>[7]</sup>根据图像的灰度均值和标准差与阈值之间的强相关性,设计了基于样本空间与线性内插的阈值分割方法,实现了裂缝的实时检测,但该算法识别出的裂缝多为裂缝碎片且与噪音相互混杂。王世芳等<sup>[8]</sup>提出了基于多尺度脊边缘的裂缝检测方法,这些算法对于进一步提高裂缝识别精度具有重要参考价值。然而由于采集原理的固有限制,二维图像质量不可避免地受到光照条件、阴影、路面标志、车辙、油污等不利因素<sup>[9]</sup>的影响,极大地阻碍了二维检测技术的研究进展。

近年来,基于结构光的三维检测技术逐渐成为研究热点<sup>[10-12]</sup>。与二维图像的成像原理不同,该技术主要基于三角测量原理,使用相机捕捉路表轮廓并通过三维重构成像,从而能较好地解决二维图像易受环境干扰的缺点。由于采集原理不同,基于二维图像的算法不一定能适应三维图像,因此必要开发能适用于三维图像的裂缝检测算法。如Sollazzo等<sup>[13]</sup>提出了一种基于多方法杂交的裂缝识别算法。该算法首先通过匹配滤波器初步检测裂缝,接着使用张量投票法连接裂缝,最后基于最小生成树实现裂缝的二次连接,效果较为理想,但计算成本很高。Jiang等<sup>[14]</sup>提出了基于改进的动态优化识别算法,该方法使用概率模型初步识别裂缝,最后根据搜索区域与方向对裂缝进行

动态优化。深度学习算法也被运用于三维图像裂缝识别<sup>[15]</sup>,该类算法高度依赖特征选择及训练样本的丰富性,对与训练样本相差较大的裂缝图像的处理效果不太理想,且计算成本很高。综上所述,尽管三维图像能较好地避免环境干扰,但由于裂缝对比度低、背景不均匀、裂缝形态多变及路面纹理复杂等因素的影响,裂缝的精确检测仍面临巨大挑战。

为提高裂缝检测精度,本文针对三维图像中裂缝呈现出的多特征性质,提出了基于三种主要裂缝截面性质特征检验的裂缝识别算法,并结合实际工程检测数据,对该算法精度进行了验证。

## 1 图像预处理

路面三维图像主要是基于路表轮廓上的激光带成像并通过三维重构形成,除能捕捉裂缝轮廓外,纹理、车辙、路面标志、坑槽或路面杂物等具有明显高度变化的轮廓也会呈现于三维图像中。为兼顾裂缝识别速度与精度,进行了包括图像降维<sup>[16]</sup>,截面校正<sup>[17]</sup>和平滑滤波等三个步骤的预处理。其三维裂缝图像横断面各阶段的预处理结果如图1所示。

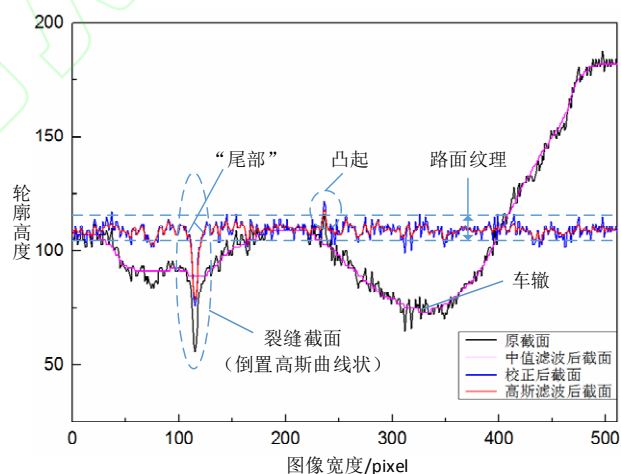


图1 三维裂缝图像断面预处理实例

Fig.1 Illustration of a preprocessed profile in 3D Asphalt Pavement Images

## 2 裂缝识别算法设计

预处理后的裂缝图像其纹理区域较为平坦,而裂缝截面则呈现显著的倒置高斯曲线状,两者具有显著区别。据此本文设计了基于裂缝截面多特征检验的自动识别算法,主要包括三个部分:(1)计算截面倾斜度,以区分凸起截面与疑似裂缝截面,初步识别裂缝。(2)利用特别设计的W检验法测试截面的高斯分布显著性,找出实际裂缝截

面(3)对实际裂缝截面进行边缘梯度特征检验,获得与裂缝宽度相符的真实裂缝截面。

### 2.1 倾斜度特征检验

经预处理后的沥青路面裂缝图像截面主要包括裂缝截面以及属于纹理区域的平坦型截面、阶梯型截面、小倾斜型截面、凸起与凹型等截面,如图2所示。为区分裂缝截面和凹型截面与其他四种截面,需通过本文设计的倾斜度特征进行检验。然而不同裂缝具有不同宽度,即使同一条裂缝其宽度沿裂缝走向也不断变化。因此为适应宽度变化,本文采用归一化的指标来衡量截面倾斜度。概率作为对随机事件发生的可能性大小的度量,其值域为[0,1],值越接近1,事件发生的可能性越大。显然,以概率为指标来衡量截面的倾斜度是合理的。该原理为分别计算截面两侧曲线向其中中心倾斜的程度来判断该截面是否具有裂缝形状的特点,具体计算过程如下:

$$p_1 = \frac{n_1}{r}, p_2 = \frac{n_2}{r}, \quad (1)$$

$$n_1 = N(I(\mathbf{x}_{j-1}) - I(\mathbf{x}_j) \geq \Delta_i), \quad j \in [i-r+1, i], \quad (2)$$

$$n_2 = N(I(\mathbf{x}_{j+1}) - I(\mathbf{x}_j) \geq \Delta_i),$$

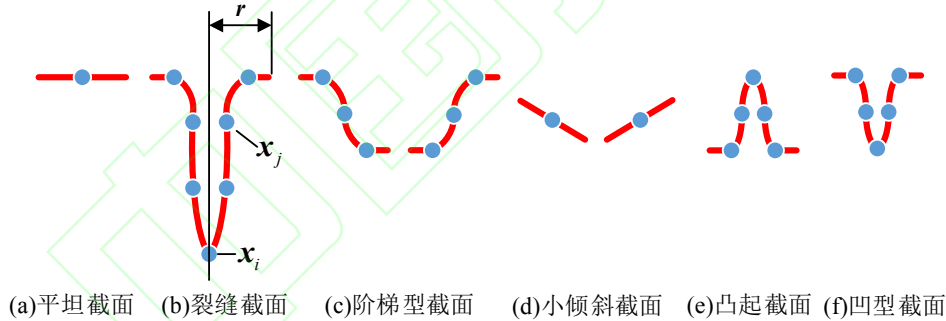


图2 预处理后三维裂缝图像主要截面

Fig.2 Main profiles of the preprocessed 3D crack pavement images

### 2.2 高斯分布特征检验

实际上,满足上述检验的截面包含了裂缝截面和具有裂缝截面特征但属于纹理区域的凹型截面,如图2(f)所示。因裂缝截面呈显著的倒置高斯曲线状,所以可假设裂缝截面呈高斯分布,并通过判断截面的高斯分布显著性来提取裂缝截面。本文采用Shapiro等<sup>[18]</sup>提出的 $W$ 检验法测试截面的高斯分布显著性,虽然该方法在图像领域<sup>[19]</sup>有所涉及,但没有任何用于裂缝识别的先例,而本文将采用该法进行裂缝识别。该检验法能够检验一组小样本离散数据是否满足高斯分布且具

$$j \in [i, i+r-1], \quad (3)$$

式中:  $\mathbf{x}_i$  为截面中心像素,其他为截面中心两侧像素,  $I(\mathbf{x})$  为像素  $\mathbf{x}$  处的高度,  $r$  为截面半径,如图2(b)所示。  $N(A)$  表示不等式  $A$  在取值范围内成立的总数。  $p_1$  与  $p_2$  分别表示条件  $\Delta_i$  下截面两侧的倾斜度,其中  $\Delta_i$  为两相邻像素需满足的最小梯度,显然  $\Delta_i$  应取正。计算出截面两侧倾斜度后,通过设置相应阈值可识别出具有裂缝形状特征的截面:

$$S \in C \quad \text{if } p \geq p_i, \quad (4)$$

$$S = [i-r, i+r], p = p_1 p_2, \quad (5)$$

式中:  $S$  表示以像素  $\mathbf{x}_i$  为中心  $r$  为半径的截面;  $C$  表示满足倾斜度特征检验的截面集合;  $p$  表示截面  $S$  的倾斜度;  $p_i$  表示截面满足裂缝截面形状特征检验的最小倾斜度,对于平坦截面和凸起截面,其倾斜度趋于0,而对于小倾斜截面与如路面标志边缘处呈阶梯型的截面(图2(c)),虽然其一侧的倾斜度较大,但另一侧的倾斜度较小(或趋于0),两者之积(即  $p$ ) 较小(或趋于0),因此可通过选取合适的阈值来提取裂缝截面,同时亦能减少路面标线的误判。

有较高的精度,其原理是计算  $W$  统计量并通过相应阈值来判断所测数据的高斯分布显著性:

$$W = \frac{\left[ \sum_{k=1}^r a_{kn} (X_{(n-k+1)} - X_{(k)}) \right]^2}{\sum_{k=1}^n (X_{(k)} - \bar{X})^2}, \quad (6)$$

式中:  $X_{(1)}, \dots, X_{(n)}$  为样本  $X_1, \dots, X_n$  的次序统计量,  $\bar{X}$  为样本均值,  $a_{kn}$  为常数<sup>[18]</sup>。当  $n$  为奇数时,  $r = (n-1)/2$ , 当  $n$  为偶数时,  $r = n/2$ , 一般  $n \in [3, 50]$ , 因所验截面关于中心像素对称,  $n$  总为奇数。将上述公式运用于截面  $S$ , 即可验证该截面的高斯分布显著性:



1.对于截面  $S$  所包含的  $n = 2r + 1$  个像素的高度值  $I(\mathbf{x}_{i-r}) \dots I(\mathbf{x}_i) \dots I(\mathbf{x}_{i+r})$  按从小到大的顺序排列为  $I_{(1)}(\mathbf{x}), I_{(2)}(\mathbf{x}), \dots, I_{(n)}(\mathbf{x})$ ，同时计算出其均值  $\bar{I}(\mathbf{x}_i)$ 。

2.查  $W$  检验常系数表<sup>[18]</sup>，找出该截面像素总数  $n$  所对应的  $a_{kn}$  值，并计算截面统计量  $W(S)$ 。由于裂缝截面呈“偏高偏瘦”的高斯曲线状，而纹理截面则呈现出“偏矮或偏胖”的特点；因此裂缝截面需满足：

$$E \geq \chi n \sigma_c, \quad (7)$$

$$E = \sum_{k=1}^n (I_{(k)}(\mathbf{x}) - \bar{I}(\mathbf{x}_i))^2, \quad (8)$$

式中： $E$  为表征截面形状的指标，能衡量高斯曲线的“高矮胖瘦”。 $E$  越小表示该截面“偏矮或偏胖”，属于纹理区域的可能性较大，而  $E$  越大表示该截面“偏高偏瘦”，更可能为裂缝截面。 $\sigma_c$  为整幅预处理图像的方差， $n$  为截面  $S$  的像素总数， $\chi$  为常系数，其取值与路面粗糙度有关。

3.高斯分布显著性判断：

$$S \in \bar{C} \quad \text{if } W(S) \geq W_t, \quad (9)$$

式中： $\bar{C}$  表示满足高斯分布特征检验的裂缝截面集合，且满足  $\bar{C} \subseteq C$ 。 $W_t$  为截面  $S$  所对应的高斯分布显著性阈值<sup>[18]</sup>。

### 2.3 边缘梯度特征检验

满足高斯检验的裂缝截面除包含真实裂缝部分外，两侧还含有较平缓的“尾部”，而“尾部”属于纹理区域，因此裂缝截面宽度要大于裂缝真实宽度，如图1所示。在实际工程中，宽度是评价路面破损程度的关键指标，所以须对裂缝截面进行边缘梯度检验以反应裂缝真实宽度。一般认为裂缝边缘位于裂缝截面最大梯度处：

$$\bar{r}_1 = \{i - j \mid I(\mathbf{x}_{j-1}) - I(\mathbf{x}_j) = G_{\max}^1\} \quad j \in [i - r + 1, i],$$

$$\bar{r}_2 = \{j - i \mid I(\mathbf{x}_{j+1}) - I(\mathbf{x}_j) = G_{\max}^2\} \quad j \in [i, i + r - 1], \quad (10)$$

$$\bar{r}_2 = \{j - i \mid I(\mathbf{x}_{j+1}) - I(\mathbf{x}_j) = G_{\max}^2\} \quad j \in [i, i + r - 1], \quad (11)$$

式中： $G_{\max}^1$  与  $G_{\max}^2$  分别表示截面两侧的最大梯度， $\bar{r}_1$  与  $\bar{r}_2$  分别为截面中心像素  $\mathbf{x}_i$  距其两侧最大梯度处的距离。裂缝边缘即由  $\bar{r}_1$  和  $\bar{r}_2$  确定，据此可求出裁剪后的裂缝截面：

$$\bar{S} = [i - \bar{r}_1, i + \bar{r}_2], \quad (12)$$

式中： $\bar{S}$  表示截面  $S$  经裁剪后的真实裂缝截面，其像素宽度为  $\bar{r}_1 + \bar{r}_2 + 1$ ，且满足  $\bar{S} \subseteq S$ 。

## 3 算法实现及性能评价

因本文以图像截面为主要研究对象，为适应裂缝宽度变化与复杂的裂缝特征，对  $\beta = 0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4$  四个方向截面进行多尺度  $r \in [1, 10]$  的特征检验，对检测结果进行融合及去噪后，得到最终裂缝图像。具体过程如下：①将分辨率为  $2048 \times 2048$  的原始图像进行4像素×4像素子块降维，输出的  $512 \times 512$  大小图像经校正、滤波后，得到预处理图像。②从左至右，从上至下，以图像的每个像素为截面中心，在不同方向与尺度下对预处理图像截面进行倾斜度特征检验；为了不遗漏低对比度裂缝截面，并同时减少路面标志的误判，取  $\Delta_t = 1$  及  $p_t = 0.6$ ，其检测结果如图3(b)所示。③对满足上述检验的截面进行高斯特征检验，提取裂缝截面；经试验取  $\chi = 0.2$ ，其检测结果见图3(c)。④对裂缝截面进行边缘梯度裁剪，其结果如图3(d)所示。⑤经裂缝截面融合及去噪后的裂缝二值图像，如图3(e)所示。

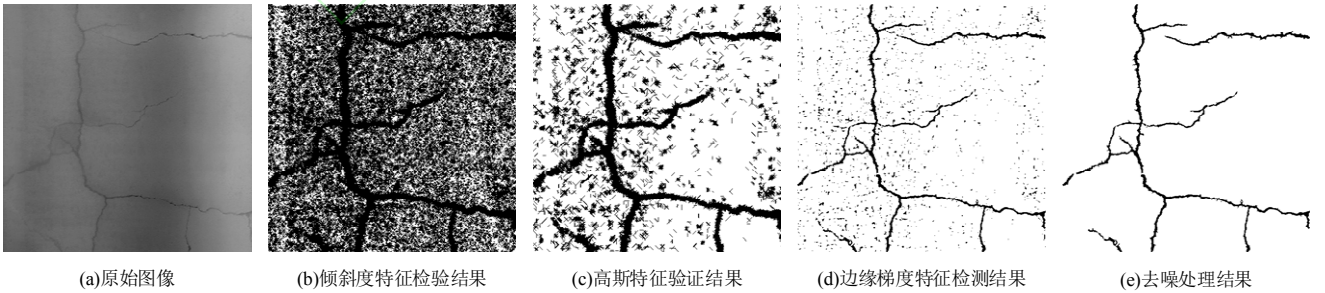


图3 本文算法裂缝检测实例

Fig.3 Illustration of crack detection using the proposed algorithm

为体现算法性能，随机选取各180幅低粗糙、高粗糙两种典型沥青路面图像进行试验；并采用同样基于三维数据的算法A<sup>[20]</sup>和算法B<sup>[21]</sup>进行对

比。由于不同算法对裂缝边缘处理方式不同，检测出的裂缝宽度有所差异，且由于主观性与标注等因素影响，人工标注的裂缝与真实裂缝并不完

全相符；因此为确保算法评价的公平性，本文将简化文献[16]中考虑位置偏差的性能评价方法。假设由算法检测的裂缝图像为  $H$ ，由人工标注的裂缝图像为  $M$ 。对  $H$  中的裂缝进行膨胀，得到的图像记为  $H'$ ；对  $M$  中的裂缝进行膨胀，得到的图像记为  $M'$ 。简化后的准确率  $P$ 、召回率  $R$  和综合评价指标  $F$  值的计算如下：

$$P = \frac{n_{TP}}{n_{TP} + n_{FP}}, R = \frac{n'_{TP}}{n'_{TP} + n_{FN}}, F = \frac{2PR}{P + R}, \quad (13)$$

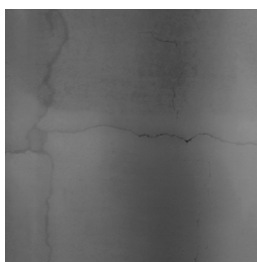
式中： $n_{TP}$  为  $H \cap M'$  的裂缝像素数目， $n_{TP} + n_{FP}$  为  $H$  中裂缝像素数目。 $n'_{TP}$  为  $H' \cap M$  的裂缝像素数目。 $n'_{TP} + n_{FN}$  为  $M$  中裂缝像素数目。对图像中的裂缝进行膨胀相当于建立了缓冲区，缓冲区的大小主要取决于结构元素的大小与形状；本文采用锚点为其形心，大小为  $5 \times 5$  的方形结构元素。

运用上述评价方法对三种算法进行评价，表1展示了各算法的准确率、召回率、 $F$  值测试结果。由表可知，对于低粗糙度路面，算法A能检测到94.30%的裂缝并使综合性能达到89.80%，而对于高粗糙度路面，虽然能检测到93.37%的裂缝，但综合性能只有65.03%；表明该算法对低粗糙度路

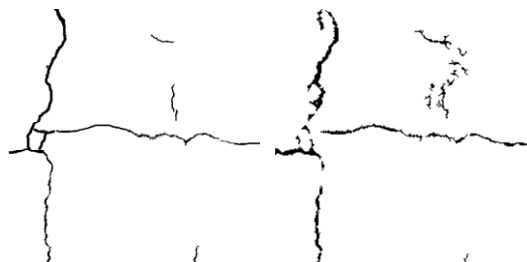
面有较好的适应性，然而随着路面粗糙度的增加，大量粗糙纹理被误判为裂缝，算法准确率降低。对于算法B，低粗糙度路面与高粗糙度路面的准确率分别为96.40%、92.30%，召回率分别为83.94%、82.77%；表明算法受路面粗糙度影响较小，能较好地适应两种类型路面，但存在较多裂缝漏检的现象，算法召回率较低。而对于本文算法，低粗糙度路面的准确率为91.85%，召回率为95.54%， $F$  值均值可达93.51%；高粗糙度路面的准确率为86.52%，召回率为91.83%， $F$  值均值为88.61%，表明本文算法对低粗糙度路面有很好的适应性，虽然对高粗糙度路面的效果差些，但也能检测到91.83%的裂缝并保持88.61%的稳定性，优于另外两种算法。对两种类型路面而言，本文算法的综合性能可达91.06%，也优于算法A的77.42%与算法B的87.80%；各算法检测实例如图4与图5所示，由此可以看出，本文算法能检测出算法B漏检的大部分低对比度裂缝，同时亦能避免对粗糙纹理的大量误检，效果较为理想。

表1 不同算法检测结果对比

		Tab.1 Comparison of crack detection using different methods									%
路面类型	图像编号	算法 A			算法 B			本文算法			
		准确率	召回率	F 值	准确率	召回率	F 值	准确率	召回率	F 值	
低粗糙度	1-60	87.00	95.36	90.17	99.49	79.91	87.98	94.46	96.00	95.13	
	61-120	86.04	93.75	88.96	98.97	78.13	86.93	91.28	95.42	93.16	
	121-180	88.05	93.80	90.27	90.74	93.78	92.08	89.82	95.19	92.25	
	1-180	87.03	94.30	89.80	96.40	83.94	89.00	91.85	95.54	93.51	
高粗糙度	181-240	54.34	94.65	66.90	93.42	88.63	90.68	89.61	92.30	90.68	
	241-300	48.59	94.97	62.33	93.06	88.06	90.37	87.98	91.20	89.27	
	301-360	55.68	90.48	65.86	90.42	71.62	78.71	81.97	92.00	85.88	
	181-360	52.87	93.37	65.03	92.30	82.77	86.59	86.52	91.83	88.61	
汇总	1-360	69.95	93.84	77.42	94.35	83.36	87.80	89.19	93.69	91.06	



(a)原始图像-1



(b)人工标注-1



(c)算法A-1



(d)算法B-1



(e)本文算法-1



图4 低粗糙度沥青路面裂缝检测结果对比

Fig.4 Comparison of crack detection using low textured asphalt pavement images

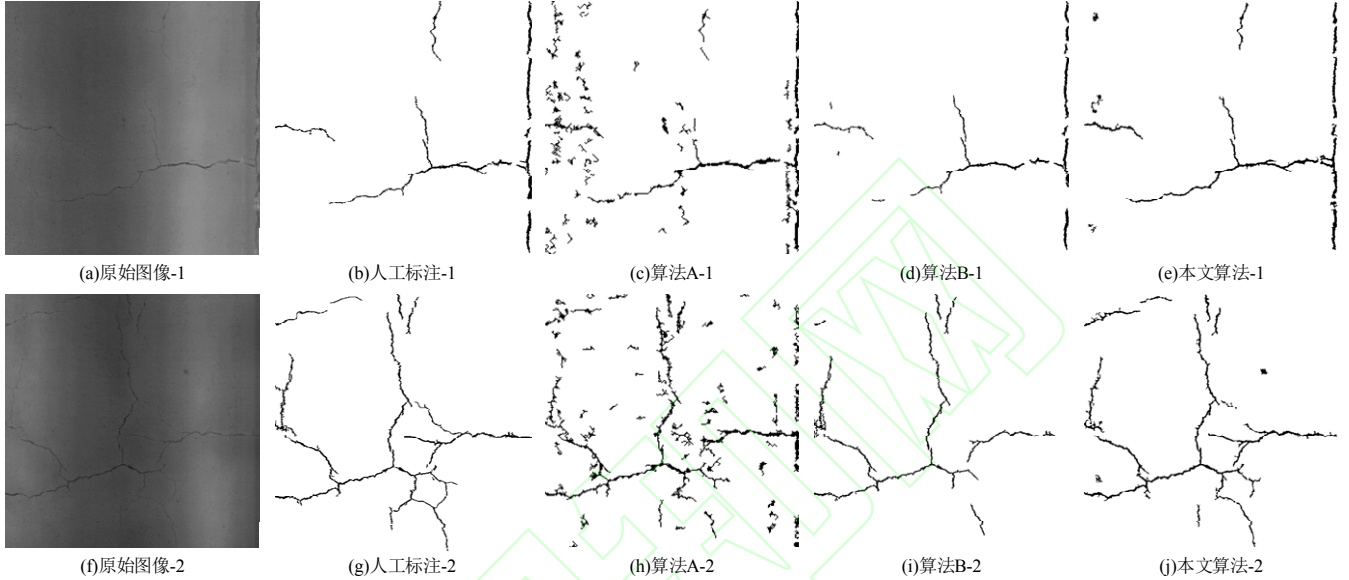
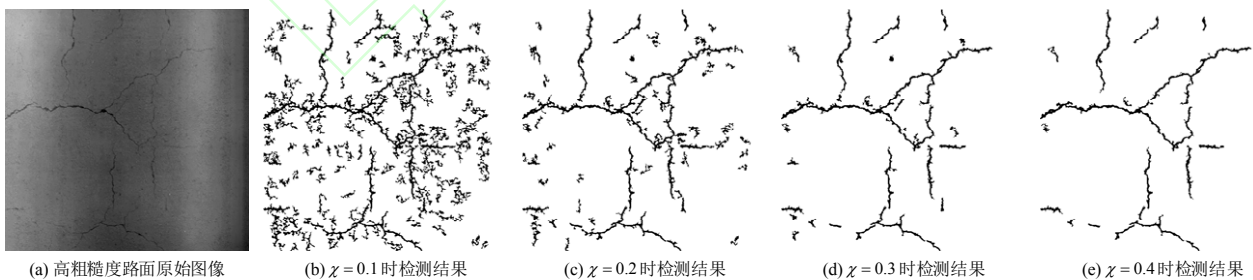


图5 高粗糙度沥青路面裂缝检测结果对比

Fig.5 Comparison of crack detection using high textured asphalt pavement images

文中参数  $\chi = 0.2$  是针对两种类型沥青路面而设置的,因此对于一些特别粗糙的路面会造成部分误检,如图6(c)所示,导致算法准确率降低、召回率变高,这就是表1中高粗糙度路面的检测结果差于低粗糙度路面的主要原因。图6展示了随参数  $\chi$  变化时,算法对高粗糙度路面的检测结果。可以看出,随着  $\chi$  的增大,误检将逐渐减小,但

同时漏检也会增加;然而对于某一特定粗糙度的路面而言,总存在某一固定参数使得  $F$  值为最优值。一般来说,实际工程中的某一段路面的粗糙度变化不大,因此如果将该算法用于工程检测,可根据不同路段的粗糙度分别设置最优的参数,以满足工程要求。

图6 参数  $\chi$  不同取值下高粗糙度路面图像裂缝检测实例Fig.6 Illustration of crack detection using high textured pavement images under different parameter  $\chi$ 

## 4 结论

本文研究了三维路面裂缝的三种主要特征:倾斜度、高斯分布、边缘梯度。经分析后发现,通过检验这三种特征可以高效地提取裂缝,在测试两种不

同粗糙度的沥青路面后,可得出以下结论:

(1) 所提出的算法能达到89.19%的准确率和93.69%的召回率,对两种类型路面均具有较好的适应能力。且该算法通过校正与倾斜度检验后,几乎不识别路面标线,对裂缝有着较高的识别精度。



(2) 将该算法用于实际工程时, 可首先采用本文所设置的阈值对所有裂缝图像进行自动识别; 然后根据工程人员的反馈调整优化参数  $\chi$ , 对某些产生误判或漏检的路段进行半自动识别; 通过自动与半自动相结合的方式能很好地满足工程要求。

### 参考文献:

- [1] WANG K C P. Design and implementations of automated systems for pavement surface distress survey[J]. *Journal of Infrastructure Systems*, 2000, 6(1): 24-32.
- [2] FUKUHARA T, TERADA K, NAGAO M, et al. Automatic pavement-distress-survey system[J]. *Journal of Transportation Engineering*, 1990, 116(3): 280-286.
- [3] ZHANG P, LI H. Recognition of pavement surface crack[C]//Sixth International Conference on Natural Computation. IEEE, 2010:3393-3396.
- [4] AYENU-PRAH A, ATTOH-OKINE N. Evaluating pavement cracks with bidimensional empirical mode decomposition[J]. *Eurasip Journal on Advances in Signal Processing*, 2008, 2008(1):1-7.
- [5] NGUYEN T S, AVILA M, BEGOT S. Automatic detection and classification of defect on road pavement using anisotropy measure[C]//Signal Processing Conference, 2009, European. IEEE, 2009:617-621.
- [6] 彭博, WANG K C P, 陈成, 等. 基于各向异性测度的路面三维图像裂缝识别[J]. *西南交通大学学报*, 2014, 49(5):888-895.  
PENG Bo, WANG K C P, CHEN Cheng, et al. 3D pavement crack image detection based on anisotropy measure[J]. *Journal of Southwest Jiaotong University*, 2014, 49(5):888-895.
- [7] CHENG H D, SHI X J, GLAZIER C. Real-time image thresholding based on sample space reduction and interpolation approach[J]. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 2003, 17(4):264-272.
- [8] 王世芳, 车艳丽, 李楠, 等. 一种基于多尺度脊边缘的沥青路面裂缝检测算法[J]. *中国公路学报*, 2017, 30(4):32-41.  
WANG Shi-fang, CHE Yan-li, LI Nan, et al. Asphalt pavement crack detection algorithm based on multi-scale ridges[J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2017, 30(4):32-41.
- [9] ZOU Qin, CAO Yu, LI Qing-quan, et al. CrackTree: automatic crack detection from pavement images[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2012, 33(3): 227-238.
- [10] WANG K C P. Elements of automated survey of pavements and a 3D methodology[J]. *Journal of Modern Transportation*, 2011, 19(1):51-57.
- [11] TSAI Y C J, LI F. Critical assessment of detecting asphalt pavement cracks under different lighting and low intensity contrast conditions using emerging 3D laser technology[J]. *Journal of Transportation Engineering*, 2012, 138(5):649-656.
- [12] OUYANG W, XU B. Pavement cracking measurements using 3D laser-scan images[J]. *Measurement Science & Technology*, 2013, 24(10):105204.
- [13] SOLLAZZO G, WANG K C P, BOSURGI G, et al. Hybrid procedure for automated detection of cracking with 3D pavement data[J]. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 2016, 30(6):04016032.
- [14] JIANG C, TSAI Y J. Enhanced crack segmentation algorithm using 3D pavement data[J]. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 2016, 30(3):04015050.
- [15] ZHANG A, WANG K C P, LI B, et al. Automated pixel-level pavement crack detection on 3D asphalt surfaces using a deep-learning network: pixel-level pavement crack detection on 3D asphalt surfaces[J]. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2017(5). DOI: 10.1111/mice.12297
- [16] 彭博. 基于路面高精三维图像的裂缝自动识别与分类算法[D]. 成都: 西南交通大学, 2014.
- [17] FUJITA Y, HAMAMOTO Y. A robust automatic crack detection method from noisy concrete surfaces[J]. *Machine Vision and Applications*, 2011, 22(2): 245-254.
- [18] SHAPIRO S, WILK M B. An analysis of variance test for normality (complete samples) [J]. *Biometrika*, 1965, 52: 591-611.
- [19] GUPTA S D, PATTANAYAK A K. Intelligent image analysis (IIA) using artificial neural network (ANN) for non-invasive estimation of chlorophyll content in micropropagated plants of potato[J]. *In Vitro Cellular & Developmental Biology - Plant*, 2017(14):1-7.
- [20] 彭博, WANG K C P, 陈成, 等. 基于 1mm 精度路面三维图像的裂缝种子自动识别算法[J]. *中国公路学报*, 2014, 27(12): 23-32.  
PENG Bo, WANG K C P, CHEN Cheng, et al. Automatic recognition for crack seeds based on 1mm resolution 3D pavement images[J]. *China Journal of Highway and Transport*, 2014, 27(12): 23-32.
- [21] ZHANG A, WANG K C P, AI C. 3D shadow modeling for detection of descended patterns on 3D pavement surface[J]. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 2017, 31(4):04017019