

6-2-2020

## Novel Automatic Pavement Crack Detection Algorithm

Shangbing Gao

*1. College of Computer and Software Engineering, Huaiyin Institute of Technology, Huaian 223001, China;;*

Xie Zheng

*1. College of Computer and Software Engineering, Huaiyin Institute of Technology, Huaian 223001, China;;*

Zhigeng Pan

*1. College of Computer and Software Engineering, Huaiyin Institute of Technology, Huaian 223001, China;;2. Virtual Reality and Human-computer Interaction Research Center, Hangzhou Normal University, Hangzhou 311121, China;*

Fangzhe Qin

*1. College of Computer and Software Engineering, Huaiyin Institute of Technology, Huaian 223001, China;;*

*See next page for additional authors*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

---

## Novel Automatic Pavement Crack Detection Algorithm

### Abstract

**Abstract:** The complexity of noises covers a wide area of actual road images which causes that it is difficult to detect cracks. An automatic pavement crack detection algorithm was proposed in view of the characteristics of crack image in pavement disease. *Gray-scale correction and filtering was used to preprocess the crack image. The maximum interclass variance method and Canny operator were used to detect the edge of the disease image, and then the localization and accurate segmentation algorithm was proposed for the crack image based on the maximum connectivity of the crack in the fracture image. The convolution neural network algorithm was used to recognize the pavement cracks.* The experimental results show that the proposed method is superior to other advanced algorithms on the crack detection efficiency, and robust to the different types of crack images.

### Keywords

pavement cracks, image segmentation, maximum connected domains, convolution neural network

### Authors

Shangbing Gao, Xie Zheng, Zhigeng Pan, Fangzhe Qin, and Li Rui

### Recommended Citation

Gao Shangbing, Xie Zheng, Pan Zhigeng, Qin Fangzhe, Li Rui. Novel Automatic Pavement Crack Detection Algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(9): 2009-2015.

## 一种新的路面裂缝自动检测算法

高尚兵<sup>1\*</sup>, 顾正<sup>1</sup>, 潘志庚<sup>1,2</sup>, 覃方哲<sup>1</sup>, 李锐<sup>1</sup>

(1. 淮阴工学院计算机与软件工程学院, 淮安 223001; 2. 杭州师范大学数字媒体与人机交互研究中心, 杭州 311121)

**摘要:** 实际路面图像因噪声成分复杂、覆盖面广, 给检测裂缝造成难度。针对路面病害中裂缝图像自身的特征, 提出了一种裂缝自动检测算法。该算法首先使用灰度校正和滤波处理对裂缝图像进行预处理, 然后结合最大类间方差法和 Canny 算子对病害图像进行边缘检测, 再基于裂缝图像中裂缝的最大连通性提出了一种检测定位和精确分割算法, 最后利用卷积神经网络算法对路面裂缝分类识别。实验结果表明, 该方法在路面裂缝检测效率上具有更大的优势, 而且对于不同类型的裂缝图像都具有鲁棒性。

**关键词:** 路面裂缝; 图像分割; 最大连通域; 卷积神经网络

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2017) 09-2009-07

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201709018

## Novel Automatic Pavement Crack Detection Algorithm

Gao Shangbing<sup>1\*</sup>, Xie Zheng<sup>1</sup>, Pan Zhigeng<sup>1,2</sup>, Qin Fangzhe<sup>1</sup>, Li Rui<sup>1</sup>

(1. College of Computer and Software Engineering, Huaiyin Institute of Technology, Huaian 223001, China;

2. Virtual Reality and Human-computer Interaction Research Center, Hangzhou Normal University, Hangzhou 311121, China)

**Abstract:** The complexity of noises covers a wide area of actual road images which causes that it is difficult to detect cracks. An automatic pavement crack detection algorithm was proposed in view of the characteristics of crack image in pavement disease. *Gray-scale correction and filtering was used to preprocess the crack image. The maximum interclass variance method and Canny operator were used to detect the edge of the disease image, and then the localization and accurate segmentation algorithm was proposed for the crack image based on the maximum connectivity of the crack in the fracture image. The convolution neural network algorithm was used to recognize the pavement cracks.* The experimental results show that the proposed method is superior to other advanced algorithms on the crack detection efficiency, and robust to the different types of crack images.

**Keywords:** pavement cracks; image segmentation; maximum connected domains; convolution neural network

## 引言

路面裂缝作为路面病害在高等级公路路面破

损的主要表现形式, 对于现代化、高效率的公路养护非常重要。由于传统的人工检测方法存在耗时长、不准确、危险性高、妨碍交通、主观差异性大的缺点, 现在多采用高精度相机快速拍摄路面图像, 进行计算机自动检测<sup>[1]</sup>。

各种各样的路面裂缝检测定位算法被提出, 如 McCormack 等<sup>[2]</sup>提出了用于路面裂缝自动检测的



收稿日期: 2017-04-28 修回日期: 2017-07-13;  
基金项目: 国家自然科学基金(61402192, 61332017),  
国家重点研发计划(2015BAK04B05), 江苏省六大人才  
高峰资助项目(XYDXXJS-011), 江苏省 333 工程资  
助项目(BRA2016454);  
作者简介: 高尚兵(1981-), 男, 江苏淮安, 博士, 副  
教授, 研究方向为图像处理、虚拟现实、模式识别。

<http://www.china-simulation.com>

• 2009 •

加权邻域分割算法, Amhaz 等<sup>[3]</sup>提出了基于最小路径的裂缝检测策略。Shi 等<sup>[4]</sup>提出了基于随机结构森林的裂缝检测算法, 徐威等分别提出了一种基于图像显著性的路面裂缝检测算法<sup>[5]</sup>和融合多特征与格式塔理论的路面裂缝自动检测算法<sup>[6]</sup>, 张德津<sup>[7]</sup>基于空间聚集特征的沥青路面裂缝检测方法。这些算法在某些环境的路面图像中, 取得了较好的检测效果。

经过观察大量的裂缝图像特征发现, 路面裂缝图像具有灰度值低、稀疏性、裂缝区域的连通性等特性。为此, 本文设计适用于检测裂缝这种线性目标的检测定位算法和精确分割算法, 最后结合卷积神经网络算法对裂缝图像进行分类识别。

## 1 裂缝图像的预处理

摄像机拍摄实际路面裂缝的图像存在复杂大量的噪声成分: 路面材料颗粒形成的大范围随机纹理覆盖整幅图像; 光照不均引起图像中间亮周围暗的典型变化; 路面油污、水渍、杂物以及行道线的干扰。鉴于原始路面图像中的情况复杂, 且缺乏丰富的彩色信息, 本文先从图像预处理的角度出发, 进行灰度矫正和滤波处理, 降低路面背景噪声影响, 突出路面裂缝信息。

### 1.1 灰度矫正

本文的数据来源为淮安公路养护处的裂缝图片数据集, 图像大小为 512×512 像素, 精度为 0.92 mm/pixel, 共 5 000 张, 其中含有裂缝的图像为 3 668 张。经过对裂缝图片观察可知, 路面裂缝最明显的特征就是裂缝中心的灰度级比其周围背景要黑。由于光照不均导致中间亮、两边暗, 并且整体灰度偏低, 为了突出裂缝灰度级上的特征, 本文使用了一种非线性变化算法即 Gamma 灰度矫正算法<sup>[8]</sup>。

该算法对输入图像的灰度值进行指数变换, 进而矫正亮度偏差, 可应用于扩展暗亮的细节, 其计算公式如下:

$$V_{out} = A V_{in}^{\gamma} \quad (1)$$

其中:  $A$  是常数;  $V_{in}$  为矫正前输入图像;  $V_{out}$  为矫

正后的图像,  $\gamma$  为矫正的参数。当  $\gamma > 1$  时, 图像高光部分被压缩而暗调部分被拓展, 当  $\gamma < 1$  时, 图像的高光部分被拓展而暗调部分被压缩。经过裂缝图像的大量实验,  $\gamma = 0.75$  时效果最佳。

### 1.2 通过滤波增强图像特征

路面裂缝的图像最明显的一个特点是存在大量的噪声和干扰点, 那么可以对其进行高斯滤波<sup>[9]</sup>操作减少噪声等非裂缝因素的影响。考虑到公路路面的粗糙程度, 本文采用 5×5 的高斯卷积核进行处理。

### 1.3 局部自适应二值化

传统的二值化方法对于路面裂缝图像的二值化效果均不佳。本文提出一种自适应阈值方法, 达到了更好的二值化效果。

首先得到图像的各点像素值, 之后对每个点的左上方所有点的像素值求和(包括该点, 即灰度值积分), 并用一个二维数组暂时存储。

一般地, 图像二值化就是给定一个阈值, 当图像中某一点的像素值大于阈值时, 令它的像素为 255(0), 像素值小于阈值时为 0(255)。而区域二值化, 就是把图片划分为若千的区域, 每个区域有各自的阈值, 再分别判定。

如图 1 所示, 本文要判定区域 D 时, 就可以利用灰度值积分计算区域 D 的总阈值, 公式如下:

$$\sum_{x=x_1}^{x_2} \sum_{y=y_1}^{y_2} S(x, y) = I(x_2, y_2) - I(x_2, y_1 - 1) - I(x_1 - 1, y_2) + I(x_1 - 1, y_1 - 1) \quad (2)$$

式中:  $(x_1, y_1)$ ,  $(x_2, y_2)$  为区域 D 的左上角和右下角点的坐标值;  $S(x, y)$  为点  $(x, y)$  积分图像的值;  $I$  表示点的积分图像上的值。

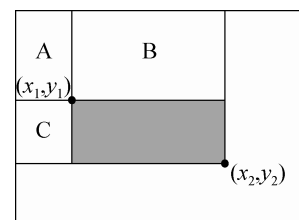


图 1 图像区域划分示意图

Fig. 1 Schematic diagram of image region division

本文中使用的区域中心点 $(i, j)$ 的积分值与平均值  $P$  进行比较, 若  $S(i, j) > P$ , 则重写点 $(i, j)$ 的像素为 255(0), 反之为 0(255)。计算公式如下:

$$I(i, j) = \begin{cases} 255, & S(i, j) > \frac{1}{Mx_1x_2Ny_1y_2} \sum_{x=x_1}^{x_2} \sum_{y=y_1}^{y_2} S(x, y) \\ 0, & \text{other} \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $M_{x_1x_2}$ ,  $N_{y_1y_2}$  为图像中区域  $D$  的长宽;  $S(i, j)$  为区域中心点的灰度值;  $I(i, j)$  为二值化后的灰度值。

## 2 优化的图像边缘检测算法

经过上述的预处理步骤后, 大量的噪声和干扰点对裂缝信息的影响获得大幅度的削弱, 这样提高了边缘检测算法的准确性、高效性、抗噪性。传统的边缘检测算法中, Canny 算子由于使用高斯函数进行平滑运算, 因此其具有更好的去噪能力, 能够在噪声和边缘检测间取得较好的平衡, 能够检测到真正的弱边缘。但是由于 Canny 算子要人为规定滞后阈值, 使得对不同的照片使用同一滞后阈值, 从而影响了边缘检测的准确性。本文为解决这个问题使用最大类间方差法<sup>[10]</sup>确定最佳阈值, 使 Canny 算子达到自适应精确边缘提取的效果, 同时其算法速率表现也非常优秀。

### 2.1 最大类间方差法计算最佳阈值

首先建立灰度直方图, 共  $L$  个灰度级, 每个出现的概率为  $P_i$ ; 通过阈值  $t$  来分割前景和目标, 并得到背景和目标出现概率  $P_A$ 、 $P_B$ ; 计算背景和背景之间类间方差  $\sigma^2$ ; 当  $\sigma^2$  最大时, 所对应的的阈值  $t$  即为所需要的最佳阈值。计算公式如下:

$$\begin{aligned} N &= \sum_{i=0}^{L-1} n_i, P_i = \frac{n_i}{N} \\ P_A &= \sum_{i=0}^t P_i, P_B = \sum_{i=t+1}^{L-1} P_i = 1 - P_A \\ \sigma^2 &= P_A \left( \frac{\sum_{i=0}^t iP_i}{P_A} - \sum_{i=0}^{L-1} iP_i \right)^2 + P_B \left( \frac{\sum_{i=t+1}^{L-1} iP_i}{P_B} - \sum_{i=0}^{L-1} iP_i \right)^2 \end{aligned} \quad (4)$$

式中:  $N$ ,  $n$  表示像素数。

### 2.2 结合 Canny 算子实现最佳边缘检测

使用最大类间方差法已确定图像的最佳阈值, 从而确定了 Canny 算子滞后阈值的高、低阈值。计算公式如下:

$$T_{\text{height}} = t, T_{\text{width}} = \frac{t}{2} \quad (5)$$

式中:  $t$  为 2.1 节算法计算出的最佳阈值;  $T_{\text{height}}$ ,  $T_{\text{width}}$  分别为 Canny 算子边缘检测的高、低阈值。

## 3 图像中裂缝的定位与裂缝的精确分割

### 3.1 基于连通域的轮廓定位算法

本文对大量的裂缝进行图像预处理和图像边缘检测后观察得出结论, 裂缝在图片中是具有最大连通性的特性。利用该特性通过检测裂缝图像中的最大连通域来确定裂缝的位置。

该算法在裂缝图像的预处理和边缘检测的基础上, 可以对裂缝进行一个检测定位。通过图像轮廓函数检测, 获取每个连通域轮廓矩形, 通过遍历所有轮廓的外接矩形, 根据矩形的形状判断选取较大的连通域为目标区域。记录该区域的坐标, 标记出该区域。

算法如下:

- (1) 对于边缘检测图像进行连通域轮廓检测, 轮廓个数为  $N$ ;
  - (2) 获取连通域轮廓的外接矩形为  $Rect_N(x, y, \text{width}, \text{height})$ , 其  $x, y, \text{width}, \text{height}$  分别为矩形的左上角点的坐标和矩形的宽和高;
  - (3) 通过遍历检测出的所有轮廓, 轮廓个数  $N$ , 设置轮廓外接矩形的宽与高之和大于等于参数限制  $T$ , 即  $\text{width} + \text{height} \geq T$ , 获取所需要的连通域轮廓的位置信息  $Rect_N$ 。
  - (4) 对于获取到的最大连通域轮廓的外接矩形进行记录, 并在原图标记出该区域即为路面裂缝。
- 在本实验中, 对于  $512 \times 512$  的裂缝输入图像, 经过大量实验, 参数限制  $T$  选取 200。使用 C++ 和 OpenCV 进行实现, 其算法流程图如图 2 所示。

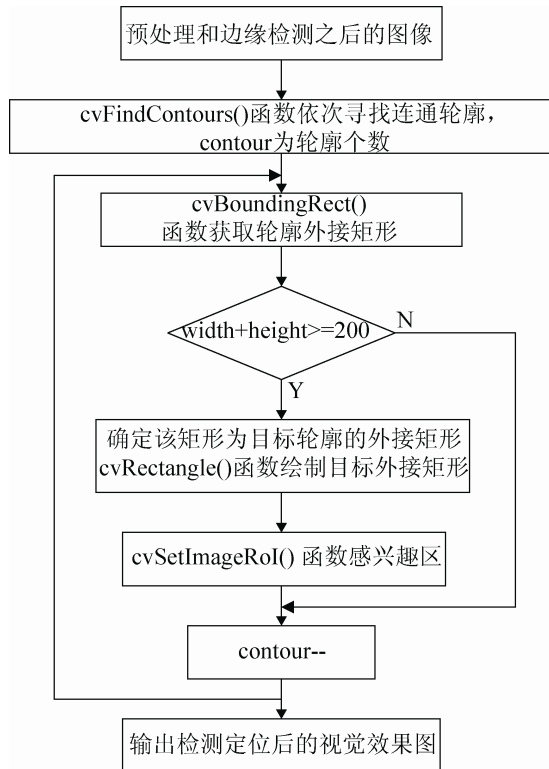


图 2 裂缝定位算法 OpenCV 实现流程图

Fig. 2 OpenCV implementation flowchart of crack locating algorithm

### 3.2 基于连通域的裂缝精确分割

然而对于一些存在大量噪声、干扰信息多的路面裂缝图像而言,预处理和分割之后的图像不能明显突出裂缝信息,容易造成裂缝特征信息的干扰。通过观察发现,裂缝特征虽然不明显,但仍具有最大连通性,利用该特性,结合上述基于连通域的轮廓定位算法可以对裂缝图片进行精确分割。

该算法通过 3.1 的算法可以先定位出裂缝图像,再根据定位出的裂缝图像的位置信息在原分割后的图像上进行裂缝区域提取,最后与 512×512 的黑色图像模板的叠加得到精确分割后的裂缝特征图像。

算法如下:

(1) 通过 3.1 算法将图像中裂缝区域定位,得到裂缝图像中的裂缝位置信息为  $Rect_N(x, y, width, height)$ , 其中  $x, y, width, height$  分别为矩形的左上角点的坐标和矩形的宽和高;若通过 3.1 算法没有检测出裂缝区域的位置(无裂缝),跳

过以下两个步骤,输出 512×512 的黑色图像;

(2) 在边缘检测结果图中使用该位置信息提取裂缝区域;

(3) 与 512×512 的黑色图像模板的叠加后组成与原图大小一致的完整的裂缝特征图像。算法流程图如图 3 所示。

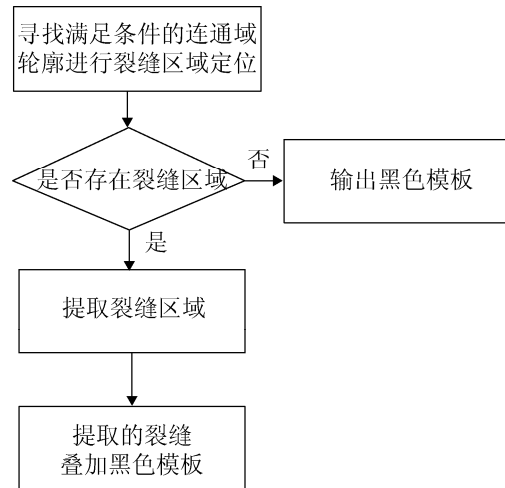


图 3 精确分割算法流程图

Fig. 3 Flowchart of precise segmentation algorithm

## 4 基于卷积神经网络的裂缝分类

### 4.1 卷积神经网络的网络结构

输入层:直接接收二维视觉模式,即二维特征图像。

卷积层:也称为特征提取层(Convolutional Layer,简称 C 层),每个卷积层包含多个卷积神经元,每个卷积神经元的输入与前一层的局部感受域相连,并提取该局部的图像特一旦该局部特征被提取后,它与其他特征间的位置关系也随之确定下来。

激活函数:(Rectified Linear Units,简称 ReLu),ReLu 是作用于各连接单元后的激活单元,采用折页函数,函数表达式如式(6)所示。它相对于传统神经网络中的 sigmoid 函数而言,在保证非线性的同时,能更好地反传梯度,还使得每层结果具有一定稀疏性。

$$f(x) = \max\{0, x\} \quad (6)$$

池化层:池化方法一般有最大池化和平均池

化, 相当于对图像进行下采样, 即以某图像区域的最大值或平均值取代该区域, 从而缩小图像尺寸, 使提取特征具有一定旋转、平移不变性。

**全连接层:** (fully connected layers, 简称 FC) 最后一层隐层所得到的二维特征模式被拉伸成一个向量, 与输出层以全连接方式相连, 起到将学到的“分布式特征表示”映射到样本标记空间的作用。可输出类别标签之间的映射关系。

**随机 dropout:** 随机 dropout 每次随机选取该层部分权重进行训练, 有利于防止过拟合, 提升网络泛化能力。

**Softmax 函数:** softmax 函数用于最后的结果输出, 表达式如式(7)所示,  $K$  为类别数,  $z_j$  为  $K$  维向量的第  $j$  维分量, 输出可视为第  $j$  类的概率。

$$\sigma(z_j) = e^z_j / \sum_{k=1}^K e^z_k \quad (7)$$

## 4.2 本文卷积神经网络的网络结构

针对该路面病害中裂缝的分类问题, 本文设计的卷积神经网络结构共有 4 层, 前 3 层为卷积层, 最后一层为全连接层。

网络的输入为  $512 \times 512$  大小的单通道灰度图像。为保证网络深度, 减少参数, 提升网络泛化能力, 该网络前两个卷积层采用的卷积核的尺寸较小, 均为  $3 \times 3$ 。最后一个卷积层卷积核大小为  $15 \times 15$ 。所有卷积核都同时作用于相应前一层的所有特征图上, 且同一卷积核对于前一层不同特征图的权重不一致。3 个卷积层所采用的卷积核种类依次为 16, 32, 216 个, 逐层抽象地提取不同特征。

在前两个卷积层之后都连接了池化层, 池化方法为平均池化。池化过程中未对图像进行扩充, 池化窗口大小依次为  $2 \times 2$ ,  $4 \times 4$ , 滑动窗口步长相应分别为 2, 4。每个池化层后都通过激活函数进行非线性激活。

最后一层为全连接层, 共有 4 个神经单元。在最后一个卷积层和全连接层后都增加了随机 dropout 层以提升网络泛化能力, 比例为 0.5。最后采用 softmax 函数进行输出。

## 5 实验结果分析

本文实验环境为 Intel(R) Core(TM)i5-4210U CPU, 8G 内存的 PC 机。实验数据为准安公路养护处的裂缝图片数据集, 图像大小为  $512 \times 512$  像素, 精度为  $0.92 \text{ mm/pixel}$ 。根据裂缝的分类标准, 本文采用具有代表性的横向裂缝、纵向裂缝以及网状裂缝进行实验。

本文通过图像的灰度矫正、滤波增强、改进后的自适应 Canny 算子, 利用裂缝图像中裂缝区域的最大连通性, 设计出针对裂缝图像的裂缝区域的检测定位算法, 通过图框将裂缝区域在原图中显示出来。图 4(a), (b) 为包含横向裂缝的路面图像的算法效果, 图 4(c) 为包含纵向裂缝的路面图像的算法效果, 图 4(d) 为包含网状裂缝的路面图像的算法效果。可以从实验结果看出可以准确定位到路面图像中的裂缝位置。

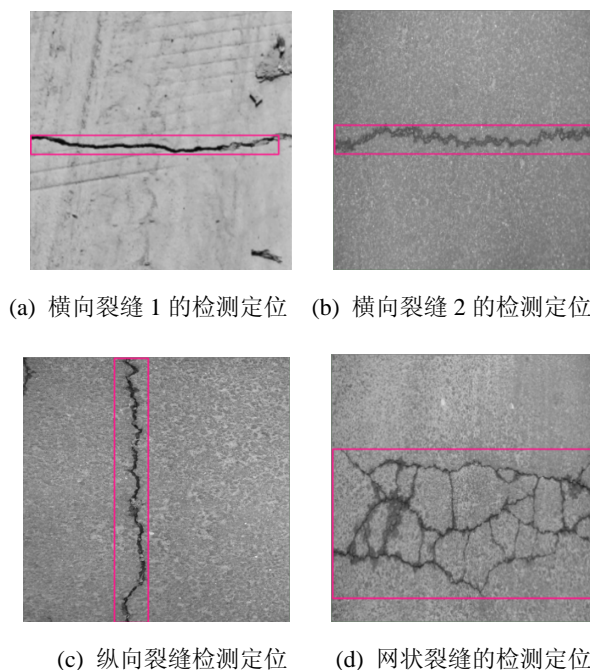


图 4 各种裂缝检测定位视觉效果图

Fig. 4 A variety of cracks detection and positioning visual rendering

为了验证算法的有效性和正确性, 本文选取裂缝图像数据集中不同光照条件和检测条件下的 3 组图像, 每组各 1 000 幅图像, 各组别 222 张、400 张、284 张裂缝图片。

本文设图像总数为  $K$ , 实际存在裂缝的图像数为  $M$ , 不存在裂缝的图像数为  $N$ , 检测出的裂缝图像数为  $T$ , 存在裂缝但未检测出来的数目为  $m$ , 算法将无裂缝图像误检为存在裂缝图像的数目为  $n$ , 则检测结果的正确率见表 1。漏检率和误检率结果如表 2 所示。

表 1 裂缝图像检测准确率结果

Tab. 1 Detection accuracy rate of crack images

M	T	m	正确率/%
222	208	14	93.6
400	372	28	93.0
284	267	17	94.0

表 2 漏检率和误检率统计结果

Tab. 2 Statistical results of missing rate and false detection rate

K	M	N	m	n	漏检率/%	误检率/%
1 000	222	778	14	32	6.3	4.1
1 000	400	600	28	28	7.0	4.6
1 000	284	716	27	37	3.0	5.1

从表 1 和表 2 中可知, 3 组数据中的检测正确率都在 92% 以上, 漏检率和误检率都小于 8%, 证明本方法有效, 满足实际检测需求。

在图像分割算法的处理方面, 本文算法与现有的显著性分割处理的算法进行比较。现有的显著性算法主要有 AC<sup>[11]</sup>, LC<sup>[12]</sup>和 FT<sup>[13]</sup>算法, 将这些经典的显著性算法思想作用于裂缝灰度图像进行分割, 命名为 AC-G, LC-G, FT-G, 通过与本文中结合裂缝特征的精确分割算法的对比, 结果见图 5。图 5(a)为有横向裂缝存在的路面图像, 其中存在着水泥结块、小凹槽、横向条纹、局部黑斑等影响。图 5(b)~(d)分别为 AC-G, LC-G, FT-G 的分割结果图, 虽然对于裂缝具有较好的分割效果, 但对于非裂缝信息和路面背景噪声的过滤效果不佳。AC-G 和 FT-G 整体分割较好、但对于非裂缝信息水泥结块、小凹槽无法过滤、裂缝特性显示较弱, LC-G 在分割后产生了很多细碎的噪声点。图 5(e)为本文算法进行二次精确分割的结果图。

实验结果表明本文算法在通过灰度矫正、滤波

增强在很大程度上削弱了路面噪声的影响, 利用裂缝在图像中的最大连通性的特点, 有效过滤掉了多余的非裂缝信息(如图 5(a)中的水泥结块、小凹槽), 并且裂缝整体更加突出(如图 5(e))。

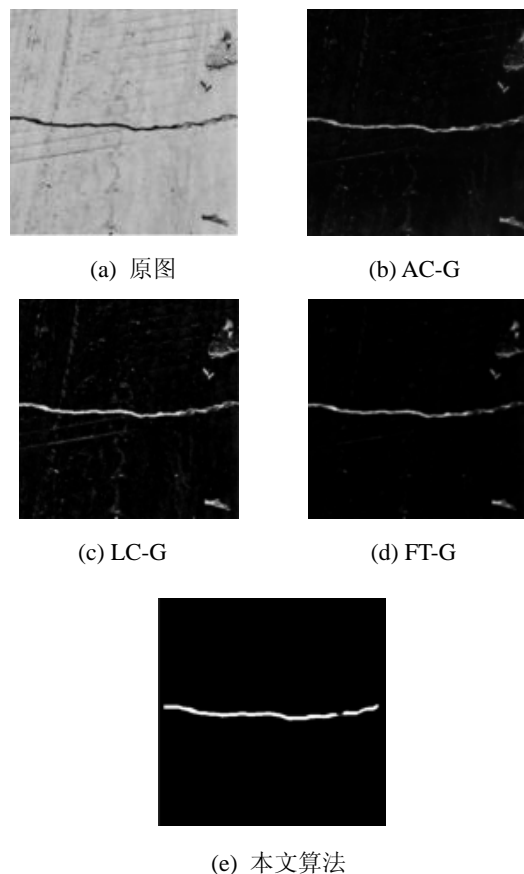


图 5 裂缝分割图视觉效果对比  
Fig. 5 Comparison of visual renderings of segmented crack images

在裂缝图像的识别方面, 本文设计的 4 层卷积神经网络进行裂缝图像的分类识别。根据裂缝的分类标准, 训练集来源淮安公路养护处的裂缝数据图片集, 其中横向裂缝 1 024 张、纵向裂缝 1 024 张、网状裂缝 1 024 张, 同时添加负样本集即不含有裂缝的图像 1 024 张。图像为 512×512 大小、经过预处理、分割后的灰度图像。对每类 120 张测试集中的图像进行识别效果测试比较, 结果见表 3。

从表 3 可以直观的看出, 与文献[6]相比, 本文算法在准确率具有相当大的优势, 并且本文算法平均响应时间 < 6 ms, 在识别效率上也是占优的。



表 3 算法测试识别准确率结果

Tab. 3 Recognition accuracy rate of algorithm

方法	训练样本数 /(个/类)	平均响应时间 /ms	测试准确率 /%
文献[6]	1 024	10.86	82.5
本文方法	1 024	5.84	97.5

## 6 结论

本文将优化后的检测和分割算法与卷积神经网络相结合, 首先通过图像预处理与分割后, 利用裂缝图像中裂缝区域的最大连通性, 设计出针对裂缝图像的裂缝区域的检测定位算法, 在检测定位算法的基础上进行裂缝图像的精确分割, 最后使用卷积神经网络算法进行分类识别。结果表明该方法对复杂环境下的各种裂缝都有效, 即使在含有较多非裂缝信息、干扰物较多的情况下。

下一步阶段, 本课题组在已有研究的基础上, 综合计算机视觉和深度学习的特点出发, 着重考虑视频流的裂缝检测与识别, 提升算法的效率, 进一步提高多环境下裂缝检测和识别的准确性。

## 参考文献:

- [1] H Zakeri, FM Nejad, A Fahimifar. Image Based Techniques for Crack Detection, Classification and Quantification in Asphalt Pavement: A Review [J]. Archives of Computational Methods in Engineering (S1134 -3060), 2016, 3(9): 1-43.
- [2] McCormack K, Newman T K, Higley J D. Weighted Neighborhood Pixels Segmentation Method for Automated Detection of Cracks on Pavement Surface Images [J]. Journal of Computing in Civil Engineering (S0887-3801), 2016, 30(2): No. 04015021.
- [3] R Amhaz, S Chambon, J Idier. Automatic Crack Detection on Two-Dimensional Pavement Images: An Algorithm Based on Minimal Path Selection [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems (S1524-9050), 2015, 17(10): 2718-2729.
- [4] Y Shi, L Cui, Z Qi. Automatic Road Crack Detection Using Random Structured Forests [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems (S1524-9050), 2016 (99): 1-12.
- [5] 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 Wei, Tang Zhenmin, Lv Jianyong. Pavement crack detection based on image saliency [J]. Journal of Image and Graphics, 2013, 18(1): 69-77.)
- [6] 徐威, 唐振民, 徐丹, 等. 融合多特征与格式塔理论的路面裂缝检测 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015(1): 147-156. (Xu Wei, Tang Zhenmin, Xu Dan, et al. Integrating Multi-Features Fusion and Gestalt Principles for Pavement Crack Detection [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2015(1): 147-156.)
- [7] 张德津, 李清泉, 陈颖. 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. (Zhang DeJin, Li QingQuan, Chen Ying. Asphalt Pavement Crack Detection Based on Spatial Clustering Feature [J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(3): 443-454.)
- [8] 顾明, 郑林涛, 刘中华. 结合暗原色优先和 Gamma 校正的红外交通图像增强算法 [J]. 交通运输工程学报, 2016, 16(6): 149-158. (Gu Ming, Zheng Lintao, Liu Zhonghua. Infrared traffic image's enhancement algorithm combining dark channel prior and Gamma correction [J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2016, 16(6): 149-158.)
- [9] 李蕊, 屈惠明, 张运海. 基于空间高斯滤波的超分辨率光学波动成像算法 [J]. 激光与光电子学进展, 2016 (8): 115-121. (Li Rui, Qu Huiming, Zhang yunhai. The superresolution optical fluctuation imaging algorithm based on spatial Gaussian filter [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016(8): 115-121.)
- [10] 高敏, 李怀胜, 周玉龙, 等. 背景约束的红外复杂背景下坦克目标分割方法 [J]. 自动化学报, 2016, 42(3): 416-430. (Gao Min, Li Huaisheng, Zhou Yulong, et al. Tank Segmentation Under Infrared Complex Background with Background Restriction [J]. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(3): 416-430.)
- [11] Achanta R, Estrada F, Wils P, et al. Salient region detection and segmentation [C]// Proceeding of International Conference on Computer Vision Systems. Berlin, Heidelberg, Germany: Springer-Verlag, 2008: 66-75.
- [12] Zhai Y, Shah M. Visual attention detection in video sequences using spatiotemporal cues [C]// ACM Multimedia Conference. Santa Barbara, CA, USA: ACM Press, 2006: 815-823.
- [13] Achanta R, Hemami S, Estrada F, et al. Frequency-tuned salient region detection [C]// Proceeding of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Florida, USA: IEEE, 2009: 1597-1604.