

引用格式: DU Jianchao, YU Chenglong, ZHAO Mengnan, et al. Fast Screening Method of Bridge Crack Images[J]. Acta Photonica Sinica, 2021, 50(10):1010002

杜建超,于成龙,赵梦楠,等.一种桥梁裂缝图像快速筛选方法[J].光子学报,2021,50(10):1010002

一种桥梁裂缝图像快速筛选方法

杜建超¹,于成龙¹,赵梦楠¹,汪小鹏²

(1 西安电子科技大学 综合业务网理论及关键技术国家重点实验室,西安 710071)

(2 西安公路研究院,西安 710065)

摘要:针对基于智能图像处理的桥梁裂缝检测过程中,图像采集数量巨大,检测耗时的问题,提出一种桥梁裂缝图像快速筛选方法。首先对图像进行边缘提取,获得图像中的最长边缘,然后计算该边缘的最小外接圆及其半径,最后通过阈值判别法对图像进行筛选。筛选过程中用到的阈值通过构建一种基于图像分辨率的自适应计算模型来自动确定。实验证明,所提方法能够快速准确地对裂缝图像进行筛选,极大提高了裂缝检测系统的整体性能。

关键词:图像处理;裂缝检测;快速筛选;最小外接圆;桥梁裂缝

中图分类号:TP391

文献标识码:A

doi:10.3788/gzxb20215010.1010002

Fast Screening Method of Bridge Crack Images

DU Jianchao¹, YU Chenglong¹, ZHAO Mengnan¹, WANG Xiaopeng²

(1 State Key Laboratory of Integrated Service Networks, Xidian University, Xi'an 710071, China)

(2 Xi'an Highway Research Institute, Xi'an 710065, China)

Abstract: In the process of bridge crack detection based on intelligent image processing, the number of images collected is huge, and the detection is very time-consuming. So, a fast screening method for bridge crack images is proposed. First, the edges in the image are extracted and the longest edge is found. Secondly, the minimum circumscribed circle related to the longest edge is obtained and then the circle radius is used to filter and classify the image by comparing with a threshold. The threshold is automatically determined by building an adaptive calculation model based on image resolution. Experiments show that the proposed method can quickly and accurately screen the crack images from the non-crack images, which greatly improves performance of the crack detection system.

Key words: Image processing; Crack detection; Rapid screening; Minimum circumscribed circle; Bridge cracks

OCIS Codes: 100.2960; 100.2000

0 引言

目前我国各类桥梁超过 100 万座,在交通运输中发挥了重要的作用。每座桥梁都需要定期检查,及时发现桥梁病害,做出相应维护。桥梁的主要病害之一是其表面的裂缝。传统的裂缝检测方式是专业人员进行实地查看和测量。这种方式费时费力,且检测结果会随着检测人员的变化而改变。因此,一些研究提出采用图像处理的方式自动进行桥梁裂缝检测,如自动裂缝检测方法,包括边缘提取^[1]、阈值分割^[2]、渗流模型^[3]、

基金项目:陕西省重点研发计划(No.2020GY-058)

第一作者:杜建超(1977—),男,副教授,博士,主要研究方向为图像处理、北斗导航定位算法及其应用。Email:jcd@xidian.edu.cn

通讯作者:于成龙(1998—),男,硕士研究生,主要研究方向为图像处理与深度学习。Email:1792237357@qq.com

收稿日期:2021-06-07;录用日期:2021-07-22

<http://www.photon.ac.cn>

深度学习^[4-6]、张量投票^[7]等,解决了从图像中找出裂缝的问题。然而,由于桥梁构件的实际尺寸比较大,而出于测量精度的需要每次拍照的区域却较小,导致图像数量非常多,往往一个构件的照片都达到上千张。若对全部图像进行处理需要耗费很长的时间,这已成为检测过程中的一个瓶颈问题。

经过实践发现,在全部图像中,真正含有裂缝的图像占比很小,其余大量的图像都不含裂缝。因此,若能够预先准确地筛选出有裂缝的图像,则可只对有裂缝图像进行裂缝提取,从而提高整个系统的效率。这种筛选方法具备两个特点:一是筛选准确率高,能够准确筛选出裂缝图像和无裂缝图像;二是筛选速度快,筛选过程不能花费太多时间。

目前,对裂缝图像的筛选主要包括基于裂缝特征的筛选方法和基于深度学习的筛选方法。在基于裂缝特征的筛选方法中,文献[8]提出最小外接矩形长宽比算法筛选裂缝图像,首先提取图像中的连通域,然后根据裂缝区域最小外接矩形长宽比较小的特点筛选出裂缝区域;但由于裂缝区域的形状通常不规则,导致部分区域最小外接矩形长宽比变大,从而造成误判,筛选准确率不高。文献[9]使用梯度直方图特征算子和局部二值模式算子提取裂缝纹理特征,获得特征描述向量并输入支持向量机(Support Vector Machine, SVM)进行筛选,但该方法需要将图像切成多个小单元,然后遍历其中每个单元,依次计算每个单元的特征向量,最后将其合成为特征描述向量,运算量大,筛选速度慢。文献[10]提出投影积分法筛选裂缝图像,根据裂缝图像与无裂缝图像投影积分图的差异筛选裂缝图像。但是投影积分图中的每个输出值是每行或列所有像素的平均值,所以该方法易受桥梁表面杂物影响,导致其适应性较差。近年来,深度学习在图像识别中表现出了优异的性能,一些研究提出了基于深度学习的裂缝图像筛选方法。文献[11]提出将路面图像划分为多个小块图像,然后使用卷积神经网络自动筛选裂缝图像。文献[12]提出使用快速罗布斯特算子提取图像特征点,获得特征点描述向量,然后将其输入卷积神经网络筛选裂缝图像。文献[13]结合广泛学习(Broad Learning, BL)算法提出一种深度神经网络用于筛选裂缝图像。深度学习方法在一定程度上可以筛选裂缝图像,但是其筛选性能受数据集所限,扩展性较差,且深度学习方法运算量大,筛选所需时间长。

基于此,本文提出一种基于最长边缘的最小外接圆的筛选方法。该方法首先在图像中进行边缘提取,然后通过其中最长边缘的端点坐标求得其最小外接圆,再以最小外接圆的半径作为依据进行筛选。通常有裂缝图像获取的最小外接圆半径较大,无裂缝图像获取的最小外接圆半径较小,根据设定的阈值可以进行筛选。

1 桥梁裂缝图像快速筛选方法

由于桥梁为混凝土浇筑而成,对其采集的表面图像背景单一,裂缝特征较为明显,多为狭长暗纹,但在少数部位会出现分叉现象,因此采用边缘检测初步提取图像内的主要边缘,然后采用最小外接圆来描述边缘的特征,根据最小外接圆的大小可较为准确地判别图像内是否存在裂缝。

1.1 预处理

由于桥梁图像中存在噪声,故需要对图像进行高斯滤波。高斯滤波的过程为:首先根据高斯分布函数生成一个高斯卷积模板,即将模板中每个点的坐标代入高斯分布函数求出每个点对应的数据,最后对数据进行归一化得到高斯卷积模板。高斯分布函数为

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

式中, $G(\cdot)$ 表示高斯分布函数, x, y 表示模板中每个点的坐标, σ 表示高斯分布函数的标准差。

生成高斯卷积模板后,用该模板遍历图像中的每一个像素点,用卷积模板与图像像素点的卷积和代替该模板中心位置处的像素点。对于图1(a)所示的桥梁图像,图1(b)反映了高斯滤波的效果。

除噪声的影响外,在实际图像拍摄过程中,光照不均匀导致图像中背景的亮度不均匀,会对后续二值化和边缘提取造成干扰。针对此问题,采用亮度均衡算法^[14]对图像进行处理,使背景亮度大致相等,消除背景亮度不均对二值化和边缘提取造成的干扰。其过程为:首先,计算一张图像的全局亮度均值 I ,然后将该图像分割成小块,计算每个小块的亮度均值 I_n ($n=1, 2, 3, \dots$),据此可计算出全局亮度均值与小块亮度均值的差为 ΔI ,最后根据 ΔI 对小块进行亮度调节。一幅图像中高亮度子块的 ΔI 为正,低亮度子块的 ΔI 为负。因此,为了使整幅图像的亮度一致,需要对 ΔI 为正的子块亮度进行衰减处理,而对 ΔI 为负的子块亮度进行

增强处理,从而使整幅图像的背景亮度大致相同。理论上,图像块越小,其数量就会越多,处理速度就会变慢,同时裂缝的对比度也会降低,不利于准确筛选;经过反复实验,取速度和效果的折中值,将图像块大小设置为 20×20 。图1(c)反映了亮度均衡的效果,可知图像的背景亮度基本一致,消除了背景亮度不均对二值化和边缘提取造成的干扰。

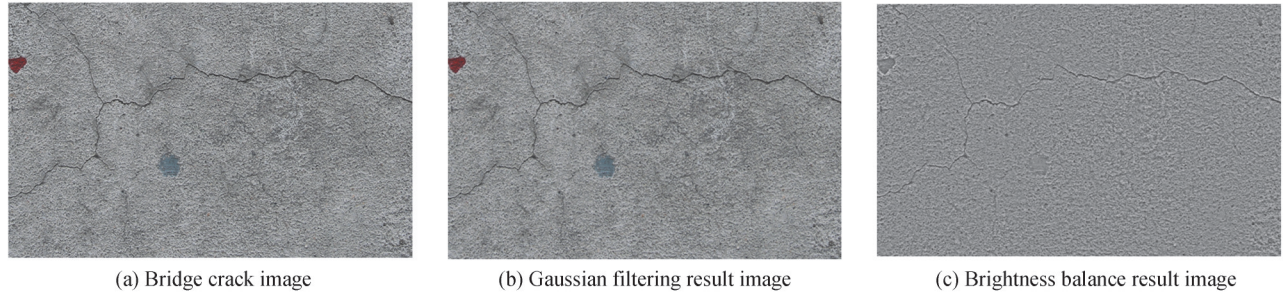


图1 预处理结果

Fig. 1 The preprocessing result

1.2 边缘提取

边缘提取的作用是寻找图像中的最长边缘。其过程为:首先对裂缝图像进行二值化,然后检测图像中的所有边缘并计算其长度,找到长度最大的一条作为最长边缘。

在裂缝图像中,裂缝通常具有如下特征:1)裂缝上的像素点灰度值较低;2)裂缝上的像素点数在图像总像素点数中占比较小。基于上述特征,使用P分位数二值化算法^[15]对图像进行二值化;P分位数二值化算法的原理是,根据图像的直方图选择阈值,使灰度值小于所设阈值的像素总数不超过设定比例。其计算公式为

$$\begin{cases} \sum_{n=0}^T H_n \leq p \cdot L \cdot W \\ \sum_{n=0}^{T+1} H_n \geq p \cdot L \cdot W \end{cases} \quad (2)$$

式中, H_n 表示图像的直方图, T 表示P分位数二值化算法阈值, L 、 W 分别表示图像的长和宽, p 为调节因子,用来控制二值化像素占比。对于裂缝图像,当 $p=0.15$ 时,二值化结果较好地突出了裂缝纹理,如图2所示。

对图像二值化后,采用坎尼边缘提取算法来提取边缘。首先,计算图像的梯度,获得所有可能为边缘的像素点的集合;再对梯度图像进行非极大值抑制,剔除局部变化不大的像素点,进一步确定边缘的位置;最后,对获得的可能是边缘的像素点根据阈值判定其是否为边缘。坎尼边缘提取算法使用两个阈值来确定边缘,即一个大阈值和一个小阈值,图像中的像素点梯度值大于大阈值的被认为必然是边界,称为强边缘;小于小阈值的被认为必然不是边界,称为弱边缘;大于小阈值且小于大阈值的像素点需要进一步判定,如果其邻域内有强边缘像素,则保留该像素点;反之将其剔除。算法中的两个阈值可以取0到255之间的任意值,因为边缘提取之前对图像进行了二值化处理,使图像中仅有0、255两个值。



图2 P分位数二值化算法结果

Fig.2 P-tile binarization result

提取到边缘点后,对坎尼边缘提取的结果搜索最长边缘。具体过程为:首先判断某一边缘点在其八邻域内是否存在其他边缘点,若存在,则认为两个边缘点位于同一条边缘上,然后继续判断下一个边缘点在其八邻域内是否存在其他边缘点;反之,认为该条边缘上已不存在其他点;依次遍历完所有边缘点后,获得若干条边缘,然后对每条边缘计算其长度,找到长度最大的一条边缘。边缘长度计算方法为依次遍历该条边缘所包含的边缘点,计算边缘点之间的欧氏距离,然后将所有欧氏距离之和作为边缘长度。由于这里只做

初步的边缘提取,对边缘中存在的断点并未进一步处理,因此寻找出的最长边缘可能只是某条纹理的一部分,但这对于裂缝图像筛选工作已经足够。图3展示了坎尼边缘提取和最长边缘搜索的结果。

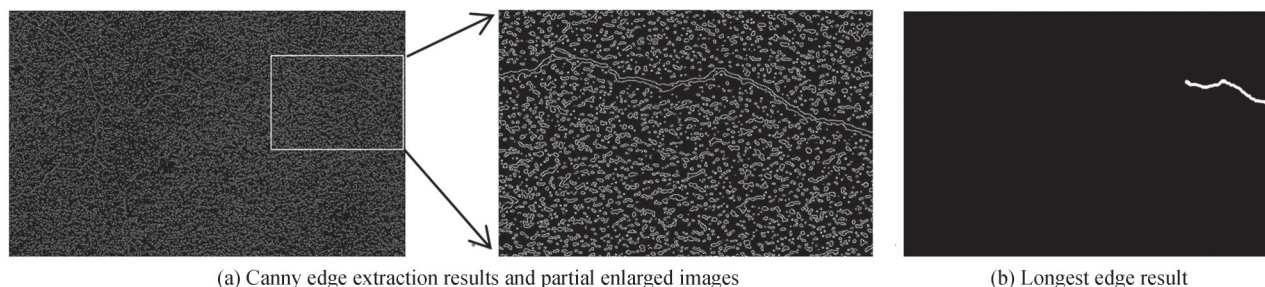


图3 最长边缘提取结果

Fig. 3 The longest edge extraction result

一般而言,有裂缝图像找到的最长边缘长度较长,与真实裂缝吻合度较高,而无裂缝图像找到的最长边缘通常很短,二者具有明显的区分度,故采用最长边缘作为裂缝图像筛选的依据。图4展示了有裂缝图像和无裂缝图像分别找到的最长边缘结果。

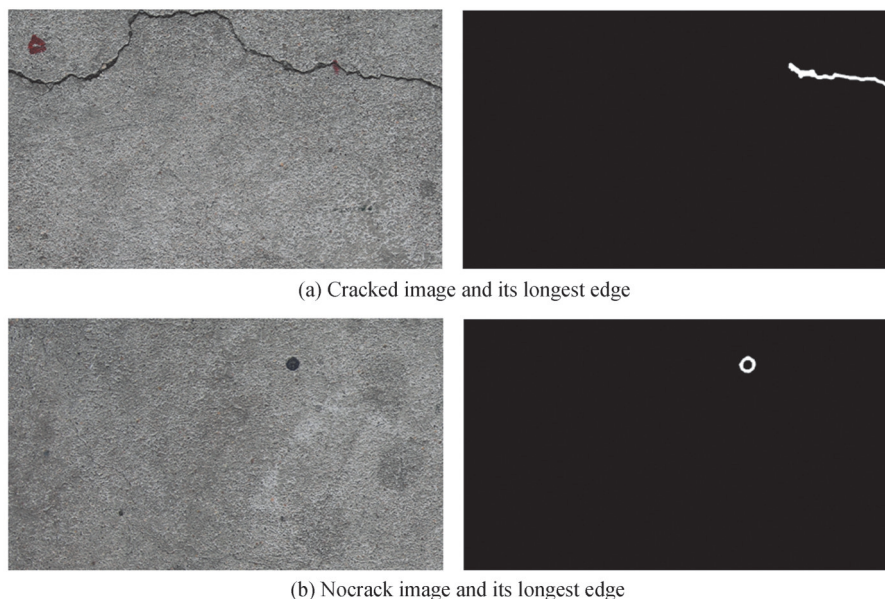


图4 最长边缘提取结果对比

Fig. 4 Comparison of the longest edge extraction results

1.3 基于最小外接圆的图像筛选

由上文所述,有裂缝图像找到的最长边缘长度较长,而无裂缝图像找到的最长边缘通常很短。但仅靠长度还不足以有效区分有裂缝图像和无裂缝图像,比如图像中出现类似圆形的边缘,其长度较大但通常不是裂缝。因此,根据裂缝较为狭长的特点,提出基于最长边缘的最小外接圆的筛选方法,具体筛选过程为:首先根据最长边缘的端点坐标获取其最小外接圆,再以外接圆的半径作为筛选的依据,将其与筛选阈值比较,若外接圆半径大于阈值,则判为有裂缝图像,若小于阈值,则判为无裂缝图像,其表述为

$$\begin{cases} R \geq T_r, \text{ crackimage} \\ R < T_r, \text{ nocrackimage} \end{cases} \quad (3)$$

式中, R 表示最小外接圆的半径, T_r 表示图像筛选所用的阈值。若该图像找到的最长边缘的最小外接圆半径大于筛选阈值,该图像为有裂缝图像;若小于筛选阈值,该图像为无裂缝图像。该方法以最长边缘的最小外接圆半径作为筛选依据,对单线和有分叉等不同形状的裂缝均有较好的筛选效果,图5展示了基于最长边缘的最小外接圆提取结果。



(a) The smallest circumscribed circle of single-line cracks ($R=243$) (b) The smallest circumscribed circle with bifurcation cracks ($R=272$)

图5 最小外接圆结果

Fig. 5 Minimum circumscribed circle extraction result

2 筛选阈值自动确定模型

筛选过程中,阈值的确定直接影响筛选结果,而阈值与图像分辨率相关。对于不同分辨率的图像,其最长边缘的最小外接圆半径分布也不同,故筛选阈值也应不同。若手动设定阈值,则需要通过前期实验来获得一个经验值。因此,若能构建一个模型来自动获得筛选阈值,能大大提高工作效率。

首先,通过实验手动获取不同分辨率图像筛选的最佳阈值,如表1所示。

表1 手动选取的阈值
Table 1 The manually selected threshold

Image resolution	Threshold	Image resolution	Threshold
300×300	30	1 280×720	55
400×400	37	1 440×960	60
500×500	45	1 920×1 080	65
580×580	50	2 880×1 920	70
1 024×768	60	3 840×2 160	80
1 080×720	55	5 760×3 840	85

其次,对表1数据用幂函数模型进行拟合,其模型为

$$z = ax^b + c \quad (4)$$

式中, x 表示图像的总像素数, z 表示阈值,常数 $a = -846.4$, $b = -0.01548$, $c = 741.3$ 。根据模型表达式绘制出该模型的曲线,如图6所示。横坐标表示图像的总像素数,纵坐标表示筛选阈值,曲线表示阈值自动确定模型的曲线,散点是不同分辨率图像下手动选取的阈值。可知散点基本均匀分布在曲线附近且拟合效果较好。

3 实验结果

通过实验验证裂缝图像筛选方法的准确性和快速性。实验软件环境采用 Pycharm2019 和 Anaconda3,python 版本为 3.7,硬件采用 Intel i3-3220 CPU,所用数据集来自于真实采集的图像,包含一定数量的有裂缝图像与无裂缝图像,并有多种分辨率。在该数据集上分别进行三个实验:

1)筛选性能实验:实验对比了三种方法的筛选准确率,包括手动选取阈值并采用最小外接圆的方法、根据提出的模型自动确定阈值并采用最小外接圆的方法、最小外接矩形长宽比的方法,验证最小外接圆筛选方法性能优于最小外接矩形长宽比算法。

2)边缘提取算法对比实验:实验对比了两种方法的筛选准确率,包括采用坎尼边缘提取算法提取边缘并采用最小外接圆的方法和采用加泊边缘提取算法提取边缘并采用最小外接圆的方法,验证使用坎尼算法

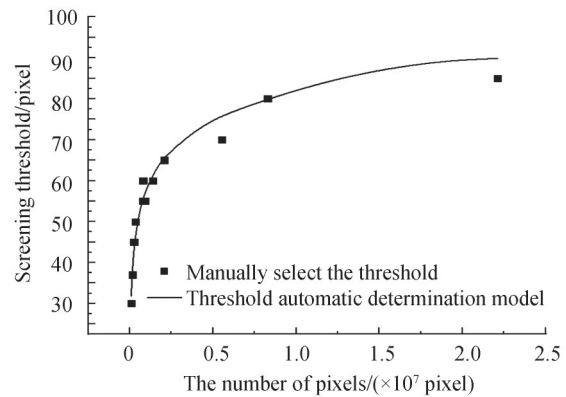


图6 阈值自动确定模型曲线

Fig. 6 Model curve with automatic threshold determination

的筛选性能优于加泊算法。

3)筛选速度实验:实验对比裂缝检测时间和裂缝图像筛选时间,以验证筛选在速度上的优势。

3.1 筛选性能实验

选用多种不同分辨率的桥梁图像各100张,其中有裂缝图像和无裂缝图像各50张。首先使用模型确定阈值并采用最小外接圆方法对图像进行筛选,统计其筛选准确率;然后手动选取阈值并采用最小外接圆方法对图像进行筛选,统计其筛选准确率;最后使用最小外接矩形长宽比的方法对图像进行筛选,统计其筛选准确率,该方法中用到的阈值是手动设置的经验值。筛选性能采用总体筛选准确率(Accuracy, A)、有裂缝图像筛选准确率(Crack Accuracy, C_A)、无裂缝图像筛选准确率(Nocrack Accuracy, N_A)、有裂缝图像筛选召回率(Crack Recall, C_R)、无裂缝图像筛选召回率(Nocrack Recall, N_R)进行评估,计算公式为

$$A = \frac{T_P + T_N}{T_P + T_N + F_N + F_P} \quad (5)$$

$$C_A = \frac{T_P}{T_P + F_P} \quad (6)$$

$$N_A = \frac{T_N}{T_N + F_N} \quad (7)$$

$$C_R = \frac{T_P}{T_P + F_N} \quad (8)$$

$$N_R = \frac{T_N}{T_N + F_P} \quad (9)$$

式中, T_P 表示有裂缝图像被判断为有裂缝图像的数量, T_N 表示无裂缝图像被判断为无裂缝图像的数量, F_N 表示有裂缝图像被判断为无裂缝图像的数量, F_P 表示无裂缝图像被判断为有裂缝图像的数量,实验结果如表2和表3所示。

表2 筛选性能结果对比
Table 2 Comparison of screening performance results

Resolution	Screening mode	Threshold	A	C_A	N_A	C_R	N_R
580 ×580	Threshold manually calculated and minimum circumscribed circle	50	98%	98.00%	98.00%	98%	98%
	Threshold calculated by the model and minimum circumscribed circle	46.2	98%	98.00%	98.00%	98%	98%
	Minimum circumscribed rectangle aspect ratio	0.4	91%	88.67%	93.61%	94%	88%
1 024 ×768	Threshold manually calculated and minimum circumscribed circle	60	91%	91.83%	90.19%	90%	92%
	Threshold calculated by the model and minimum circumscribed circle	55.3	91%	91.83%	90.19%	90%	92%
	Minimum circumscribed rectangle aspect ratio	0.4	86%	84.61%	87.50%	88%	84%
1 440 ×960	Threshold manually calculated and minimum circumscribed circle	60	98%	100.00%	96.15%	96%	100%
	Threshold calculated by the model and minimum circumscribed circle	61.2	98%	100.00%	96.15%	96%	100%
	Minimum circumscribed rectangle aspect ratio	0.35	85%	83.01%	87.23%	88%	82%
1 920 ×1 080	Threshold manually calculated and minimum circumscribed circle	65	96%	100.00%	92.59%	92%	100%
	Threshold calculated by the model and minimum circumscribed circle	65.5	95%	100.00%	90.90%	90%	100%
	Minimum circumscribed rectangle aspect ratio	0.35	80%	80.00%	80.00%	80%	80%
5 760 ×3 840	Threshold manually calculated and minimum circumscribed circle	85	98%	96.15%	100.00%	100%	96%
	Threshold calculated by the model and minimum circumscribed circle	89.8	98%	96.15%	100.00%	100%	96%
	Minimum circumscribed rectangle aspect ratio	0.3	88%	82.75%	95.23%	96%	80%

表3 平均性能数据对比
Table 3 Comparison of average performance data

Screening mode	A	C_A	N_A	C_R	N_R
Threshold manually calculated and minimum circumscribed circle	96.2%	97.19%	95.38%	95.2%	97.2%
Threshold calculated by the model and minimum circumscribed circle	96%	97.19%	95.04%	94.8%	97.2%
Minimum circumscribed rectangle aspect ratio	86%	83.80%	88.71%	89.2%	82.8%

从表2可以看出,采用模型自动确定阈值的最小外接圆方法与手动选取阈值的最小外接圆方法具有相近的筛选准确率,不同分辨率下的各项指标均在90%以上,有些达到了100%。二者的性能都较为明显地超过最小外接矩形长宽比方法,其平均准确率在大部分场合都低于90%。这是由于最小外接矩形长宽比方法只对较为平直的裂缝有效,而对于有分叉或者弯曲的裂缝效果较差,且容易受到噪声干扰。

图7展示了本文提出的最小外接圆半径方法和最小外接矩形长宽比方法的筛选结果图,所用图像的分辨率为 $1\ 920\times 1\ 080$ 和 $1\ 440\times 960$ 。图中, R 为求得的最小外接圆半径, T_r 为最小外接圆筛选阈值, R^* 为求得的最小外接矩形长宽比, T_r^* 为外接矩形长宽比筛选阈值。可以看出,对于有裂缝图像和无裂缝图像,提出的方法均能有效检测出正确的结果,而最小外接矩形方法则在有裂缝图像筛选中出现了错误结果(见图(a)和图(b)中的第二幅图像)。这些错误主要出现在裂缝有分叉或者弧度较大的地方,使得最小外接矩形长宽比变大,超过设定的筛选阈值,从而导致筛选错误。而最小外接圆则能够很好地兼容平直裂缝和有弧度的裂缝,以及有分叉的裂缝,从而进一步通过对比半径大小得到正确的筛选结果。

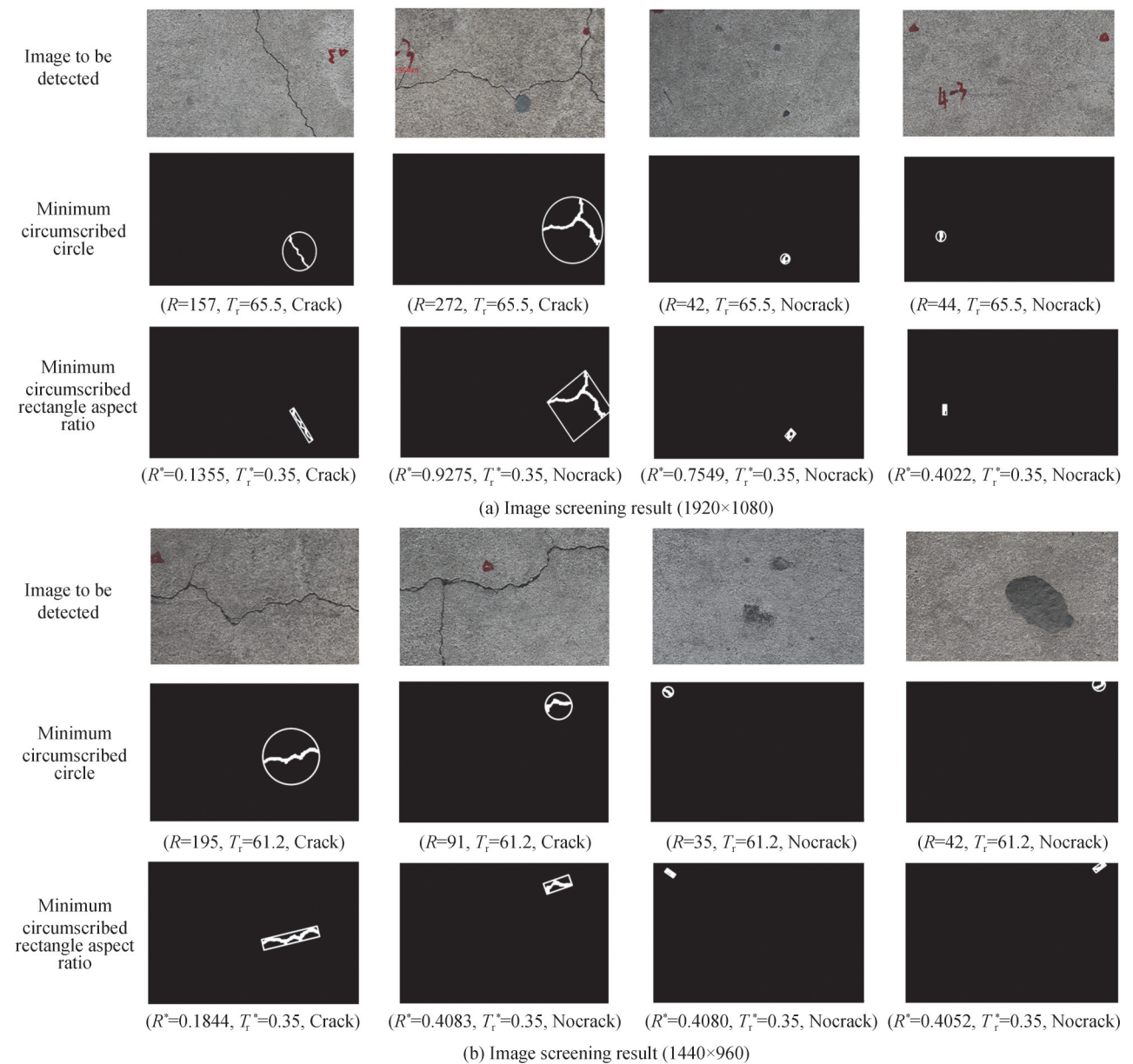


图7 桥梁图像筛选结果

Fig. 7 Bridge image screening result

3.2 边缘提取算法对比实验

选用多种不同分辨率的桥梁图像各 100 张,其中有裂缝图像和无裂缝图像各 50 张。首先使用坎尼边缘提取算法提取最长边缘并采用最小外接圆方法对图像进行筛选,统计其筛选准确率;然后使用加泊边缘提取算法提取最长边缘并采用最小外接圆方法对图像进行筛选,统计其筛选准确率。筛选性能仍然采用总体筛选准确率、有裂缝图像筛选准确率、无裂缝图像筛选准确率、有裂缝图像筛选召回率、无裂缝图像筛选召回率进行评估,实验结果如图 8 所示。

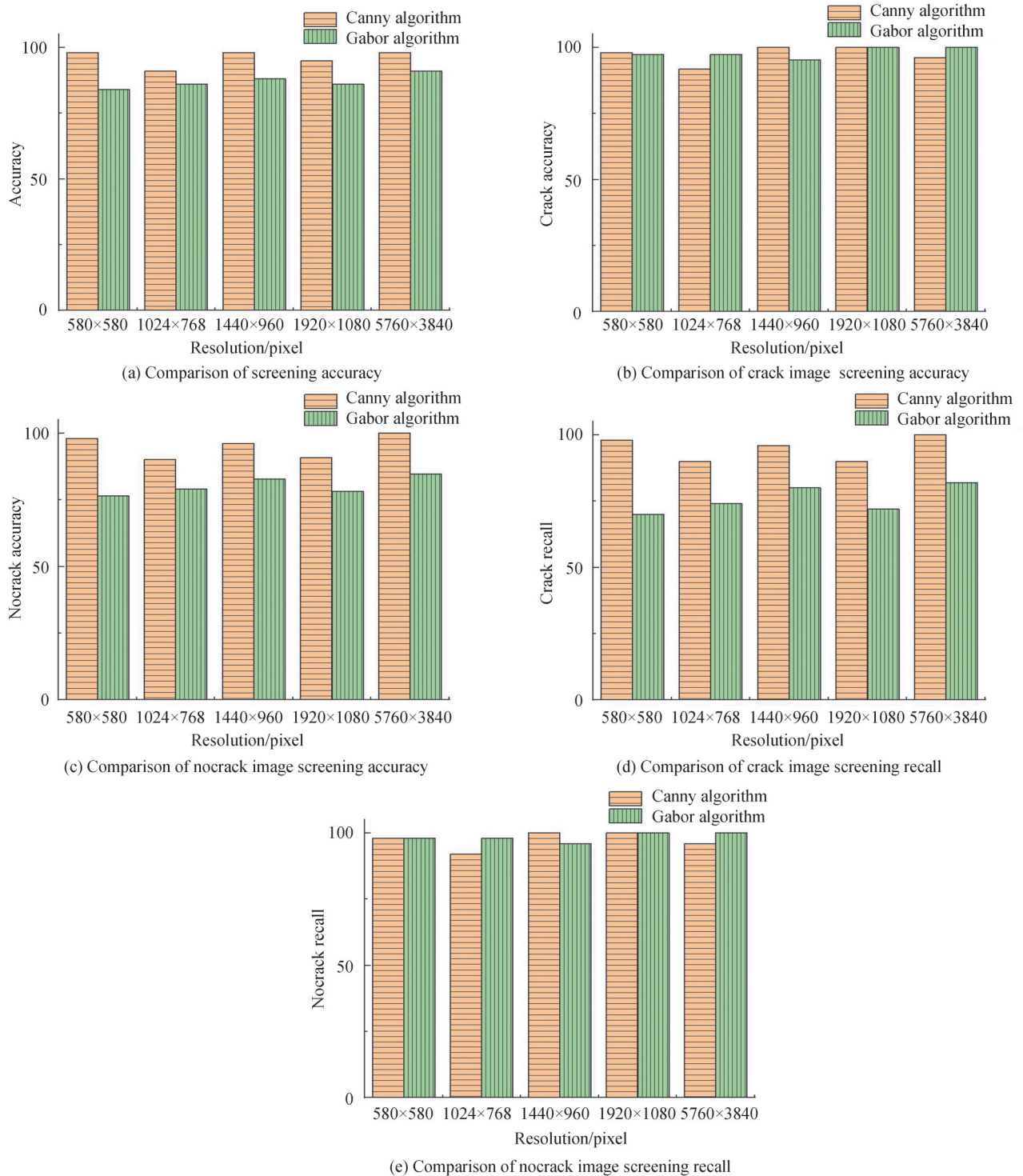


图 8 Canny 算法与 Gabor 算法筛选性能对比

Fig.8 Comparison of screening performance between Canny algorithm and Gabor algorithm

由图8可以看出,采用坎尼算法的筛选性能优于加泊算法。加泊算法筛选无裂缝图像时有较高的召回率,但筛选有裂缝图像时常常会出现误检,这是因为使用加泊算法提取到的最长边缘长度小于使用坎尼算法提取到的最长边缘长度,故使用加泊算法提取到的有裂缝图像最长边缘与无裂缝图像最长边缘的区分度不大,造成了更多的误检。

3.3 筛选速度实验

使用多种不同分辨率的桥梁图像各100张,每种分辨率的桥梁图像都包含裂缝图像和无裂缝图像,分别对图像进行检测和筛选,对比每张图像的平均检测时间和平均筛选时间。裂缝检测采用基于U-Net的检测方法^[4]。在U-Net检测中,每一张待检测的大分辨率图像首先会根据图像长宽的最大公因数被分割成多张子图像,然后送入网络进行裂缝检测。因此,在实验中,对分割后的子图像同样应用本文提出的裂缝图像筛选方法进行处理,只选择有裂缝的图像送入网络进行检测。表4列出了实验结果。此外,在实验中将有裂缝图像和无裂缝图像的占比进行了不同配置,分别统计了不筛选只检测所用的时间和先筛选后检测所用的时间,结果见表5。

表4 筛选时间与检测时间对比结果

Table 4 Comparison results of screening time and detection time

Image resolution	Average screening time/s	Average detection time/s
580×580	0.08	4.98
1 024×768	0.21	13.29
1 440×960	0.34	21.24
1 920×1 080	0.45	48.33
5 760×3 840	3.97	255.05

表5 裂缝检测所用时间统计结果

Table 5 Statistical results of time spent in crack detection

Image Resolution	The ratio of crack images and nocrack images	Time used for crack detection/s	Time to detection after screening/s	Time saved/s	Percentage of time saved/%
580×580	1:9	506	49	457	90.31%
	3:7	502	149	353	70.31%
	5:5	498	253	245	49.19%
1 024×768	1:9	1 318	107	1 211	91.88%
	3:7	1 311	219	1 092	83.29%
	5:5	1 329	367	962	72.38%
1 440×960	1:9	2 175	194	1 981	91.08%
	3:7	2 110	460	1 650	78.19%
	5:5	2 124	703	1 421	66.90%
1 920×1 080	1:9	4 401	408	3 993	90.72%
	3:7	4 404	855	3 549	80.58%
	5:5	4 833	1 285	3 548	73.41%
5 760×3 840	1:9	25 520	2 239	23 281	91.22%
	3:7	25 498	4 747	20 751	81.38%
	5:5	25 505	7 772	17 733	69.52%

从表4可以看出,每张图像平均筛选时间仅为平均检测时间的几十分之一,最好的情况下达到了百分之一。从表5可以看出,当有裂缝图像和无裂缝图像占比不同时,系统节省的时间有所不同,无裂缝图像越多,节省的时间就越多。由于对U-Net检测过程中的子图像同样应用了本文提出的筛选方法,因此可以看出,对大分辨率图像而言,所节省的时间比例超过了无裂缝图像的数量占比。而且也可以看出,裂缝筛选相比于检测,所用的时间几乎可以达到忽略不计的程度。因此,采用本文提出的方法对图像进行筛选,大大提升了裂缝检测系统的整体速度。

4 结论

针对桥梁裂缝检测过程中图像数量巨大,检测十分耗时的问题,提出了一种桥梁裂缝图像快速筛选方法。该方法将最长边缘的最小外接圆半径作为裂缝筛选的依据,可以准确、快速地筛选出有裂缝图像和无裂缝图像,且对单线和有分叉等不同形状的裂缝均有较好的筛选效果。实验证明,所提方法筛选准确率在90%以上,裂缝检测速度大幅度提升,从而从整体上提高了裂缝检测系统的整体性能。

参考文献

- [1] CHO H, YOON H, JUNG J. Image-based crack detection using crack width transform (CWT) algorithm [J]. IEEE Access, 2018, 1(6): 60100-60114.
- [2] QUAN Y, SUN J, ZHANG Y, et al. The method of the road surface crack detection by the improved otsu threshold [C]. International Conference on Mechatronics and Automation, 2019:1615-1620.
- [3] QU Z, CHEN Y, LIU L, et al. The algorithm of concrete surface crack detection based on the genetic programming and percolation model [J]. IEEE Access, 2019, 1(7): 57592-57603.
- [4] ZHU Suya, DU Jianchao, LI Yunsong, et al. Bridge crack detection method using U-Net convolutional network [J]. Journal of Xidian University, 2019, 46(4): 35-42.
朱苏雅,杜建超,李云松,等.采用U-Net卷积网络的桥梁裂缝检测方法[J].西安电子科技大学学报,2019,46(4):35-42.
- [5] ZHANG Y, CHEN B, WANG J, et al. APLCNet: automatic pixel-level crack detection network based on instance segmentation [J]. IEEE Access, 2020, 1(8): 199159-199170.
- [6] QU Z, MEI J, LIU L, et al. Crack detection of concrete pavement with cross-entropy loss function and improved VGG16 network model [J]. IEEE Access, 2020, 1(8): 54564-54573.
- [7] WU Chunlin, WU Lingyan, GUO Weibo, et al. Application of pavement crack detection based on tensor voting method [J]. Instrumentation Technology, 2019(4): 36-37+40.
吴春林,吴凌燕,郭维波,等.基于张量投票法的路面裂缝检测应用[J].仪表技术,2019(4):36-37+40.
- [8] WANG Congya. Research on crack detection method of bridge bottom surface based on image recognition processing [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2016.
王聪雅.基于图像识别处理的桥梁底面裂缝检测方法的研究[D].北京:北京交通大学,2016.
- [9] WANG Lei. Research on pavement crack classification and detection method based on machine vision [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2019.
王磊.基于机器视觉的路面裂缝分类与检测方法研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2019.
- [10] CUBERO-FERNANDEZ A, RODRIGUEZ-LAZANO F, VILLATORO R, et al. Efficient pavement crack detection and classification [J]. EURASIP Journal on Image and Video Processing, 2017, (1): 1-11.
- [11] CHA Y J, CHOI W. Deep learning-based crack damage detection using convolutional neural networks [J]. Computer-aided Civil and Infrastructure Engineering, 2017, 32(5): 361-378.
- [12] KIM H, AHN E, SHIN M, et al. Crack and noncrack classification from concrete surface images using machine learning [J]. Structural Health Monitoring, 2019, 18(3): 725-738.
- [13] LI G R, LI R Z, SHEN X, et al. Crack and noncrack damage automatic classification from concrete surface images using broad network architecture [C]. Chinese Control and Decision Conference, 2019:1966-1971.
- [14] PENG Xingbang, JIANG Jianguo. An image threshold segmentation technology based on brightness equalization [J]. Computer Technology and Development, 2006, 16(11): 10-12.
彭兴邦,蒋建国.一种基于亮度均衡的图像阈值分割技术[J].计算机技术与发展,2006,16(11):10-12.
- [15] ZHANG Dejin, LI Qingquan, CHEN Ying, et al. Asphalt pavement crack detection method based on spatial aggregation characteristics [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.