

基于深度学习的桥梁裂缝检测与裂缝 测量分析技术研究

王占飞¹,李明阳¹,李保险¹,李 峥²,王乐群¹

(1. 沈阳建筑大学交通与测绘工程学院, 辽宁 沈阳 110168; 2. 中建二局第四建筑工程有限公司, 天津 300457)

摘 要 目的 为解决在混凝土桥梁人工巡检中耗时费力、安全性不高的问题,提出基于 Resnet 网络的桥梁裂缝检测技术,并对裂缝进行定量测量。方法 创建裂缝数据集与背景数据集,并提出双边滤波-灰度化-对比度增强法(Bilateral-Graying-Contrast enhancement, BGC)对图像进行预处理,用预处理前后的数据分别对 Resnet 网络和传统 VGG 网络进行训练和测试,建立四组试验并对比试验结果;开发桥梁裂缝测量系统,逐步提取裂缝轮廓,对裂缝进行无接触测量,并用实例验证系统在不同拍摄高度及其 30°偏角下的测量精度。结果 在 Resnet 网络和 VGG 网络中,BGC 预处理后使识别准确率分别提高 2.29% 和 4.99%;Resnet 网络对比 VGG 网络,裂缝识别的准确率大幅提高 31.3%,准确率提升至 97.44%;在裂缝测量系统中,测量的平均精度在 90.14% 以上,最高可达 96.9%。结论 图像进行 BGC 预处理后,网络识别准确率更高;Resnet 网络独有的残差单元可以减少冗余特征的学习,大幅提高识别准确率;裂缝测量系统在设置的不同试验拍摄条件下,测量精度均较高,可满足实际工程需求。

关键词 桥梁裂缝;图像处理;裂缝检测;Resnet 卷积网络模型;裂缝测量

中图分类号 TU997;U446

文献标志码 A

Bridge Crack Detection Based on Deep Learning and Crack Measurement Analysis Technology

WANG Zhanfei¹, LI Mingyang¹, LI Baoxian¹, LI Zheng², WANG Lequn¹

(1. School of Transportation and Geomatics Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang, China, 110168; 2. The Fourth Construction Engineering Co. Ltd., China Construction Second Engineering Bureau, Tianjin, China, 300457)

Abstract: Targeting the problems of high time consumption, heavy workload and low safety in the manual detection of concrete bridges, this paper proposes bridge crack detection technology based on the Resnet network and performs quantitative measurement of cracks. The crack data set and the

收稿日期:2021-06-03

基金项目:“十三五”国家重点研发计划重点专项基金项目(2018YFC0809606);国家自然科学基金重点项目(51938009)

作者简介:王占飞(1976—),男,教授,博士,主要从事桥梁抗震、钢桥腐蚀疲劳等方面研究。

background data set are built and the BGC (bilateral-graying-contrast enhancement) method is developed to preprocess images. The data before and after image preprocessing are used to train and test the Resnet network and the traditional VGG network , respectively. Then , four groups of experiments are conducted, the results of which are compared. Furthermore, a bridge crack measurement system is designed to extract the crack contour and measure cracks with any contact. Finally, a case analysis is performed to verify the measuring accuracy of the system at different shooting heights and the angle of 30°. In the Resnet network and the VGG network , the recognition accuracy increases by 2. 29% and 4. 99% respectively after BGC preprocessing. Compared with the VGG network, the Resnet network has increased recognition accuracy by 31. 3% to 97. 44% . Moreover, the average accuracy of the crack measurement system is over 90. 14% and even reaches up to 96. 9% . After BGC preprocessing, the accuracy of network recognition grows. The high recognition accuracy of the Resnet network can be attributed to its unique residual unit , which reduces the learning of redundant features. The crack measurement system with high accuracy in different shooting conditions can meet the needs of practical engineering.

Key words: bridge cracks ; image processing ; crack detection ; Resnet convolutional network model ; crack measurement

随着基础设施建设的加快,我国桥梁总量稳居世界第一^[1],但伴随使用时间的增加,梁体表面出现了各类破损和病害,因此,及时检测出损害位置并进行适当加固修复是目前亟需解决的问题。据统计,我国公路危桥中,超过90%的病害是由裂缝导致的。

随着深度学习理论^[2]的飞速发展,在众多领域中取得了重大成果。与人工检测相比,深度学习技术应用于桥梁检测^[3]中,拥有更高的效率和安全性。为此,国内外学者开展了大量研究。贺志勇等^[4]使用搭载高清摄像头的无人机采集桥梁底面裂缝图像,利用八方向的 Sobel 算子对图像进行边缘检测,将图像进行形态学开运算去除噪点,得到了较清晰的二值图像,最后构造了 BP 神经网络对裂缝进行识别分类。Y. J. Cha 等^[5]将 CNN 与滑动窗口结合进行裂缝检测,减少了由于图像切割对裂缝的影响,对裂缝进行了分类。王森等^[6]将全卷积神经网络 FCN 引入到图像裂纹检测中,构建了一种 Crack FCN 模型,实现了目标的裂纹检测。这些方法都能够对裂缝进行识别和分类,但识别准确率仍有提高空间且未对裂缝做出定量测量。鉴于此,笔者提出将 Resnet 网络应

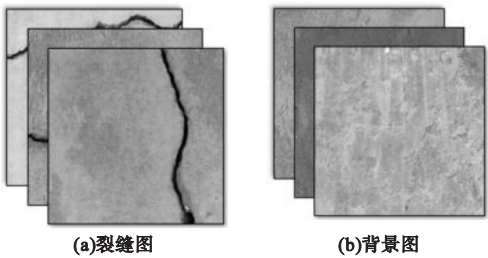
用于混凝土桥梁裂缝检测中,通过输入多种复杂环境下的裂缝图像对网络进行训练和测试,以更高的准确率对裂缝进行识别和分类;对图像处理、图像分割技术展开研究,以此为理论基础,基于 Matlab 开发了《桥梁裂缝测量系统》,通过统计裂缝轮廓处的像素点个数,对裂缝进行定量测量,并评估了裂缝图像在不同拍摄高度及角度下测量精确度,为在役混凝土桥梁健康评估提供参考指标。

1 创建数据集

在开源数据库中^[7]获取 2 000 张桥梁裂缝图像,像素为 1 024 × 1 024,由于数量较少,应进行数据扩充。首先,将其分割为像素 256 × 256 的图像,扩充后共 32 000 张图像,包含带有裂缝的裂缝图像和不带有裂缝的背景图像。然后,从中选出 12 000 张裂缝图像组成裂缝数据集及 19 500 张背景图像组成背景数据集,如图 1 所示。最后,从两个数据集中随机选出 80% 的图像作为训练样本,其余 20% 作为测试样本,如表 1 所示。

2 裂缝图像预处理

由于图像的拍摄环境受到阳光、阴影、雨



(a)裂缝图 (b)背景图

图1 数据集的组建

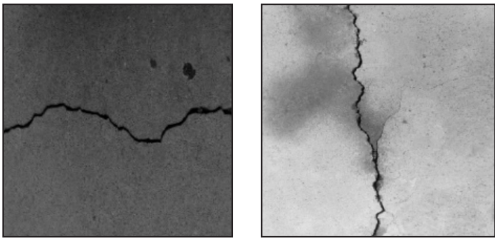
Fig. 1 Combination of the dataset

表1 训练和测试样本量

Table 1 Training and testing samples 张

图像	训练样本	测试样本	总量
裂缝	9 600	2 400	12 000
背景	15 600	3 900	19 500

水等情况的影响,所得图像中包含一部分成像质量较低的图像。图 2(a)为光照不足时所得图像,图 2(b)为表面存在水渍的情况。为了提升图像质量,需要对图像进行预处理。



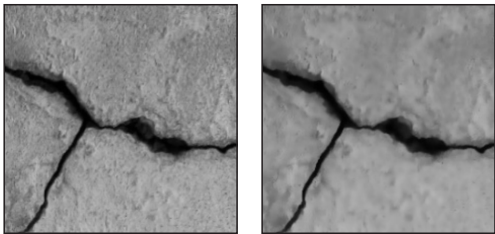
(a)光线不足的成像 (b)混凝土表面水渍

图2 图像数据中存在的缺陷

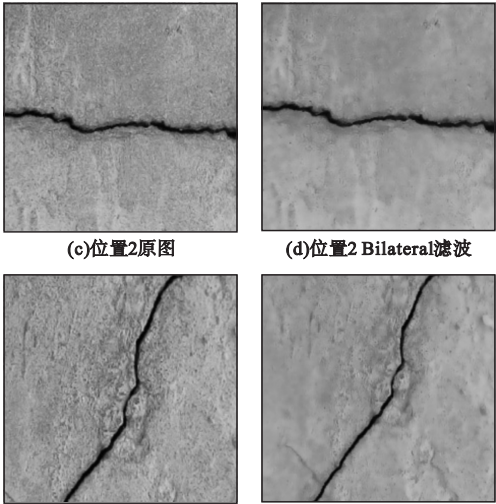
Fig. 2 Defects in the images

2.1 裂缝细节锐化

为突出裂缝边缘细节,采用 Bilateral 滤波^[8]进行裂缝轮廓锐化,效果如图 3 所示(局部裂缝位置放大 8 倍)。Bilateral 滤波既可以锐化裂缝细节、突出裂缝特征,又可以减轻因雨水、污渍等因素对图像的影响。



(a)位置1原图 (b)位置1 Bilateral滤波



(c)位置2原图 (d)位置2 Bilateral滤波

(e)位置3原图 (f)位置3 Bilateral滤波

图3 Bilateral 滤波效果对比

Fig. 3 The effect comparison of Bilateral filtering

2.2 灰度化

将 RGB 彩色图转换为灰度图(Graying)^[9],可大幅减少后续计算量和计算时间。若将图像中的任意像素点定义为 (i, j) ,此处的灰度值为 $Gray(i, j)$,则 3 个颜色通道对应的值分别为 $B(i, j)$, $R(i, j)$, $G(i, j)$ 。由于图像的拍摄受到周边环境的影响,故对 RGB 三原色分量进行合适的加权平均^[10],即可得到最合理的灰度图像,即:

$$Gray(i, j) = 0.114B(i, j) + 0.299R(i, j) + 0.587G(i, j). \tag{1}$$

2.3 图像增强

为进一步减轻因光照不足导致裂缝不突出的问题,将 Bilateral 滤波处理的图像灰度化后再进行对比度增强处理(Contrast enhancement)。若将图像任意点像素定义为 $x(i, j)$,那么以此点为中心,在窗口大小为 $(2n + 1) \times (2n + 1)$ 的区域内,其局部均值和方差可表示如下:

$$m_x(i, j) = \frac{1}{(2n + 1)^2} \sum_{k=i-n}^{i+n} \sum_{l=j-n}^{j+n} x(k, l). \tag{2}$$

$$\sigma_x^2(i, j) = \frac{1}{(2n + 1)^2} \sum_{k=i-n}^{i+n} \sum_{l=j-n}^{j+n} [x(k, l) - m_x(i, j)]^2. \tag{3}$$

其中, $m_x(i,j)$ 为均值, 可近似认为是背景部分。 $x(k,l)$ 为 $(2n+1) \times (2n+1)$ 区域内的像素值; $\sigma_x^2(i,j)$ 为局部方差。此时 $x(k,l) - m_x(i,j)$ 即是高频细节部分, 对高频做增益乘积, 则有:

$$f(i,j) = m_x(i,j) + G(i,j) [x(i,j) - m_x(i,j)]. \tag{4}$$

其中, $f(i,j)$ 为增益后的值。对于增益 G , 这里取大于1的常数 C , 达到增强的效果, 即:

$$f(i,j) = m_x(i,j) + C [x(i,j) - m_x(i,j)]. \tag{5}$$

处理效果如图4(c)所示。

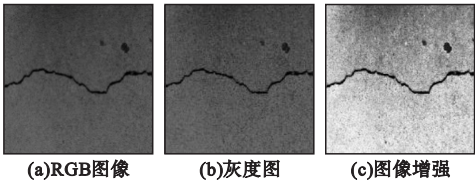


图4 增强效果对比

Fig. 4 The image contrast with enhanced effect

将所有数据进行 Bilateral 滤波、灰度化和图像增强处理后, 裂缝轮廓更加清晰, 光照条件不足等情况有所改善, 命名本预处理方法为双边滤波-灰度化-对比度增强 (Bilateral-Graying-Contrast enhancement, BGC), 预处理后的数据分配如表2所示, 进行后续的训练和测试。

表2 原图与预处理后的数据集

Table 2 The original image and preprocessed data set				
处理方式	样本用途	裂缝图/张	背景图/张	总量/张
原图	训练	9 600	15 600	25 200
	测试	2 400	3 900	6 300
BGC	训练	9 600	15 600	25 200
	测试	2 400	3 900	6 300

3 桥梁裂缝图像识别分类

3.1 卷积神经网络

卷积神经网络 (Convolutional Neural Networks, CNN)^[11-12] 是由具有权重 (Weights)、偏置 (Bias) 和激活函数的人工神

经元构成的, 接入若干个输入的函数并输出它们的加权和。其中有以下几个基础性操作, 分别为卷积、激活、池化和全连接, 最后通过 Softmax 得到识别分类结果, 如图5所示。

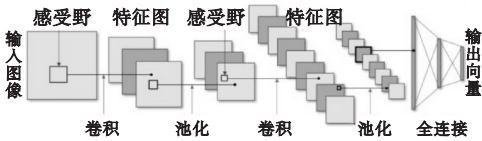


图5 卷积神经网络框架

Fig. 5 Framework of convolutional neural network

3.2 VGG 网络模型

VGG 网络^[13] 通过反复堆叠 3×3 的小型卷积核和 2×2 的最大池化层, 卷积层步长被设置为1, 构筑了16层的网络模型。VGG 网络的结构非常简洁, 但参数量较大, 笔者使用传统 VGG 网络作为对比试验, 网络结构如图6所示。

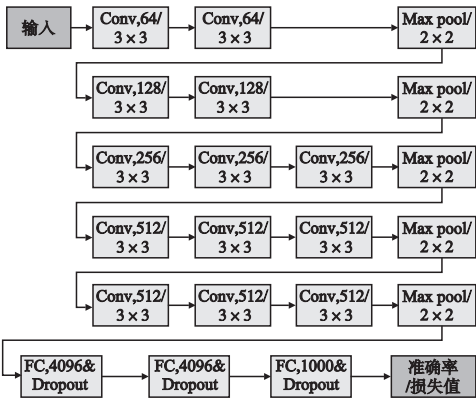


图6 VGG 网络结构图

Fig. 6 The VGG network structure diagram

3.3 Resnet 网络模型

Resnet 网络^[14] 也是卷积神经网络模型的一种。随着网络越深, 映射越难拟合, 称为退化现象。Resnet 网络的提出就是为了解决这种退化问题, 通过短路机制加入了残差单元, 残差网络原理如图7所示。

将神经网络单元内要拟合的函数拆成直接映射部分和残差部分, 即 $y = F(x) + x$ 。其中, $F(x)$ 为残差函数, x 为映射部分。图7(a)中, 将 x 直接映射成为 $y = F(x)$ 输出, 而

图7(b)中,将 x 映射为 y ,再将 $y - x$ 输出为 $F(x)$,此时网络学习的是 $y - x$,并不直接输出 y ,因残差较小,学习残差项更加容易。图7(b)的结构是残差网络的基础,也叫做残差块(Residual block)^[15]。残差网络可以更快地向前传播数据或向后传播梯度,笔者应用Resnet网络作为试验网络对裂缝图像进行识别分类,网络结构如图8所示。

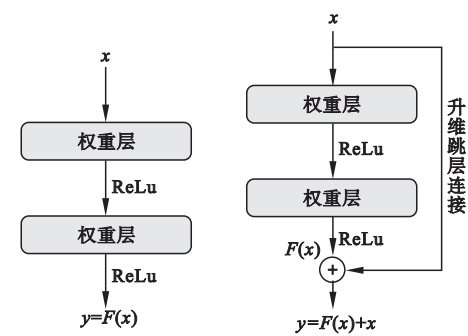


图7 残差网络原理

Fig. 7 The principle of residual network

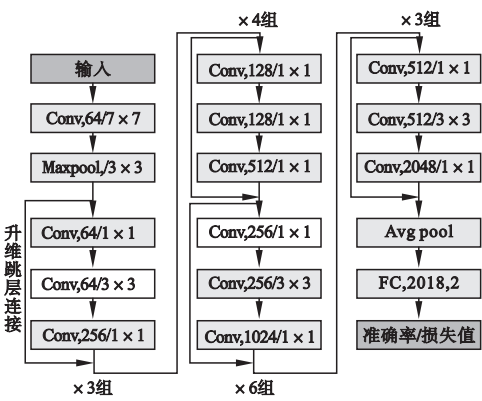


图8 Resnet 网络结构图

Fig. 8 The Resnet network structure diagram

3.4 试验过程及结果分析

3.4.1 试验过程及结果

首先,将训练样本和BGC处理后的训练样本分别用VGG网络和Resnet网络进行训练,得到训练好的模型。然后,同样将测试样本和BGC处理后的测试样本分别输入到两个已经训练好的模型中进行测试。最后,统计试验结果,如表3及图9、图10所示。

表3 VGG与Resnet输出结果对比

Table 3 Comparison of results between VGG and Resnet

网络模型	处理 方式	训练/ 次	测试/ 次	准确率/ %	测试集 损失值
VGG	原图	15 750	3 938	61.15	0.668 1
	BGC	15 750	3 938	66.14	0.608 1
Resnet	原图	15 750	3 938	95.15	0.095 3
	BGC	15 750	3 938	97.44	0.079 1

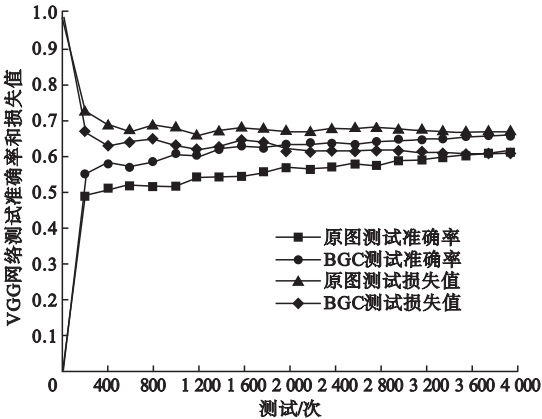


图9 VGG 网络测试准确率及损失值

Fig. 9 The test accuracy and loss value of VGG network

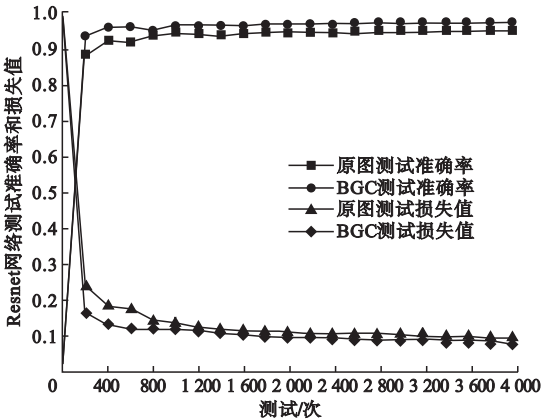


图10 Resnet 网络测试准确率及损失值

Fig. 10 The test accuracy and loss value of Resnet network

3.4.2 结果分析

(1) 预处理对准确率的影响如表4所示。笔者提出的BGC预处理方法对比原图在不同网络下的准确率均有提高,可见在数据量巨大的裂缝识别分类中,对图像的预处理是有必要的,且笔者提出的预处理方法效果较好。

表4 预处理前后的准确率对比

Table 4 The comparison of accuracy before and after pretreatment

模型	准确率/%		
	原图	BGC	提升
VGG 模型	61.15	66.14	4.99
Resnet 模型	95.15	97.44	2.29

(2)不同网络结构和参数设置对模型性能的影响如表5所示。相比于传统VGG网络,Resnet网络拥有独特的残差单元,通过跨层连接的方式,减少冗余特征的学习且可以使网络很深,提高了裂缝识别的准确率。

表5 不同网络准确率的对比

Table 5 The accuracy comparison of different networks

处理方式	准确率/%		
	VGG 模型	Resnet 模型	提升
原图	61.15	95.15	34
BGC	66.14	97.44	31.3

4 裂缝定量测量系统

根据《城市桥梁检测与评定技术规范》要求,当裂缝超过0.25 mm,就必须进行修复加固。为了对裂缝进行测量,笔者基于Matlab语言开发了《桥梁裂缝测量系统》。

4.1 裂缝定量测量原理

4.1.1 像素标定

固定相机分辨率,在目标平面法线方向上一定距离进行拍摄,根据已经确定物理宽度的目标平面与其所拍摄的像素大小,获得像素标定值(单位像素的实际宽度),即:

$$K = D/d.$$
 (6)

式中: K 为标定值; D 为平面固定宽度,mm; d 为图像的像素大小。

4.1.2 裂缝物理值转换

图像数据上测得的裂缝像素统计值需要转换为实际物理值,即:

$$W = K \times p.$$
 (7)

式中: K 为标定值; p 为像素点个数。

4.2 操作流程及处理方法

首先,对图像进行直方图均衡化^[16]、Median滤波^[17]和对比度增强操作,如图11所示。分割出裂缝轮廓^[18],并进行二值化^[19]处理(Image Binarization),如图12(a)所示。然后,二值图像会存在较多噪点,影响裂缝部位的像素点统计,对二值图像再次进行滤波可消除多数噪点,如图12(b)所示。但混凝土表面可能存在难以消除的大块噪点,如图12(b)中线框内所示,通过只显示

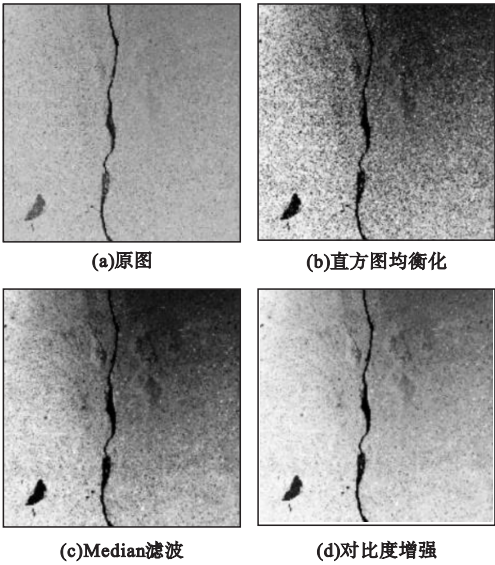


图11 裂缝轮廓分割

Fig. 11 The crack contour segmentation

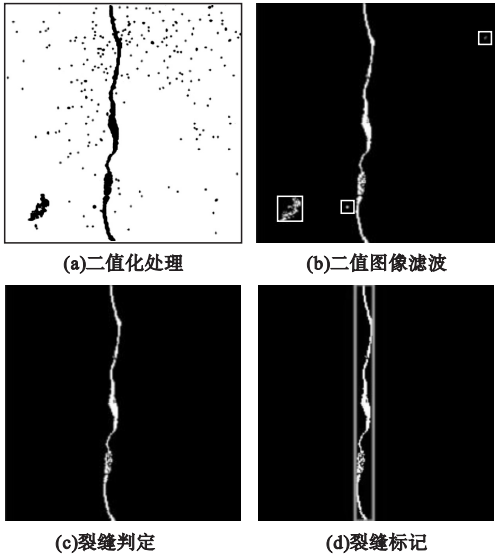


图12 裂缝精准提取

Fig. 12 The precise extraction of crack

裂缝连通区域的轮廓,屏蔽大块噪点的方法,可更精准地提取裂缝轮廓,即图 12(c)中裂缝判定。最后,对裂缝位置进行绿框标记,如图 12(d)所示,并自动计算各项像素统计值信息。

4.3 裂缝测量及精度验证

在实际情况下,使用无人机或摄像机拍摄时,可能会产生距离浮动和倾斜角偏差,笔者有意采集不同拍摄高度及其 30°偏角下的裂缝图像,对系统的测量精度进行验证。所使用的相机参数:1 200 万像素,五倍光学变焦,拍摄图像的像素大小为 3 024 × 3 024。取景框内对应的实际长度为 105 mm,则标定值 K 为 0.034 7,如图 13 所示。

首先,任选 5 处裂缝,分别在距离目标平面 0.5 m、1.5 m 和 2.5 m 及与之对应偏角 30°的条件下进行拍摄(拍摄时让裂缝位置始终固定在取景框内,随着距离变远,放大图像使裂缝位置在取景框内保持不变),每处

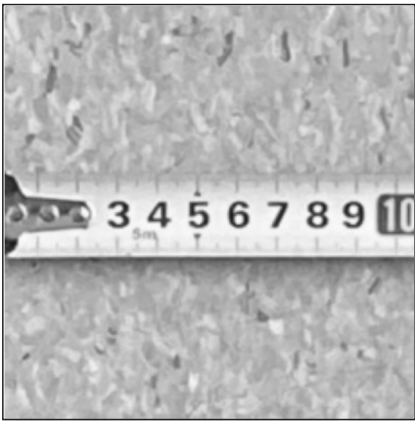
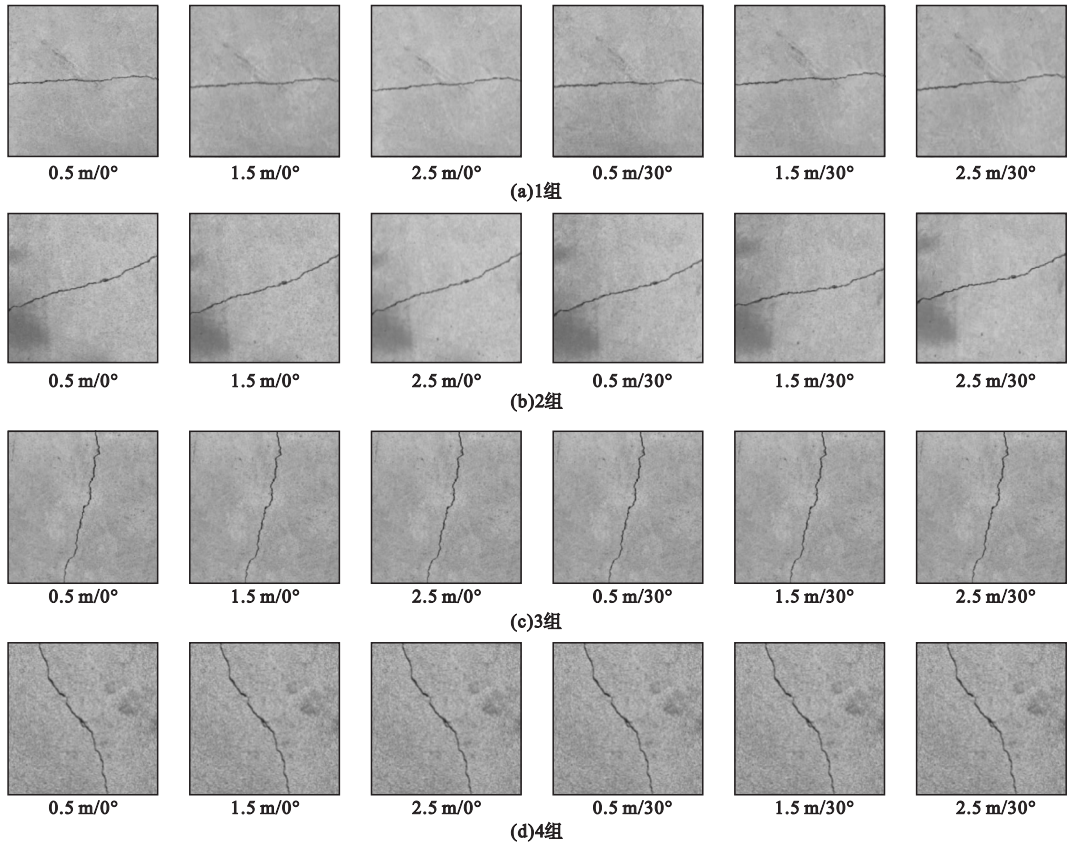


图 13 像素标定

Fig. 13 The pixel calibration

不同条件下拍摄所得图像命名为 1 组(共 5 组)。然后,将图像输入到系统,计算裂缝的像素统计值并转换为物理值。最后,通过对比计算的物理值与仪器测得的实际物理值差异,评估本系统在实际情况下的测量精度,参与测量的图像如图 14 所示,测量结果如表 6 ~ 表 10 所示,统计结果精度对比如图 15 所示。



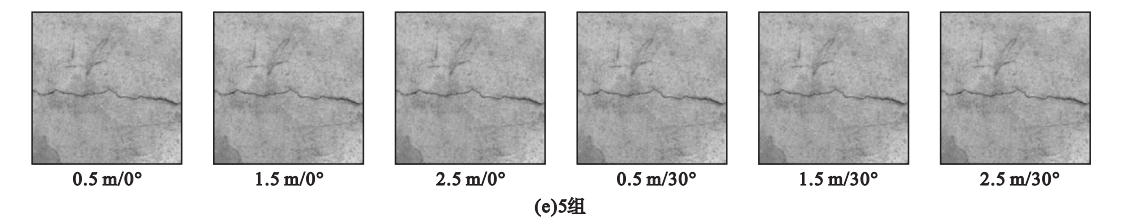


图 14 不同高度及角度下的图像

Fig. 14 Images at different heights and angles

表 6 1 组位置

Table 6 Group 1 locations

高度/ m	偏角/ (°)	测量最大 宽度/mm	实际最大 宽度/mm	宽度误 差/%	测量长 度/mm	实际长 度/mm	长度误 差/%	测量面 积/mm ²	实际面 积/mm ²	面积误 差/%
0.5	0	1.180	1.30	9.20	101.243	104.9	3.49	55.044	61.50	10.50
1.5	0	1.353	1.30	4.10	98.675	104.9	5.93	60.332	61.50	1.90
2.5	0	1.284	1.30	1.20	95.668	104.9	8.80	59.159	61.50	3.80
0.5	30	1.457	1.30	5.10	99.236	104.9	5.40	64.402	61.50	4.70
1.5	30	1.423	1.30	12.10	97.863	104.9	6.71	57.916	61.50	5.80
2.5	30	1.423	1.30	12.10	93.284	104.9	11.10	59.599	61.50	3.10

表 7 2 组位置

Table 7 Group 2 locations

高度/ m	偏角/ (°)	测量最大 宽度/mm	实际最大 宽度/mm	宽度误 差/%	测量长 度/mm	实际长 度/mm	长度误 差/%	测量面 积/mm ²	实际面 积/mm ²	面积误 差/%
0.5	0	1.909	2.00	4.55	114.475	115.7	1.06	75.003	74.30	0.95
1.5	0	2.047	2.00	2.35	109.327	115.7	5.51	66.804	74.30	10.10
2.5	0	1.666	2.00	16.70	104.094	115.7	10.00	84.054	74.30	13.10
0.5	30	1.839	2.00	8.05	120.074	115.7	3.78	78.267	74.30	5.30
1.5	30	2.117	2.00	5.85	110.478	115.7	4.51	73.983	74.30	0.43
2.5	30	2.244	2.00	12.20	105.667	115.7	8.67	65.869	74.30	11.30

表 8 3 组位置

Table 8 Group 3 locations

高度/ m	偏角/ (°)	测量最大 宽度/mm	实际最大 宽度/mm	宽度误 差/%	测量长 度/mm	实际长 度/mm	长度误 差/%	测量面 积/mm ²	实际面 积/mm ²	面积误 差/%
0.5	0	1.527	1.71	10.70	103.435	109.4	5.45	71.039	78.20	9.16
1.5	0	1.839	1.71	7.54	102.841	109.4	6.01	87.353	78.20	11.70
2.5	0	1.874	1.71	9.59	99.728	109.4	8.84	71.389	78.20	8.71
0.5	30	1.943	1.71	13.60	101.823	109.4	6.93	82.524	78.20	5.53
1.5	30	1.631	1.71	4.62	98.836	109.4	9.66	85.629	78.20	9.50
2.5	30	1.735	1.71	1.46	96.389	109.4	11.90	75.664	78.20	3.24

表 9 4 组位置
Table 9 Group 4 locations

高度/ m	偏角/ (°)	测量最大 宽度/mm	实际最大 宽度/mm	宽度误 差/%	测量长 度/mm	实际长 度/mm	长度误 差/%	测量面 积/mm ²	实际面 积/mm ²	面积误 差/%
0.5	0	2.982	3.22	7.39	112.684	117.1	3.40	106.941	109.7	2.52
1.5	0	2.950	3.22	8.39	110.381	117.1	5.74	103.216	109.7	5.91
2.5	0	3.192	3.22	0.87	106.462	117.1	9.08	110.666	109.7	0.88
0.5	30	3.262	3.22	1.30	115.548	117.1	1.33	120.020	109.7	9.40
1.5	30	3.435	3.22	6.68	113.238	117.1	3.30	118.762	109.7	8.26
2.5	30	3.366	3.22	4.53	107.132	117.1	8.51	113.821	109.7	3.76

表 10 5 组位置
Table 10 Group 5 locations

高度/ m	偏角/ (°)	测量最大 宽度/mm	实际最大 宽度/mm	宽度误 差/%	测量长 度/mm	实际长 度/mm	长度误 差/%	测量面 积/mm ²	实际面 积/mm ²	面积误 差/%
0.5	0	1.041	1.25	16.70	105.346	107.6	2.10	47.556	54.80	13.20
1.5	0	1.215	1.25	2.80	103.542	107.6	3.77	52.182	54.80	4.78
2.5	0	1.215	1.25	2.80	99.452	107.6	7.57	48.894	54.80	10.80
0.5	30	1.249	1.25	0.08	103.141	107.6	4.14	50.780	54.80	7.34
1.5	30	1.388	1.25	11.00	97.345	107.6	9.53	63.345	54.80	15.60
2.5	30	1.284	1.25	2.72	92.235	107.6	14.30	56.074	54.80	2.32

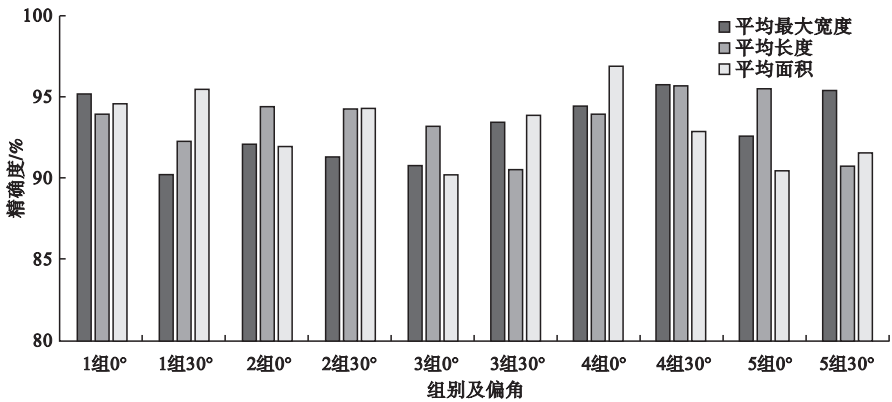


图 15 统计结果精度对比

Fig. 15 The accuracy comparison of statistical results

由统计结果可知,本系统测得的裂缝平均最大宽度、平均长度及平均面积的测量精度均在 90.14% 以上,最高精度可达 96.9%,系统的测量精度较高,可满足实际工程需要。

5 结 论

(1)以传统 VGG 网络作为对比试验;试

验表明:Resnet 网络对比 VGG 网络识别的准确率在 BGC 测试集中,准确率大幅提高 31.3%,优势明显。

(2)笔者提出了 BGC 预处理方法,经过实际验证,VGG 网络测试集准确率提高 4.99%,Resnet 网络测试集准确率提高 2.29%,可见笔者提出的预处理方式效果较好。

(3)针对裂缝的定量测量,开发了裂缝测量系统对裂缝进行量化分析;为适应实际拍摄情况,客观评估了不同拍摄高度及角度下的测量精度;通过计算,平均精度在90.14%以上,最高可达96.9%,可满足工程需求。

参考文献

- [1] 张喜刚,刘高,马军海,等.中国桥梁技术的现状与展望[J].科学通报,2016,61(4):415-425.
(ZHANG Xigang, LIU Gao, MA Junhai, et al. Status and prospect of technical development for bridges in China [J]. Chinese science bulletin, 2016, 61(4): 415-425.)
- [2] HINTON G E, SALAKHUTDINOV R R. Reducing the dimensionality of data with neural networks [J]. Science, 2006, 313 (5786): 504-507.
- [3] 梁栋,张子舒.基于逐步逼近法的桥梁曲线轮廓检测方法[J].沈阳建筑大学学报:自然科学版,2021,37(6):1073-1081.
(LIANG Dong, ZHANG Zishu. Detecting bridge curve contour based on stepwise approximation method [J]. Journal of Shenyang jianzhu university (natural science), 2021, 37(6): 1073-1081.)
- [4] 贺志勇,王鹏.无人机视觉的桥梁底面裂缝检测方法.筑路机械与施工机械化[J].2019(36):131-137.
(HE Zhiyong, WANG Peng. Method for crack detection at bridge bottom based on drone vision [J]. Road machinery & construction mechanization, 2019(36): 131-137.)
- [5] CHA Y J, CHOI W, BÜYÜKÜZTÜRK O. Deep learning-based crack damage detection using convolutional neural networks [J]. Computer-aided civil and infrastructure engineering, 2017, 32(5): 361-378.
- [6] 王森,伍星,张印辉,等.基于深度学习的全卷积网络图像裂纹检测[J].计算机辅助设计与图形学学报,2018,30(5):859-867.
(WANG Sen, WU Xing, ZHANG Yin-hui, et al. Image crack detection with fully convolutional network based on deep learning [J]. Journal of computer aided design & computer graphics, 2018, 30(5): 859-867.)
- [7] 李良福.基于深度学习的桥梁裂缝检测算法研究[J].自动化学报,2018,44(10):1-16.
(LI Liangfu. Research on detection algorithm for bridge cracks based on deep learning [J]. Acta automatica sinica, 2018, 44(10): 1-16.)
- [8] TOMASI C, MANDUCHI R. Bilateral filtering for gray and color images [C]//Proceedings of the 6th international conference on computer vision. Washington, DC: IEEE computer society, 1998: 839-846.
- [9] BETTAHAR S. PDE-based enhancement of color images in RGB space [J]. IEEE transactions on image processing, 2012, 21 (5): 2500-2512.
- [10] 宋平丽.基于视频图像的桥梁裂缝检测[D].武汉:武汉理工大学,2010.
(SONG Pingli. Crack detection of bridge on video image [D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2010.)
- [11] LI Baoxian, KELVIN C P, WANG W. Automatic classification of pavement crack using deep convolutional neural network [J]. International journal of pavement engineering, 2020, 21(4): 457-463.
- [12] 周飞燕,金林鹏,董军.卷积神经网络研究综述[J].计算机学报,2017,40(6):1229-1251.
(ZHOU Feiyan, JIN Linpeng, DONG Jun. Review of convolutional neural network [J]. Chinese journal of computers, 2017, 40 (6): 1229-1251.)
- [13] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [C]//International conference of learning representation. San Diego, CA: [s. n.], 2015: 1409-1556.
- [14] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition [C]//IEEE conference on computer vision and pattern recognition. Las Vegas, Nevada. Los Alamitos: IEEE computer society, 2016: 770-778.
- [15] 席志红,侯彩燕,袁昆鹏,等.基于深层残差网络的加速图像超分辨率重建[J].光学学报,2019,39(2):89-98.
(XI Zhihong, HOU Caiyan, YUAN Kunpeng, et al. Super-resolution reconstruction of accelerated image based on deep residual network [J]. Acta optica sinica, 2019, 39(2): 89-98.)
- [16] 章毓晋.图像处理与分析[M].北京:清华大学出版社,1999:77-79.
(ZHANG Yujin. Image processing and analysis [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1999: 77-79.)
- [17] KO S J, LEE S J. Center weighted median filter and their applications to image enhancement [J]. IEEE transactions on circuits and system, 1991, 38(1): 984-993.
- [18] 田梦娜,徐泮林,丁鹏文.基于MATLAB的边缘检测算法研究[J].测绘与空间地理信息,2020,43(2):197-207.
(TIAN Mengna, XU Panlin, DING Pengwen. Research on edge detection algorithm based on MATLAB [J]. Geomatics & spatial information technology, 2020, 43(2): 197-207.)
- [19] 胡笑莉,仲思东.基于图像增强的双阈值二值化算法[J].电光与控制,2017,24(5):10-14.
(HU Xiaoli, ZHONG Sidong. A double-threshold binarization method based on image enhancement [J]. Electronics optics & control, 2017, 24(5): 10-14.)

(责任编辑:刘春光 英文审校:范丽婷)