

文章编号: 2095-2163(2023)03-0202-05

中图分类号: U416.02

文献标志码: A

# 基于改进 GoogLeNet 的沥青路面裂缝识别算法

唐港庭<sup>1</sup>, 尹超<sup>1</sup>, 王绍平<sup>2</sup>, 郭兵<sup>2</sup>, 李仲波<sup>1</sup>, 谭子永<sup>1</sup>

(1 山东理工大学 建筑工程学院, 山东 淄博 255049; 2 日照城投建设集团有限公司, 山东 日照 276800)

**摘要:** 针对目前沥青路面裂缝图像识别技术在面对复杂路面情况时(强光、积水、杂物等干扰因素)识别效率不高的问题,通过构建沥青路面裂缝数据集,提出一种基于改进 GoogLeNet 的沥青路面裂缝识别算法。首先,对 Inception 模块和辅助分类器数量进行删减,并将大卷积核替换为连续的小卷积核;其次,激活函数采用 ReLU 与 Leaky ReLU 组合的方式;最后,加入批量归一化层以及 Dropout 层。实验结果表明,利用本文所制作数据集训练出的 GoogLeNet 原始模型以及改进模型,在面对复杂路面情况时识别效果较好,并且改进 GoogLeNet 模型在测试集上的准确率能达到 88.4%,相较于原始模型,改进模型在准确率提升 5.6%的同时,耗用时间减少了 32.5 min(40.3%)。

**关键词:** 图像识别; GoogLeNet; 裂缝数据集; Inception 模块

## Recognition algorithm of asphalt pavement crack based on improved GoogLeNet

TANG Gangting<sup>1</sup>, YIN Chao<sup>1</sup>, WANG Shaoping<sup>2</sup>, GUO Bing<sup>2</sup>, LI Zhongbo<sup>1</sup>, TAN Ziyong<sup>1</sup>

(1 School of Architectural Engineering, Shandong University of Technology, Zibo Shandong 255049, China;

2 Rizhao City Construction Investment Group Co., Ltd., Rizhao Shandong 276800, China)

**[Abstract]** In order to improve the recognition efficiency of asphalt pavement crack image recognition technology in the face of complex road conditions (strong light, surface water, debris and other interference factors), a recognition algorithm of asphalt pavement crack based on improved GoogLeNet is proposed by making asphalt pavement crack data set. Firstly, the number of Inception modules and auxiliary classifiers are deleted, and the large convolution kernels are replaced by the continuous small convolution kernels. Secondly, the combination of ReLU and Leaky ReLU is used as the model activation function. Finally, Batch Normalization layer and Dropout layer are added to the model. The experimental results show that the original GoogLeNet model and the improved model trained by the data set in this paper have better recognition effect in the face of complex road conditions, and the accuracy of the improved GoogLeNet model on the test set can reach 88.4%. Compared with the original model, the accuracy of the improved model is increased by 5.6% and the time consumption is reduced by 32.5 minutes (40.3%).

**[Key words]** image recognition; GoogLeNet; crack data set; Inception module

## 0 引言

近年来,随着大数据和高性能硬件设备的更新发展,利用卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)提取图像特征,从而进行目标识别,已经成为图像识别领域的研究热点之一<sup>[1-3]</sup>。部分学者基于 CNN 开展了裂缝检测研究:Lee 等学者<sup>[4]</sup>基于 CNN 开发了一种具有自编码器结构的路面检测语

义分割模型,并通过调整图像亮度来提高路面裂缝检测效率。陈健昌等学者<sup>[5]</sup>基于 ResNet 提出了一种路面裂缝检测方法,该方法能够大大减少前期图像预处理工作量,并且该方法的各项性能评估指标均优于现有模型。Rajadurai 等学者<sup>[6]</sup>采用随机梯度下降和动量优化的方法改进 AlexNet 模型,实验结果表明,该方法对混凝土表面裂缝的识别准确率较高。

以上研究虽然取得了一定成果,但在面对复杂

**基金项目:** 山东省智慧交通重点实验室(筹)开放基金项目(2011-科技合同-48);国家自然科学基金(51808327);山东省自然科学基金项目(ZR2019PEE016, ZR2021MD011)。

**作者简介:** 唐港庭(1997-),男,硕士研究生,主要研究方向:道路智能检测;尹超(1987-),男,博士,副教授,主要研究方向:自然灾害风险评估、监测、预测预警;王绍平(1988-),男,学士,工程师,主要研究方向:公路工程设计与施工;郭兵(1987-),男,硕士研究生,主要研究方向:景观生态;李仲波(1999-),男,硕士研究生,主要研究方向:地震滑坡危险性区划;谭子永(1999-),男,硕士研究生,主要研究方向:滑坡敏感性动态区划。

**通讯作者:** 尹超 Email: yinchao1987611@163.com

收稿日期: 2022-05-12

道路场景时裂缝图像的识别速度以及准确率等方面仍有较大提升空间。首先,在图像采集过程中,设备状态(温度、电磁波等干扰)或操作不当等原因都可能严重降低采集图像的质量,并且道路上的光照条件、车道线、积水、阴影、油污、水渍、杂物等干扰因素,也可能会降低道路裂缝图像的识别的准确率。此外,模型训练需要大量样本数据集,目前公共裂缝数据集样本数量较少,难以满足训练要求<sup>[7]</sup>。针对以上问题,本文提出一种基于改进 GoogLeNet 的沥青路面裂缝识别算法,并通过采集路面图像构建沥青路面裂缝数据集,进行模型的训练和测试。

### 1 沥青路面裂缝图像数据集的构建

#### 1.1 图像采集

针对目前公共裂缝数据集样本较少的情况,本文通过自行采集沥青路面图像,构建沥青路面裂缝数据集。选定山东省淄博市张店区内的部分路段,包括柳泉路、西二路、美食街、新村西路以及共青团路等,分别于不同天气、不同时段进行沥青路面图像采集。

图像采集方案为:首先,通过高清行车记录仪以及车载摄像机以 1 km 为基本采集单元,驾驶汽车对沥青路面进行视频录制,采集过程中设备离地高度约 1.2 m,并且采集宽度不小于行车道宽度的 70%。然后,通过视频取帧筛选出满足要求的路面图像,并删除重复或不满足要求的图像。最后,针对目前裂缝图像识别研究在复杂道路场景下识别效果不佳的问题,本文使用摄像机或手机以不同拍摄角度或焦距、在不同天气状况或不同光照条件下,对带有阴影、积水、车道线、井盖、油污、杂物等干扰因素的裂缝区域单独进行细节拍摄,从而提升模型泛化能力,细节拍摄图像类型如图 1 所示。

将采集到的图像裁剪成像素大小为 224×224 且仅含单一病害类型的图像,包括横向裂缝、纵向裂缝、块状裂缝、龟裂以及无病害图像共 1 124 张,各类图像数量见表 1。

#### 1.2 图像增广

为满足模型训练需要,对裁剪后的图像进行增广,从而扩充样本数据集<sup>[8]</sup>,本文采用的增广方式包括旋转变换(横向裂缝、纵向裂缝不进行旋转)、镜像翻转(水平、竖直)以及亮度变换(明暗变换)。将扩展后的各类图像按照 7:2:1 的比例划分为训练集、验证集、测试集,各类图像具体数量见表 2。

#### 1.3 图像预处理

在图像采集过程中,极易受到光照条件、设备状

态、采集方式等因素影响,导致图像质量降低。因此,需要通过图像预处理来提升图片质量,从而提高模型的识别准确率。

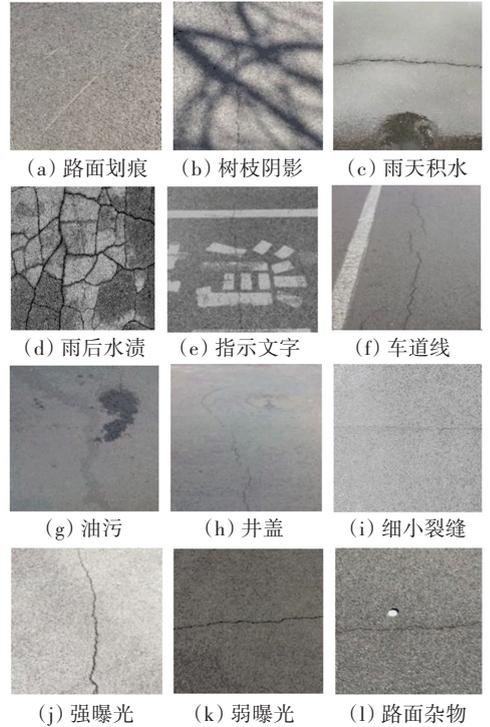


图 1 细节拍摄图例

Fig. 1 Detail shooting examples diagram

表 1 各类图像数量

Tab. 1 Number of various types of images

类型	数量	该类型图像占比/%	含干扰因素图像占比/%
横向裂缝	323	28.7	43.7
纵向裂缝	304	27.0	42.4
块状裂缝	155	13.8	34.2
龟裂	159	14.2	34.5
无病害图像	183	16.3	47.0
合计	1 124	100	/

表 2 增广后的各类图像数量

Tab. 2 The number of all kinds of images after augmentation

类型	原始图像/张	增广后图像/张	训练集/张	验证集/张	测试集/张
横向裂缝	323	2 470	1 729	494	247
纵向裂缝	304	2 368	1 658	473	237
块状裂缝	155	1 893	1 325	378	190
龟裂	159	1 823	1 276	364	183
无病害图像	183	915	641	183	91
合计	1 124	9 469	6 629	1 892	948

图像预处理过程如图 2 所示。图 2 中,(a)为原始裂缝图像;(b)为采用平均值法进行图像灰度

化处理的效果,减少图像参数,加快图像处理速度;(c)为图像直方图均衡化的效果,提高图像对比度;(d)为采用中值滤波法去除图像部分噪声的效果,改善图像视觉效果,提升图片质量<sup>[9-10]</sup>。

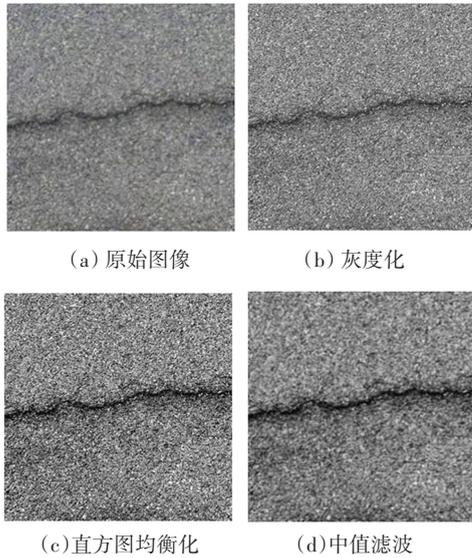


图2 图像预处理过程

Fig. 2 Images preprocessing process

### 1.4 图像标注

使用 LabelImg 标注软件对数据集中的图像进行标注,将横向裂缝、纵向裂缝、块状裂缝、龟裂以及无病害图像分别添加标签为 Transversal Cracks、Longitudinal Cracks、Block Cracks、Map Cracks、Normal, LabelImg 标注软件界面如图3所示。



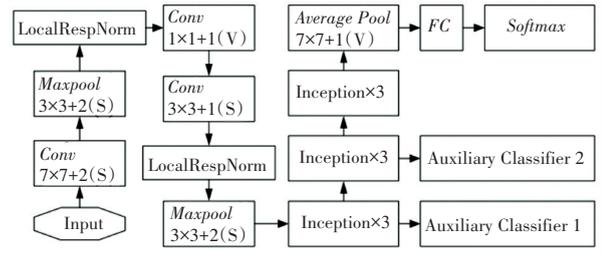
图3 LabelImg 标注软件界面

Fig. 3 LabelImg software interface

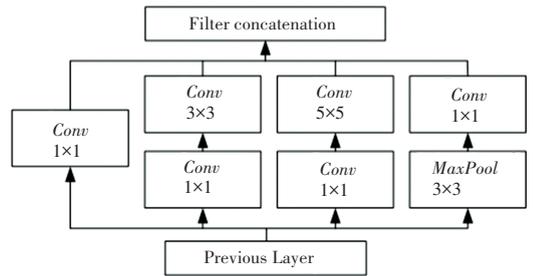
## 2 改进 GoogLeNet

### 2.1 GoogLeNet 原模型

GoogLeNet 网络由3个卷积层、9个 Inception 模块(18层)、2个辅助分类器(Auxiliary Classifier)以及一个全连接层构成<sup>[11-12]</sup>,网络结构如图4所示。相较于经典图像分类模型 AlexNet 和 VGGNet, GoogLeNet 网络模型虽然多达22层,但参数量仅为500万个,分别是 AlexNet 和 VGGNet 参数量的1/12和1/36,对计算机硬件条件要求相对较低。



(a) 整体网络结构



(b) Inception 模块网络结构

图4 GoogLeNet 网络结构

Fig. 4 GoogLeNet network structure

### 2.2 GoogLeNet 改进方法

本文结合沥青路面裂缝数据集特点,在 GoogLeNet 原模型的基础上从以下方面进行改进:

(1) GoogLeNet 原始网络较深,本文所采用的分类标签数量较少且路面裂缝图像纹理相对简单,因此,删除 GoogLeNet 原始模型中作用较小的 LocalRespNorm 结构,并对 Inception 模块和辅助分类器数量进行删减,在保证准确率满足要求的基础上,减少模型参数量和计算时间。

(2) Inception 模块的大尺度卷积核有着大感受野的同时也带来了更多的参数,因此,本文使用3个连续的  $3 \times 3$  卷积核替换第一个  $7 \times 7$  卷积核,并在 Inception 模块中使用2个连续的  $3 \times 3$  的卷积核代替  $5 \times 5$  卷积核,在感受野大小不变的同时,能够大大减少模型参数。

(3) 激活函数  $ReLU$  (Rectified Linear Unit)<sup>[13]</sup> 收敛速度较快,且增强了网络的稀疏性,但输入小于0时梯度为0,该层就会“die”。针对这个问题,诞生了  $Leaky ReLU$ <sup>[14]</sup>,该函数有效改善了  $ReLU$  的“die”特性,但损失了部分稀疏性,并且增加了运算量。因此,本文采用  $ReLU$  与  $Leaky ReLU$  组合的方式,即在普通卷积核后进行  $ReLU$  操作,在 Inception 模块中4个分支的卷积核后进行  $Leaky ReLU$  操作。

(4) 在所有卷积层之后加入批量归一化层 (Batch Normalization, BN),解决梯度饱和、加快模型计算速度<sup>[15]</sup>,同时在平均池化层后加入 Dropout 层

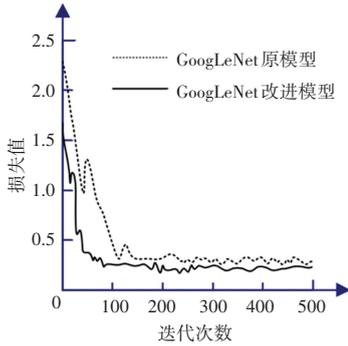


模型与改进模型对含有干扰因素图像识别准确率分别降低了 2.1%、3.6%，下降幅度在可接受范围内。

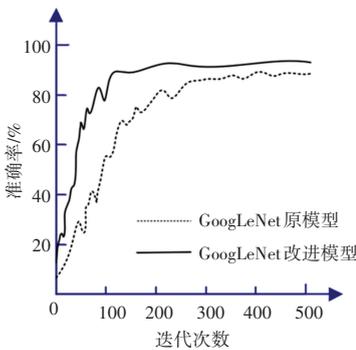
表 4 模型测试结果

Tab. 4 Model test results

GoogLeNet 模型	测试集 准确率/%	不含干扰因素 图像准确率/%	含有干扰因素 图像准确率/%	总耗时/ min
原模型	82.8	83.9	81.8	80.7
改进模型	88.4	90.2	86.6	48.2



(a) 损失值随迭代次数变化率



(b) 准确率随迭代次数变化率

图 6 损失值、准确率随迭代次数变化率

Fig. 6 The change rates of loss value and accuracy with iteration times

由图 6 可见,模型损失值和准确率随迭代次数增加逐渐趋于稳定,GoogLeNet 改进模型相较于原模型,模型收敛速度和损失值下降速度都有所提升。

## 4 结束语

传统图像识别算法在面对复杂路面情况(积水、强光、阴影等)时,识别效果有较大提升空间,本文针对性地采集了存在各类干扰因素的路面图像,构建了沥青路面裂缝数据集,并提出了一种基于改进 GoogLeNet 的沥青路面裂缝识别算法。实验结果表明,GoogLeNet 改进算法在本文所构建的沥青路面裂缝数据集上,准确率能达到 88.4%,总耗时 48.2 min,相较于 GoogLeNet 原始模型,准确率提升了 5.6%,总耗时减少了 32.5 min(40.3%),并且模型

收敛速度和损失值下降速度都明显加快;相较于不含干扰因素的图像,本文所构建数据集训练出的 GoogLeNet 原模型与改进模型,对于含有干扰因素的图像识别准确率分别降低了 2.1%、3.6%,下降幅度在可接受范围内。因此,本文所构建的沥青路面裂缝数据集以及提出的改进 GoogLeNet 算法,可为道路检测、裂缝识别、无人驾驶等研究提供帮助。

## 参考文献

- [1] LEE D, SHIN S, SON W, et al. Zero-offset data estimation using CNN for applying 1D full waveform inversion [J]. Journal of Geophysics and Engineering, 2022, 19(1): 39-50.
- [2] 张宇卓,王德成,方宪,等. 基于 CNN 的玉米种子内部裂纹图像检测系统研究[J/OL]. 农业机械学报; 1-9 [2022-03-07]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.1964.S.20220225.1612.024.html>.
- [3] HU Xiaofang, SHI Wenqiang, ZHOU Yue, et al. Quantized and adaptive memristor based CNN (QA-mCNN) for image processing[J]. Science China Information Sciences, 2022, 65(1): 273-275.
- [4] LEE T, YOON Y, CHUN C, et al. CNN-based road-surface crack detection model that responds to brightness changes [J]. Electronics, 2021, 10(12): 1402.
- [5] 陈健昌,张志华. 融于图像多特征的路面裂缝智能化识别[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(24): 10491-10497.
- [6] RAJADURAI R S, KANG S T. Automated vision-based crack detection on concrete surfaces using deep learning [J]. Applied Sciences, 2021, 11(11): 5229.
- [7] 梁雪慧,程云泽,张瑞杰,等. 基于卷积神经网络的桥梁裂缝识别和测量方法[J]. 计算机应用, 2020, 40(04): 1056-1061.
- [8] 马崇泉,唐娉,赵理君,等. 深度学习图像数据增广方法研究综述[J]. 中国图象图形学报, 2021, 26(03): 487-502.
- [9] TIAN Lulu, WANG Zidong, LIU Weibo, et al. A new GAN-based approach to data augmentation and image segmentation for crack detection in thermal imaging tests [J]. Cognitive Computation, 2021, 13(5): 1263-1273.
- [10] LEI Mingfeng, LIU Linghui, SHI Chenghua, et al. A novel tunnel-lining crack recognition system based on digital image technology [J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2020, 108: 103724.
- [11] FU Yuesheng, SONG Jian, XIE Fuxiang, et al. Circular fruit and vegetable classification based on optimized GoogLeNet [J]. IEEE Access, 2021, 9: 113599-113611.
- [12] 王溢琴,董云云,刘慧玲. 基于 GoogLeNet 和空间谱变换的高光谱图像超分辨率方法[J]. 光学技术, 2022, 48(01): 93-101.
- [13] DEREICH S, KASSING S. On minimal representations of shallow ReLU networks [J]. Neural Networks, 2022, 148: 121-128.
- [14] 程江洲,温静怡,鲍刚,等. 基于 T-MobileNet-L 模型的 GIS 局部放电模式识别研究[J]. 电子测量技术, 2021, 44(20): 22-28.
- [15] YANG Zhijie, WANG Lei, LUO Li, et al. Bactran: A hardware batch normalization implementation for CNN training engine [J]. IEEE embedded systems letters, 2020, 13(1): 29-32.
- [16] 肖旺,杨煜俊,申启访,等. 基于改进的 GoogLeNet 鸭蛋表面缺陷检测[J]. 食品与机械, 2021, 37(06): 162-167.