

DOI:10.3969/j.issn.1003-5060.2025.06.023

水泥稳定碎石摊铺均匀性的图像检测技术研究

朱家剑¹, 陈炎鑫², 荣鑫², 刘洪海², 祁金林¹

(1. 甘肃路桥第三公路工程有限责任公司, 甘肃 兰州 730030; 2. 长安大学 道路施工技术与装备教育部重点实验室, 陕西 西安 710064)

摘要:针对水泥稳定基层摊铺施工均匀性检测主要依靠人工目测判别, 存在检测精度低和判断结果主观等问题, 文章采用图像处理技术进行摊铺均匀性检测, 建立基于深度学习的水泥稳定碎石颗粒图像分割方法, 将图像中各档集料分离, 结合四边静矩理论检测图像中的粗集料摊铺施工均匀性。检测结果表明:该方法能有效地分割水泥稳定碎石基层摊铺图像, 依据图像数据客观地检测集料分布的均匀性状况, 为水泥稳定基层摊铺施工均匀性评价提供依据。

关键词:水泥稳定碎石; 图像分割; 四边静矩理论; 均匀性检测

中图分类号:U416.214 **文献标志码:**A **文章编号:**1003-5060(2025)06-0858-07

Image detection technology for paving uniformity of cement stabilized macadam

ZHU Jiajian¹, CHEN Yanxin², RONG Xin², LIU Honghai², QI Jinlin¹

(1. Gansu Road and Bridge Third Highway Engineering Co., Ltd., Lanzhou 730030, China; 2. Key Laboratory of Road Construction Technology and Equipment of Ministry of Education, Chang'an University, Xi'an 710064, China)

Abstract: In response to the fact that the uniformity detection of cement stabilized base paving construction mainly relies on manual visual inspection, which has problems such as low detection accuracy and subjective results, image processing technology is used for paving uniformity detection. A deep learning based image segmentation method for cement stabilized macadam particles is established, which separates the various grades of aggregates in the image and combines the quadrilateral static moment theory to detect the uniformity of coarse aggregate paving construction in the image. The detection results indicate that this method can effectively segment the image of cement stabilized macadam base paving, objectively detect the uniformity of aggregate distribution based on image data, and provide a basis for evaluating the uniformity of cement stabilized base paving construction.

Key words: cement stabilized macadam; image segmentation; quadrilateral static moment theory; uniformity detection

0 引言

水稳基层具有良好的整体性、较高的水稳性、耐高低温、使用寿命长等特点, 目前我国高等级路面基层绝大部分采用水稳基层^[1]。水泥稳定混合料在生产拌和、运输和摊铺施工过程中产生集料离析现象, 离析区域级配与设计级配存在较大差

异, 导致基层混合料的物理性能发生改变, 影响水稳基层的施工质量。因此研究水稳基层材料颗粒的识别和均匀性快速方便检测技术, 对加强施工过程控制质量监控、提高施工质量具有重要意义。

水泥稳定混合料是由集料、水泥、水组成的混合物, 典型的混合料是水稳碎石; 相比于水泥混凝土, 水、水泥和细集料成分质量分数少, 粗集料质

收稿日期: 2023-02-22; 修回日期: 2023-08-15

基金项目: 陕西省自然科学基金基础研究计划资助项目(2022JQ-527); 甘肃省交通科技资助项目(2022-05)

作者简介: 朱家剑(1976—), 男, 云南曲靖人, 甘肃路桥第三公路工程有限责任公司高级工程师;

刘洪海(1963—), 男, 陕西西安人, 博士, 长安大学教授, 博士生导师。

量分数多,极具分散性^[2]。水稳碎石中的粗集料颗粒经拌和运输等过程,其表面粘附水泥、细集料,在图像中表现出前景与背景灰度差异小、边缘紧密粘连等现象,传统图像处理过程中难以清晰分割出粗集料颗粒。目前,传统的图像分割方法主要包括基于阈值的分割方法、基于区域的分割方法和基于边缘的分割方法。虽然这些方法在一些研究中能取得较好的效果,但是由于水稳混合料摊铺图像的复杂性,使其分割效果不理想。针对该类问题,文献[3]提出一种对粗集料粘连图像进行极限腐蚀的算法,对 X-ray CT 沥青混合料切片图像中粘连的颗粒进行分割;文献[4]利用数字图像处理技术对新拌水泥稳定碎石图像进行数字图像处理,能够较好地分割水泥稳定碎石拌和图像;文献[5]提出一种基于深度学习模型与邻域分量特征算法相结合的堆石坝料粒度数字筛分检测方法,实现堆石料识别和粒度的快速检测。

采用数字图像处理技术对水稳粗集料颗粒图像进行增强、降噪滤波、二值化、分水岭分割等操作时,由于图像识别和分割过程中出现颗粒重叠、颜色差异小、颗粒边界不明显、粘连等问题,难以进行后续的不同粒径集料的图像分割。近年来,许多学者将计算机视觉领域与深度学习方法相结合,其中全卷积网络在图像分割、图像识别等领域均取得许多成果。文献[6-8]提出 DeepLab 系列网络采用全卷积网络架构,其中 DeepLabv3+模型在 Cityscapes 数据集上的平均交并比达到了 82.1%。因此,本文采用深度学习的方法对水稳摊铺材料图像分割方法进行研究,利用基于 MobileNetV2 的 DeepLabv3+模型对水稳基层摊铺施工粗集料的图像进行语义分割,采用数字图像处理方法对语义分割后图像中不同粒径的集料进行分离,结合均匀性评价方法对粗集料分布均匀性进行研究。

1 数据集采集与制作

1.1 图像的采集

使用的图像数据拍摄于水稳基层摊铺施工现场,摊铺集料颗粒最大公称粒径为 31.5 mm,摊铺混合料筛孔通过率见表 1 所列。在摊铺完成至压实施工前进行拍摄,使用相机随机采集水稳基层摊铺路面图像 50 张,像素大小为 4 608 × 3 456,拍摄高度为 700 mm,像素尺寸与实际尺寸的比值为 5.2 px/mm。将图像裁剪成大小为 800 × 600 用于训练网络的搭建。

表 1 摊铺混合料筛孔通过率

筛孔尺寸/mm	通过率/%
0.075	2.3
0.6	10.9
2.36	22.0
4.75	29.1
9.5	41.8
19.0	74.0
31.5	100.0

1.2 深度学习数据集的搭建

在裁剪的图像中随机选取 80 张图像,如图 1 所示。采用 MATLAB 2020b 中 Image Labeler 进行人工标注,将图像标记成背景和集料两类,其中橙红色为集料,如图 2 所示。由于人工标注的水稳摊铺粗集料颗粒图像数量有限,在原数据集的基础上进行随机水平翻转、垂直翻转、180°旋转等数据增广操作,以防止训练过程中出现欠拟合的情况。最终获取到 480 张训练集图像、10 张验证集图像和 110 张测试集图像。



图 1 水稳集料颗粒图像

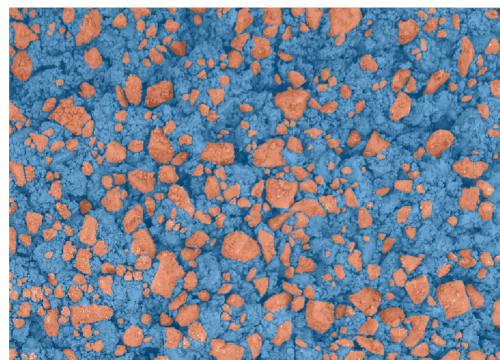


图 2 水稳集料颗粒标注图像

1.3 网络结构

为解决 DeepLabv3 网络模型图像细节信息丢失问题,DeepLabv3+网络模型在 DeepLabv3 的基础上改进基础网络,试验证明有效地保护了图像中物体的边缘细节信息^[8]。DeepLabv3+是

在 DeepLabv3 的编码模块基础上添加简单的解码模块,构建了一个带空洞的空间金字塔池化 ASPP 的编解码结构,可以通过空间卷积率大小确定编码模块输出特征图分辨率的大小。

本文采用轻量级网络模型 MobileNetV2 代替 Xception 网络作为主干提取网络,优化现有的 Deeplabv3+网络模型,核心构建模块是基于反向残差的深度可分离卷积块,既能较大幅度减少模型参数量,减少内存占用,实现模型轻量化设计,又能保证深度学习在高纬度完成特征提取,提升模型计算能力^[9-10]。MobileNetV2 在 MobileNetV1 的深度可分离卷积模块基础上,通过引入

线性瓶颈结构和反向残差结构,进一步减少信息丢失,提高精确度^[10]。

本文网络模型结构如图 3 所示。在编码层中,通过 MobileNetV2 网络的处理,特征图进行标准 1×1 的卷积、空洞率为 6、12、18 的空洞卷积以及池化操作,将并行卷积后产生的特征信息进行级联和 1×1 的卷积压缩;在解码层中,将编码层产生的低级语义信息通过 1×1 的卷积降维,与经过 4 倍上采样之后的特征图进行级联,最后将融合后的图像进行 3×3 卷积和 4 倍上采样操作,恢复到与输入图像相同的分辨率,输出特征图。

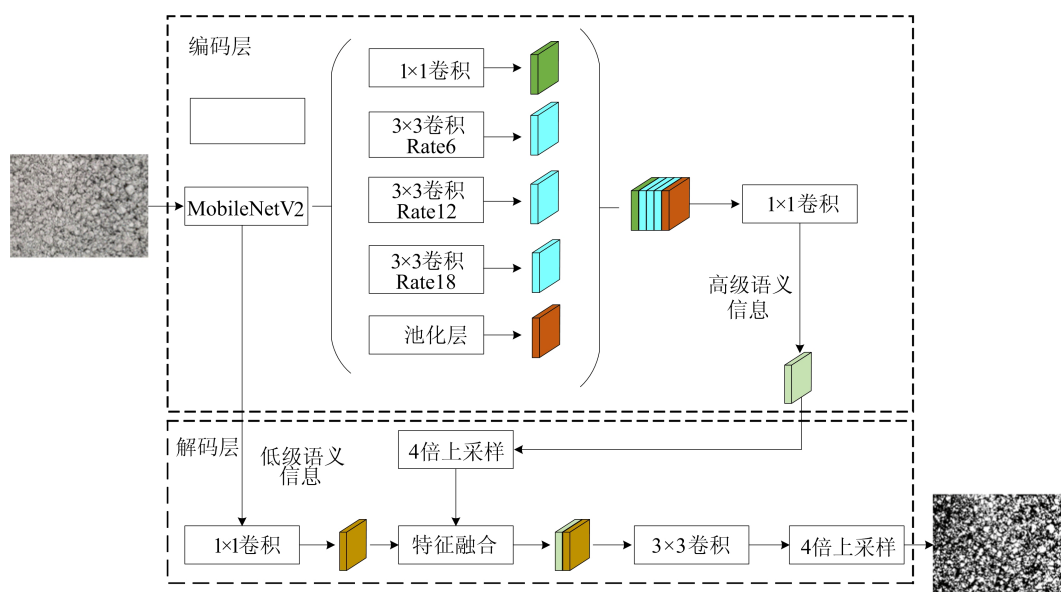


图 3 基于 MobileNetV2 的 DeepLabv3+ 网络模型结构

1.4 试验环境和参数

试验设备采用 Intel(R)Core(TM)i5-1135G7 CPU @ 2.42 GHz、RAM 为 16 GiB DDR4、显存为 2 GiB 的 MX450,试验软件环境为 MATLAB 2020b 版本。深度卷积网络有多种训练算法,本试验采用收敛速度较快的 Adam 算法。设定初始学习率 0.001,训练允许的最大迭代次数为 50,衰减因子为 0.4,即学习率每 10 代降低为原来的 0.4 倍。批处理数值设置为 1。

1.5 评价指标

语义分割常用平均交并比 (mean intersection over union, mIoU)、平均像素准确率 (mean pixel accuracy, mPA) 和 F 值评价其分割的效果, F 值是召回率和平均像素准确率的加权调和平均^[11]。模型训练准确率和损失函数曲线如图 4 所示。模型训练准确率随迭代次数增加而上升,准确率在 20 次迭代后,数值稳定在 80% 左右,

50 次迭代后数值为 80.69%。

模型训练过程中采用二元交叉熵损失函数,损失函数值随迭代次数增加而下降,最终趋于平稳,损失函数值为 0.415 2。MIoU、mPA 和损失函数的计算公式为:

$$U_{\text{MIoU}} = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{p_{ii}}{\sum_{i=0}^k p_{ij} + \sum_{j=0}^k p_{ji} - p_{ii}} \quad (1)$$

$$A_{\text{mPA}} = \frac{1}{k+1} \sum_{i=0}^k \frac{p_{ii}}{\sum_{j=0}^k p_{ij}} \quad (2)$$

$$L = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [g_i \ln p_i + (1 - g_i) \ln(1 - p_i)] \quad (3)$$

其中: $k+1$ 为背景和其他的语义类别总数; i 为真实值; j 为预测值; p_{ii} 为真正例像素数量; p_{ij} 为假正例像素数量; p_{ji} 为假负例像素数量; g_i 为像素

点 i 的真实类别; p_i 为网络对像素点 i 的预测值。

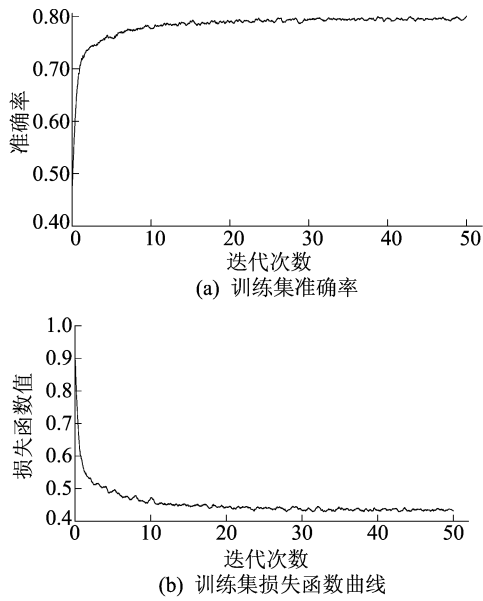


图 4 本文方法训练集准确率和损失函数曲线

选取验证集中图像数据对水稳集料颗粒图像训练效果进行测试,该模型集料的 mPA 达到 0.809 89,平均交并比达到 0.679 95, F 值达到 0.843 68,说明模型识别精度高,图像分割效果较好。由于水稳摊铺集料图像的复杂性,以及人工标记图像过程中难以完全标记所有集料,评价指标数值提升空间较小。

1.6 模型检测结果

为验证本文方法对摊铺粗集料分割的效果,随机选取 1 张图像进行数字图像处理,将图像分别进行基于 Resnet18 和 Resnet50 的 DeepLabv3+ 网络,经平滑滤波后最大类间方差法 (Otsu) 阈值分割^[12],并与人工标注和模型检测结果进行对比,结果如图 5 所示。

其中基于 Resnet18 和 Resnet50 的 DeepLabv3+ 网络以及本文方法的评价指标见表 2 所列。

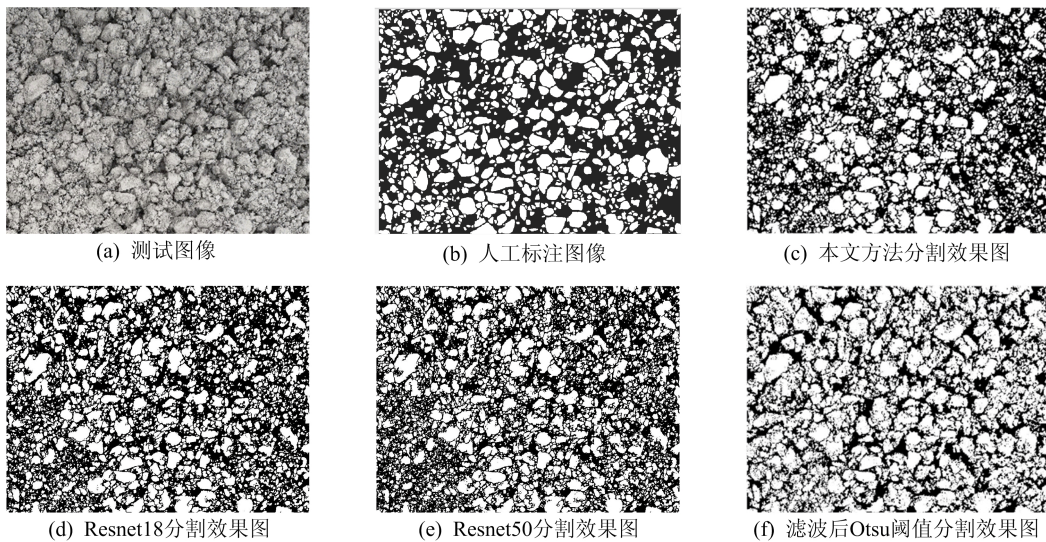


图 5 多种图像分割方法效果对比

表 2 网络模型的评价指标

特征提取网络	mPA	平均交并比	F 值
Resnet18	0.810 74	0.679 38	0.850 21
Resnet50	0.807 59	0.666 44	0.842 56
MobileNetV2	0.809 89	0.679 95	0.843 68

由图 5 可知,水稳集料测试图像中,粗集料表面黏附细集料和水泥砂浆,形态复杂,颗粒间界限差异小,细集料分布密集。经平滑滤波后的 Otsu 阈值分割方法虽然能够减少噪声的影响,但是仍然无法完整地分割图像,部分区域噪声影响无法消除,且集料边界不光滑,较多集料表面出现缺陷。基于 Resnet18、Resnet50 的 DeepLabv3+ 网

络和本文方法分割的效果中,集料表面的缺陷明显减少,通过对比分割效果,本文方法检测结果识别效果更佳,粗集料颗粒显示效果明显,颗粒重叠的影响减少,颗粒间隙较为明显,能够较为准确地分割集料,与实际图片集料分布更相符。

2 数字图像技术处理

水稳碎石组成成分中,粗集料体积大、强度高,因嵌挤作用形成水稳基层的主要骨架。粒径小、数量多的细集料起填充骨架的作用,因此水稳碎石的组成成分状态主要取决于粗集料的分布情况。因为粗集料的分布情况对水稳基层摊铺均匀性影响较大,所以本文研究粒径 4.75 mm 以上的

粗集料颗粒在摊铺施工表面的分布状况。由于均匀性研究的需要,将图 5c 裁剪成像素大小为 $1\,728 \times 1\,728$,对应实际尺寸大小为 $332\text{ mm} \times 332\text{ mm}$,利用 MATLAB 软件进行二值化、改进分水岭分割等步骤,结果如图 6 所示。根据照片像素尺寸与实际尺寸的相对关系,并以面积等效圆直径代替集料粒径,可以得出不同粒径集料在图像中的等效圆像素面积,不同粒径对应的像素面积见表 3 所列。不同粒径集料像素面积计算公式为:

$$M = \pi \left(\frac{pD}{2} \right)^2 \quad (3)$$

其中: M 为图像中等效圆像素面积; p 为应用本文摄像设备 700 mm 高度处像素尺寸与实际尺寸的比例值,本文为 5.2 px/mm ; D 为集料颗粒的实际粒径。根据标准筛筛孔尺寸对图 6 进行不同档粗集料的图像分离,利用 MATLAB 软件的 `bwareafilt` 命令,按照 $4.75 \sim < 9.50\text{ mm}$ 、 $9.50 \sim < 13.20\text{ mm}$ 、 $13.20 \sim < 16.00\text{ mm}$ 、 $16.00 \sim < 19.00\text{ mm}$ 、 $19.00 \sim < 26.50\text{ mm}$ 、 $26.50 \sim < 31.50\text{ mm}$ 的粒径分离,如图 7 所示。不同粒径的粗集料在图像中的分布清晰显现,可以用于计算各档集料分离后的分布均匀性。

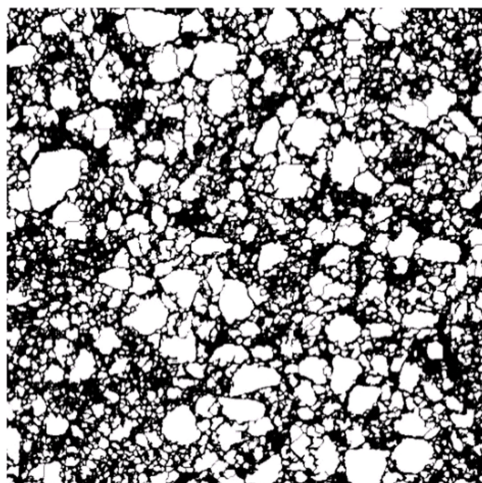


图 6 改进分水岭分割后的水稳集料二值化图

表 3 实际粒径与像素面积对比

粒径/mm	像素面积
4.75	479
9.50	1 917
13.20	3 700
16.00	5 437
19.00	7 667
26.50	14 914
31.50	21 073

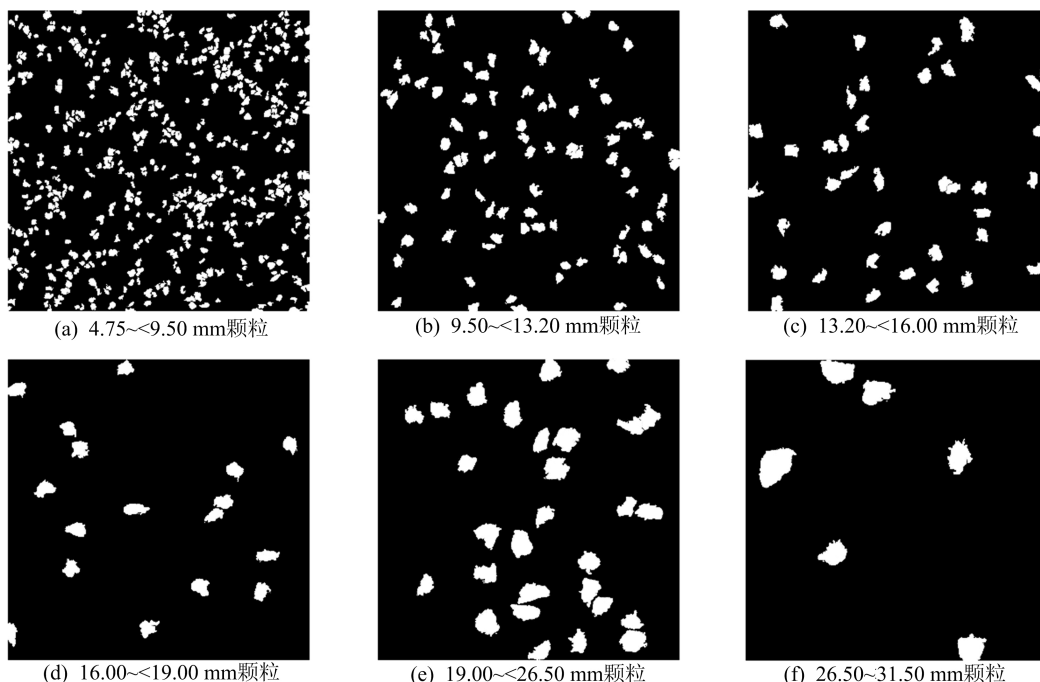


图 7 不同粒径颗粒分离后的图像

3 均匀性评价方法

质量相近的集料分布均匀性可通过集料颗粒分布的位置进行评价,但路面集料均由不同质量

的集料构成,因此路面集料分布均匀性需要综合考虑集料分布位置和质量的影响。由于图像中集料颗粒的大小和位置均影响集料的分布均匀性,本文采用四边静矩理论对水稳摊铺集料均匀性检

测进行研究^[13-14]。假定各档集料密度相同,粗集料之间无遮挡情况,图像中以粗集料几何中心向图像四边求取静矩,摊铺集料分布均匀性可用静矩变异系数量化表示。当某档集料分布绝对均匀时,颗粒粒径相同,颗粒间的间隙相同,静矩变异系数为 0。考虑到不同质量占比的各档集料对分布均匀性的影响不同,将各档集料面积与所有粗集料面积和的比值作为影响分布均匀性的权值,各档集料图像向图像四边求取静矩变异系数并加权求和,定义为图像中集料总的静矩变异系数 C_V 。四边静矩理论计算方法如图 8 所示。

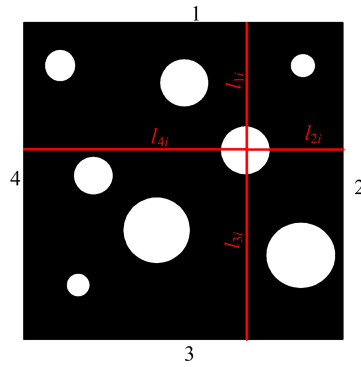


图 8 四边静矩计算方法示意图

静矩变异系数计算公式为:

$$S_{1j} = \sum_{i=1}^n (A_i l_{1i}), \quad S_{2j} = \sum_{i=1}^n (A_i l_{2i}), \quad S_{3j} = \sum_{i=1}^n (A_i l_{3i}), \quad S_{4j} = \sum_{i=1}^n (A_i l_{4i}),$$

$$C_{Vj} = \sqrt{\frac{(S_{1j} - \bar{S}_j)^2 + (S_{2j} - \bar{S}_j)^2 + (S_{3j} - \bar{S}_j)^2 + (S_{4j} - \bar{S}_j)^2}{4}} / \bar{S}_j, \quad C_V = \sum_{j=1}^6 \frac{A_j}{A} C_{Vj} \quad (4)$$

其中: S_{1j} 、 S_{2j} 、 S_{3j} 、 S_{4j} 分别为第 j 档集料颗粒对正方形图像四边的静矩和; \bar{S}_j 为四边静矩和的平均值; A_i 为图像中第 i 颗集料的像素面积; l_{1i} 、 l_{2i} 、 l_{3i} 、 l_{4i} 为图像中第 i 颗集料几何中心到四边的像素距离; C_{Vj} 为第 j 档集料静矩变异系数; C_V 为图像总静矩变异系数; A_j 为第 j 档集料颗粒的像素

面积和; A 为所有粗集料颗粒的像素面积和。

采用 MATLAB 软件计算四边静矩理论图像均匀性,对 200 张水泥稳定碎石摊铺图像测试,结果如图 9 所示。

水泥稳定碎石摊铺图像均匀性图像如图 10 所示。

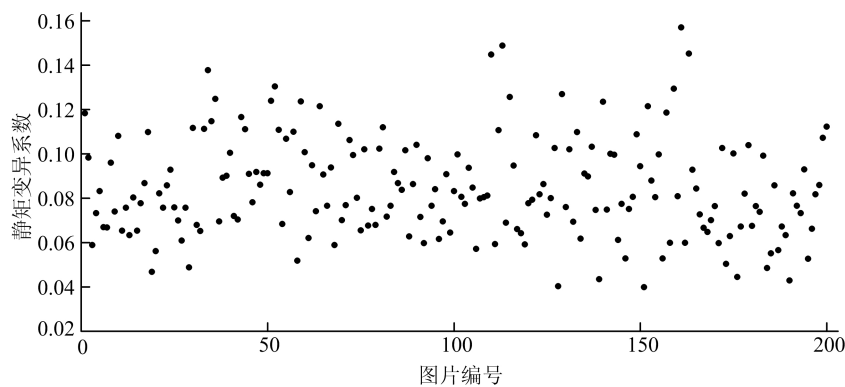


图 9 集料图像静矩变异系数

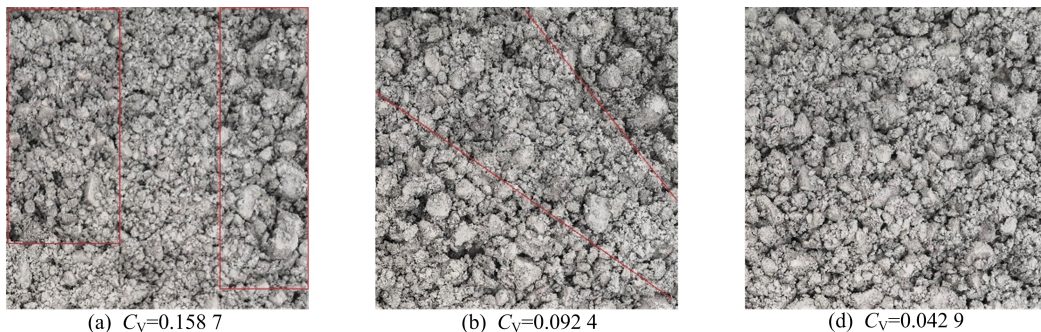


图 10 水泥稳定碎石均匀性图像

结合统计分析,本文试验环境下绝大多数图像的静矩变异系数介于 0.04~0.14 区间,小部分的静矩变异系数大于 0.14。根据静矩

变异系数的大小分析图像区域粗集料的分布均匀性,图像集料静矩变异系数越小,则粗集料分布越均匀。

4 结 论

为研究水泥稳定基层摊铺施工均匀性的图像检测技术,本文首先建立基于深度学习的图像分割网络模型,然后将图像中各档集料分离,采用四边静矩理论对颗粒分布的均匀性进行评价,得出如下结论:

1) 通过对水稳基层摊铺施工混合料图像样本裁剪、标注、数据增强等步骤,实现了基于 MobileNetV2 的 DeepLabv3+ 模型的水稳基层摊铺施工粗集料图像分割轻量化模型设计。测试数据表明,本模型 mPA 达到 0.809 89,平均交并比达到 0.679 95, F 值达到 0.843 68,与传统图像处理方法的结果相比,该方法具有分割效果好、分割精确的优点。

2) 通过数字图像处理技术,将图像中的材料按粒径大小分成不同档的图像,从而清晰分割图片中的水稳粗集料颗粒。本文采用四边静矩理论对摊铺施工不同档粗集料图像进行计算,并加权求和得到静矩变异系数,用以评价集料的分布均匀性,计算结果与实际情况相符合,可以较为精确地检测摊铺集料的分布均匀性。

3) 人工标记图像中的颗粒数量越多,标记越困难,细集料图像分割的效果会与实际情况产生较大差距,因此选择粒径 4.75 mm 以上的粗集料分布图像进行研究可以减少细集料图像分割的误差,满足水稳基层分布均匀性研究的需要。

4) 由于混合料图像中的集料颗粒数量巨大且形状复杂,人工标记过程难以完全标记所有颗粒,分割模型会受到一定程度的影响,因此应进一步提升颗粒标记的准确度,以达到更好的分割效果。

[参 考 文 献]

[1] 安平,高俊启,盛余祥. 离析对水泥稳定碎石强度的影响及

其控制[J]. 公路,2016,61(1):23-26.

- [2] 李立寒,黄璞,刘栋. 旋转与静压成型对水泥稳定碎石性能的影响[J]. 长安大学学报(自然科学版),2016,36(6):17-25.
- [3] 黄文柯,张肖宁. 利用形态学多尺度算法分割粗集料粘连图像[J]. 哈尔滨工业大学学报,2016,48(3):125-130.
- [4] 曹源文,负青青,李亚南,等. 基于四边静矩理论的水泥稳定碎石拌合均匀性评价方法[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版),2020,39(5):91-96.
- [5] 王仁超,连嘉欣,邸阔. 结合深度学习和 NCFS 算法的堆石料粒度分布智能检测方法[J]. 水利学报,2021,52(9):1103-1115.
- [6] CHEN L C, PAPANDEOU G, KOKKINOS I, et al. DeepLab: semantic image segmentation with deep convolutional nets, atrous convolution, and fully connected crfs[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017,40(4):834-848.
- [7] CHEN L C, PAPANDEOU G, SCHROFF F, et al. Re-thinking atrous convolution for semantic image segmentation[EB/OL]. (2017-12-05). <http://doi.org/10.48550/arXiv.1706.05587>.
- [8] CHEN L C, ZHU Y, PAPANDEOU G, et al. Encoder-decoder with atrous separable convolution for semantic image segmentation[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV). [S.l. : s. n.],2018:801-818.
- [9] SANDLER M, HOWARD A, ZHU M, et al. Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S.l. : s. n.],2018:4510-4520.
- [10] 毕鹏程,罗健欣,陈卫卫. 轻量化卷积神经网络技术研究[J]. 计算机工程与应用,2019,55(16):25-35.
- [11] 谢梦,刘伟,李二珠,等. 深度卷积神经网络支持下的遥感影像语义分割[J]. 测绘通报,2020(5):36-42.
- [12] GONZALEZ R C, WOODS R E. 数字图像处理[M]. 阮琦秋,阮宇智,译. 3 版. 北京:电子工业出版社,2011:103-178.
- [13] 赵毅,梁乃兴. 沥青混凝土均匀性数字图像评价方法[J]. 哈尔滨工业大学学报,2019,51(9):88-95.
- [14] 曾晟. 基于数字图像技术的沥青混合料摊铺均匀性检测与评价研究[D]. 重庆:重庆交通大学,2020.

(责任编辑 吴 亮)