

DOI:10.3969/j.issn.1003-5060.2024.05.021

基于深度学习的细骨料图像实时分割提取

宇周亮^{1,2}, 洪丽^{1,2}, 詹炳根^{1,2}, 余其俊^{1,2}

(1. 合肥工业大学 土木与水利工程学院, 安徽 合肥 230009; 2. 土木工程结构与材料安徽省重点实验室, 安徽 合肥 230009)

摘要:文章基于深度学习算法对细骨料投影图像进行分割, 通过对比传统阈值分割与 PSPNet、DeepLab V3+、U-Net 深度学习网络模型算法的分割结果对 4 种模型进行评价分析, 同时实验对比细骨料 2 种等效粒径计算方法(单面投影法、双面投影法)的粒径和级配分布结果。结果表明:深度学习模型算法中 U-Net 网络模型的准确率、召回率、 F 平衡分数和交并比分别达到 99.8%、88.1%、84.9%、84.3%, 均优于对比组模型; 对于 3 种不同粒径的单粒段细骨料, 采用双面投影法计算出的细骨料等效粒径 D_d 与实际细骨料粒径的偏差分别为 1.40%、2.10%、3.12%; 对于混合粒段骨料, 采用等效粒径 D_d 计算出的级配分布曲线更接近筛分法的实验结果, 具有普遍适用性。研究结果可为细骨料粒径和粒型参数的计算提取提供新的思路。

关键词:细骨料; 阈值分割; 深度学习算法; 等效粒径; 细骨料粒型参数

中图分类号: TU502.4; TP301.6 **文献标志码:** A **文章编号:** 1003-5060(2024)05-0712-09

Online segmentation and extraction of fine aggregate image based on deep learning technology

YU Zhouliang^{1,2}, HONG Li^{1,2}, ZHAN Binggen^{1,2}, YU Qijun^{1,2}

(1. School of Civil and Hydraulic Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China; 2. Anhui Key Laboratory of Civil Engineering Structures and Materials, Hefei 230009, China)

Abstract: In this paper, the deep learning algorithm is used to segment the fine aggregate projection image, and the evaluation and analysis on the traditional threshold segmentation and three deep learning network model algorithms (PSPNet, DeepLab V3+ and U-Net) are conducted by comparing their segmentation results. At the same time, the results of grain size and gradation distribution of fine aggregate measured by two equivalent grain size calculation methods (single-sided projection method and double-sided projection method) were compared experimentally. The results show that the accuracy rate, recall rate, F -balance score and intersection ratio of U-Net network model in the deep learning model algorithm are 99.8%, 88.1%, 84.9% and 84.3%, respectively, which are superior to those of the control group model. For the single-grain segment fine aggregate with three different grain sizes, the deviation between the equivalent grain size D_d of fine aggregate calculated by double-sided projection method and the actual fine aggregate size is 1.40%, 2.10% and 3.12%, respectively. For the aggregate of mixed grain segment, the gradation distribution curve calculated by D_d is closer to the experimental results of screening method, which has universal applicability. The results provide a new idea for the study of grain size and grain type parameters of fine aggregate.

收稿日期: 2022-12-12; 修回日期: 2023-01-07

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2020YFC1909901)

作者简介: 宇周亮(1997—), 男, 安徽滁州人, 合肥工业大学硕士生;

洪丽(1985—), 女, 安徽宣城人, 博士, 合肥工业大学副教授, 硕士生导师, 通信作者, E-mail: hongli2014@hfut.edu.cn;

詹炳根(1964—), 男, 安徽庐江人, 博士, 合肥工业大学教授, 博士生导师;

余其俊(1963—), 男, 安徽桐城人, 博士, 合肥工业大学教授, 博士生导师。

Key words: fine aggregate; threshold segmentation; deep learning algorithm; equivalent grain size; fine aggregate grain type parameters

0 引言

在建材行业中,粒度及粒型是评价骨料质量的重要指标之一。细骨料作为混凝土中重要的原材料之一,占混凝土体积的20%~30%。目前已有研究表明,细骨料的粒型对砂浆和混凝土的力学性能^[1-3]有着显著影响。研究者们发现,细骨料粒型越光滑圆润,同种级配下的空隙率就越小、容重也越大,制备的砂浆和混凝土的工作性能、力学性能都有着一定的改善^[4]。

对于骨料粒度及粒型参数的获取,数字图像处理技术由于图像可再现、处理速度快等优点,正逐渐取代传统的人工检测方法。目前,研究者们基于阈值分割算法,利用IPP、ImageJ等图像处理软件,建立诸多评价骨料的二维粒型参数(如凸度、圆度^[5]、长径比^[6]等)。但对于提取骨料三维粒型参数的研究还很少,学者们目前主要是利用骨料二维粒型参数,近似计算骨料的粒度及三维粒型参数。同时,已有的研究主要是通过使用静态图像法采集骨料图像。而静态图像法^[7]在图像采集过程中需要使用高质量的光源,在采集过程中需要避免骨料之间的堆叠^[8]以及光源反射的影响。因此,静态图像法难以实现大批量的骨料粒度及粒型的实时监测。一些学者针对大批量骨料的采集以及三维粒型参数的获取方法进行了相应研究。文献^[9]提出一种基于测量骨料的二维投影图像中阴影面积的方式,确定骨料三个主轴的长度,测量误差低于10%;文献^[10]基于激光扫描技术,利用骨料多个方向的投影图表征骨料的粒度及粒型,成功实现骨料二维粒型参数和三维粒型参数之间的对应转换;文献^[11]开发一个粗骨料在线监测系统,通过采集粗骨料在垂落过程中的投影图像,实现粗骨料间的无重叠、改善大批量粗骨料的图像获取问题,同时该监测系统基于阈值分割算法,最终能够计算获取粗骨料的粒度分布及粒型参数。需要注意的是细骨料相对于粗骨料而言,粒度更细、粉尘含量也更高,算法在分割细骨料的过程中容易造成误判。

因此,传统的阈值分割算法无法实现在复杂背景下有效地分割出细骨料,学者们将注意力转向了深度学习领域。语义分割是一种广泛应用于计算机视觉问题的深度学习处理方法,能够输入

原始平面图像,将其转换为带有突出显示区域的图像掩模^[12]。语义分割可用于识别和分割复杂背景环境中的对象,如卵石、裂缝^[13]和颗粒材料^[14]。与传统阈值分割算法相比,语义分割具有更广泛的适用性和更强的抗干扰能力,可以处理复杂环境下的目标检测^[15]。深度学习是神经网络技术的一种,其最具变革性的是只要有足够的学习数据就可以将数据群的特征自动提取出来。卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)^[16]是在1989年提出的一种带有卷积结构的深度神经网络,主要用于提取卷积对象的局部特征进行图像级别的分类及分割。全卷积神经网络(full convolutional neural network, FCN)^[17]是在2015年提出的一种图像语义分割框架,FCN相比较CNN而言,从图像级别的分类进一步延伸到像素级别的分类,但FCN仍有许多不可避免的问题,如精度低、对细节不敏感等。金字塔池化网络(pyramid scene parsing network, PSP-Net)^[18]是一种能够聚合不同区域信息从而挖掘全局信息的网络模型,PSPNet的提出是基于FCN模型不足的改进,能够将获取到的特征层划分成不同大小的网格,每个网格内部各自进行平均池化,实现不同区域的信息聚合,从而提高全局信息的获取能力。DeepLab V3+是谷歌公司提出的一种语义分割算法。

DeepLab V3+网络模型借鉴了FCN等网络的架构,实现了特征映射跨模块的融合。缺点是DeepLab V3+训练时间过长且在上采样处理过程中过于粗糙,不能充分恢复下采样过程中损失的细节信息,会导致分割不精确的情况发生。U-Net网络^[19]是FCN的一种变体,是在医学图像分割中提出的网络模型,其特点是融合了深浅层特征,有着更大的视野域,使用少量的数据集就可以达到很好的分割结果。相比较DeepLab V3+,U-Net的训练速度更快,对于简单的二项分割任务^[20],U-Net模型也能在保证精度的前提下,减少更多的训练时间。

综上所述,传统的骨料图像采集方法主要是静态图像法。该方法的优点是可以有效地采集到骨料的粒度和二维粒型参数,缺点是无法实现大批量骨料的图像采集以及三维粒型参数的获取。对于图像分割算法,阈值分割算法由于其对灰度

值变化的敏感性,一直得到多数学者的认可。但是阈值分割算法在复杂背景下容易出现过量分割。基于上述背景,为获取更真实的细骨料的粒度及三维粒型参数,本文拟通过搭建细骨料双面投影采集系统并基于深度学习算法对细骨料投影图像进行分割。

本文通过搭建细骨料双面投影采集系统,利用动态图像采集法获取细骨料的双面投影图像。同时,本文选取了 U-Net 深度学习网络模型作为细骨料的投影图像分割模型,与阈值分割、PSP-Net,DeepLab V3+这 3 种分割模型进行对比分析。最后,实验对双面投影法和单面投影法计算出的粒度及级配结果进行了验证对比。

1 实验材料和方法

1.1 实验材料

实验搭建了细骨料双面投影采集系统获取细骨料的双面投影图像,将 U-Net 深度学习网络模型算法应用于细骨料的投影图像分割,并计算提取了细骨料的粒度及三维粒型参数。最后,本文对双面投影法和单面投影法计算出的粒度及级配结果进行了对比验证。为实现以上目标,本文设计了以下实验。

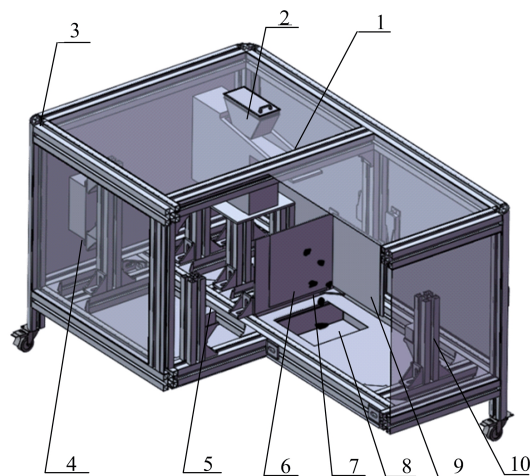
1) 采用阈值分割、PSPNet、DeepLab V3+和 U-Net 这 4 种图像分割模型对同一批细骨料投影图像进行分割,通过对比分割结果,评价模型的分割性能。

2) 采用细骨料双面投影采集系统来提取 3 种不同粒径($0.60 \sim <1.18 \text{ mm}$ 、 $1.18 \sim <2.36 \text{ mm}$ 、 $2.36 \sim <4.75 \text{ mm}$)的细骨料双面投影图像,将双面投影法和单面投影法计算出的粒度及级配结果进行对比验证。

1.2 细骨料图像监测及采集平台

细骨料双面投影采集系统如图 1 所示,包括传输分散、图像采集、图像处理和回收 4 个模块。传输与分散模块由振动给料机、储料仓组成,其可以将细骨料分散送到图像采集模块进行图像采集。图像采集模块主要包括 2 个电荷耦合器件(charge coupled device, CCD)工业相机,2 个 16 mm 焦距的镜头,2 个面板光源。通过使用该模块,系统可同时采集细骨料在 XOY 和 YOZ 平面上的投影图像。图像处理模块是一个计算机终端,用于自动分割图像中的细骨料,并同步提取三维粒型参数。最后,样品回收模块用于收集测试的细骨料。CCD 工业相机和光源的设置参数

见表 1 所列。



1. 振动给料机 2. 料仓 3. 设备框架 4. 图像采集终端
5. 270°CCD 工业相机 6. 180°面板光源 7. 细骨料
8. 回收箱 9. 270°面板光源 10. 180°CCD 工业相机

图 1 细骨料双面投影采集系统

表 1 CCD 工业相机和光源的设置参数

参数	数值
帧率/(帧/s)	150
曝光时间/ms	800
亮度/(cd/m ²)	50.0
光源电压/V	3.6
相机间距离/mm	264.66
相机与光源间距离/mm	42.0

1.3 细骨料图像分割算法

1.3.1 阈值分割算法

阈值分割算法是一种基于已有目标的投影图像,利用目标与背景在灰度值上的差异,通过设置阈值的方式将像素划分为不同子集。由于图像中存在噪声,细骨料在图像分割的过程中容易出现骨料中部空洞、骨料接触重叠等问题。

本文通过填充、腐蚀、分水岭等优化算法对部分重叠细骨料进行分离并提取了细骨料的轮廓,在一定程度上可以避免噪声的不利影响,具体效果如图 2 所示。优化后的阈值分割算法操作流程如图 3 所示。

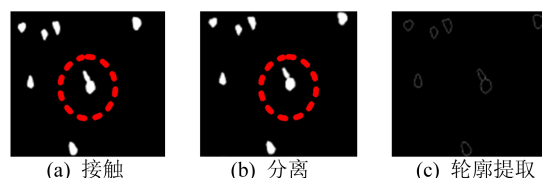


图 2 骨料分离和轮廓提取

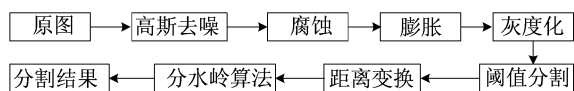


图3 优化的阈值分割算法操作流程

1.3.2 深度学习算法

本文使用的 U-Net 语义分割模型基于 Pytorch 开源神经网络框架搭建,这是一个鲁棒性优异的边缘提取模型。实验使用细骨料数据集对 U-Net 深度学习网络模型进行训练验证,主要包含以下步骤。

1) 构建细骨料数据集。实验中的细骨料数据图像均通过细骨料双面投影采集系统获取,共采集到 3 166 张细骨料原始图像,尺寸大小为 $1\ 920 \times 1\ 200$ 。为保证训练结果的准确性,实验采用镜像、放大和图像旋转等数据增强方法对原始图像数据进行增强。增强后的图像数量达到 25 328 张,其中:22 500 张用于训练;2 500 张用于验证;其余用于测试。最后使用 Labelme 软件^[21]对数据集进行标记,数据标记结果如图 4 所示。图 4 中,细骨料用红色标记,背景用黑色标记,以便后续神经网络的训练及验证。

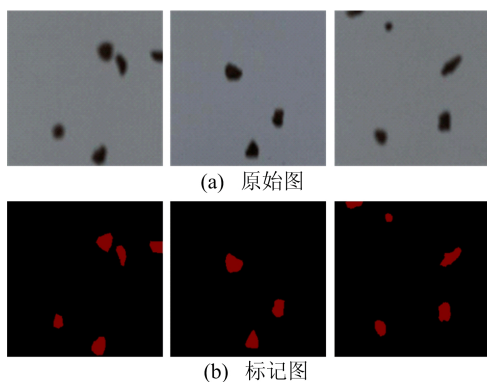


图4 数据标记图

2) 选取最佳学习率。在训练过程中,每次迭代都需要将 2 个图像数据输入到模型中,模型共需要 11 250 个迭代才能遍历所有数据集。在本文中,模型的损失函数^[22]采用交叉熵,表示 2 个概率分布 p 与 q 之间的距离,计算公式为:

$$L(p, q) = - \sum p(x) \ln q(x) \quad (1)$$

3) 训练并评价模型。在制作完训练集,设置好合理的训练参数,即可开始训练模型。实验在对模型进行评价分析后需保留最佳权重,用以后续细骨料图像的分割。

1.4 细骨料的等效粒径及表征参数

利用细骨料双面投影采集系统,实验可获取

细骨料 2 个相互垂直角度下的投影图像。传统单面投影法只需要获取细骨料单一方向的二维投影,这就导致无法真实反映细骨料的三维特征,细骨料的三维粒型参数只能通过等效换算或者估算的方式获取。粒径是用来表征骨料大小并计算骨料体系级配的重要参数,本文中细骨料等效粒径的 2 种计算方法如图 5 所示。

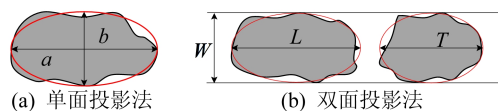


图5 2种不同的等效粒径计算方法

采用单面投影法可计算获取细骨料的等效粒径,但仅通过单一方向的投影参数无法充分表示不规则细骨料的粒径,目前学者们主要是通过将细骨料单面投影的等效面积椭圆的 Feret 短轴作为其等效粒径^[23]。本文中,单面投影法计算出的细骨料等效粒径为 D_s ,其计算公式为:

$$D_s = 4S/(\pi a) \quad (2)$$

其中:等效椭圆的长轴 a 为细骨料的 Feret 直径; S 为细骨料投影的面积。

本实验利用双面投影法可获取细骨料在 2 个垂直方向的投影图像,通过计算即可获得细骨料 3 个主轴的长度。在图 5b 中, L 、 W 、 T 分别表示细骨料的长度、宽度以及厚度,其中 $L \geq W \geq T$ 。实验选取 3 个主轴尺寸中的中间值作为细骨料的等效粒径 D_d ,计算公式为:

$$D_d = W \quad (3)$$

为更好地描述细骨料的粒型,本文将长径比 A_r 、圆形度 R 、体积 V 、球形度 S_p 和凸度 C 。这 5 个参数作为细骨料的三维粒型表征参数^[24]。

长径比可以用来评价细骨料的粒型接近于正形体的程度,计算公式为:

$$A_r = \frac{\max(L, W, T)}{\min(L, W, T)} \quad (4)$$

圆形度可以评价细骨料投影面接近圆的程度,计算公式为:

$$R = 4\pi S/P^2 \quad (5)$$

其中, S 和 P 分别为细骨料的投影面积和投影周长。

实验中,体积定义为细骨料的外接椭球体的体积,计算公式为:

$$V = \pi LWT/6 \quad (6)$$

球形度可以评价细骨料接近球体的程度,计

算公式为:

$$S_p = 4\pi \left(\frac{3V}{4\pi} \right)^{2/3} / S_u \quad (7)$$

其中, S_u 为细骨料的表面积。球体的球形度等于 1.0, 其他物体的球形度小于 1.0。

凸度可以评价细骨料表面的粗糙度, 凸度的计算公式为:

$$C_o = S / S_h \quad (8)$$

其中: S 为细骨料最大投影面积; S_h 为凸包面积。

凸度数值越接近 1.0, 细骨料的表面越光滑。

2 实验结果与分析

2.1 不同初始学习率下损失函数的变化

在网络模型的参数选择过程中, 为获得最优的初始学习率, 实验在训练过程中对比 3 种不同的初始学习率方案 (1E-4、1E-5 和分段常数迭代) 的损失函数变化情况, 3 种初始学习率下的损失函数变化曲线如图 6 所示。

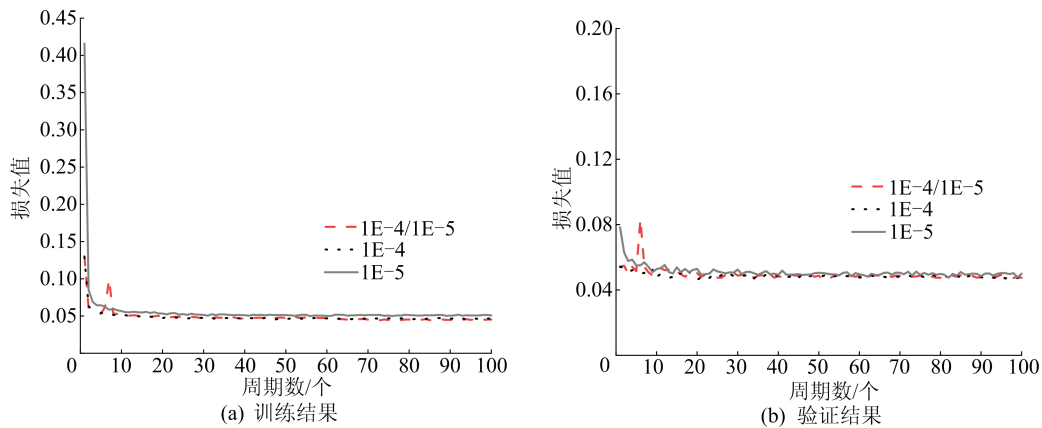


图 6 不同学习率下损失函数曲线

当初始学习率为 1E-5 时, 模型的初始损失值为最大, 在前 5 个周期数内迅速下降, 最终达到 0.05。与初始学习率为 1E-4 时的结果相比, 初始学习率为 1E-5 的模型最终的损失值略高。此外, 为加速模型的收敛, 提高模型分割效率, 本文还在 0~49 个周期数内和 50~100 个周期数内分别使用 1E-4 和 1E-5 的初始学习率对模型进行分段训练, 由图 6 可知, 该分段学习率方案下的模型损失值最低。

2.2 模型验证

为更好对模型的准确性进行评价分析, 本文使用以下 4 种评价指标对细骨料验证数据集的分割结果进行评估: 准确率 A_c 、召回率 R_c 、 F 平衡分数 F_1 和交并比 I ^[25]。

准确率表示正确分割的细骨料像素量占比, 计算公式为:

$$A_c = \frac{T_p + T_n}{T_p + F_p + F_n + T_n} \quad (9)$$

其中: T_p 表示标签和预测结果为正; F_p 表示标签结果为负, 而预测结果为正; F_n 表示标签结果为正, 预测结果为负; T_n 表示标签结果和预测结果都为负。

召回率定义为正确识别的细骨料像素量与数

据集中真实细骨料和背景像素量的比例, 计算公式为:

$$R_c = \frac{T_p}{T_p + T_n} \quad (10)$$

F 平衡分数在改进召回率和准确率的基础上, 缩小了召回率和精度的差距, 计算公式为:

$$F_1 = \frac{2T_p}{2T_p + F_p + F_n} \quad (11)$$

交并比是衡量图像分割精度的重要指标, 它可以表示预测结果与标签结果的重叠程度, 计算公式为:

$$I = S_1 / S_2 \quad (12)$$

其中: S_1 为两图形之间的交集面积; S_2 为两图形的并集面积。

细骨料验证数据集的 4 种评价指标的变化曲线如图 7 所示。

由图 7 可知, F 平衡分数和交并比在前 40 个周期数内波动较大, 40 个周期数后增长缓慢, 最后趋于稳定。同时, 由于背景像素量在数据集所占的比例较大, 准确率和召回率始终保持着较高水平。在达到 100 个周期数时, 模型的准确率为 99.9%, 召回率为 97.7%, F 平衡分数达到 76.1%, 交并比达到 80.6%。

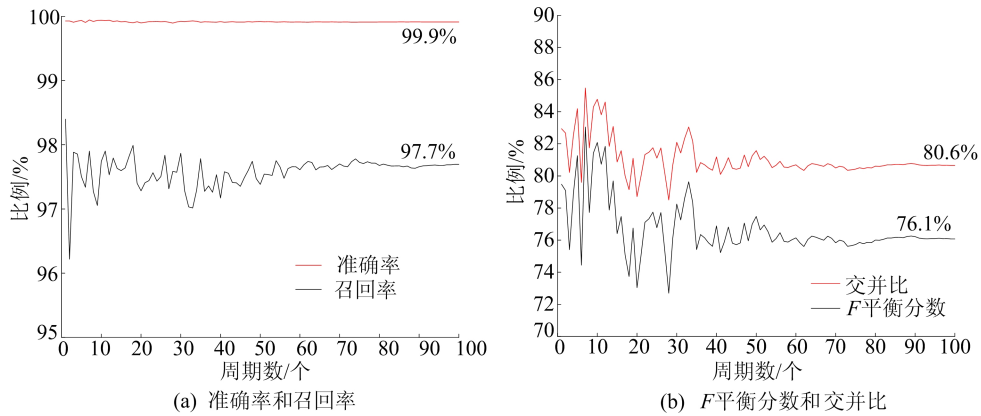


图 7 验证数据集 4 个评价指标的变化曲线

2.3 模型对比

为了验证 U-Net 模型的性能,本文对比分析了阈值分割算法、PSPNet 模型算法和 DeepLab V3+模型算法的分割效果,4 种模型算法的分割效果如图 8 所示。

从图 8a 可以看出,阈值分割算法的分割结果并不理想,在图 8b 中红色虚线圈出的细骨料相互重叠,这是由于该算法对于骨料间的接触未进行

进一步判定,降低了阈值分割算法的分割准确率。此外,从图 8c 可以看出,PSPNet 模型的分割结果也存在着许多噪声,这是由于模型在分割时未能正确学习到骨料的特征,对细骨料无法实现精准分割。从图 8d 可以看出,DeepLab V3+模型的分割图中同样存在着部分噪声,这是由于 DeepLab V3+模型算法针对细骨料的细节特征学习较浅,导致分割结果中仍存在部分像素被误判。

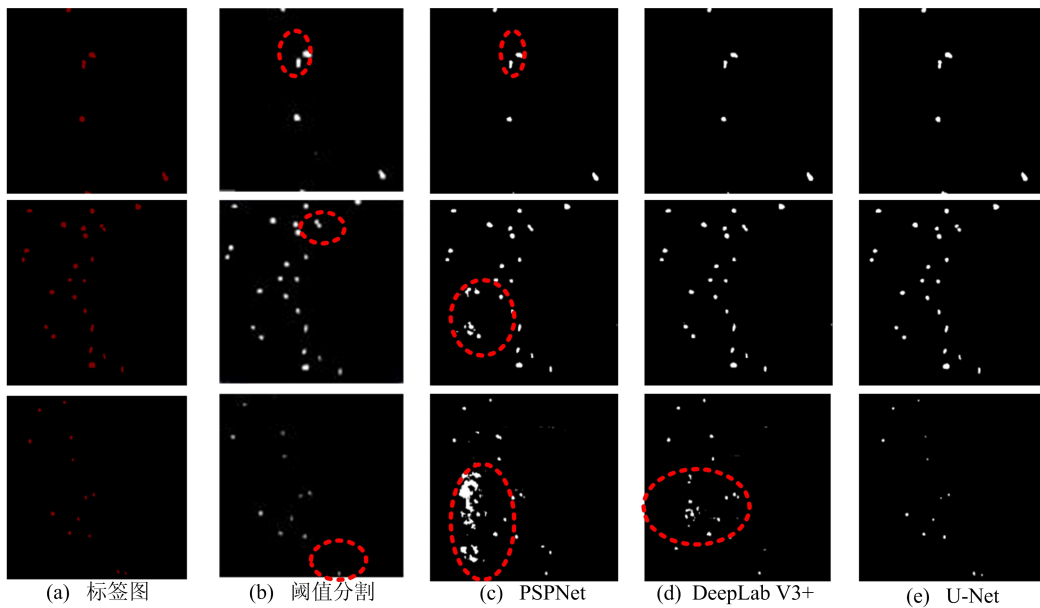


图 8 不同模型下细骨料的图像分割结果

4 种模型算法的分割性能评价指标结果见表 2 所列。

表 2 不同模型的分割性能 %

模型	准确率	召回率	F 平衡分数	交并比
阈值分割	95.0	86.6	55.1	68.3
PSPNet	99.3	87.2	56.3	77.1
DeepLab V3+	99.7	87.6	79.9	82.2
U-Net	99.8	88.1	84.9	84.3

与阈值分割算法、PSPNet 和 DeepLab V3+模型算法相比,U-Net 分割模型在细骨料图像数据集上表现出更好的性能。U-Net 模型交并比数值比阈值分割算法的结果高 16.0%,比 PSPNet 模型高出 7.2%,比 DeepLab V3+高出 2.1%。在 F 平衡分数的比较中,U-Net 模型算法比阈值分割算法高 29.8%,PSPNet 模型算法高出 28.6%,DeepLab V3+模型算法高出 5.0%。

2.4 细骨料粒径和级配的测量对比结果

再生细骨料粒型相对于天然细骨料更复杂,为了体现粒型之间的差异性,本文采用再生细骨料作为原材料进行细骨料等效粒径的对比以及级配测量实验,实验中使用的 3 种不同粒段(0.60~<1.18 mm、1.18~<2.36 mm、2.36~<4.75 mm)的再生细骨料如图 9 所示。3 种粒段再生细骨料的双面投影图分割结果如图 10 所示。

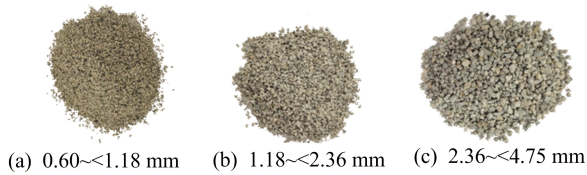


图 9 不同粒段的再生细骨料



图 10 不同粒段细骨料的双面投影分割图

2.4.1 单一粒径的测量结果

本文利用双面投影法,整合计算出细骨料的等效粒径 D_d ,与传统单面投影法的结果进行对比。单一投影面图像法只需要细骨料单方向投影分割图即可计算出细骨料等效粒径 D_s ,因此在本实验中,仅选取 180° 方向的 CCD 相机采集的细骨料投影分割图像进行对比验证。

在传统筛分法中,细骨料的粒段划分主要是以能否通过一定孔径大小的方孔筛为判定标准,因此,本文采用游标卡尺量取细骨料三轴尺寸,取中间值作为骨料的真实粒径 D 。为保证单面投影法和双面投影法计算出的等效粒径的可靠度,实验在 3 种粒段内分别选取 6 颗细骨料进行测量,依据粒段不同可将细骨料分为 A 组(0.60~<1.18 mm)、B 组(1.18~<2.36 mm)、C 组(2.36~<4.75 mm)。3 组细骨料的等效粒径计算值对比结果见表 3 所列。与真实粒径 D 对比可知,3 种不同粒段的细骨料中,等效粒径 D_d 与真实粒径 D 的误差平均值分别为 1.40%、2.10%、3.12%,比等效粒径 D_s 的误差平均值分

别低 1.64%、4.69%、6.20%。结果表明,随着细骨料粒径的增大,等效粒径 D_d 与等效粒径 D_s 的误差均有一定程度的增大,但等效粒径 D_d 受粒径变化的影响比等效粒径 D_s 小,对比偏差值也更低,对于不同粒段下的细骨料有着更强的适应性。

表 3 不同粒段下等效粒径计算方法的对比结果

骨料序号	D_d /mm	D_s /mm	D /mm	偏差/%	
				D_d	D_s
A1	0.74	0.75	0.73	1.37	2.74
A2	0.70	0.72	0.69	1.45	4.35
A3	0.64	0.65	0.63	1.59	3.17
A4	0.72	0.73	0.71	1.41	2.82
A5	0.75	0.76	0.74	1.35	2.70
A6	0.83	0.84	0.82	1.22	2.44
B1	1.68	1.75	1.65	1.82	6.06
B2	1.49	1.60	1.47	1.36	8.84
B3	1.75	1.82	1.71	2.34	6.43
B4	1.54	1.61	1.50	2.67	7.33
B5	1.87	1.95	1.84	1.63	5.98
B6	1.86	1.92	1.81	2.76	6.08
C1	2.92	3.16	2.86	2.10	10.49
C2	2.91	3.10	2.81	3.56	10.32
C3	2.76	2.92	2.67	3.37	9.36
C4	3.04	3.21	2.97	2.36	8.08
C5	3.07	3.25	2.95	4.07	10.17
C6	3.16	3.29	3.06	3.27	7.52

2.4.2 混合细骨料的级配测量结果

上述研究主要针对单粒段细骨料粒径的计算提取,本文也讨论了混合粒段下等效粒径 D_d 、等效粒径 D_s 和标准筛分法下的级配分布测量结果。实验将 3 种不同粒段(0.60~<1.18 mm、1.18~<2.36 mm、2.36~<4.75 mm)的细骨料按照不同数量比例进行混合,共计 4 种不同配比方案。每组配比方案中 3 种粒段内的细骨料颗粒数量占比见表 4 所列。

表 4 不同粒段下的细骨料颗粒数量占比 %

编号	0.60~<1.18 mm	1.18~<2.36 mm	2.36~<4.75 mm
方案 1	75	25	0
方案 2	25	75	0
方案 3	20	60	20
方案 4	0	75	25

实验中每种配比方案中细骨料总数均为 500 颗。等效粒径 D_d 、等效粒径 D_s 和标准筛分

法下混合细骨料的级配分布曲线如图 11 所示。从图 11 可以看出,采用等效粒径 D_d 计算出的各粒段的细骨料颗粒数目占比更接近筛分法的测量结果,细骨料的级配分布曲线也更接近于筛分法

的级配分布曲线。这是由于使用等效粒径 D_s 作为颗粒粒径往往会导致得到的细骨料粒径大于细骨料的真实粒径 D ,而等效粒径 D_d 相较于等效粒径 D_s 误差更小,更接近于细骨料真实粒径。

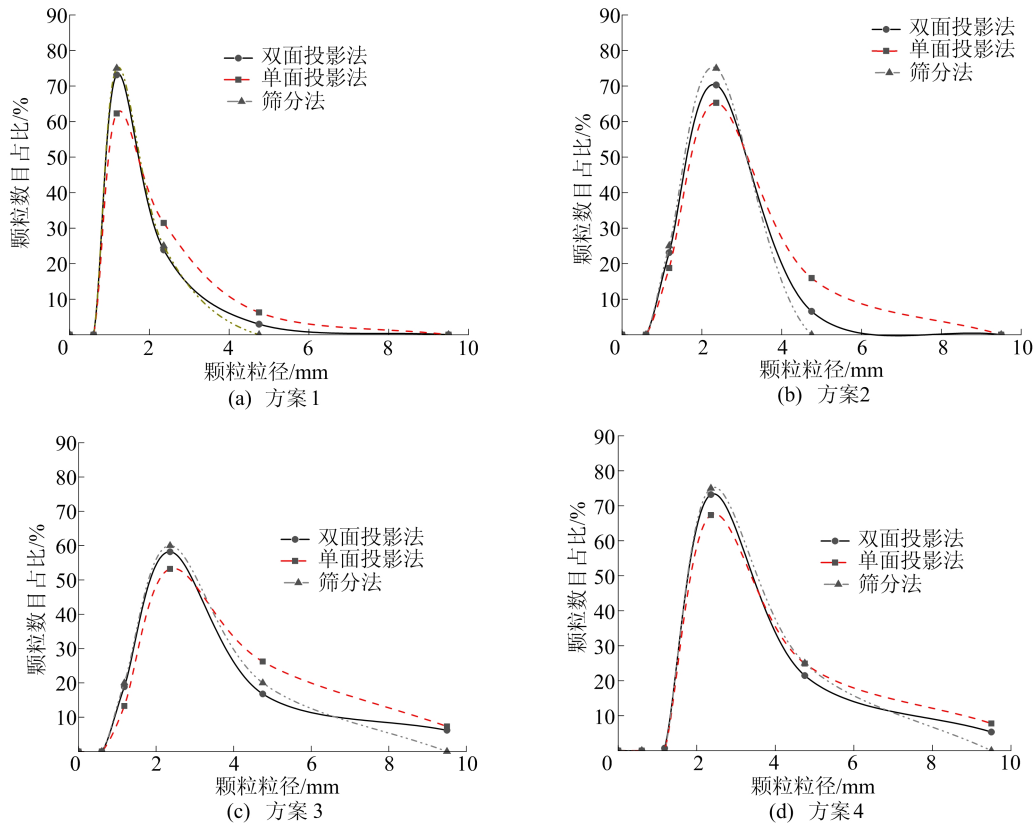


图 11 混合细骨料的级配分布曲线

3 结 论

为了获取更真实的细骨料的粒径及三维粒型参数,本文搭建细骨料双面投影采集系统获取了细骨料 2 个垂直角度下的投影图像,基于 U-Net 深度学习网络模型的图像分割算法对投影图像进行分割,对比分析了模型性能。同时,本文也对比等效粒径 D_s 与等效粒径 D_d 计算出的细骨料粒径与级配结果,得出以下结论:

1) 本文基于 U-Net 网络的细骨料分割模型算法的分割效果显著,可以实现对细骨料图像的精准分割。通过与阈值分割算法、PSPNet 和 DeepLab V3+ 等模型算法的分割结果进行对比,U-Net 模型算法的分割效果最好,准确率、召回率、 F 平衡分数和交并比分别达到 99.8%、88.1%、84.9%、84.3%。

2) 实验通过双面投影法,可计算获取细骨料更真实的等效粒径 D_d 及三维粒型参数,包括长度、宽度、厚度、长径比、圆形度、凸度、球形度。通过与

单面投影法计算获取的等效粒径 D_s 对比可知,利用双面投影法计算出的 $0.60 \sim <1.18 \text{ mm}$ 、 $1.18 \sim <2.36 \text{ mm}$ 、 $2.36 \sim <4.75 \text{ mm}$ 这 3 种粒段下的细骨料等效粒径 D_d 与实际细骨料真实粒径 D 的误差仅为 1.40%、2.10%、3.12%。同时在混合粒段下等效粒径 D_d 计算出的级配分布结果也更接近筛分法的测量结果。

3) 目前采集系统的效率还有待提升,在后续研究工作中需要提高 CCD 工业相机的采集帧率。同时,对于不同细骨料种类,实验提出的细骨料双面投影采集系统及细骨料分割模型可进行定向分割算法优化,建立应用范围更精准细骨料图像分割模型。

[参 考 文 献]

- [1] AMEL B, ELHEM G, LILIAN C, et al. Effects of recycled sand on the properties and durability of polymer and cement based mortars[J]. Construction and Building Materials,

- 2017,153:44-54.
- [2] YING J W, HUANG Y J, GAO X, et al. Effects of coarse and fine aggregates on long-term mechanical properties of sea sand recycled aggregate concrete[J]. *Frontiers of Structural and Civil Engineering*, 2021, 15 (3):19.
- [3] 石艳柯, 张洛兵, 王宇航, 等. 基于粒形分析的再生细骨料颗粒特性和制备砂浆性能研究[J]. *硅酸盐通报*, 2021, 40(12):4061-4069.
- [4] 陈灿, 刘虎军, 范志宏, 等. 机制砂粒型对砂浆工作性及力学性能的影响研究[J]. *建筑结构*, 2021, 51 (增刊 2): 1020-1025.
- [5] 韩照, 张云升, 乔宏霞, 等. 基于 CT 扫描及图像处理技术的机制砂形貌研究[J]. *材料导报*, 2023(19):1-12.
- [6] ERDOGAN S, FORSTER A, STUTZMAN P, et al. Particle-based characterization of ottawa sand; shape, size, mineralogy, and elastic moduli[J]. *Cement and Concrete Composites*, 2017, 83:36-44.
- [7] PODCZEK F, RAHMAN S, NEWTON J. Evaluation of a standardised procedure to assess the shape of pellets using image analysis[J]. *International Journal of Pharmaceutics*, 1999, 192(2):123-138.
- [8] OLA S, JOHAN D, PINOLI J, et al. A geometric-based method for recognizing overlapping polygonal-shaped and semi-transparent particles in gray tone images[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2011, 15 (32):2068-2079.
- [9] ANIBAL M, DAMIANO S, YURI N, et al. From projected shadow (FFPS): an algorithm for 3D shape analysis of sedimentary particles[J]. *Computers and Geosciences*, 2013, 60: 98-108.
- [10] XIE W Q, ZHANG X P, YANG X M, et al. 3D size and shape characterization of natural sand particles using 2D image analysis[J]. *Engineering Geology*, 2020, 279:105915.
- [11] LIAO C W, YU J H, SHI Y, et al. On-line full scan inspection of particle size and shape using digital image processing[J]. *Particuology*, 2010, 8(3):286-292.
- [12] HAN Y X, YANG S, CHEN Q C, et al. Recognition and segmentation of complex texture images based on super-pixel algorithm and deep learning[J]. *Computational Materials Science*, 2022, 209:111398.
- [13] SHEN M R, LI G Z, WU X D, et al. Multi defect detection and analysis of electron microscopy images with deep learning [J]. *Computational Materials Science*, 2021, 199:110576.
- [14] YANG D F, WANG X, ZHANG H R, et al. A mask R-CNN based particle identification for quantitative shape evaluation of granular materials[J]. *Powder Technology*, 2021, 392:296-305.
- [15] MIRSALAR K, YOUNGJIB H. Vision-based volumetric measurements via deep learning-based point cloud segmentation for material management in jobsites[J]. *Automation in Construction*, 2021, 121:103430.
- [16] LECUN Y, BOSER B, DENKER J, et al. Backpropagation applied to handwritten zip code recognition [J]. *Neural computation*, 1989, 1(4):541-551.
- [17] ABDAL A, IJJEH, SAEED U, et al. Full wavefield processing by using FCN for delamination detection[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2021, 153:107537.
- [18] WANG X, GUO Y C, WANG S, et al. Rapid detection of incomplete coal and gangue based on improved PSPNet [J]. *Measurement*, 2022, 201:111646.
- [19] RONNEBERGER O, FISCHER, BROX T. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation[C]// *International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. Berlin: Springer International Publishing, 2015:234-241.
- [20] WANG L, WANG J, QIAN X, et al. An environmentally friendly method to improve the quality of recycled concrete aggregates[J]. *Construction and Building Materials*, 2017, 144(30):432-441.
- [21] BRYAN C, RUSSELL, TORRALBA A, et al. LabelMe: a database and web-based tool for image annotation[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2008, 77:157-173.
- [22] CHEN Z H, LIU X J, YANG J, et al. Deep learning-based method for SEM image segmentation in mineral characterization, an example from duvernay shale samples in western Canada sedimentary basin[J]. *Computers & Geosciences*, 2020, 138:104450.
- [23] 蔡园园, 房怀英, 余文, 等. 采用数字图像处理的机制砂粒度级配检测方法[J]. *华侨大学学报(自然科学版)*, 2019, 40(5):567-573.
- [24] 陈敦法, 黄志刚, 陈倩, 等. 机制砂颗粒形貌参数及其相关性研究[J]. *建材世界*, 2021, 42(1):6-11.
- [25] 张鹏, 洪丽, 李他单. 基于深度学习技术的纤维混凝土 CT 图像中短切玻璃纤维的快速识别模型[J]. *工程与建设*, 2021, 35(6):1370-1373, 1380.

(责任编辑 吴 亮)