

# 基于 AI 图像分析的铸造原砂粒度粒形检测法

李贝贝<sup>1</sup>, 郭树人<sup>1</sup>, 曹华堂<sup>1</sup>, 刘鑫旺<sup>1</sup>, 董选普<sup>1</sup>, 张宇辉<sup>2</sup>, 钟飞升<sup>2</sup>, 吴执成<sup>2</sup>

(1. 华中科技大学材料科学与工程学院, 材料成形与模具技术全国重点实验室, 湖北武汉 430074;

2. 辽宁联信铸砂投资集团有限公司, 辽宁沈阳 110000)

**摘要:** 铸造原砂的粒形和粒度分布是原砂生产和使用过程中的重要衡量指标。针对筛分法存在的测量效率和测量误差问题, 本文提出一种基于人工智能 (Artificial Intelligence: AI) 图像分析的铸造原砂粒度粒形测试方法, 即采用工业相机采集原砂图像, 通过AI图像处理技术对图像进行实例分割, 然后对图像进行特征提取, 统计出原砂的粒度分布和粒形分布。研究表明: 基于AI技术的BlendMask实例分割模型能有效地分离粘连砂粒; 采用圆形度、形状因子和方形度三个特征参数对原砂粒形进行K-means聚类, 能够准确分析砂粒的粒形特征; 采用等效椭圆法、面积占比等效质量占比法, 可准确测得烘焙砂、烘干砂和宝珠砂三种铸造原砂的粒度分布, 满足行业精度要求。

**关键词:** 铸造原砂; 粒度分布; 粒形; 图像法; 实例分割; 深度学习

铸造原砂是铸造生产中造型、制芯的骨干材料<sup>[1]</sup>, 在生产及使用的过程中, 需要对原砂的粒形及粒度分布进行检验。现有的原砂粒度测量方法主要是筛分法<sup>[1-3]</sup>, 该方法是一项非常耗时耗力的工作, 并且受筛网质量和人工操作的影响会产生较大的测试误差, 其误差主要来源于筛孔的堵塞和筛网的老旧变形: 筛网属于易损耗品, 随着测量次数的增加, 部分筛孔被原砂颗粒堵住, 导致测量结果偏大; 筛网的老旧变形也会使测量结果出现偏差。

随着计算机数字图像处理技术和机器学习的迅速发展, 利用图像法测量原砂的粒度逐渐成为一种新兴的粒度检测技术。黄晓宇<sup>[4]</sup>提出了一种动态图像测量方法, 通过对下落过程中的机制砂颗粒图像进行灰度化、滤波、二值化等预处理, 提取出机制砂的粒度、粒形参数。Chen等人<sup>[5]</sup>针对球形二氧化硅颗粒设计了一种在线机器视觉的检测方法, 能够对颗粒的粒度和圆度进行测量, 并且重复精度能达到 $\pm 1\%$ 左右; Yang等人<sup>[6]</sup>针对下落过程中的骨料颗粒提出了一种基于数字图像处理的在线检测系统, 实现了生产环境中骨料颗粒和形状的实时检测, 属于一种动态图像测量法。蔡园园等人<sup>[7]</sup>设计了一种机制砂级配检测系统, 不仅能够测量机制砂的粒度, 还能够对机制砂的含水量和含粉量进行检测。然而, 上述方法都属于常规的数字图像处理算法, 在复杂的场景中表现欠佳, 且对环境变化的适应性不足。

图像法的检测难点在于对图像中粘连砂粒不能做到有效地分割, 因此造成较大的测量误差。近些年来, 由于深度学习技术的发展, 实例分割技术备受关注。Hu等人<sup>[8]</sup>提出了一种深度学习算法来分割堆叠的粗集料图像, 验证了MaskR-CNN实例分割模型可以有效避免过分割和欠分割现象, 对不同粒径的集料具有普遍适用性。黄培智等人<sup>[9]</sup>基于机制砂的级配问题提出了一种基于深度学习的机制砂级配在线检测系统, 通过MaskR-CNN的实例分割模型对堆叠场景下的机制砂进行有效分割, 满足了制砂过程中的在线检测。Qiao等人<sup>[10]</sup>设计了一种新的实例分割深度CNN模型, 该模

## 作者简介:

李贝贝 (1998-), 男, 硕士生, 主要研究方向铸造工艺智能化。E-mail: libeibei98@outlook.com

## 通讯作者:

董选普, 男, 教授。E-mail: dongxp@hust.edu.cn

中图分类号: TG221

文献标识码: A

文章编号: 1001-4977 (2024)

04-0520-07

## 收稿日期:

2023-09-21 收到初稿,

2023-11-17 收到修订稿。

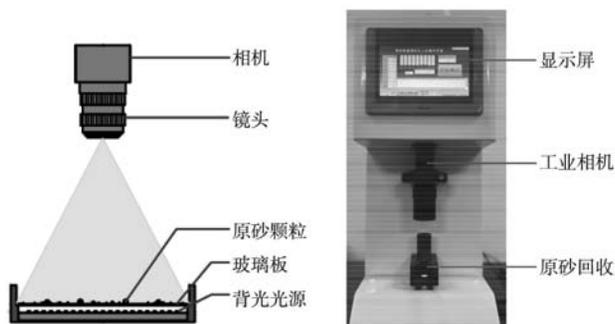
型包括对象检测子网络和语义分割子网络，对相互遮挡且具有黑暗背景下的岩石碎片进行识别和分割，能够识别复杂的岩石碎片。相比于常规的数字图像处理算法，基于深度学习的实例分割算法更适用于复杂场景下的分割问题。然而上述方法大多基于MaskR-CNN实例分割模型，该模型能够有效分离粘连砂粒，但是该模型相对复杂，在训练和推理时需要消耗大量的计算资源，很难部署在资源有限的嵌入式设备上。另外，对于较小的原砂颗粒，该模型的分割效果较差，当一张图像中砂粒的数量越多，该模型的推理时间越长。

针对以上问题，本文提出一种基于AI深度学习的图像检测法，对铸造原砂的粒度和粒形进行检测。该方法以BlendMask<sup>[11]</sup>实例分割模型为基础，通过对原砂颗粒图像进行实例分割和特征提取，统计出原砂颗粒的粒形分布和粒度分布。统计粒形分布时，使用圆形度、形状因子和方形度三个特征参数对粒形进行K-means聚类；统计粒度分布时，使用等效椭圆Feret短径作为原砂颗粒的等效粒径，统计各个粒度区间的面积占比来等效质量占比。通过对比试验证明，该方法较传统的筛分法检测效率更高，误差较小，具备高的准确性和可行性。

## 1 试验方案及材料

### 1.1 检测方案和仪器

测试仪器为自主研制的测试装置，主要包括数据计算和显示模块、照相检测模块、原砂回收模块。检测模块包括工业相机、镜头、背光玻璃板和背光源，示意图如图1a所示。回收模块包含一个滑动推块。落料筒经过振动之后将待检测的原砂颗粒均匀分布在玻璃背光板上，避免多层砂粒堆积，然后由工业相机拍摄得到原砂颗粒图像。拍摄完成之后，滑动推块将砂粒推到旧砂回收区域。检测系统的整体结构如图1b所示。



(a) 图像法方案的设计 (b) 自制的检测仪器  
图1 图像法检测仪器

Fig. 1 Image-based detection instrument

### 1.2 技术路线

BlendMask是一种创新性的一阶段的实例分割方法<sup>[11]</sup>，在对砂粒进行识别的同时进行分割，相较于先识别再分割的两阶段模型，该模型的识别速度更快。BlendMask有效地结合了从整体到局部（Top-down）和从局部到整体（Bottom-up）的思路，首先在anchor-free检测模型FCOS的基础上，BlendMask引入了底部模块（Bottom-Module），用于提取低层次的细节特征，并在实例级别上预测了一个注意力图（Attentionmap）。同时，借鉴FCIS和YOLACT的融合方法，该模型提出了Blender模块，以更好地融合高层实例信息和低层语义信息，实现高精度的实例分割。

基于深度学习的图像法检测原砂粒度分布的整体框架如图2所示。为了确保模型在各种情况下都能准确识别，利用图像采集系统对不同光照条件和不同形状的粘连砂粒进行图像采集，并将采集到的原砂颗粒图像制成训练样本，然后通过BlendMask分割模型训练之后得到权重文件；为了增强模型在复杂背景下的分割能力，模型训练时使用随机裁剪的数据增强技术；统计原砂的粒度分布和粒形分布时，首先利用权重文件对颗粒图像进行图像分割，然后利用图像处理技术对颗粒投影轮廓进行特征提取和连通域分析，通过相机标定将像素尺寸转成实际物理尺寸，得到每个砂粒的粒度粒形参数。

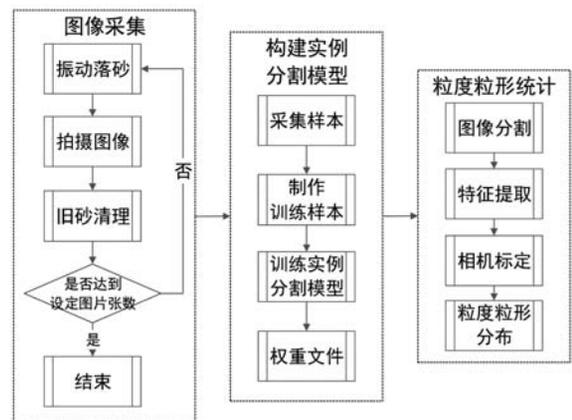


图2 检测系统整体流程图

Fig. 2 The overall workflow diagram of the detection system

为了验证BlendMask实例分割模型对于铸造原砂颗粒的分割效果，将实例分割模型的分割结果与U-Net语义分割模型的分割效果进行对比，两种模型使用同样的数据集进行训练，并对同一张图像进行预测，预测结果如图3所示。

通过观察两种模型的分割效果图可以看出，U-Net网络只能做到语义级别的分割，对图中的粘连砂粒存在欠分割的现象，两个以上的相连砂粒会被定义成单个砂粒，对结果影响较大。与之相比，BlendMask模型

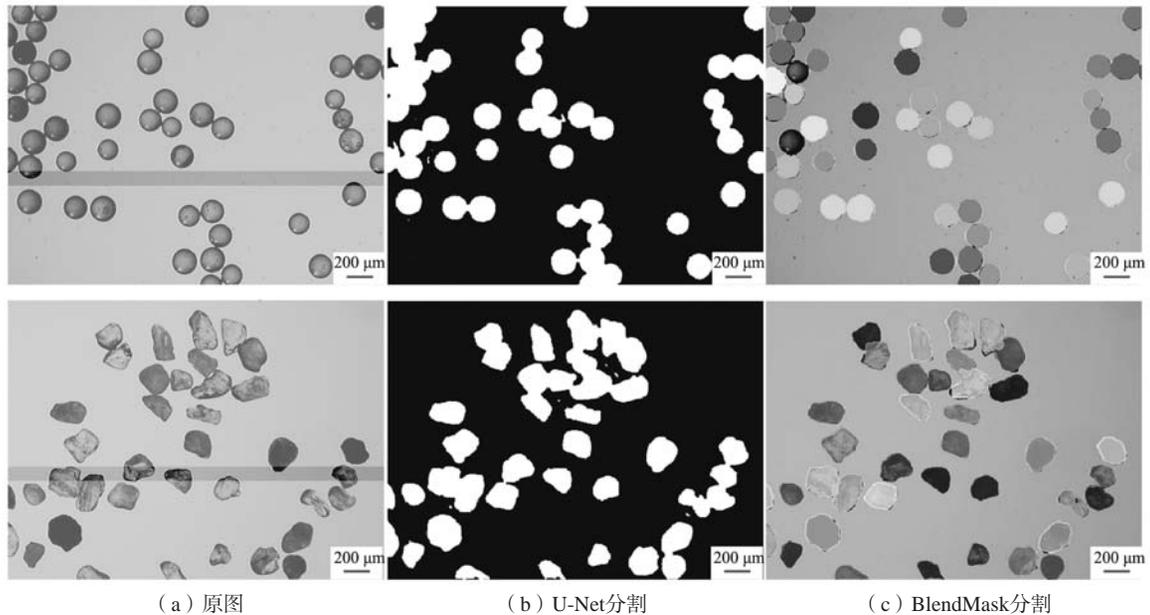


图3 两种模型的分割效果图

Fig. 3 Segmentation results of two models: U-Net and BlendMask

能够有效对粘连砂粒做到单个砂粒的分割,提高了砂粒分割的精度。值得一提的是,在拍摄原砂颗粒图像时,由于落料筒的振动,原砂颗粒均匀地分布在背光板上,避免了多层砂粒的堆积。

### 1.3 试验材料

表1为试验所用原料,试验选用三种不同的铸造原

砂进行粒度分布和粒形分布的测量。

## 2 图像法原砂参数表征

基于原砂图像的测量方法无法直接获取原砂颗粒的质量、比表面积等信息,因此需要用等效的方法对原砂颗粒的粒径和粒形进行表征。

表1 试验所用原料

Table 1 Materials used in the experiment

原料	粒度分布/目数									粒形	AFS细度
	20	30	40	50	70	100	140	200	270		
烘焙砂 (as15)	0.00	0.00	0.00	0.00	0.10	17.75	30.92	1.14	0.03	尖角形	90.21
140目宝珠砂	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	1.62	43.73	4.38	0.10	圆形	102.74
70/140目烘干砂	0.00	0.00	0.06	0.38	6.26	29.58	12.81	0.73	0.04	钝角形	76.14

### 2.1 原砂粒形表征

铸造用硅砂的颗粒形状根据角形系数<sup>[2]</sup>可以分为圆形(○)、椭圆形(○-□)、钝角形(□)、方角形(□-△)和尖角形(△)。本文使用圆形度、形状因子和方形度三个参数对原砂颗粒的粒形进行表征,圆形度、形状因子和方形度的计算公式如式(1)所示。

$$\begin{cases} e_i = \frac{4\pi \cdot s_i}{l_i^2} \\ \varphi_i = \frac{X_{\text{Ferret}_{\min, i}}}{X_{\text{Ferret}_{\max, i}}} \\ v_i = \frac{s_i}{s_{\text{rect}, i}} \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $e_i$ 表示原砂颗粒的圆形度;  $\varphi_i$ 表示原砂颗粒的形状因子;  $v_i$ 表示原砂颗粒的方形度;  $s_i$ 表示投影轮廓的面积;  $l_i$ 表示投影轮廓的周长;  $X_{\text{Ferret}_{\min, i}}$ 表示投影轮廓的最短Ferret直径;  $X_{\text{Ferret}_{\max, i}}$ 表示投影轮廓的最长Ferret直径;  $s_{\text{rect}, i}$ 表示投影轮廓的最小外接矩形面积。

### 2.2 原砂粒径表征

在评价一个形状标准的物体大小时,可以使用单一的参数表示,比如标准圆和标准球,可以使用半径这一特征参数表示其大小。对于铸造原砂这种形状不规则的颗粒,没有统一规定的标准参数表示其大小。根据周建华等人<sup>[12]</sup>的研究,对于形状不规则的颗粒,使用等效椭圆Ferret短径作为等效粒径最符合筛分法的

粒径测量结果。本文同样采用等效椭圆Ferret短径作为原砂颗粒的等效粒径,如图4所示,椭圆的面积和颗粒的投影面积相等。

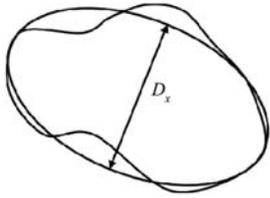


图4 等效椭圆Ferret短径

Fig. 4 The Ferret short diameter of the equivalent ellipsoid

### 2.3 原砂粒度分布表征

筛分法是根据各个粒度区间的质量占比计算粒度分布<sup>[3]</sup>,本文采用各粒度区间的面积占比来等效质量占比计算出原砂的粒度分布,计算公式如式(2)所示。

$$P_{s_i} = \frac{S_i}{\sum_{i=1}^n S_i} \quad (2)$$

式中:  $P_{s_i}$ 表示各个粒度区间的面积百分比;  $s_i$ 表示各个

粒度区间的投影面积和。

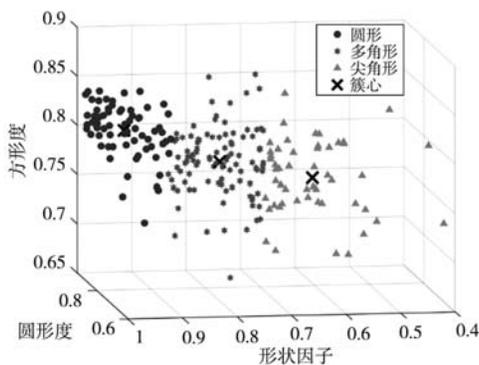
## 3 试验结果与分析

综合考虑单次试验的测量效率和测量精度,本文使用AI图像法测量的粒度分布数据均是拍摄了50张原砂颗粒图像(约3 g铸造原砂)的统计结果,一次完整试验大约用时6 min,与50 g原砂的筛分结果相比,最大单筛误差和AFS细度误差均不超过3%。

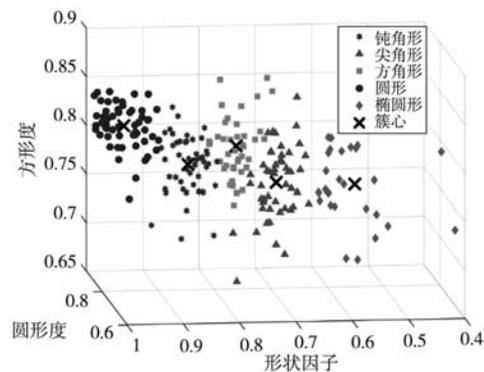
### 3.1 图像法测量原砂粒形

#### 3.1.1 K-means聚类算法的可行性分析

K-means聚类是一种对样本进行分类的无监督学习算法。本文根据圆弧度、形状因子和方形度三个特征参数对原砂颗粒的粒形进行聚类,聚类效果如图5所示,其中, $K$ 表示类别数,比如, $K=3$ 表示根据特征参数将原砂的粒形分为圆形、多角形和尖角形三类, $K=5$ 表示根据特征参数将原砂的粒形分为圆形、椭圆形、钝角形、方角形和尖角形五类;“x”表示每个类别的中心。



(a)  $K=3$ 时的聚类效果



(b)  $K=5$ 时的聚类效果

图5 K-means聚类效果图

Fig. 5 K-means clustering results

分别观察图5a和图5b可知,圆形砂粒的形状因子和圆弧度非常接近于1,而方形度最高的砂粒出现在多角形或者方角形中。通过对比两幅图发现,使用K-means聚类的方法将原砂粒形分为三类时,尖角形砂粒中包含椭圆形砂粒,多角形砂粒中包含钝角形砂粒和方角形砂粒。相同粒形的砂粒有明显的聚类现象,不同粒形的砂粒之间有明显的分界现象,说明使用圆弧度、形状因子、方形度三个特征参数对原砂的粒形进行分类时,可以准确地将原砂的粒形分为3类或者5类。

#### 3.1.2 原砂粒形分布的统计

为了验证K-means聚类算法对原砂粒形分类的准确性,根据前文计算得到的每个聚类中心的坐标,分别

对表1所列3种铸造原砂进行粒形分布的统计,统计结果如图6所示。

通过观察图6a发现,将原砂粒形分为三类时,烘焙砂和烘干砂中多角形砂粒占大多数,宝珠砂中圆形砂粒占大多数,占比达到84.8%;通过对比图6a和图6b发现,将原砂粒形分为五类时,多角形砂粒约等于钝角形砂粒与方角形砂粒之和,而尖角形砂粒中又分出了部分的椭圆形砂粒。将图6中的结果与表1中的数据对比发现,图像法测得的原砂粒形分布与国标结果一致。

#### 3.2 筛分法测量原砂粒度分布的稳定性分析

在验证图像法测量原砂粒度分布的可行性和准确性之前,确保筛分法测量结果的准确性至关重要。本

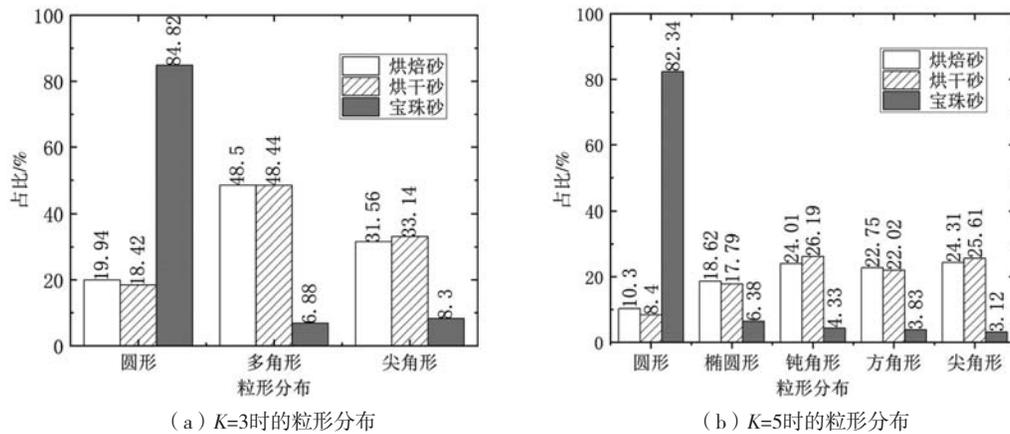


图6 不同K值的原砂粒形统计

Fig. 6 Particle shape statistics for different values of K

文通过设计相关对比试验,验证不同的试验筛和不同的筛分时间对原砂粒度分布测量结果的影响。

### 3.2.1 国产标准试验筛和美国标准试验筛的对比

依据《铸造用砂及混合料试验方法》的国家标准,称取 $(50 \pm 0.01)$  g铸造原砂试样,筛分时间设为15 min,使用两种不同标准的铸造用试验筛分别对烘干砂和宝珠砂进行筛分试验测量原砂的粒度分布,测

量结果如图7所示。结果显示,对于两种不同的铸造原砂,美国标准试验筛的粒度分布测量结果更接近标准结果,两者之间的误差更小。测量140目宝珠砂的粒度分布时,国产标准筛和美国标准筛的测量结果较为接近,但是在测量烘干砂的粒度分布时,国产筛的误差远大于美国筛的误差。在后续验证不同筛分时间对粒度分布的影响时所使用的试验筛均为美国标准试验筛。

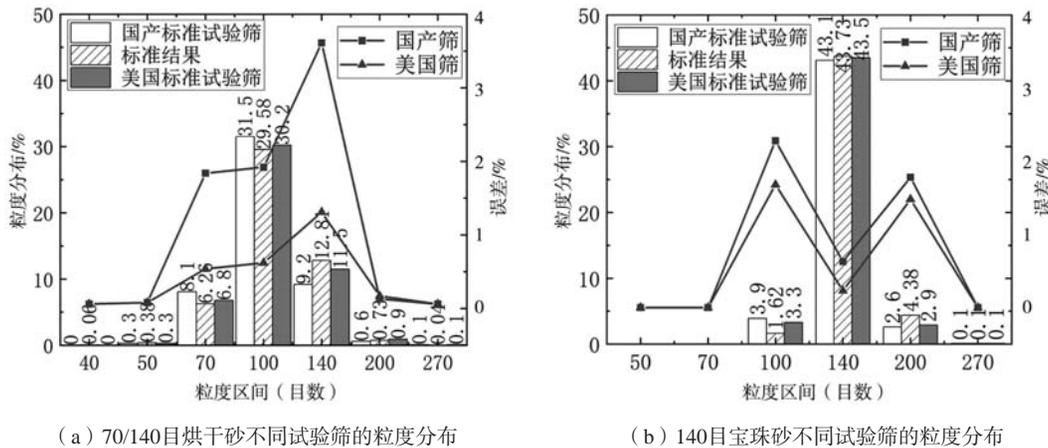


图7 烘干砂和宝珠砂不同试验筛的粒度分布

Fig. 7 Particle size distributions for different test sieves of the dried sand and fused ceramic sand

### 3.2.2 美国标准试验筛不同筛分时间的对比

考虑到筛分法在振动筛分的过程中存在筛分不彻底导致部分原砂颗粒未能通过筛孔,从而导致筛分结果出现偏差的情况,本文使用美国标准试验筛,分别测量烘干砂和宝珠砂在筛分时间为15 min、30 min、45 min时的粒度分布,测量结果如图8所示。

观察图8可知,随着筛分时间的增加,低目数的砂粒数量逐渐减少,高目数的砂粒数量逐渐增加,对于形状不规则的烘干砂这种现象尤为明显,其中单筛的最大方差达到1.29。

试验表明,不同的试验筛和不同的筛分时间对筛分的测量结果均有影响,尤其是形状不规则的砂这种影响更大。

### 3.3 图像法测量原砂粒度分布的稳定性分析

为了验证图像法测量原砂粒度分布的准确性,对上述提到的三种铸造原砂分别设置了3组重复性试验,分别以组1、组2、组3表示,重复性误差使用方差来表示。3组重复性试验的结果如图9所示。

由图中数据可知,AI图像法的3次重复性试验的误

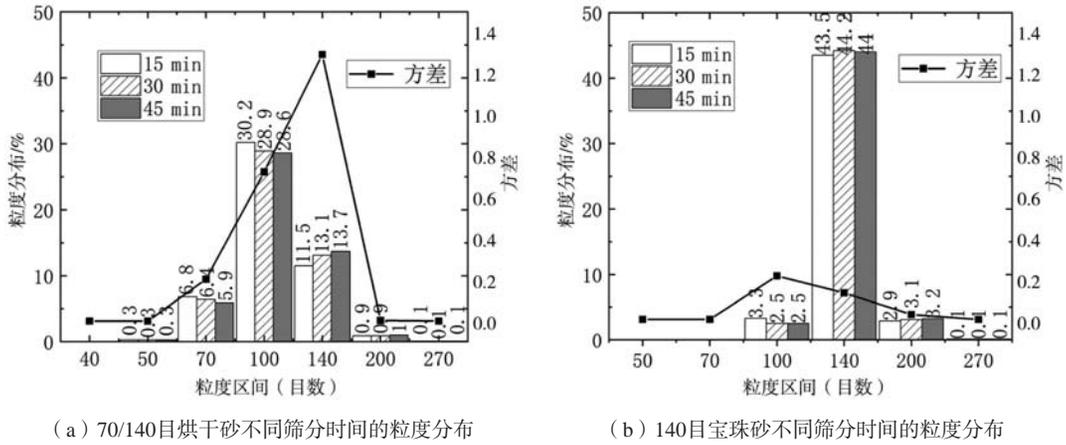


图8 烘干砂和宝珠砂不同筛分时间的粒度分布

Fig. 8 Particle size distributions for different sieving times of the dried sand and fused ceramic sand

差都很小，对三种不同的铸造原砂，单个粒度区间的方差均能控制在0.4以内，实际误差小于1%。

### 3.4 图像法与筛分法的对比试验

为了验证图像法测量原砂粒度分布的可靠性，将图像法的测量结果和筛分法的测量结果进行对比，对比结果如图10所示。其中，为了更加直观地体现测量误差，图中的误差均是绝对值误差。

分析图10可知，对于3种不同的铸造原砂颗粒，图

像法的测量结果和筛分法的测量结果均比较接近，单个粒度区间的测量误差都在3%以内，其中最大测量误差出现在宝珠砂140目，达到2.26%。由图10b可知，对于宝珠砂，图像法的测量结果在140目时低于筛分法，在200目时高于筛分法，这是因为筛分时单筛中的砂粒数量过多，筛分出现不彻底的情况，140目的筛网中部分砂粒没有通过筛孔，导致出现较大偏差。因此，可以明确，误差并非图像法产生的，而是实际筛分时产生的误差。

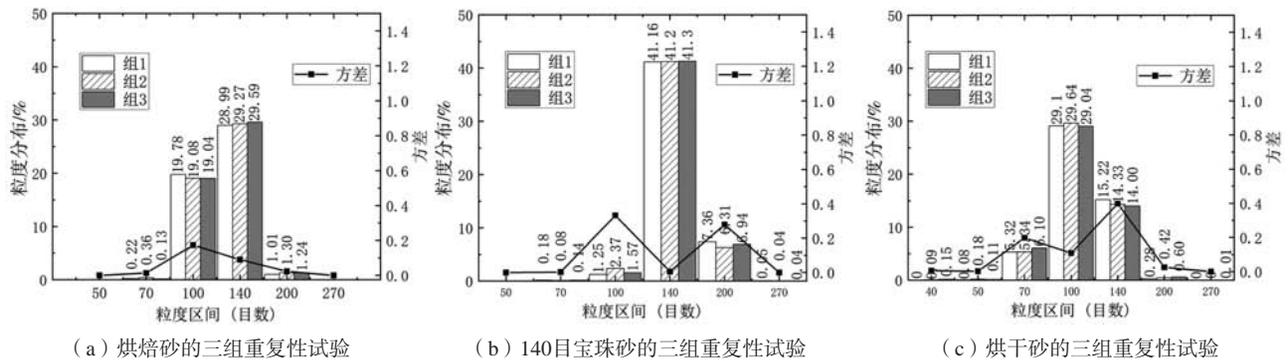


图9 AI图像法对三种不同铸造原砂的重复性试验

Fig. 9 Reproducibility testing of the AI image-based method on three different casting sands

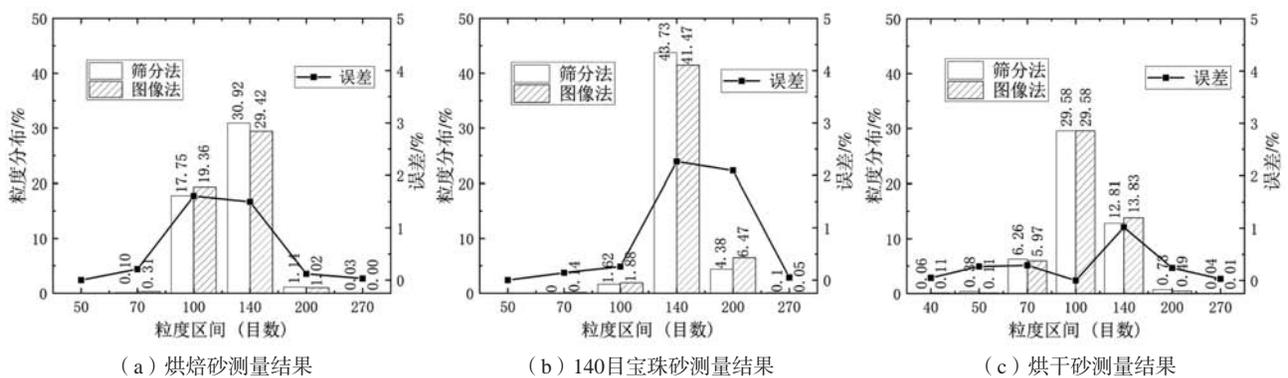


图10 筛分法与AI图像法的测量结果对比

Fig. 10 Comparison of the measurement results between the sieving method and AI image-based method

## 4 结论

(1) 使用K-Means聚类的方法能够对原砂颗粒的粒形进行分类, 分类结果与国标相比完全一致。

(2) 使用BlendMask实例分割模型能够有效地对粘连砂粒进行分割, 可以实现所有粒形的砂粒分割成准确面积的单一砂粒, 确保测试的准确性。

(3) 使用AI图像法对烘焙砂、宝珠砂和烘干砂三

种不同的铸造原砂测量其粒度分布, 与国标筛分法进行对比, 最大单筛误差不超过3%, AFS细度误差不超过3%。

(4) 筛分法由于筛网质量和人工操作会带来测量误差, 而图像法不受这些因素影响, 结果稳定可靠, 本文提出的基于AI图像分析测量原砂粒形和粒度分布的检测方法具有高的准确性和可行性。

### 参考文献:

- [1] 黄天佑. 铸造手册: 造型材料 [M]. 4版. 北京: 机械工业出版社, 2020.
- [2] 通辽市大林型砂有限公司. 铸造用硅砂: GB/T 9442—2010 [S]. 北京: 中国标准出版社.
- [3] 济南圣泉集团股份有限公司, 无锡市三峰仪器设备有限圣司. 铸造用砂及混合料试验方法: GB/T 2684—2009 [S]. 北京: 中国标准出版社.
- [4] 黄晓宇. 基于动态图像法的机制砂级配测量及补偿算法研究 [D]. 厦门: 华侨大学, 2020.
- [5] CHEN Lumin, CHEN Zhen, FENG Ansheng. Image analysis algorithm and verification for on-line molecular sieve size and shape inspection [J]. *Advanced Powder Technology*, 2014, 25 (2).
- [6] YANG Jianhong, CHEN Sijia. An online detection system for aggregate sizes and shapes based on digital image processing [J]. *Mineralogy and Petrology*, 2017, 111 (1).
- [7] 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.
- [8] HU Xiang, FANG Huaiying, YANG Jianhong, et al. Online measurement and segmentation algorithm of coarse aggregate based on deep learning and experimental comparison [J]. *Construction and Building Materials*, 2022, 327.
- [9] 黄斐智, 房怀英, 杨建红, 等. 基于深度学习的机制砂级配在线检测研究 [J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43 (10): 165-176.
- [10] QIAO Weidong, ZHAO Yufei, XU Yang, et al. Deep learning-based pixel-level rock fragment recognition during tunnel excavation using instance segmentation model [J]. *Tunnelling and Underground Space Technology incorporating Trenchless Technology Research*, 2021, 115.
- [11] CHEN Hao, SUN Kunyang, TIAN Zhi, et al. Blendmask: top-down meets bottom-up for instance segmentation [J]. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2020.
- [12] 周建华, 房怀英, 杨建红, 等. 图像法集料粒径检测表征参数的选择及实验研究 [J]. *计量学报*, 2018, 39 (6): 783-790.

## AI-Based Image Analysis for Particle Size and Shape Detection in Casting Sand

LI Bei-bei<sup>1</sup>, GUO Shu-ren<sup>1</sup>, CAO Hua-tang<sup>1</sup>, LIU Xin-wang<sup>1</sup>, DONG Xuan-pu<sup>1</sup>, ZHANG Yu-hui<sup>2</sup>, ZHONG Fei-sheng<sup>2</sup>, WU Zhi-cheng<sup>2</sup>

(1. National Key Laboratory of Materials Forming and Mold Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, Hubei, China; 2. Liaoning Lianxin Foundry Sand Investment Group Co., Ltd., Shenyang 110000, Liaoning, China)

### Abstract:

The shape and particle size distribution of casting sand are important factors in the production and utilization of the casting sand. To address the issues of measurement efficiency and measurement errors associated with sieving methods, this study proposed a casting sand particle size and shape testing method based on artificial intelligence (AI) image analysis, which involves capturing images of the casting sand using an industrial camera and employing AI image processing techniques for instance segmentation. Subsequently, the images were subjected to feature extraction to statistically determine the particle size and shape distribution of the casting sand. The research findings indicated that the AI-based BlendMask instance segmentation model could effectively separate agglomerated sand particles. By utilizing three feature parameters—circularity, shape factor, and rectangularity—for K-means clustering of casting sand particles, the method analyzed the particle shape characteristics accurately. Furthermore, employing the equivalent ellipse method and the area proportion equivalent mass ratio method enabled precise measurement of the particle size distribution for three types of the casting sand: baked sand, dried sand, and zircon sand, respectively, which meets the industry accuracy requirements.

### Key words:

casting sand; particle size distribution; particle shape; image-based method; instance segmentation; deep learning