

基于余弦相似度的铸件浇冒口检测研究

冯 纵<sup>1,2</sup> 陈新度<sup>1,2</sup> 吴 磊<sup>1,2</sup> 刘跃生<sup>1,2</sup> 谢浩彬<sup>1,2</sup>

(1.广东工业大学广东省计算机集成制造重点实验室;  
2.广东工业大学省部共建精密电子制造技术与装备国家重点实验室)

**摘 要** 提出了自动化、智能化的铸件毛坯打磨切割工艺方案,对铸件浇冒口的分割检测方法进行了研究。基于 RandLA-Net 进行改进,提出了铸件点云分割网络 FLA-Net,针对网络中仅仅考虑了距离信息而忽略了方向信息的不足,提出了一种结合余弦相似度的 ACSE 编码模块,提升了铸件浇冒口的分割精度。针对点云的无序性,参考 PointCNN 分割框架,使用 X 空间变换矩阵,使网络具有空间转换不变性,提升网络表达能力与语义分割精度。结果表明,对比经典点云语义分割框架,FLA-Net 的效果更精确,具有更好的工程应用前景。

**关键词** 深度学习;铸件浇冒口;余弦相似度;空间转换不变性

**中图分类号** TG234;TP311 **文献标志码** A

DOI:10.15980/j.tzzz.2021.08.005

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Casting Riser Detection Based on Cosine Similarity

Feng Zong<sup>1,2</sup>, Chen Xindu<sup>1,2</sup>, Wu Lei<sup>1,2</sup>, Liu Yuesheng<sup>1,2</sup>, Xie Haobin<sup>1,2</sup>

(1.Guangdong Provincial Key Laboratory of Computer Integrated Manufacturing,  
Guangdong Technology University; 2.State Key Laboratory of Precision Electronic  
Manufacturing Technology and Equipment, Guangdong Technology University)

**Abstract:** The automatic and intelligent cutting process scheme for casting blank grinding was provided, and the segmentation and detection method of casting riser was investigated. FLA-Net, a point cloud network, was put forward based on the improvement of RandLA-NET, and an ACSE coding module combining cosine similarity was proposed to improve the segmentation accuracy of casting riser aiming at the issues that only the distance information is considered and the direction information is ignored in the network. In view of the disorder of point cloud, X space transformation matrix is used referring to the PointCNN segmentation framework, so that the network has space transformation invariance, and the network expression ability and semantic segmentation accuracy are improved. Finally, the experimental results demonstrate that the FLA-Net is more accurate and has a better prospect of engineering application compared with the classical point cloud semantic segmentation framework.

**Key Words:** Deep Learning, Casting Riser, Cosine Similarity, Spatial Transformation Invariance

清除铸件浇冒口劳动量大,自动化程度低。人工去除铸件浇冒口的工作方式效率低、环境差、精度低,机器取代人工成为工厂转型升级的新趋势<sup>[1]</sup>。随着机器视觉技术的不断发展,基于三维点云的视觉技术在机器人相关领域得到了广泛应用,常见的三维点云获取设备有激光雷达,深度相机,三维扫描仪等。由于铸件毛坯普遍呈现灰色金属外表,传统的二维图像识别技术能提取的特征有限,且受到视角的限制,在具体试验场景中常

常会出现遮挡现象。传统的三维语义分割识别技术,通过设计特征的方式提取分割识别目标,存在计算冗余量大,时间复杂度高的缺陷,并且在场景复杂多变时难以调整相应参数,算法鲁棒性较低。传统点云分割算法难以满足需求,一般采用深度学习算法研究相关语义分割任务<sup>[2,3]</sup>。

针对铸造误差较小的铸件开发的清理机器人系统可做到自动化快速清理。配有激光位移传感器来识别

收稿日期:2021-01-05;修改稿收到日期:2021-01-20  
基金项目:广州市科技计划资助项目(201902010054);柳州市科技计划资助项目(2020GBAC0601)  
第一作者简介:冯纵,男,1996 年出生,硕士研究生,广州(510006),E-mail:1638759520@qq.com  
通信作者:陈新度,男,1967 年出生,教授,广州(510006),E-mail:chenxindu@gdut.edu.cn  
引用格式:冯纵,陈新度,吴磊,等. 基于余弦相似度的铸件浇冒口检测研究[J]. 特种铸造及有色合金, 2021, 41(8): 952-956.  
FENG Z, CHEN X D, WU L, et al. Casting riser detection based on cosine similarity[J]. Special Casting & Nonferrous Alloys, 2021, 41 (8): 952-956.

铸件的某些特征位置,通过将测量值与标准毛坯进行比较来补偿机器人的运动,再通过机器人抓取电主轴及刀具对铸件进行定点清理。陈飞<sup>[4]</sup>通过 MFC 开发软件实现整个打磨机器人控制系统,并在处理铸件个体差异的问题上选择了利用激光位移传感器检测工件相对位置并进行补偿的方式。陈一鸣<sup>[5]</sup>基于二维激光轮廓仪的铸件清理机器人,通过仿真论证了铸件飞边清理与浇冒口的二维激光轮廓仪扫描识别并处理的有效性。但是由于缺少数据库支持,对铸件清理作业的具体工作方式仅限于轮廓外形相对简单的中型尺寸砂型铸铁件,对浇冒口的清理轨迹规划仅停留在近似圆截面的柱状浇冒口中。但是在实际生产中,根据不同的铸造厂的设计和铸造习惯,浇冒口的轮廓是多样的。因此,为了实现多种铸件浇冒口的识别分割,需要引入三维视觉的方法来更好地表示铸件浇冒口特征<sup>[6]</sup>。

结合铸件浇冒口和实际生产的现实要求,本课题提出了基于改进 RandLA-Net<sup>[7]</sup>的铸件浇冒口分割识别算法 FLA-Net,改进局部特征编码结构,增强网络邻域特征拼接融合能力,进一步扩大了网络的局部特征感受野,有利于提取特征边缘不明显的浇冒口柱状特征;受 PointCNN<sup>[8]</sup>启发,通过创新局部特征空间转换不变性的编码方法,提高了对浇冒口特征的提取准确率。

## 1 RandLA-Net 点云语义分割

基于 RandLA-Net 框架的点云局部特征编码和注意力池化模块分别见图 1 和图 2。

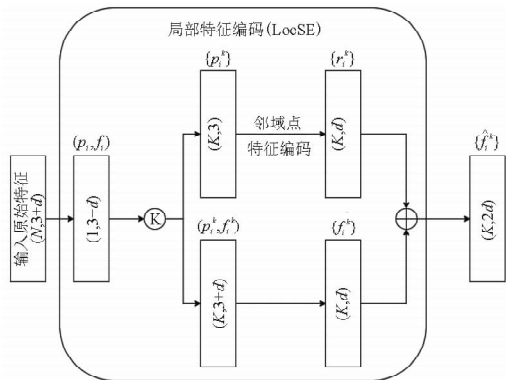


图 1 点云局部特征编码模块

Fig.1 Module of point cloud local feature coding

该分割框架先用局部特征编码模块 LocSE,对每个点  $p_i$  用  $K$  最近邻算法求取其最近的  $K$  个点得到局部邻域结构  $p_i^k$ , 并且融合中心点坐标、邻域点坐标, 中心点与邻域点间的相对坐标以及欧氏距离等特征完成编码操作, 得到特征  $r_i^k$ 。特征  $r_i^k$  经过欧氏空间特征提取融合编码后再与原始点云信息  $f_i^k$  进行拼接, 使得每个局部邻域中心点  $p_i^k$  得到新的特征  $\hat{f}_i^k$ 。这样每个点都

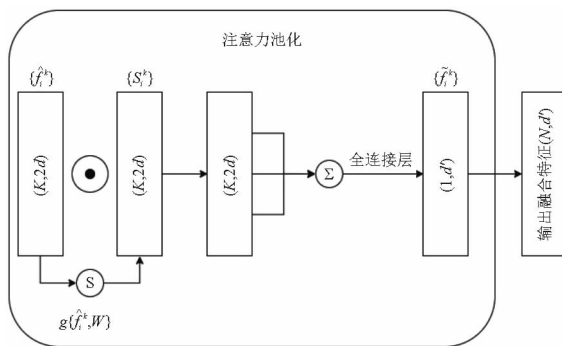


图 2 注意力池化模块

Fig.2 Attention pooling module

携带了高维的特征信息的同时且保留了原始信息。之后再通过注意力池化模块,由学习的方式得到每个点的注意力分数  $W$ ,并以加权的方式通过全连接层得到欧氏空间上的高维聚合特征  $\hat{f}_i^k$ 。最后通过图 3 的扩张残差块将多个局部空间编码模块与注意力池化模块跳跃连接并堆叠起来扩展感受野。最后将特征提取融合框架与随机下采样以及最近邻插值融合形成完整的编码器-解码器结构,根据每个点上多层融合得到特征向量去预测标签所属的分类,实现点云语义分割任务。

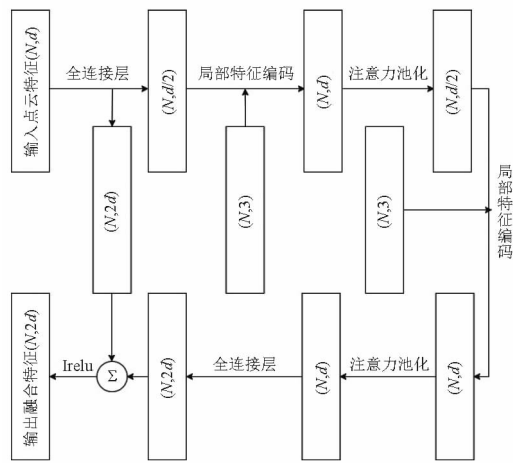


图 3 扩张残差块

Fig.3 Expanded residuals block

但是该网络在语义分割的过程中主要是针对点云欧氏空间中的距离信息以及坐标等信息进行编码,模型在点与点之间的相关位置距离特征提取能力上非常强大,但是却忽略了点的方向性特征,因此在一些圆柱或球形等边缘轮廓不明显的物体的特征提取能力上存在一定缺陷。因此从这点出发,实现精细化提取边缘轮廓特征不明显的点云特征是 ACSE 模块的优势。此外,由于点云具有无序性,点云的输入顺序不一致会导致网络精度下降,因此在 FLA-Net 网络框架引入 F-Conv 预编码算法,使网络获得点云空间置换不变性,增强对点云的表征能力。

## 2 FLA-Net 框架

### 2.1 ACSE 局部特征编码模块

为防止铸件出现缩松、缩孔等缺陷,通过设置冒口来为铸件补充后补缩与自补缩的差额<sup>[9]</sup>。通常使用收缩模数法<sup>[10]</sup>计算设计冒口位置以及冒口体大小。一般使用模数与周界商来描述铸件的结构特征。在模数相同时,凝固时间相同,若周界商越小,则铸件自补缩能力越强。为尽量减小周界商,冒口一般设计为球体或等边圆柱体,在凝固后为不规则的圆柱体或半球体。传统的点云神经网络在对局部特征编码时往往使用欧氏距离  $\|x_i - x_j^k\|$  作为点云高维特征编码方式之一,但是欧氏距离度量衡量的是空间各点间的绝对距离,跟各个点所在的三维坐标位置直接相关,需要从局部中心点云坐标与邻域点云坐标的数值大小中体现特征的差异。该编码方式能显示高效提取边缘特征,明显的局部特征,但是对于铸件点云中浇冒口的圆柱状物体这类边缘特征不明显的局部特征提取能力较差。本课题通过 ACSE 模块将点云局部方向特征信息余弦相似度提取融合到每一个点上使得每个点能够携带高维特征信息,从而使得网络兼具局部特征与方向特征。余弦相似度用向量空间中两个点所形成夹角的余弦值作为点与点间特征的代表方式,见下式。

$$\text{sim}(A, B) = \cos\theta = \frac{\sum_{i=1}^n (A_i \times B_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n A_i^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^n B_i^2}} \quad (1)$$

其体现了方向上的差异,而不是位置。欧氏距离与余弦相似度的差异就体现在若邻域点沿原方向向远处移动,欧氏距离会变化,而余弦距离则不会受影响改变,这就避免了一些噪点对特征提取的干扰,并提升了当出现部分点云缺失时网络模型提取特征的能力。因此,局部特征提取方式对铸件浇冒口点云特性进行针对性的设计,引入余弦相似度作为点云高维特征进入编码方式中,从而精细化提取铸件点云的空间几何结构特征。

输入铸件毛坯点云  $x$ , 计算所有点云坐标均值,得到点云重心  $x_c$ , 并对每个点使用  $K$  近邻搜索,得到每个局部空间内中心点  $x_i$  的  $k$  个最近邻点  $\{x_j^1 \cdots x_j^k \cdots x_j^K\}$ 。之后对每个点  $x_i$  进行特征编码,将局部中心点的三维点坐标  $x_i$ 、最近邻点的三维坐标  $x_j^k$ 、两点之间的相对坐标  $(x_j^k - x_i)$ 、以及以重心  $x_c$  为原点计算的余弦相似度  $\text{sim}(x_i, x_j^k)$  等特征编码并组合更新为中心点的新特征  $x'_i$ :

$$x'_i = \text{MLP}[x_i \oplus x_j^k \oplus (x_j^k - x_i) \oplus \text{sim}(x_i, x_j^k)] \quad (2)$$

最后将原始点云位置信息  $f_i^k$  与编码后得到局部中心点新特征  $r_i^k$  拼接一起得到新特征  $\hat{f}_i^k$ 。在输入网络点数相同的情况下,使用 ACSE 模块对点云进行编码,可以使浇冒口点云更有效地被提取并融合为高维空间特征,使得浇冒口与其附近交界处的点云分割精度提高。

### 2.2 F-Conv

由于点云具有无序性的特点,网络在学习点云特征的过程中受点云无序性的影响,会使得网络的具体表现受到点云的输入顺序影响,并且这种无序性的影响不止体现在原始点云输入网络的过程中,也体现在层与层之间传递的高维特征在网络中的输入顺序的过程中。为了尽可能地减少由于输入顺序的不确定性所带来的损失,受 PointCNN 的启发,结合 X-Conv 与 ACSE 模块,提出能使得 ACSE 模块提取出的局部空间特征获得一定的空间转换不变性的 F-Conv 算子,通过学习的方式获得一个  $x$  矩阵对原始点云以及高维特征进行空间变换,能够解决由于点云与高维特征的输入的无序性所带来的问题。其中,空间变换  $x$  矩阵由可学习参数学习输出得到,通过点云特征  $f$  与  $x$  矩阵的乘积完成高维特征的空间变换,最后将各个特征拼接,使得变换后的特征具有空间不变性。该算子可表示为:

$$f_{\text{trans}} = F - \text{Conv}(K, x_i, x_j^k, f) = \text{Conv}\{K, \text{MLP}(x_j^k - x_i) \times [\text{MLP}_\delta(x_j^k - x_i), f]\} \quad (3)$$

式(3)表示 F-Conv 对 ACSE 模块编码的局部空间特征预编码操作,在每个不同的特征编码前先进行空间的变换。使得最终的特征  $f_{\text{trans}}$  融合了所有预设的局部空间特征的同时具有空间转换不变性。

### 2.3 整体框架

基于 RandLA-Net 对铸件点云特征进行针对性改进,提出 FLA-Net,并且在卷积过程中为了进一步提取更高维度的特征的同时尽可能保证关键特征得以保留,使用最远点采样法(FPS)进行降采样,高效精准地实现铸件点云特征提取和特征融合,整体框架见图 4。

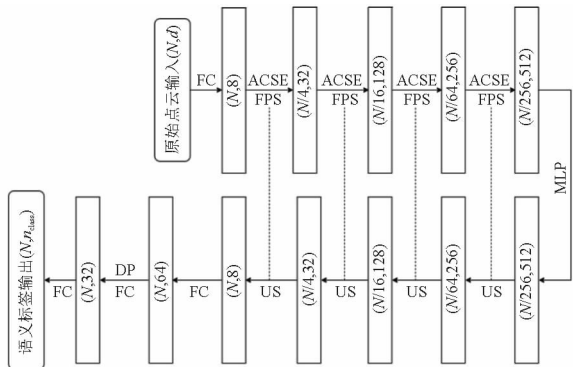


图 4 FLA-Net 整体框架

Fig.4 The overall framework of FLA- NET

3 试验结果与分析

3.1 试验数据集

本课题试验数据集制作标准参考 ShapeNet Part<sup>[11]</sup>点云分割数据集,包括 16 种类型的铸件毛坯,共 20 个不同的铸件毛坯堆放场景,每个场景下有 1~7 种不同类型的铸件毛坯。这 20 个场景先用三维软件进行建模,再在通过犀牛软件 Rhino 二次开发插件对三维模型进行点云提取并打上对应的点云标签,即:

$$p_{num}^i = \max(100, \frac{p_{parm}}{p_s} * p_f^i) \tag{4}$$

式中, $p_{num}^i$ 为第  $i$  个铸件在场景中的点云数目; $p_s$ 为场景中所有点云总数目; $p_f^i$ 为第  $i$  个铸件的总点云数目; $p_{parm}$ 为输入网络的点云数目参数。

对应的点云语义标签与信息见表 1。

表 1 铸件毛坯点云语义标签

| Tab.1 Point cloud semantic label of casting blank |      |      |
|---------------------------------------------------|------|------|
| 标签序号                                              | 标注颜色 | 标签信息 |
| 0                                                 | 绿色   | 地面   |
| 1                                                 | 蓝色   | 铸件   |
| 2                                                 | 黄色   | 浇道   |
| 3                                                 | 红色   | 浇冒口  |

所有场景共有 500~900 份点云数据,按照 20 : 4 : 1 的比例制作成训练集、验证集和测试集,并且确保验证集与测试集中不会出现在训练集中出现过的场景。均匀的场景点云能通过式(4)近似地获取。在试验中,对数据集进行数据增强操作,针对场景进行尺寸变换,旋转平移变换等。

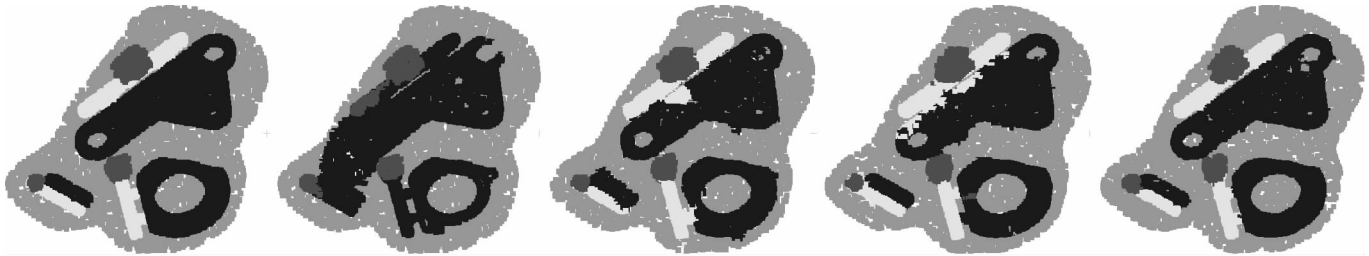


图 5 点云分割预测的可视化效果对比

Fig.5 Comparison of visualization effect of point cloud segregation prediction

4 结 语

针对铸件浇冒口分割的实际工业应用场景,基于深度学习点云语义分割框架进行改进,提出 FLA-Net。相关的试验结果表明,ACSE 模块能够有效地编码提取边缘特征不明显的铸件浇冒口点云特征,提高铸件毛坯浇冒口的语义分割精度;F-Conv 能够在高维特征传递的过程中减少由于点云无序性所带来的精度丢失,有

3.2 评价指标

采用平均交并比(MIoU)和整体准确率(Overall Accuracy)作为评价标准,该标准为点云语义分割常用评价指标,其表述如下:

$$IoU = \frac{F_1 \cap P_r}{F_1 \cup P_r} \times 100\% \tag{5}$$

式中, $F_1$ 为带有某个类别标签的铸件点云; $P_r$ 为被预测分割属于该类的铸件点云。

MIoU 则是所有类的 IoU 的平均值。整体准确率是分割正确的铸件毛坯点云数量和点云总数量的比值。

3.3 试验结果

表 2 为算法在铸件点云场景数据集测试的效果,图 5 为点云分割预测的可视化效果对比。可以看到,PointNet 的预测结果出现大量的错误,PointNet++与 RandLA-Net 在部分铸件位置会错判为浇冒口与浇道,FLA-Net 预测结果基本正确。本课题研究的 FLA-Net 在铸件浇冒口特征不明显,难以正确有效分割的部位取得了很好的效果,这是因为提出的 FLA-Net 的 ACSE 模块在计算特征编码信息时考虑到了局部空间的余弦相似度特征方向信息。在这些特征属性信息不显著的浇冒口部位的点云也能够依据此融合特征有效地鉴别分割点云。

表 2 FLA-Net 分割精度和 MIoU

| Tab.2 FLA-NET segmentation accuracy and MIoU |        |        |
|----------------------------------------------|--------|--------|
| 试验方法                                         | MIoU/% | 分割精度/% |
| PointNet <sup>[12]</sup>                     | 42.8   | 55.2   |
| PointNet++ <sup>[13]</sup>                   | 48.2   | 58.8   |
| RandLA-Net                                   | 59.4   | 68.4   |
| FLA-Net                                      | 66.7   | 77.2   |

利于机器人对铸件毛坯浇冒口的准确识别与网络准确提取融合关键特征的能力。FLA-Net 在铸件毛坯场景点云分割精度上相对基础模型具备更好的工程应用前景。

参 考 文 献

[1] 陈剑虹,裴俊毅,曾庆杰,等. 基于机器人的压铸件表面打磨工作站的开发[J]. 特种铸造及有色合金,2020, 40(10): 1 107-1 109.  
[2] 张佳颖,赵晓丽,陈正. 基于深度学习的点云语义分割综述[J]. 激光与光电子学进展,2020, 57(4): 20-38.

13 t 大型海绵钛反应器内部温度场模拟研究

贺永东<sup>1</sup> 陈德明<sup>2</sup> 孙小涵<sup>3</sup> 刘洪贵<sup>2</sup> 陈艳华<sup>1</sup> 周云英<sup>2</sup> 赵亿坤<sup>1</sup>

(1.新疆大学物理科学与技术学院; 2.新疆湘晟新材料科技有限公司; 3.武汉大学)

**摘 要** 利用 Fluent 平台模拟 13 t 海绵钛反应器绝热、对流及强制风冷工况,不同加料速度下反应器的温度场分布和变化曲线。结果发现,在绝热及自然对流工况下,反应区温度随加料速度增大而升高,加料速度为 705 kg/h 时温度比 505 kg/h 时高 180 K;强制风冷工况下,在 405、505、605、705、805 kg/h 的加料速度下的温度场与 405 kg/h 时自然对流时的温度场相近,有效控制和改善了温度分布。反应初期,反应器温度随时间延长快速上升,在 505 kg/h 的加料速度下,经 3.44 h,反应区温度达到峰值为 1 358 K,在 16.67 h 后温度稳定在 1 262 K;加料速度为 705 kg/h,经 1.67 h,温度峰值为 1 434 K,15.28 h 后稳定在 1 307 K。

**关键词** Fluent 热场模拟;海绵钛,镁热还原反应,还原罐,温度场

**中图分类号** TG146.23;TP311

**文献标志码** A

**DOI**:10.15980/j.tzzz.2021.08.006

**开放科学(资源服务)标识码(OSID):**



Simulation of Temperature Field in a 13 t Large-scale Titanium  
Sponge Reduction Reactor

He Yongdong<sup>1</sup>, Chen Deming<sup>2</sup>, Sun Xiaohan<sup>3</sup>, Liu Honggui<sup>2</sup>, Chen Yanhua<sup>1</sup>, Zhou Yunying<sup>2</sup>, Zhao Yikun<sup>1</sup>

(1.School of Physics and Technology, Xinjiang University; 2.Xinjiang Xiangsheng New  
Material Technology Co., Ltd.; 3.Wuhan University)

**Abstract:** Fluent platform was used to simulate the heat insulation, natural convection and forced air cooling of a sponge titanium reactor with capacity of 13 t, as well as the temperature field distribution and variation curves of the reactor under different feeding rates. The results indicate that under the condition of heat insulation and natural convection, the temperature in reaction zone is increased with the increase of the feeding rate, where the rate of 705 kg/h is 180 K higher than that of 505 kg/h. At forced air cooling, the temperature field with feed rates of 405, 505, 605, 705 and 805 kg/h is similar to that with 405 kg/h under natural convection, which effectively controls and improves the temperature distribution. The simulation results reveal that the temperature is increased rapidly firstly, and reaches the peak value of 1 358 K at 500 kg/h for 3.44 h, which is stable at 1 262 K after 16.67 h. When feeding rate is 705 kg/h, the temperature reaches the peak of 1 434 K after 1.67 h, and then becomes stable at 1 307 K after 15.28 h.

**Key Words:** Fluent Thermal Field Simulation, Titanium Sponge, Magnesium Thermal Reduction Reaction, Reactor, Temperature Field

**收稿日期:**2020-10-30;**修改稿收到日期:**2021-03-15

**基金项目:**国家自然科学基金资助项目(51661031,51861033);新疆维吾尔自治区科技厅重点研发计划资助项目(2020B02006)

**第一作者简介:**贺永东,男,1965 年出生,教授,乌鲁木齐(830046),E-mail:hydongq@126.com

**引用格式:**贺永东,陈德明,孙小涵,等. 13 t 大型海绵钛反应器内部温度场模拟研究[J]. 特种铸造及有色合金,2021,41(8):956-960.

HE Y D, CHEN D M, SUN X H, et al. Simulation of temperature field in a 13 t large-scale titanium sponge reduction reactor[J]. Special Casting & Nonferrous Alloys, 2021, 41(8):956-960.

[3] 陈境焕,李海艳,林景亮. 基于深度学习的零件点云分割算法研究[J]. 机电工程,2020, 37(3): 326-331.

[4] 陈飞. 铸铁件清理机器人通信与监控系统研究与开发[D]. 长沙:湖南大学,2016.

[5] 陈一鸣. 铸件清理机器人打磨轨迹规划研究[D]. 长春:吉林大学,2019.

[6] 高奎. 基于点云信息的异型铸件机器人打磨规划技术研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2020.

[7] HU Q Y, YANG B, XIE L H, et al. RandLA-Net: Efficient semantic segmentation of large-scale point clouds[A].Computer Vision and Pattern Recognition[C].Piscataway, 2020.

[8] LI Y Y, BU R, SUN M C, et al. Advances in Neural Information Processing Systems[M]. San Francisco: Morgan Kaufmann, 2018.

[9] 殷亚军,徐巧志,周建新,等. 考虑铸型强度的球墨铸铁件冒口设计方法[J]. 铸造工程,2020, 44(5): 33-39.

[10] 张卫华,魏兵,袁森. 铸铁件收缩模数法冒口设计[J]. 铸造技术,1998(4): 3-5.

[11] SAVVA M, YU F, SU H, et al. Large-scale 3D shape retrieval from ShapeNet Core55: SHREC'17 track[A]. Workshop on 3D Object Retrieval[C]. Goslar, 2017.

[12] QI C R, SU H, MO K, et al. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition[M]. Piscataway: IEEE, 2017.

[13] QI C R, YI L, SU H, et al. Advances in Neural Information Processing Systems[M]. San Francisco: Morgan Kaufmann, 2017.

(编辑:刘晨辉)