

基于激光雷达的料堆特征提取方法优化

张茅匀¹, 王建军^{1*}, 李旭辉¹, 王炯宇¹, 程霄霄¹, 王光彬²

¹山东理工大学机械工程学院, 山东 淄博 255049;

²山东直通车科技有限公司, 山东 淄博 255000

摘要 对料堆表面和形态进行特征提取是实现仓储自动化、智能化的前提与基础,为货料的自动存、取控制提供判断依据。为了提取料堆的形态与覆盖面特征,首先,采用激光雷达对料堆进行扫描,获取三维点后使用融合算法进行预处理;其次,基于表面法向量的差异和空间距离差异对点云进行超体素聚类;最后,利用曲面凹凸判断方法对聚类后的三维点云曲面提取出凸面,从而实现了料堆表面形态的判断。实验结果表明,该方法可较好地识别料堆表面特征,识别误差小于 3.11%,且不需要针对场景进行训练,可直接应用于不同料堆场景。

关键词 遥感与传感器; 激光雷达; 特征提取; 超体素聚类; 凹凸关系; 区域生长

中图分类号 TN958.98

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP212708

Optimization of Feature-Extraction Method for Stockpiled Materials Based on LiDAR

Zhang Jiyun¹, Wang Jianjun^{1*}, Li Xuhui¹, Wang Jiongyu¹, Cheng Xiaoxiao¹,
Wang Guangbin²

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

²Shandong Through Train Technology Co., Ltd., Zibo 255000, Shandong, China

Abstract Feature extraction of the surface and form of stockpiled materials is performed for achieving the automation and intelligence of warehousing, and it provides the analysis basis for the automatic storage and acquisition control of the materials. First, the stockpiled material is scanned by using LiDAR to determine its morphology and coverage characteristics, a 3D point cloud is obtained, and a fusion algorithm is used to preprocess the material. Second, the supervoxel clustering of point clouds is performed based on the difference of the surface normal vector and spatial distance. Finally, the convex surface is extracted from the 3D point cloud surface after clustering by using the concave and convex judgment method to analyze the surface shape of the stockpiled material. The experimental results show that the method can precisely recognize the surface characteristics of the stockpiled material, and the recognition error is less than 3.11%. The proposed method can be directly applied to different stockpiled material scenarios without training.

Key words remote sensing and sensors; LiDAR; feature extraction; supervoxel clustering; concave and convex relations; region growing

1 引言

经济全球化使各国的贸易往来越来越频繁,每天全国各地都要对大量原料进行装卸、转运。由于料场大多环境恶劣、工作强度高,机器代替人工显然是最优选,因此我国也在不断改进技术,从手动运行过渡为半自动运行最后到全自动运行,以实现料场智能化。目

前我国绝大部分料场还停留在前两个阶段,而德国、日本等国家 21 世纪初就开始进入全自动阶段,主要有两种智能化方式:远程控制 and 全自动方式,远程控制方式即工作人员远程监控堆取料机,发送控制指令,如日本的新日铁株式会社^[1]。全自动方式中,堆取料机自动操作实现物料的进仓和出仓,工作人员只需监控设备运行状态即可,如德国的汉莎港^[1]。堆取料过程中,对

收稿日期: 2021-10-11; 修回日期: 2021-11-14; 录用日期: 2021-11-29; 网络首发日期: 2021-12-08

基金项目: 国家自然科学基金(51575326)、淄博市校城融合项目(2017ZBXC161)、招远工业技术研究院创新研究基金(2018)

通信作者: *wangjianjun@sdut.edu.cn

料堆状况进行识别,确定取料、填料位置,是实现全自动方式需要攻克的关键技术。

目前料堆的识别多使用摄像机和激光雷达,相比摄像机,激光雷达所采集的图像是三维的,更能体现出料堆的空间形态特征^[2-4],因此可使用激光雷达采集料堆点云进行分析,按几何特征对料堆进行分割,得到分割后的各部分料堆空间特征信息,反馈给堆取料机进行相应的控制^[5]。目前点云分割的主要方法有 4 种: 1) 基于边界分割的方法,如 Jiang 等^[6]基于扫描线分组进行分割算法; 2) 基于模型拟合分割的方法,如 Ballard^[7]的 Hough 变换算法和 Bolles 等^[8]的随机采样一致性(RANSAC)算法; 3) 基于机器学习的方法,如 Weinmann 等^[9]的基于三维邻域几何特征及场景分类的算法; 4) 基于区域生长分割的方法,如 Rabbani 等^[10]的基于平滑约束的算法, Khaloo 等^[11]的基于法向量的算法,汪文琪等^[12]的基于改进多规则区域生长算法。边界分割法可快速提取出分割结果,但遇到干扰较多或密度不均的点云时,分割效果较差。模型拟合分割法能快速分离出已确定的几何形状,但不适合分辨复杂形状。机器学习法多为神经网络学习,需要大量数据提前进行训练^[13-15]。

国内外自动堆取料系统对料堆的识别多使用机器学习法或区域生长法,如 Kamari 等^[16]对扫描结果进行语义分割,识别目标后将其从环境中分割出来。孔德明等^[17]将扫描结果与初始样本进行对比学习,刘畅等^[2]在对扫描结果进行三维重建后结合区域生长法提取料堆特征,由于机器学习法需要大量数据进行学习,且需要提前采集样本数据,因此更适合固定场所和大型料堆,而普通的区域生长法提取料堆特征效果并不明显,需要提高生长聚类最小聚类阈值排除干扰,且不适合具有复杂表面的料堆。因此,本文使用一种特殊的区域生长法,首先针对料堆点云的特点加入预处理算法^[18]去除干扰点,再使用超体素分割(VCCS)方法^[19],将三维点云立体网格化后的体素基于空间距离和由直方图交叉核(HIK)方法^[20]计算的快速点特征直方图(FPFH)^[21-22]的几何特征距离聚类为超体素;最后,使用计算超体素之间的凹凸关系进行凸面聚类,并对点云面片间凹凸关系的判断方法^[23-24]进行优化,将计算料堆点云中点与点之间的凹凸关系转换为计算超体素之间的凹凸关系,使聚类结果更好地体现料堆表面的凹凸特征。

2 原理描述

2.1 总体技术路线

本文总体技术路线如图 1 所示。

针对料堆点云含复杂环境信息,以及大多数料堆具有复杂曲面的特点,本文对区域生长法进行优化,提出一种使用融合算法、超体素分割、凹凸判断聚类的特

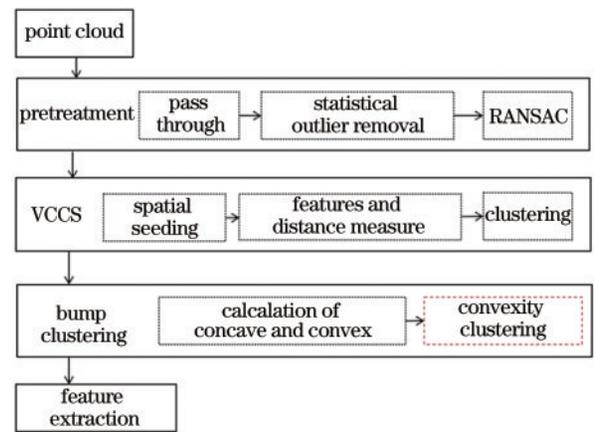


图 1 技术路线图

Fig. 1 Technology roadmap

殊区域生长法进行料堆的特征提取:

1) 针对目前主流算法对料堆点云的干扰点处理不足的问题,本文使用融合算法对点云数据进行预处理,在预处理流程中使用随机抽样一致算法、直通滤波器、统计滤波器、移动最小二乘法(MLS)去除地面点云、环境点云和噪声并对点云进行重采样来修补孔洞,平均点云密度;

2) 对点云进行网格化处理,根据法向量几何特征距离和空间距离进行超体素聚类,获取过分割点云。针对料堆具有表面连续且不规则,有细小坑洞的特点,本文对凹凸判断方法进行优化,采用法向量和空间位置向量进行凹凸判断,设置凹凸角度门限值及最小面片值过滤平缓坡面及细小坑洞,即使用 cc 判断+门限过滤+过小面吸纳归类的凹凸判断法来进行凹凸性关系判断,对过分割结果进行聚类,以更好地提取料堆特征,提升计算速度。

2.2 点云预处理

由激光雷达获得点云后,首先需要进行预处理。对于数据中的地面点云,用随机抽样一致拟合平面的方法去除, RANSAC 算法拟合平面首先要在给定点集中选取 3 个点,计算得到平面公式 $ax + by + cz + d = 0$,而后由距离公式 $d_i = |ax_i + by_i + cz_i + d|$ 计算点集中其他点到此平面的距离,给定距离上限 d_r , $d_i < d_r$ 的点为平面点集内的点,反之为外点,并记录平面点集内点的个数,重复上述步骤从而得到最佳平面参数;再使用直通滤波器过滤料场位置之外的环境点云,统计滤波器去除干扰点,直通滤波通过限制坐标值,过滤指定范围之外的点云,统计滤波假定点间距离满足高斯正态分布,计算各点与邻近点的平均距离后按标准差去除干扰点及离群点;对于料堆表面的孔洞则使用 MLS 对点云数据进行重采样来进行平滑处理,该方法通过建立拟合函数及权函数,对点云进行重采样从而对点云进行孔洞修补,增加稀疏点云处点云密度。

2.3 超体素聚类分割

1) 构建体素邻接图

设体素分辨率为 d_v , 由一个体素的 26 邻接关系构建体素点云图, 即与中心体素有公共点的 26 个相邻体素组成的体素图。由勾股定理得, 最远的邻接体素与中心体素距离为 $\sqrt{d_v^2 + d_v^2 + d_v^2} = \sqrt{3} d_v$, 可知对任一中心体素, 其相邻 26 个体素的中心都在 $\sqrt{3} d_v$ 范围内。体素 26 邻接关系图如图 2 所示。

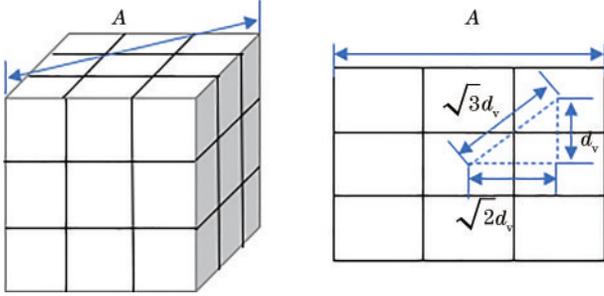


图 2 体素的 26 邻接图及其剖面

Fig. 2 26 adjacency diagram of voxel and section

2) 种子点选取

进行超体素聚类需先确定种子点, 对点云进行网格化操作, 网格化分辨率为 d_g , d_g 大于 d_v 。选择最靠近网格中心的点云体素作为候选种子点, 当候选种子点中存在噪声点时, 即其周边没有足够体素可以支撑后续计算的体素, 指定一个半径 R_s , 将在半径 R_s 邻域内点云体素个数低于指定阈值 n 的候选种子点作为噪声点进行剔除。

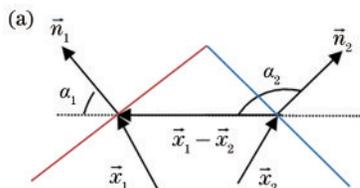
3) 计算特征度量

以快速点特征直方图 (FPFH) 33 维特征向量及点坐标 x, y, z , 合并得到的 36 维特征向量来计算特征度量。

$$F = [x, y, z, f_{\text{FPFH } 1 \sim 33}], \quad (1)$$

式中, f_{FPFH} 的计算方法为: 以中心点 p_q 与以 $\sqrt{3} d_v$ 为邻域内的 k 个邻域点进行平面拟合, 求法向量 \vec{n}_q , 建立三维坐标轴为

$$\begin{cases} \vec{x} = \vec{n}_q \\ \vec{y} = \vec{x} \times \frac{\vec{p}_k - \vec{p}_q}{\|\vec{p}_k - \vec{p}_q\|_2} \\ \vec{z} = \vec{x} \times \vec{y} \end{cases} \quad (2)$$



用 α, φ, θ 三个角度特征值描述 \vec{n}_q 与任一近邻点 p_k 的法线 \vec{n}_k 之间的空间关系:

$$\alpha = \arccos(\vec{y} \cdot \vec{n}_k), \quad (3)$$

$$\varphi = \arccos(\vec{x} \cdot \frac{\vec{p}_k - \vec{p}_q}{\|\vec{p}_k - \vec{p}_q\|_2}), \quad (4)$$

$$\theta = \arctan(\vec{z} \cdot \vec{n}_k, \vec{x} \cdot \vec{n}_k), \quad (5)$$

将 p_q 与半径 $\sqrt{3} d_v$ 邻域内所有点组成的点对之间的 3 个特征值采用简化点特征直方图 (SPFH) 进行统计, 计算每个点对的欧氏距离 d_i 。综合关键点 p_q 的 SPFH 特征和 k 个近邻点 p_{ki} 的 SPFH 特征, 计算关键点 p_q 的快速点特征直方图:

$$\text{FPFH}(p_q) = \text{SPFH}(p_q) + \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{1}{d_i} \cdot \text{SPFH}(p_i). \quad (6)$$

设 D_{Hik} 为 FPFH 特征空间的距离, 通过直方图交叉核方法进行计算, 其中 R 为直方图个数, N_l 为两相邻数据匹配数目, $I[H_l(i), H_l(j)]$ 为两直方图交集:

$$D_{\text{Hik}} = \sum_{l=0}^L \frac{1}{2^l} N_l, \quad (7)$$

$$N_l = I[H_l(i), H_l(j)] - I[H_{l-1}(i), H_{l-1}(j)], \quad (8)$$

$$I[H_l(i), H_l(j)] = \sum_{r=1}^R \min[H(i)_r, H(j)_r]. \quad (9)$$

设 D_s 为两个体素之间的欧氏距离:

$$D_s = \sqrt{(X_i - X_j)^2 + (Y_i - Y_j)^2 + (Z_i - Z_j)^2}, \quad (10)$$

则相邻两体素之间的特征距离 D 判断公式记为

$$D = \sqrt{\frac{\omega_s D_s^2}{3d_g^2} + \omega_t D_{\text{Hik}}^2}, \quad (11)$$

式中: ω_s 表示空间向量权重; ω_t 表示几何特征权重。根据种子体素与邻域内体素的特征距离 D 值, 对点云进行生长聚类, 吸纳邻域内 D 最小的体素构造超体素。然后将超体素作为种子体素重复上述流程, 直到所有体素都分类完毕。

2.4 凹凸关系判断

超体素聚类后, 可实现点云基于表面法向量特征的曲面分割。曲面分割结束后形成的点云面片之间还要进行凹凸关系的判断, 以作为仓储中进料和出料的控制依据。凹凸关系通过扩展凸性准则 (ECC) 判断来进行判断。ECC 利用相邻两片点云的中心连线向量与法向量夹角来判断凹凸关系, 如图 3 所示。

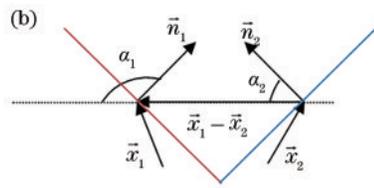


图 3 相邻两点云集合。(a) 凸面关系; (b) 凹面关系

Fig. 3 Two adjacent points converge. (a) Convex relation; (b) concave relation

图 3 中 \vec{n}_1 和 \vec{n}_2 为集合法向量, $\vec{x}_1 - \vec{x}_2$ 为相邻两集合的空间位置连线向量, α_1 为法向量 \vec{n}_1 和连线向量 $\vec{x}_1 - \vec{x}_2$ 的夹角, α_2 为法向量 \vec{n}_2 和连线向量 $\vec{x}_1 - \vec{x}_2$ 的夹角。若 $\alpha_1 > \alpha_2$ 则两面片为凹关系, 若 $\alpha_1 < \alpha_2$ 则为凸关系。

考虑到测量噪声等因素, 需要在实际使用过程中引入门限值 β_1 (α_1 需比 α_2 大出一定量) 来滤除较小的凹凸误判, 两面片夹角 β 以及两面片凹凸关系判断公式为

$$\beta = |\alpha_1 - \alpha_2| = \cos^{-1}(\vec{n}_1 \cdot \vec{n}_2) < \beta_1, \quad (12)$$

$$C = \begin{cases} \text{true} & \alpha_1 > \alpha_2 \cap \beta < \beta_1 \\ \text{false} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

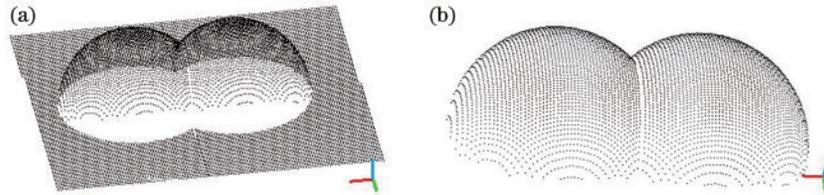


图 4 激光扫描点云仿真图及其预处理。(a) 模型点云; (b) 预处理

Fig. 4 Laser scanning point cloud simulation and its preprocessing. (a) Model cloud; (b) preprocessing

料堆的特征提取目前有机器学习法及区域生长法两类, 由于机器学习法需要大量样本且适合于固定场所的特点, 本文选择具有普适性, 不受场所及样本约束的区域生长法进行改进, 并与目前采用的区域生长法进行对比实验。采用区域生长法结合预处理算法对模型进行聚类, 结果如图 5 所示。由图 5 可见区域生长聚类能将两个料堆进行区分, 但在边界处识别效果较差, 在料堆模型交界处及料堆边缘, 点云有残余归类。

采用本文算法对预处理结果进行超体素聚类, 结果如图 6(a) 所示。再通过凹凸关系判断方法对模型进行区域生长分割, 结果如图 6(b) 所示。

结果表明, 在超体素聚类后形成的点云面片的图 6(a) 中可见, 两个料堆已经有明显的边界, 再经过

在计算完各个点云面片的凹凸关系后, 对各个点云面片采取跨凸边增长的区域生长法。此外, 料堆作为一个整体, 表面的一些小坑可以忽略不计。因此当某一面片体积小于门限值时, 可以与其相邻面片 β 值最小的归于同一类, 由此可将各个集合进行整合, 从而分割整个点云。

3 仿真分析

首先使用仿真的料堆理想模型进行算法验证。设地面上有两个半径为 100 m 的相邻半球面, 采用激光雷达对其进行模拟扫描, 获得点云图, 如图 4(a) 所示。先对模型点云进行预处理, 将地面点使用 RANSAC 平面拟合法去除, 结果如图 4(b) 所示。

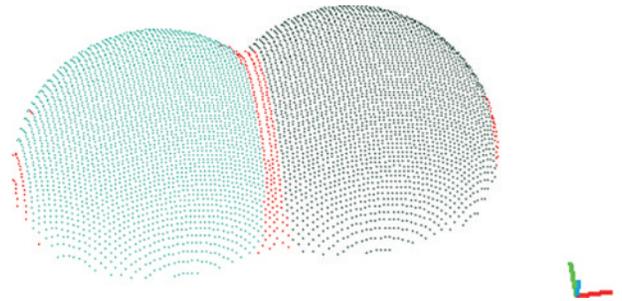


图 5 区域生长算法仿真结果

Fig. 5 Simulation results of region growing algorithm

对点云面片凹凸关系判断聚类后的图 6(b) 可见, 料堆交界处未归类的残余点云基本消除, 可以很好地将两个料堆区分开来。

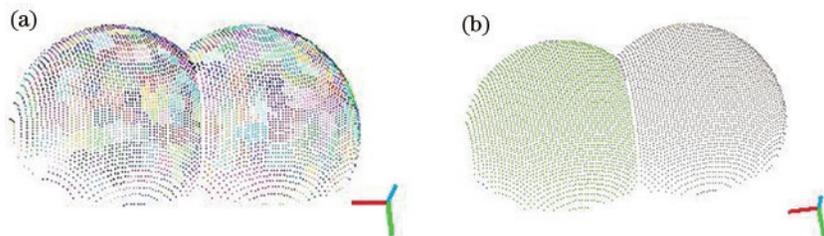


图 6 仿真点云。(a) 超体素聚类; (b) 凹凸聚类

Fig. 6 Simulation point cloud. (a) Supervoxel clustering; (b) concave and convex clustering

4 实验验证

对实际的土堆地形进行实验, 进行点云算法验证, 获得实际料堆点云后进行预处理, 对预处理后的点云文件分别使用“基于法向量的区域生长聚类算法”和

“超体素聚类+基于凹凸性聚类的算法”进行特征提取对比实验, 并对实验结果进行了定性和定量分析对比来验证本文算法的先进性。首先将 VLP-16 激光雷达安置于三角架上对料堆进行扫描, 获得激光点云, 扫描场地为山东理工大学校内的一处建筑施工场地土堆, 如

图 7 所示。其次,在 Windows10 系统中使用 Visual studio 软件编程实现本文算法,处理所获得的点云文



图 7 激光雷达采集点云数据
Fig. 7 Point cloud data collected by LiDAR

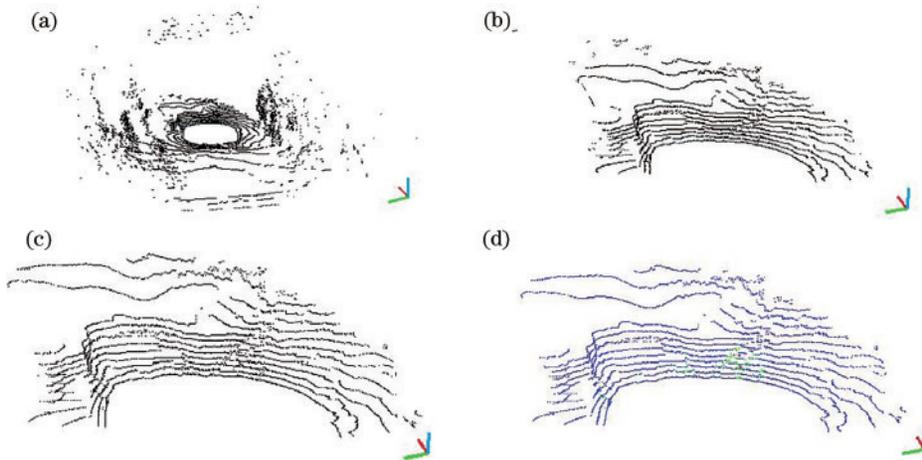


图 8 对土堆的点云进行预处理。(a) 原始点云; (b) 直通滤波; (c) 统计滤波; (d) MLS 平滑
Fig. 8 Point cloud of mound pretreatment process. (a) Original cloud; (b) through filter; (c) statistical filter; (d) moving least squares (MLS) smooth

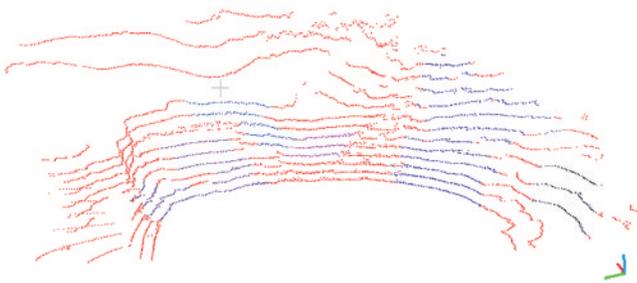


图 9 区域生长实验结果
Fig. 9 Results of regional growing experiment

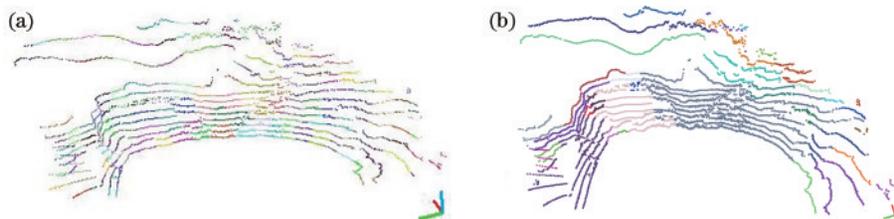


图 10 点云聚类结果。(a) 超体素聚类; (b) 凹凸聚类
Fig. 10 Results of point cloud clustering. (a) Supervoxel clustering; (b) concave and convex clustering

件。最后,实现土堆点云的凸面提取。

对采集的料堆初始点云进行处理:首先对点云进行预处理,去除地面,以提升处理速度;使用直通滤波器过滤料堆以外的环境点云;删除环境点云后,对保留下的料堆点云使用统计滤波器进行干扰点和离群点的清除;最后基于 MLS 对数据进行重采样来平滑料堆表面,如图 8 所示。

使用实际的土堆地形进行实验,采用区域生长法结合预处理进行分割,结果如图 9 所示,可见区域生长法分割料堆时,在复杂料堆表面上的识别效果较差,会将完整的平缓坡面错分割为多个不同面片。

采用超体素聚类加凹凸判断后聚类的方法对预处理结果进行超体素聚类,结果如图 10(a)所示。最后,通过凹凸关系对模型进行区域生长分割,结果如图 10(b)所示。

由图 10 可见,超体素聚类将点云分为单独的面块,根据面块间的凹凸关系判断方法提取出点云中的凹、凸面,可以看到算法过滤了点云表面上的细小凹坑,将点云表面的每一个凸面都分割出来,而通过普通的区域生长法很难分割出完整的凹、凸面。

为定量分析曲面凹凸面分割识别正确率,定义正确分割区域集合为 $T_i = \{T_1, T_2, \dots, T_m\}$, 算法分割区域集合为 $S_i = \{S_1, S_2, \dots, S_n\}$, 分割结果采用过分割率 F_{os} 和欠分割率 F_{us} 来评估。 F_{os} 和 F_{us} 越小,则分割结果越好。 F_{os} 和 F_{us} 计算公式分别为

$$F_{us} = 1 - \frac{N_{false}}{N_{all}}, \quad (14)$$

$$F_{os} = 1 - \frac{N_{true}}{N_{all}}, \quad (15)$$

式中, 两组的正确分割 $T_{P_i} = T_i \cap S_i$, 错误分割 $F_{P_i} = S_i / T_i$, $N_{true} = \sum_{i=1}^m |T_{P_i}|$, $N_{false} = \sum_{i=1}^m |F_{P_i}|$, $N_{all} = \sum_{i=1}^m |T_i|$ 。

通过对图 5、图 6 和图 10 的分割结果进行定量统计, 得表 1 的定量分析结果, 可见, 普通区域生长算法在分割仿真模型点云 (SPC) 时, 在边界处分类效果不佳, 但可以识别料堆整体, 在分割具有复杂表面的实际土堆的测量点云 (APC) 时, 由图 9 可见普通算法不能很好地分割出料面状况, 精度较低。本算法处理 SPC 时, 料堆交界处未归类的残余点云基本消除, 分割结果较为精确, 在分割实际土堆的 APC 时由于干扰较多, 曲面变化起伏大, 分割结果不如仿真点云精确, 但其分割误差仍控制在较小范围内 (小于 3.11%)。

表 1 图 5、图 6 和图 10 的分割结果定量评价

Table 1 Quantitative analysis of segmentation results in Fig. 5, Fig. 6, and Fig. 10

Experimental point cloud	$F_{os} / \%$	$F_{us} / \%$
Simulated point cloud (SPC)(Fig. 5)	2.74	1.87
SPC(Fig. 6)	0.20	0.14
Actual measured point cloud (APC)(Fig. 10)	3.11	2.47

5 结 论

对于规则的点云模型, 本文算法可以准确分割出凸面, 对于采集的复杂料堆数据, 本文算法也可以较准确地从中提取出各凸面, 根据提取出的凸面空间信息, 可以有效辅助堆取料机进行工作, 其误差小于 3.11%。与普通的区域生长法相较而言, 该算法能精确分割料堆交界处点云, 分割具有复杂曲面的料堆时也能得到较精确结果, 且与需要进行提前训练的机器学习法不同, 其不需要进行样本采集和训练。

参 考 文 献

- [1] 张瑞连, 吴志坚. 国内外堆取料机现状及智能化发展趋势分析[J]. 矿山机械, 2013, 41(6): 5-8.
Zhang R L, Wu Z J. Analysis on current status and intellectualization development tendency of stacker-reclaimer at home and abroad[J]. Mining & Processing Equipment, 2013, 41(6): 5-8.
- [2] 刘畅, 赵津, 刘子豪, 等. 基于欧氏聚类的改进激光雷达障碍物检测方法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(20): 201105.
Liu C, Zhao J, Liu Z H, et al. Improved lidar obstacle detection method based on Euclidean clustering[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(20): 201105.
- [3] 何巧莹, 黄林海. 基于单点激光测距的扫描成像技术

[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(6): 0628002.

He Q Y, Huang L H. Imaging technology based on single-point laser scanning[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(6): 0628002.

- [4] 曹桂萍, 刘行思, 刘念, 等. 基于激光三维点云分割地铁隧道壁表面物体[J]. 光学学报, 2020, 40(21): 2110001.
Cao G P, Liu X S, Liu N, et al. Segmentation of subway tunnel wall surface objects based on laser 3D point cloud[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(21): 2110001.
- [5] 刘怡, 杨博, 林涛, 等. 三维数字化料场系统在智能化原料场的应用[J]. 冶金自动化, 2021, 45(3): 110-115.
Liu Y, Yang B, Lin T, et al. Application of 3D digitized material yard system in intelligent material yard[J]. Metallurgical Industry Automation, 2021, 45(3): 110-115.
- [6] Jiang X Y, Meier U, Bunke H. Fast range image segmentation using high-level segmentation primitives [C]//Proceedings Third IEEE Workshop on Applications of Computer Vision. WACV'96, December 2-4, 1996, Sarasota, FL, USA. New York: IEEE Press, 1996: 83-88.
- [7] Ballard D H. Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes[J]. Pattern Recognition, 1981, 13(2): 111-122.
- [8] Bolles R C, Fischler M A. A RANSAC-based approach to model fitting and its application to finding cylinders in range data[C]//Proceedings of the 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence, (IJCAI) '81, August 24-28, 1981, Vancouver, BC, Canada. San Francisco: Morgan Kaufmann, 1981: 637-643.
- [9] Weinmann M, Schmidt A, Mallet C, et al. Contextual classification of point cloud data by exploiting individual 3D neighbourhoods[J]. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2015, II-3/W4: 271-278.
- [10] Rabbani T, van Den Heuvel F, Vosselmann G. Segmentation of point clouds using smoothness constraint [C]//Proceedings of the ISPRS Commission V Symposium "Image Engineering and Vision Metrology", September 25-27, 2006, Dresden, Germany. Hannover: ISPRS, 2006: 248-253.
- [11] Khaloo A, Lattanzi D. Robust normal estimation and region growing segmentation of infrastructure 3D point cloud models[J]. Advanced Engineering Informatics, 2017, 34: 1-16.
- [12] 汪文琪, 李宗春, 付永健, 等. 基于改进多规则区域生长的点云多要素分割[J]. 光学学报, 2021, 41(5): 0528001.
Wang W Q, Li Z C, Fu Y J, et al. Multi-factor segmentation of point cloud based on improved multi-rule region growing[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(5): 0528001.
- [13] Grilli E, Menna F, Remondino F. A review of point clouds segmentation and classification algorithms[J]. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 2017, XLII-2/W3: 339-344.
- [14] 赵亮, 胡杰, 刘汉, 等. 基于语义分割的深度学习激光点云三维目标检测[J]. 中国激光, 2021, 48(17): 1710004.

- Zhao L, Hu J, Liu H, et al. Deep learning based on semantic segmentation for three-dimensional object detection from point clouds[J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(17): 1710004.
- [15] 文沛, 程英蕾, 余旺盛. 基于深度学习的点云分类方法综述[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(16): 1600003.
Wen P, Cheng Y L, Yu W S. Point cloud classification methods based on deep learning: a review[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(16): 1600003.
- [16] Kamari M, Ham Y. Vision-based volumetric measurements via deep learning-based point cloud segmentation for material management in jobsites[J]. Automation in Construction, 2021, 121: 103430.
- [17] 孔德明, 张钰, 曹帅, 等. 面向无人化取料机的毫米波雷达感知技术[J]. 仪器仪表学报, 2021, 42(7): 189-198.
Kong D M, Zhang Y, Cao S, et al. Millimeter-wave radar sensing technology for unmanned reclaimer[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2021, 42(7): 189-198.
- [18] 韩浩宇, 张元, 韩燮. 一种改进的激光点云滤波算法[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(20): 2010001.
Han H Y, Zhang Y, Han X. Improved laser point cloud filtering algorithm[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(20): 2010001.
- [19] Papon J, Abramov A, Schoeler M, et al. Voxel cloud connectivity segmentation-supervoxels for point clouds [C]//2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2013, Portland, OR, USA. New York: IEEE Press, 2013: 2027-2034.
- [20] Barla A, Odone F, Verri A. Histogram intersection kernel for image classification[C]//Proceedings 2003 International Conference on Image Processing (Cat. No. 03CH37429), September 14-17, 2003, Barcelona, Spain. New York: IEEE Press, 2003: III-513.
- [21] 王建军, 卢云鹏, 张茅匀, 等. 实现激光点云高效配准的 ICP 优化及性能验证[J]. 红外与激光工程, 2021, 50(10): 20200483.
Wang J J, Lu Y P, Zhang J Y, et al. Optimization and performance verification of high efficiency ICP registration for laser point clouds[J]. Infrared and Laser Engineering, 2021, 50(10): 20200483.
- [22] 胡燕威, 王建军, 范媛媛, 等. 基于激光雷达的空间物体三维建模与体积计算[J]. 中国激光, 2020, 47(5): 0510001.
Hu Y W, Wang J J, Fan Y Y, et al. LiDAR-based three-dimensional modeling and volume calculation for space objects[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(5): 0510001.
- [23] Stein S C, Schoeler M, Papon J, et al. Object partitioning using local convexity[C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2014, Columbus, OH, USA. New York: IEEE Press, 2014: 304-311.
- [24] 黄镇, 韩慧妍, 韩燮. 基于凹凸性方法的杂乱场景点云分割算法[J]. 科学技术与工程, 2018, 18(14): 43-47.
Huang Z, Han H Y, Han X. Disorderly scene point cloud segmentation algorithm based on concavity and convexity method[J]. Science Technology and Engineering, 2018, 18(14): 43-47.