

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2022.07.042

基于表面凹凸性的羊胴体点云分割方法

王树才<sup>1,2</sup> 白宇<sup>1</sup> 赵世达<sup>1</sup> 杨华建<sup>3</sup>

(1. 华中农业大学工学院, 武汉 430070; 2. 农业农村部长江中下游农业装备重点实验室, 武汉 430070;  
3. 青岛建华食品机械制造有限公司, 胶州 266300)

**摘要:** 羊胴体自动化分割对于提高羊屠宰加工企业生产效率有重要意义。为实现将羊胴体点云精准高效地分割为多分体,研究了一种基于表面凹凸性的羊胴体点云分割方法。以倒挂状态下的巴美肉羊胴体为研究对象,利用三维激光扫描仪获取羊胴体点云。首先,对羊胴体点云进行预处理,去除离群点噪声和采用体素滤波的方法进行下采样;并将羊胴体点云超体素化,以获取超体素邻接图;然后,对超体素邻接图中相邻点云的公共边进行凹凸性判断,将凹边凸边赋予不同权重;并由得分评估函数计算不同权重点云的得分,将结果与参数  $S_{min}$  作比较;最后,根据比较结果确定分割区域,完成对羊胴体点云的分割。试验结果表明:羊胴体点云分割的平均精确度、平均召回率、平均 F1 值和平均总体准确率分别为 92.3%、91.3%、91.8%、92.1%。各分体的平均分割精确度分别为 92.7%、90.7%、92.6%、93.2%、92.5%、92.2%,各分体的平均分割召回率分别为 86.0%、93.2%、92.8%、91.6%、90.9%、93.4%,处理单只羊胴体点云的平均时长为 18.82 s。通过处理多分体组合点云以及多体型羊胴体点云判断本文方法的适用性,并引入区域生长、欧氏聚类 2 种点云分割方法进行对比试验,验证本文方法的综合分割能力。研究表明本文方法具有较高的分割精度、一定的实时性和良好的适用性,综合分割能力较优。

**关键词:** 羊胴体; 点云分割; 表面凹凸性

中图分类号: S24      文献标识码: A      文章编号: 1000-1298(2022)07-0387-08      OSID: 

Point Cloud Segmentation of Sheep Carcass Based on Surface Convexity

WANG Shucui<sup>1,2</sup> BAI Yu<sup>1</sup> ZHAO Shida<sup>1</sup> YANG Huajian<sup>3</sup>

(1. College of Engineering, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China

2. Key Laboratory of Agricultural Equipment in Mid-lower Yangtze River,  
Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Wuhan 430070, China

3. Qingdao Jianhua Food Machinery Manufacturing Co., Ltd., Jiaozhou 266300, China)

**Abstract:** The automated segmentation of sheep carcass is of great significance for improving the productivity of sheep slaughtering and processing enterprises and can contribute to a more intelligent sheep slaughtering and processing industry in China. In order to achieve accurate and efficient segmentation of the sheep carcass point cloud data into multiple splits, and provide a reference for the sheep carcass segmentation robot, a sheep carcass point cloud segmentation method was used based on surface convexity, and the Bame mutton sheep was taken as the research object. The sample point cloud data was collected on the sheep carcass segmentation production line of Meiyangyang Food Co., Ltd. in Inner Mongolia, Bayannaoer. Using the point cloud collection method, a handheld scanner was used to surround the sheep carcass. Multiple laser photosensitive films were randomly attached to the surface of the sheep carcass for three-dimensional positioning and scanning in data collection. The distance between the scanner and the sheep carcass was controlled within 200 mm. The point cloud processing steps were as follows: the voxel filtering method was used to downsample the sheep carcass point cloud; the point cloud data was supervoxelized to obtain the supervoxel adjacency graph; the common edge of the adjacent point cloud in the supervoxel adjacency graph was judged by concave and convex, and the concave and convex edges were given different weights; a score function was introduced, and the relationship between the score of each point cloud and the minimum cut score according to different weights were calculated

and compared; according to the comparison results, the Ransac algorithm was used to determine the segmentation plane, divide the segmentation area, and complete the segmentation of the sheep carcass point cloud. The test results showed that the average precision, average recall ratio, average F1 value and average overall accuracy of sheep carcass point cloud segmentation were 92.3%, 91.3%, 91.8% and 92.1%, respectively, and the average accuracy of each split were 92.7%, 90.7%, 92.6%, 93.2%, 92.5% and 92.2%, the average recall ratio were 86.0%, 93.2%, 92.8%, 91.6%, 90.9% and 93.4%, respectively. The average time to process a single sheep carcass point cloud was 18.82 s. The applicability of this method was judged by segmenting combinations of different sheep carcass split point clouds and sheep carcass point clouds of different body weights, and the comprehensive segmentation ability of this method was verified by comparing two point cloud segmentation algorithms, namely the commonly used region grow and the Euclidean clustering. The results showed that the method can maintain high segmentation accuracy and processing speed in processing three different body types of sheep carcass point cloud samples. The segmentation effect and index results, however, showed obvious advantages: the sheep carcass point cloud can be accurately segmented into hexads, and the segmentation boundary between the splits was flat and clear. It can be used as the basis for the follow-up robots segmentation; the four indexes to evaluate the segmentation accuracy were higher than that of the region grow by 27.1%, 11.5%, 19.2% and 8.9%, and higher than that of the Euclidean clustering by 10.8%, 21.7%, 16.3% and 16.6%, respectively. Research results showed that the method had high segmentation accuracy, good real-time performance and certain applicability, and the comprehensive segmentation showed good ability.

**Key words:** sheep carcass; point cloud segmentation; surface convexity

0 引言

我国是羊肉生产大国,2020 年我国羊肉产量为 492 万 t,同比增长 1.0%,已连续多年保持增长趋势<sup>[1]</sup>。目前我国的羊肉产品以屠宰初级加工的胴体肉为主,在羊肉加工过程中,羊胴体分割作为羊屠宰加工减损降耗、提质增效的关键环节,与羊肉产品增值存在直接关系。但是由于缺乏自动化的分割工艺,现阶段大多数企业仍以传统的倒挂式手工屠宰加工为主<sup>[2-4]</sup>,特别是羊胴体分割区域的识别普遍依赖于操作员的经验,存在分割效率低、分割精度差等问题,严重制约加工水平的提升。因此,实现羊胴体分割区域的自动识别,不仅是研发羊胴体分割机器人视觉系统的基础,更是实现自动化屠宰的关键。

三维视觉作为一项多融合多交叉技术,相比于二维图像,三维点云具有可以反映场景丰富且完整几何信息的优势,可呈现关于对象清晰且完备的结构特征<sup>[5]</sup>,已被应用于作物表型研究<sup>[6-10]</sup>、家畜体尺测量<sup>[11-12]</sup>等农业相关领域。此外,国内外研究者结合三维视觉,以不同畜禽的胴体三维点云模型为研究对象,在智能屠宰领域也展开了一定探索,但大部分研究集中在猪腹剖切环节或者面向劈半羊胴体的分割环节<sup>[13-15]</sup>,针对倒挂状态下羊胴体点云分割的研究较少,且多数研究的方法在分割方案等方面并不完全适用于我国的羊肉分割需求。

本文以巴美肉羊胴体为研究对象,利用激光传

感器获取羊胴体点云,以羊胴体表面的凹凸性作为分割依据,实现羊胴体点云分割。在此基础上,选取差异性样本进行试验,用以验证本文方法的适用性和可行性。最后引入欧氏聚类、区域生长两种点云分割方法进行对比试验,进一步验证本文方法的综合分割能力。

1 材料与方法

1.1 点云数据获取

试验以经过剥皮、去内脏处理后的巴美肉羊胴体作为研究对象,羊胴体点云数据采集于内蒙古巴彦淖尔美洋洋食品股份有限公司的羊胴体分割生产线。使用 FreeScan X7 型手持式三维激光扫描仪获取羊胴体点云数据,该激光扫描仪的光学分辨率为 0.05 mm,精度可达 0.03 mm。

为获取完整清晰的点云,同时还原羊胴体分割生产线的实际场景,采用将羊胴体倒挂于挂架上,手持扫描仪环绕羊胴体的采集方式。采集时无特定光源与背景,不限定采集时间,将羊胴体表面随机粘附激光感光片进行三维定位扫描,扫描仪与羊胴体之间的距离控制在 200 mm 之内,整个点云采集过程如图 1 所示。由于同批次的羊胴体存在体型、质量、年龄相近的情况,为增大样本之间的差异性,针对 5 批次羊胴体随机采集了 100 个样本。

1.2 点云预处理

1.2.1 点云去噪

采集点云时,会不可避免地产生一定数量的噪



图 1 羊胴体点云采集示意图

Fig. 1 Schematic of point cloud collection of sheep carcass

1. 挂架 2. 挂钩 3. 三维扫描仪 4. 羊胴体 5. 激光感光片

声点<sup>[16]</sup>,点云噪声主要分为小振幅噪声和离群点噪声<sup>[17]</sup>,噪声点的存在会影响表面精度<sup>[18]</sup>。为获取高质量的羊胴体点云,避免噪声点对后续分割的影响,在软件 Cloud Compare 中手动去除背景中的离群点噪声,去噪前、后点云数据如图 2 所示。

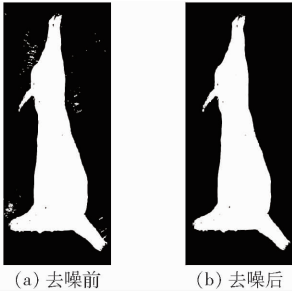


图 2 去噪前后点云数据

Fig. 2 Point cloud data before and after denoising

1.2.2 点云滤波

由三维激光扫描仪采集到的单只羊胴体点云数量多为十万级,部分样本点数可达百万,如此庞大的数据量直接作为算法的输入会影响运算速度。对于冗余数据进行合理的精简,可以提高后期的处理速度<sup>[19]</sup>,故需要对采集到的羊胴体点云进行滤波处理。目前常用的点云滤波方法有:直通滤波、半径滤波、统计离群消除滤波、体素网格滤波<sup>[20]</sup>等,考虑到后续的分割需求,即在下采样的同时不破坏点云本身的几何结构,故采用体素滤波作为羊胴体点云的下采样方法<sup>[21]</sup>。根据不同样本点数,创建不同栅格叶大小的体素滤波器可将单只羊胴体点云数量精简至  $2 \times 10^4 \sim 6 \times 10^4$  个,该数量的点云在保留羊胴体几何特征的同时,也能高效完成分割任务。滤波前、后的羊胴体点云如图 3 所示。

1.3 点云分割

根据文献[22],将羊胴体分割为后腿腿、带臀去腿腿、鞍肉、颈肉、肩肉、前腿腿等 6 分体,分割示意图如图 4 所示。

以上各分体的交界处,羊胴体表面往往具有较为明显的局部凹凸性突变。在流水线分割场景中,

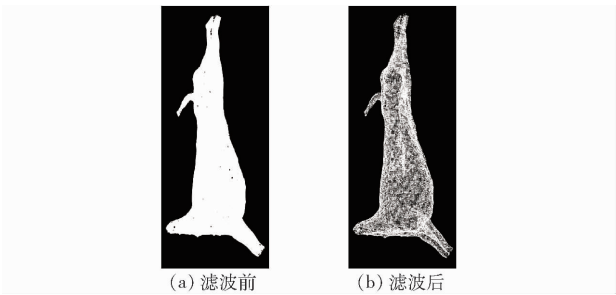


图 3 滤波前后点云数据

Fig. 3 Point cloud data before and after filtering

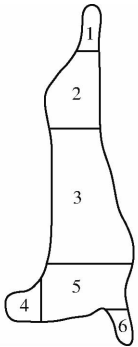


图 4 羊肉分割技术规范示意图

Fig. 4 Schematic of mutton segmentation specifications

1. 后腿腿 2. 带臀去腿腿 3. 鞍肉 4. 颈肉 5. 肩肉 6. 前腿腿

操作员便以此几何特征的变化作为实际分割依据。基于上述思路,本文使用了一种基于表面凹凸性的羊胴体点云分割方法<sup>[23]</sup>,该方法的具体实现步骤如下:

(1)由于凹凸性是定义在超体素邻接图中的公共边上,故参考文献[24]中的方法将羊胴体点云超体素化,根据文献[25]中的方法对超体素公共边进行凹凸性判断,判断方法为

$$C = n_1 d - n_2 d \tag{1}$$

其中

$$d = \frac{\mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_2}{\|\mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_2\|_2} \tag{2}$$

式中  $n_1, n_2$ ——两相邻超体素的法向量

$\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2$ ——两相邻超体素的质心位置向量

若  $C \geq 0$ ,则该边为凸;若  $C < 0$ ,则该边为凹。

(2)将两个相邻超体素的公共边抽象成一个包含方向、凹凸性等几何特征的欧几里得边缘云。每个欧几里得边缘云的坐标为其连接的两超体素的平均值 $(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2)$ ,方向的计算方法与式(2)相同。2 个超体素法向量之间夹角的计算式为

$$|\alpha| = \arccos(\mathbf{n}_2 \mathbf{n}_1) \tag{3}$$

若  $\alpha > 0$ ,代表该欧几里得边缘云为凹;若  $\alpha < 0$ ,代表该欧几里得边缘云为凸。

(3)由于分割往往发生在凹度更显著的位置,故将凹凸性不同的欧几里得边缘云赋予不同的权重,计算式为

$$\omega(\alpha) = H(\alpha - \beta_{thresh}) \tag{4}$$

其中,  $H$  代表单位阶跃函数, 凹度公差角  $\beta_{thresh}$  设为  $10^\circ$ , 以忽略弱凹度和来自噪声点云的凹度。该步骤将所有凹点权重设为 1, 将所有凸点权重设为 0。

(4) 为实现对点云的受约束分区和局部分割, 设置得分评估函数

$$S_m^n = \frac{1}{|P_m^n|} \sum_{i \in P_m^n} \omega_i t_i \tag{5}$$

其中 
$$t_i = \begin{cases} |d_i s_m| & (i \text{ 为凹点}) \\ 1 & (i \text{ 为凸点}) \end{cases}$$

式中  $P_m^n$ ——由阈值等于超体素种子大小的欧几里得聚类而得到的点云集合

$s_m$ ——模型表面法向量

同时引入参数  $S_{min}$ , 只有得分  $S_m^n$  大于等于  $S_{min}$  的点才会参与分割。通过引入得分函数, 可保证分割的准确性和精确性。通过调整参数  $S_{min}$  的取值, 可保证凹凸性变化不明显的位置也能参与分割, 以达到预期的分割效果。

(5) 根据步骤(4)计算得出的结果, 利用随机采样一致算法<sup>[26]</sup>确定切割平面, 提取出此平面上的所有点云, 以此作为最终的分割平面, 完成羊胴体点云分割。

1.4 评价指标

引入精确度、召回率、F1 值和总体准确率对单只羊胴体点云的分割精度进行评估<sup>[27]</sup>, 按照《羊肉分割技术规范》在软件 Cloud Compare 中手动分割羊胴体点云, 以此作为分割的真实值。

2 结果与分析

基于表面凹凸性的羊胴体点云分割主要包含 4 个步骤: 采集羊胴体点云, 经过预处理后作为待分割样本; 基于羊胴体表面凹凸变化等几何特征, 完成羊胴体点云分割; 通过处理差异性点云样本, 验证本文方法的适用性; 与常用点云分割方法进行对比试验, 进一步验证本文方法的综合分割能力。流程如图 5 所示。

本文算法基于 Visual Studio 2017, PCL1.9.1 点云库运行, 试验的硬件环境为 Intel Core i7-9750 处理器, NVIDIA GeForce GTX 1660Ti 显卡; 计算机操作系统为 Windows 10 专业版。

2.1 算法参数

本文方法首先将羊胴体点云超体素化, 获得超体素邻接图。影响超体素化的参数主要有: 体素分辨率  $R_{voxel}$ 、种子分辨率  $R_{seed}$ , 影响分割精度的参数为最小分割得分  $S_{min}$ , 其余参数设在合理范围内即可。试验发现,  $R_{voxel}$  过小, 无法形成超体素;  $R_{voxel}$  过

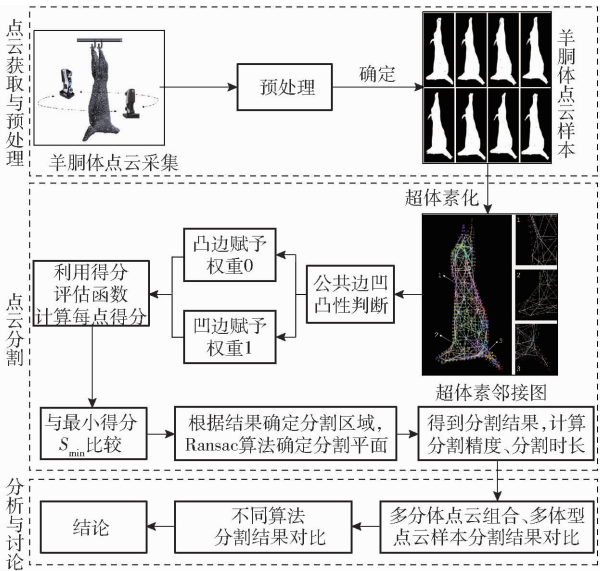


图 5 羊胴体点云分割试验流程图

Fig. 5 Flow chart of segmentation test of sheep carcass point cloud

大导致分辨率降低, 丢失局部凹凸性特征。  $R_{seed}$  影响超体素划分,  $R_{seed}$  过小, 会导致算法效率偏低;  $R_{seed}$  过大, 邻接超体素间特征差异变小。影响最终分割精度的主要参数为  $S_{min}$ , 若  $S_{min}$  设置过小会造成过分割, 设置过大会造成分割精度不足, 无法满足实际分割要求。在确定最佳分割参数时, 采用穷举策略, 通过多次分割试验, 比较不同参数下的分割结果, 基于试验结果确定该样本参数的最优值。通过多次试验发现, 针对正常体型的羊胴体点云样本, 取  $S_{min} = 0.15$  可达到较好的分割效果。针对特殊体型的羊胴体点云样本, 由于其自身形态结构较复杂, 为避免过分割现象, 应适当增大该参数的值, 取  $S_{min} = 0.3$  可达到较好的分割结果。

2.2 羊胴体点云样本分割结果

针对羊胴体点云样本进行分割试验, 并对结果进行评价。获取羊胴体点云的分割结果, 分别计算 6 分体的分割精确度与召回率。同时, 为判断本方法是否具有良好的实时性, 记录处理单只羊胴体点云的时长, 并求平均值。部分样本的分割结果如图 6 所示。

由图 6 可知, 羊胴体点云被分割为 6 分体, 相邻两分体以不同的颜色标明区分, 过分割与欠分割现象并不明显, 符合行业分割规范。特别是前腿腱部分, 由于该部分点云较密集, 各处几何特征较复杂, 且与肩肉、鞍肉较为接近, 本文方法均可准确识别分割。同时, 分体之间界线清晰且平整, 后续可作为羊体分割机器人的分割轨迹。最终, 后腿腱、带臀去腿腿、鞍肉、肩肉、颈肉、前腿腱的平均分割精确度分别为 92.7%、90.7%、92.6%、93.2%、92.5%、92.2%,

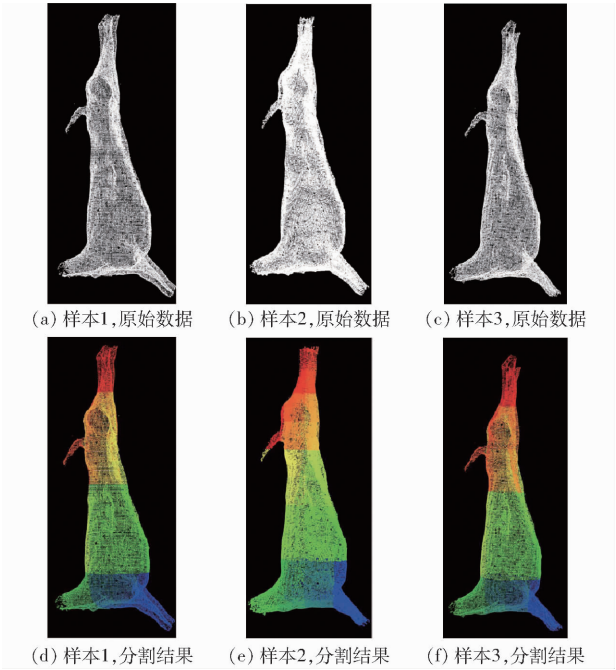


图 6 部分羊胴体点云分割结果

Fig. 6 Results of partial sheep carcass point cloud segmentation

平均召回率分别为 86.0%、93.2%、92.8%、91.6%、90.9%、93.4%，处理单只羊胴体点云的时长为 18.82 s，结果表明该方法适用于针对智能屠宰领域的羊胴体点云分割，同时具有一定的实时性。

2.3 多分体组合点云分割

羊胴体点云相邻分体之间往往存在明显的凹凸性变化，突变处即为待分割处，但部分样本的部分分体之间并无显著的凹凸性变化。为验证本文方法针对上述分体的分割效果，随机选取若干羊胴体点云样本，在软件 Cloud Compare 中手动提取有明显凹凸性突变的多分体以及无明显凹凸性突变的多分体，以此作为待分割样本，展开分割试验。分割结果如图 7 所示，图中自上而下分别为：带臀去腱腿与鞍肉的点云组合，颈肉、肩肉与前腿腱的点云组合。

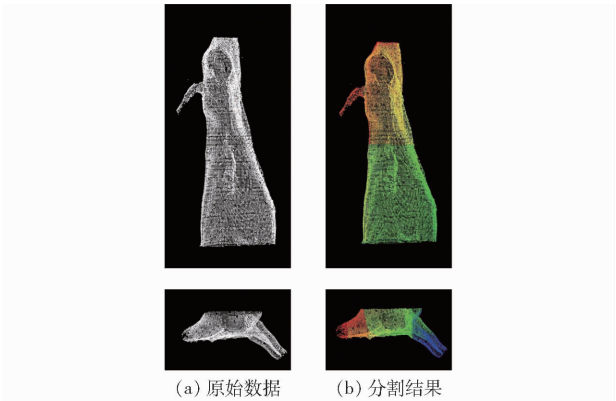


图 7 多分体组合点云分割结果

Fig. 7 Results of multi-split combined point cloud segmentation

由图 7 可知，带臀去腱腿与鞍肉之间的过渡相对平滑，分界处并无较明显的凹凸性变化，而颈肉、肩肉与前腿腱三分体之间特征差异较大，其相邻两分体的分界处有较明显的凹凸性变化。针对上述两种点云组合，本文方法均取得较好的分割结果，过分割与欠分割现象并不显著，说明本文方法能适应凹凸性突变存在差异的点云样本组合。

2.4 多体型羊胴体点云分割

为进一步验证本文方法的适用性和可行性，根据体型的不同选取 3 类器官完整、结构清晰的羊胴体点云，模拟生产线处理各类羊胴体的实际情况进行试验。其中样本 1 代表结构最复杂的一类羊胴体，该样本经滤波后包含 56 010 个点；样本 2 代表体型正常的一类羊胴体，该样本经滤波后包含 43 185 个点；样本 3 代表体型最小的一类羊胴体，该样本经滤波后包含 22 296 个点。比较多次试验结果并结合文献[28-29]，选取各样本的最佳分割结果，其参数设置如下：样本 1， $R_{voxel} = 0.3$ ， $R_{seed} = 0.75$ ， $S_{min} = 0.3$ ；样本 2， $R_{voxel} = 0.35$ ， $R_{seed} = 0.8$ ， $S_{min} = 0.15$ ；样本 3， $R_{voxel} = 0.005$ ， $R_{seed} = 0.2$ ， $S_{min} = 0.3$ 。3 个样本的分割结果如图 8 所示，评价各分体分割精度的指标如表 1 所示。

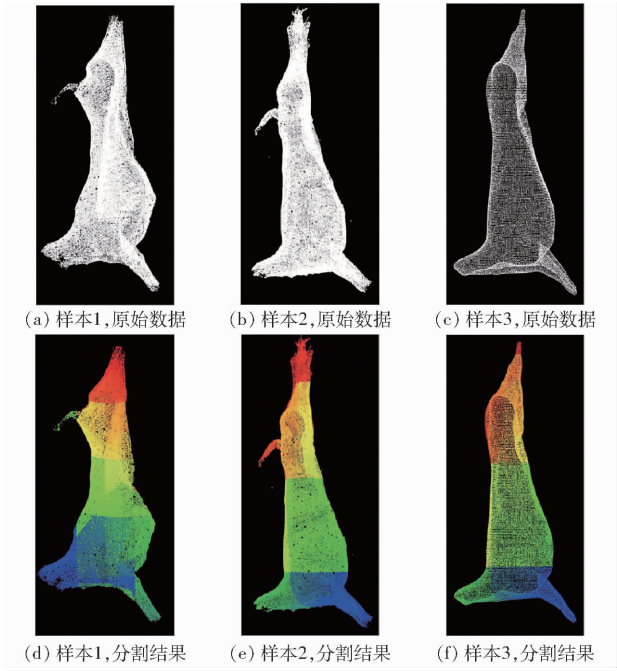


图 8 多体型羊胴体点云分割结果

Fig. 8 Results of multi-body sheep carcass point cloud segmentation

从图 8 中可以看到，在面对体型有明显差异的羊胴体点云样本，本文方法仍能较好地完成任务，正确将羊胴体点云分割为 6 分体，各分体的分割效果没有明显变化，同时分体之间的界线清晰准确。特别是样本 1，该点云样本对应的羊胴体质量较大，

表 1 多体型样本分割结果评价

Tab.1 Evaluation of segmentation results of multi-body samples

| 样本 | 指标  | 带臀去腿腿 |       |      |      |      |      | % |
|----|-----|-------|-------|------|------|------|------|---|
|    |     | 后腿腿   | 带臀去腿腿 | 鞍肉   | 肩肉   | 颈肉   | 前腿腿  |   |
| 1  | 精确度 | 93.2  | 92.2  | 92.3 | 94.3 | 91.6 | 91.5 |   |
|    | 召回率 | 91.4  | 93.1  | 91.2 | 93.6 | 90.1 | 94.0 |   |
| 2  | 精确度 | 93.5  | 94.5  | 94.0 | 92.4 | 92.8 | 92.3 |   |
|    | 召回率 | 94.8  | 95.2  | 93.6 | 90.9 | 91.9 | 93.5 |   |
| 3  | 精确度 | 91.0  | 85.3  | 91.9 | 93.2 | 93.0 | 92.6 |   |
|    | 召回率 | 71.4  | 91.3  | 93.3 | 90.5 | 90.7 | 92.7 |   |

导致各分体几何特征较复杂。对比其他样本可知,样本 1 带臀去腿腿和肩肉处体积较大,上述两分体在横向有一定延展,部分与颈肉、前腿腿在竖直方向上处于同一平面,可能导致在确定分割平面时出现误分割。最终,本文方法对该样本也较好完成分割,误分割现象并不明显。以上结果说明样本体型差异对本文方法的分割效果影响并不显著,该分割方法能适应羊胴体分割生产线的实际情况,能满足处理各种体型及质量羊胴体样本的需求。

由表 1 可知,样本 3 后腿腿的分割召回率和带臀去腿腿的分割精确度低于其余样本的同分体,具体原因为:3 号羊胴体体型较小、质量较轻,其后腿处表面几何特征并不明显;同时由于羊胴体倒挂于挂架上,在自身重力的影响下后腿处丢失部分凹凸性特征,进而导致本属于后腿的点云被误分割为带臀去腿腿。

2.5 与其他分割算法对比试验

目前可用于点云分割的算法较多,但面对不同场景和对象,不同算法的分割效果有较大差异。为进一步验证本文方法的综合分割能力,继续以大、中、小 3 个不同体型的羊胴体点云样本为例,引入点云分割任务中常用的区域生长<sup>[30]</sup>、欧氏聚类<sup>[31]</sup>两种算法进行对比试验。其中,影响区域生长算法分割效果的参数为平滑阈值,影响欧氏聚类算法分割效果的参数为欧氏距离。使用上述两种算法对羊胴体点云进行分割对比试验时,采用逼近原则确定算法参数最优取值,即从过大和过小两极端值开始,逐步向中间值逼近,最终得到最优参数,并以该参数下的分割结果作为最终结果参与评估。各算法分割结果如图 9 所示。

从图 9 中可以看到,区域生长与欧氏聚类两种算法只能近似分割得到颈肉、前腿腿、后腿腿 3 部分,对带臀去腿腿、鞍肉以及肩肉的分割效果较差;针对近似分割出的区域,还存在一定程度过分割与欠分割现象。同时,各分体之间界线不规则且较模糊,无法作为后续机器人的分割轨迹;上述算法均未

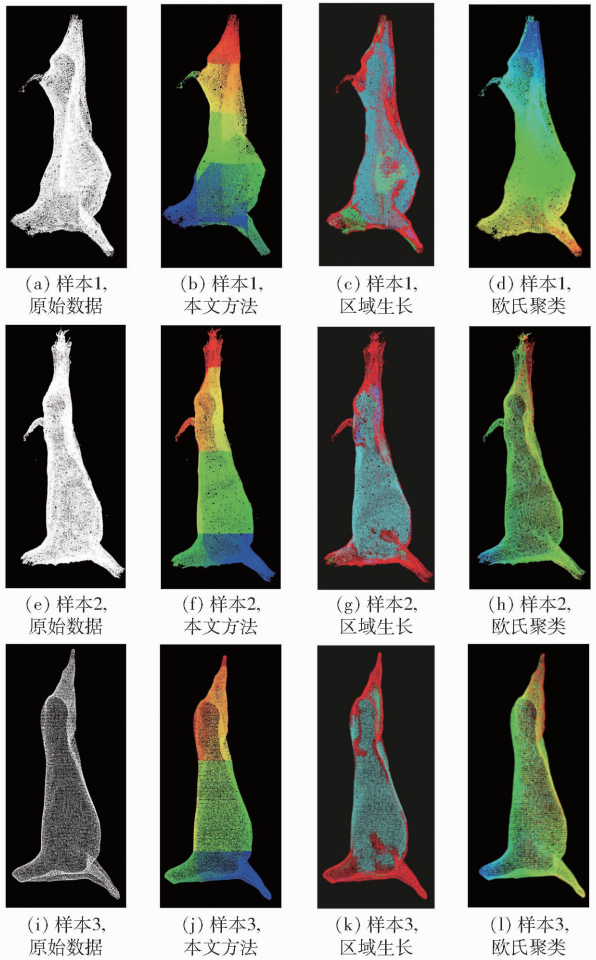


图 9 不同算法分割结果对比

Fig.9 Comparison of segmentation results of different algorithms

能很好地完成分割任务,其原因在于未利用羊胴体点云在局部区域具有的凹凸性等深层次几何特征,仅依靠平滑阈值、距离阈值等参数作为分割依据,故无法将羊胴体点云精确分割为多分体;相比于本文方法,区域生长与欧氏聚类均未能获得清晰平直分割边界的原因在于:本文确定分割平面时引入了随机采样一致算法,在局部对点云进行约束加权以获得清晰平整的分割边界。

表 2 列出了评价上述算法分割效果的量化指标,由于区域生长与欧氏聚类只近似分割出 3 个分体,故计算整只羊胴体分割精确度、召回率、F1 值和总体准确率时,分割得到的分体数量  $m$  为 3。

表 2 不同分割算法结果对比

Tab.2 Comparison of results of different segmentation algorithms

| 方法   | 平均精  | 平均召  | 平均 F1 | 平均总体  | 算法    |
|------|------|------|-------|-------|-------|
|      | 确度/% | 回率/% | 值/%   | 准确率/% | 耗时/s  |
| 本文方法 | 92.3 | 91.3 | 91.8  | 92.1  | 18.82 |
| 区域生长 | 72.6 | 81.9 | 77.0  | 84.6  | 15.37 |
| 欧氏聚类 | 83.3 | 75.0 | 78.9  | 79.0  | 14.62 |

从表 2 可以看出,本文方法的平均精确度、平均召回率、平均 F1 值和平均总体准确率均高于其余方法,4 个指标分别高于区域生长 27.1%、11.5%、19.2%、8.9%,高于欧氏聚类 10.8%、21.7%、16.3%、16.6%。在分割实时性方面,本文方法、区域生长、欧氏聚类分割单只羊胴体点云的平均耗时分别为 18.82、15.37、14.62 s,本文使用的方法略高于其他方法,其原因可能是本文方法对邻接图进行凹凸性判断和计算函数得分均需要遍历每个点云,运算量较大。考虑到其余算法均未能有效完成分割任务,且本文方法平均耗时仅比区域生长高 3.45 s,比欧氏聚类高 4.2 s,说明本文方法在保证分割精度的同时,也可以兼顾一定的实时性,满足羊胴体分割生产线的实际需求。

本文分别计算了评价 3 种方法对各分体分割精度的指标,其结果如图 10、11 所示。由于区域生长和欧氏聚类无法对带臀去腿腿、鞍肉、肩肉完成有效分割,故仅讨论剩余可完成分割的分体。

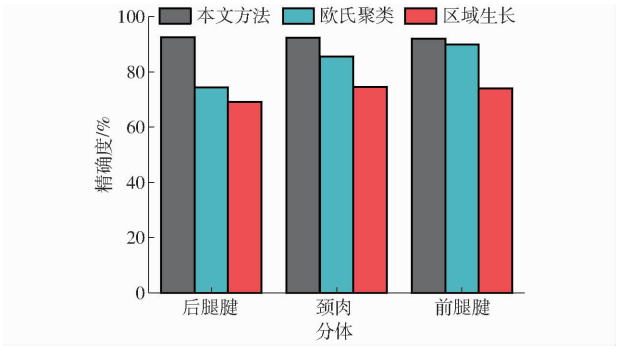


图 10 各分体分割精确度

Fig. 10 Segmentation accuracy of each split

由图 10、11 可知,本文方法对后腿腿、颈肉、前腿腿的分割精确度略优于区域生长与欧氏聚类,分割召回率均优于其余两种方法。最终,本文方法对上述 3 分体的分割精确度为 92.7%、92.5%、92.2%,分别高于欧氏聚类 18.4、6.9、2.3 个百分点,高于区域生长 23.6、17.9、18.2 个百分点;本文

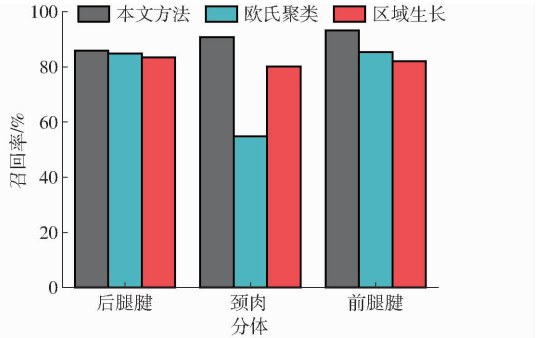


图 11 各分体分割召回率

Fig. 11 Recall rate of each split segmentation

方法对上述 3 分体的分割召回率为 86.0%、90.9%、93.4%,分别高于欧氏聚类 1.2、36.0、8 个百分点,高于区域生长 2.6、10.7、11.4 个百分点。结果表明本文方法能满足实际生产线对羊胴体各分体分割的精度要求。

### 3 结论

(1) 基于羊胴体表面凹凸性等几何特征,实现了对羊胴体点云的自动分割。分割平均精确度、平均召回率、平均 F1 值和平均总体准确率分别为 92.3%、91.3%、91.8%、92.1%,处理单只羊胴体点云的平均时长为 18.82 s,说明本文方法在分割精度上能够满足实际生产线的需求,同时兼顾一定的实时性。

(2) 设计了多分体组合点云、多体型羊胴体点云分割试验,试验结果表明针对样本差异性,本文方法仍能保持较高的分割精度,具有良好的适用性。

(3) 与区域生长、欧氏聚类 2 种点云分割方法相比较,本文方法处理单只羊胴体点云的平均耗时高于欧氏聚类 4.2 s,高于区域生长 3.45 s,但平均精确度、平均召回率、平均 F1 值和平均总体准确率分别优于区域生长 27.1%、11.5%、19.2%、8.9%,优于欧氏聚类 10.8%、21.7%、16.3%、16.6%,综合分割能力较好。

### 参 考 文 献

[1] 中华人民共和国 2020 年国民经济和社会发展统计公报[J]. 中国统计,2021(3):8-22.  
[2] 郭楠,潘满,王子骥,等. 我国羊屠宰加工关键技术装备现状及发展趋势[J]. 肉类工业,2020(8):27-31.  
GUO Nan, PAN Man, WANG Zikan, et al. Development trend and current situation of key technology and equipment in sheep slaughtering and processing in China[J]. Meat Industry, 2020(8): 27-31. (in Chinese)  
[3] 方梦琳,张德权,张柏林,等. 我国羊肉加工业的现状与发展趋势[J]. 肉类研究,2008(3):3-7.  
FANG Menglin, ZHANG Dequan, ZHANG Bolin, et al. The present situation and trends of the mutton processing in China[J]. Meat Research, 2008(3): 3-7. (in Chinese)  
[4] 赵世达,王树才,李振强,等. 基于 U 型卷积神经网络的羊肋排图像分割[J]. 食品与机械,2020,36(9):116-121,154.  
ZHAO Shida, WANG Shucai, LI Zhenqiang, et al. Image segmentation of sheep ribs based on U-shaped convolutional neural network[J]. Food & Machinery, 2020, 36(9): 116-121,154. (in Chinese)  
[5] 顾军华,李炜,董永峰. 基于点云数据的分割方法综述[J]. 燕山大学学报,2020,44(2):125-137.  
GU Junhua, LU Wei, DONG Yongfeng. Segmentation methods for point cloud: a survey[J]. Journal of Yanshan University, 2020, 44(2): 125-137. (in Chinese)  
[6] 徐焕良,马仕航,王浩云,等. 基于几何模型的绿萝叶片外部表型参数三维估测[J]. 农业机械学报,2020,51(12):220-228.  
XU Huanliang, MA Shihang, WANG Haoyun, et al. Three-dimensional estimation of money plant leaf external phenotypic

- parameters based on geometric model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(12): 220–228. (in Chinese)
- [7] 程钢,王敬宇,杨杰,等. 基于改进  $\alpha$ -shape 算法的三维点云树冠体积计算方法[J]. 农业机械学报, 2021, 52(5): 175–183. CHENG Gang, WANG Jingyu, YANG Jie, et al. Three-dimensional point cloud canopy volume calculation method based on improved  $\alpha$ -shape algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(5): 175–183. (in Chinese)
- [8] 陈辉,王婷婷,代作晓,等. 基于运动恢复结构的无规则植物叶片面积三维测量方法[J]. 农业机械学报, 2021, 52(4): 230–238. CHEN Hui, WANG Tingting, DAI Zuoxiao, et al. 3D measurement method for area of irregular plant leaf based on structure from motion[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(4): 230–238. (in Chinese)
- [9] 仇瑞承,张漫,魏爽,等. 基于 RGB-D 相机的玉米茎粗测量方法[J]. 农业工程学报, 2017, 33(增刊 1): 170–176. QIU Ruicheng, ZHANG Man, WEI Shuang, et al. Method for measurement of maize stem diameters based on RGB-D camera[J]. Transactions of the CASE, 2017, 33(Sup. 1): 170–176. (in Chinese)
- [10] 马保建,鄢金山,王乐,等. 基于骨架点的矮化密植枣树三维点云自动配准[J]. 农业机械学报, 2021, 52(9): 24–32. MA Baojian, YAN Jinshan, WANG Le, et al. Three-dimensional point cloud automatic registration for dwarf and dense planted jujube tree based on skeleton points[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(9): 24–32. (in Chinese)
- [11] 王可,郭浩,刘威林,等. 基于点云旋转归一化的猪体尺测点提取方法[J]. 农业工程学报, 2017, 33(增刊 1): 253–259. WANG Ke, GUO Hao, LIU Weilin, et al. Extraction method of pig body size measurement points based on rotation normalization of point cloud[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(Sup. 1): 253–259. (in Chinese)
- [12] 尹令,蔡更元,田绪红,等. 多视角深度相机的猪体三维点云重构及体尺测量[J]. 农业工程学报, 2019, 35(23): 201–208. YIN Ling, CAI Gengyuan, TIAN Xuhong, et al. Three dimensional point cloud reconstruction and body size measurement of pigs based on multi-view depth camera[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(23): 201–208. (in Chinese)
- [13] 刘毅,丛明,刘冬,等. 基于改进遗传算法与机器视觉的工业机器人猪腹剖切轨迹规划[J]. 机器人, 2017, 39(3): 377–384. LIU Yi, CONG Ming, LIU Dong, et al. Trajectory planning for porcine abdomen cutting based on an improved genetic algorithm and machine vision for industrial robot[J]. Robot, 2017, 39(3): 377–384. (in Chinese)
- [14] 丛明,王亚辉,杜宇,等. 基于点云聚类与 PCA 的机器人猪腹剖切方法[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2020, 48(11): 54–59. CONG Ming, WANG Yahui, DU Yu, et al. Porcine abdomen cutting method using robot based on point cloud clustering and PCA[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2020, 48(11): 54–59. (in Chinese)
- [15] MU Shuai, QIN Haibo, WEI Jia, et al. Robotic 3D vision-guided system for half-sheep cutting robot[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2020, 2020: 1–11.
- [16] 杨旭. 激光雷达点云数据的滤波和分割处理[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2020. YANG Xu. Filtering and segmentation of lidar point cloud data[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2020. (in Chinese)
- [17] 朱俊峰,胡翔云,张祖勋,等. 多尺度点云噪声检测的密度分析法[J]. 测绘学报, 2015, 44(3): 282–291. ZHU Junfeng, HU Xiangyun, ZHANG Zuxun, et al. Hierarchical outlier detection for point cloud data using a density analysis method[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2015, 44(3): 282–291. (in Chinese)
- [18] 袁华,庞建铨,莫建文. 基于噪声分类的双边滤波点云去噪算法[J]. 计算机应用, 2015, 35(8): 2305–2310. YUAN Hua, PANG Jianqun, MO Jianwen. Denoising algorithm for bilateral filtered point cloud based on noise classification[J]. Journal of Computer Applications, 2015, 35(8): 2305–2310. (in Chinese)
- [19] 吴娟明. 玉米叶片点云去噪软件的设计与实现[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2017. WU Chanyue. Design and implementation for point cloud denoising software of corn leaf[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2017. (in Chinese)
- [20] 李仁忠,刘阳阳,杨曼,等. 基于改进的区域生长三维点云分割[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(5): 325–331. LI Renzhong, LIU Yangyang, YANG Man, et al. This-dimensional point cloud segmentation algorithm based on improved region growing[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(5): 325–331. (in Chinese)
- [21] 王雯. 基于 3D 点云数据的室内物体识别技术研究[D]. 西安: 西安工程大学, 2019. WANG Wen. Indoor object recognition technology research based on 3D point cloud data[D]. Xi'an: Xi'an Polytechnic University, 2019. (in Chinese)
- [22] NY/T 1564—2007 羊肉分割技术规范[S]. 2007.
- [23] SCHOELER M, PAPON J, WRGTTTER F. Constrained planar cuts-object partitioning for point clouds[C]//IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2015.
- [24] PAPON J, ABRAMOV A, SCHOELER M, et al. Voxel cloud connectivity segmentation-supervoxels for point clouds[C]//Computer Vision & Pattern Recognition. IEEE, 2013.
- [25] STEIN S C, SCHOELER M, PAPON J, et al. Object partitioning using local convexity[C]//Computer Vision & Pattern Recognition. IEEE, 2014.
- [26] QIAN X, YE C. NCC-RANSAC: a fast plane extraction method for 3-D range data segmentation[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2014, 44(12): 2771–2783.
- [27] JIN S, SU Y, WU F, et al. Stem-leaf segmentation and phenotypic trait extraction of individual maize using terrestrial LiDAR data[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(3): 1336–1436.
- [28] 郭浩,苏伟,朱德海,等. 点云库 PCL 从入门到精通[M]. 北京: 机械工业出版社, 2019.
- [29] 杨琳. 面向油菜表型参数自动测量的点云分割与分类方法研究[D]. 武汉: 华中农业大学, 2019. YANG Lin. Research on point cloud data segmentation and classification for phenotypic parameters measurements of rapeseed plant[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2019. (in Chinese)
- [30] VO A V, TRUONG-HONG L, LAEFER D F, et al. Octree-based region growing for point cloud segmentation[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing, 2015, 104(2): 88–100.
- [31] ARYA S. An optimal algorithm for approximate nearest neighbor searching fixed dimensions[C]//Proceedings of the Fifth Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms, 1994: 573–582.