

基于 SGPointNet++ 模型的奶牛点云分割与表型自动测定系统设计

赵健^{1,2} 周国源^{1,2} 王智文^{1,2} 李国亮^{1,2} 钟发钢³ 李嘉位^{1,2}

(1. 华中农业大学信息学院, 武汉 430070; 2. 农业农村部智慧养殖技术重点实验室, 武汉 430070;

3. 新疆农垦科学院, 石河子 830049)

摘要: 针对奶牛体尺人工测量工作量大、容易引起应激反应等问题, 利用奶牛点云的三维重建以及点云分割技术, 提出改进的点云分割模型并实现奶牛体尺数据的自动计算。本文以中国华西牛为研究对象, 通过奶牛三维点云采集系统, 采集 115 头奶牛的 212 组点云数据; 采用 Super-4pcs 算法配准、进行空间直通滤波、基于邻域的离群点滤波完成奶牛点云的三维重建; 基于 PointNet++ 点云分割算法, 结合 SGE 空间分组增强模块, 提出改进的 SGPointNet++ 模型, 用于奶牛点云分割处理, 进一步测量了体高、胸围、腹围、十字部高 4 个体尺数据。实验结果表明, SGPointNet++ 模型在测试集上分割平均交并比为 81.87%, 相较于 PointNet、ASSANet、PointNeXt、PointNet++ 模型分别高 27.82、1.55、1.19、1.07 个百分点; 体尺测量对于体高、胸围、腹围、十字部高平均绝对百分比误差分别为 2.38%、3.05%、1.32%、1.69%, 表明该方法可用于奶牛体尺测量, 在降低工作量的同时保证了计算精度, 为动物表型数据连续测定提供方法支撑, 为分割和体尺计算模型改进提供技术参考。

关键词: 奶牛点云; 三维重建; 分割; 体尺测量

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2025)03-0180-08

OSID: 

Design of Automatic Determination System for Point Cloud Segmentation and Morphology of Dairy Cows Based on SGPointNet++ Model

ZHAO Jian^{1,2} ZHOU Guoyuan^{1,2} WANG Zhiwen^{1,2} LI Guoliang^{1,2} ZHONG Fagang³ LI Jiawei^{1,2}

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

2. Key Laboratory of Smart Farming Technology for Agricultural Animals,
Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Wuhan 430070, China

3. Xinjiang Academy of Agricultural and Reclamation Science, Shihezi 830049, China)

Abstract: Aiming to address the issues of heavy manual workload and the potential for inducing stress responses in dairy cow during traditional body measurement, a three-dimensional (3D) reconstruction and point cloud segmentation approach was proposed. This approach utilized an improved point cloud segmentation model for the automatic calculation of body measurements in cow. The research focused on Chinese Huaxi cow, and 212 sets of point cloud data from 115 dairy cows were collected using a 3D point cloud acquisition system. The Super-4pcs algorithm was used for point cloud registration, followed by spatial pass-through filtering and neighborhood-based outlier filtering to complete the 3D reconstruction of the cow's point cloud. The PointNet++ point cloud segmentation algorithm, combined with the spatial grouping enhancement (SGE) module, was used to propose the improved SGPointNet++ model for point cloud segmentation. The segmentation results were then used to measure four body parameters: height, chest girth, abdominal girth, and withers height. The experimental results showed that the mean intersection over union (MIoU) for segmentation using the SGPointNet++ model on the test set was 81.87%, which was 27.82 percentage points, 1.55 percentage points, 1.19 percentage points, and 1.07 percentage points higher than that of PointNet, ASSANet, PointNeXt, and PointNet++, respectively. The average absolute percentage errors for body measurements were 2.38%, 3.05%,

收稿日期: 2024-12-08 修回日期: 2025-01-08

基金项目: 国家自然科学基金项目(32402825)和华中农业大学自主创新项目(2662023XXQD004)

作者简介: 赵健(2001—), 男, 硕士生, 主要从事三维视觉与人工智能算法研究, E-mail: zhao_jian@webmail.hzau.edu.cn

通信作者: 李嘉位(1992—), 男, 讲师, 博士, 主要从事智慧养殖技术与系统研究, E-mail: lijw@mail.hzau.edu.cn

1.32%, and 1.69% for body height, chest girth, abdominal girth, and withers height, respectively. These results indicated that this method can be used for dairy cow body measurement, reducing workload while ensuring computational accuracy. It provided a methodological foundation for continuous animal phenotype measurement and offered technical insights for further improvements in segmentation and body measurement calculation models.

Key words: dairy cow point cloud; 3D reconstruction; partition; body size measurement

0 引言

奶牛养殖是畜牧业的重要组成^[1-3],随着全球农业现代化、无人化牧场建设的加快,传统奶牛养殖面临着更高效、更精准的管理需求^[4]。奶牛体型体尺与精准饲喂、健康评价^[5-6]、种质改良、产能提升^[7-8]密切相关,在奶牛养殖和繁育^[9-12]中有重要作用。因此,体尺数据连续、规范、可靠的测量是奶牛养殖的必然要求。

传统的体尺测量方法往往具有较高的劳动强度和时间成本,同时在操作过程中可能引发奶牛应激反应,进而影响其正常行为表现。三维点云数据在奶牛体尺测量中显示出了巨大的潜力,但奶牛点云数据的精确提取^[13-14]、噪点去除^[15]、姿态影响^[16-17]以及高度自适应的点云分割策略仍然是研究中的难点。研究表明,点云数据的分割精度是奶牛体型体尺测量的关键^[18-21]。QI等^[22-23]利用深度学习的方法先后提出 PointNet 和 PointNet++ 点云分割模型,能够处理无序点云,但直接应用于奶牛点云分割精度不足。JIN等^[24]基于改进的 PointStack 的点云分割模型将自动获取的山羊三维(3D)点云数据分割成不同的部分。尹令等^[25]采用八叉树下采样对 PointNet++ 进行改进用于猪体尺测量。耿艳利等^[26]将 PointNet 网络结合注意力模块用于猪只体尺自动测量,分割模型准确率为 86.3%,体尺测量最大绝对误差为 6.8 cm。但以上研究还存在分割精度以及体尺测量准确度不高的问题。

在三维重建的奶牛点云数据集的基础上,本文提出网络模型 SGPointNet++,其主要通过引入 SGE 模块增强 PointNet++ 网络中的空间分组能力。同时,还根据 SGPointNet++ 的分割结果对奶牛的十字部高、体高、胸围、腹围 4 个体尺数据进行测量,以期为奶牛健康检测、体尺测量提供更精准的分割模型。

1 材料和方法

1.1 奶牛点云数据获取

本研究设计搭建了龙门式三维奶牛数据采集系

统,将其部署在奶牛挤奶通道,在奶牛每日挤奶过程中实现点云数据的自动采集,采集数据的同时测量奶牛体尺真实数据,并进行分割标注,构建奶牛点云数据集。

1.1.1 奶牛三维表型机器人系统设计

设计搭建奶牛三维表型采集机器人系统用于采集奶牛点云数据,机器人系统可以捕捉奶牛通过的瞬间,并识别奶牛身份标签,驱动深度相机从不同视角完成奶牛三维重建与表型数据解析。系统包含奶牛通过感知模块和奶牛表型数据获取与解析模块,由龙门架式主体、Kinect DK 深度相机、RFID 识读器、对射光栅触发器、工控机以及交互触屏组成。5 台 Kinect DK 相机分别固定于龙门架两侧柱子的 40、80 cm 处以及顶部横梁正中部,光栅位于左右侧柱子 50 cm 处,RFID 位于顶部横梁正中位置,系统结构示意图如图 1 所示。

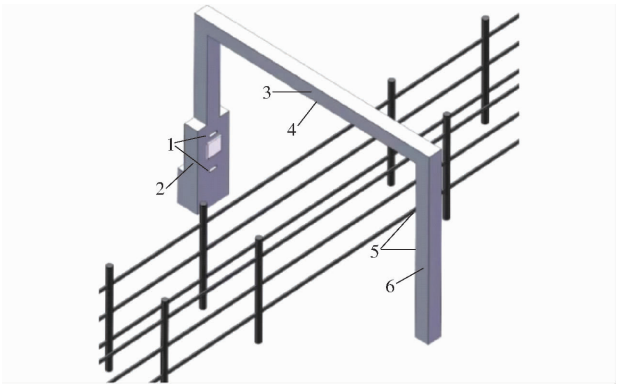


图1 系统结构示意图
Fig.1 Schematic diagram of system structure
1、4、5. Kinect DK 相机 2、6. 对射光栅 3. RFID 识读器

奶牛触发对射光栅传感器且 RFID 识别到有效耳标数据时,5 台 Kinect DK 相机被同步激活,采集不同视角的点云数据,系统采集逻辑如图 2 所示。

1.1.2 实验数据采集

实验数据采集于 2024 年 7 月 1—15 日新疆伊宁可克达拉市洪海牧业有限公司的华西牛养殖场,采集对象为泌乳期奶牛,2~4 龄不等,采集场景如图 3 所示。采集过程中,将表型采集机器人与奶牛挤奶通道进行融合部署,系统的自动触发与同步采集模式无需人工控制奶牛停在采集区域,采集过程不给养殖过程添加额外工作,实现无感采集,每日采

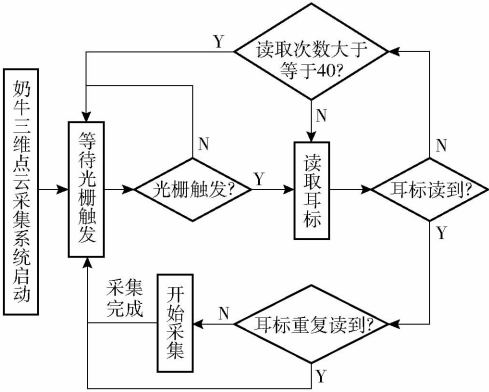


图2 奶牛三维点云数据采集逻辑

Fig. 2 Data acquisition logic of 3D point cloud of dairy cows



图3 奶牛点云采集场景

Fig. 3 Dairy cow point cloud collection scene

集时间为06:00—08:30和16:30—19:00,与奶牛挤奶过程对应。共采集115头奶牛212组点云数据进行模型训练、验证、测试。其中127组用来训练,43组用来验证,42组用来测试。点云数据采集后,通过人工辅助测定华西牛体高、胸围、腹围等体尺数据,与点云数据对应记录。

1.1.3 分割策略与体尺定义

根据奶牛的生理特征和解剖学^[27-29],将其三维点云数据根据其整体结构划分为头部、胸部、腹部、臀部、左前肢、右前肢、左后肢和右后肢8个主要部分,手工分割结果如图4所示。

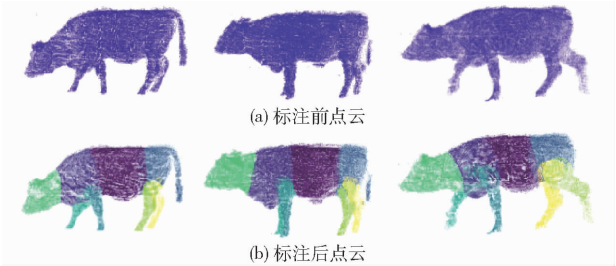


图4 分割结果

Fig. 4 Segmentation result

为了验证分割结果对体尺测量的作用,选择十字部高、体高、胸围、腹围4个体尺数据进行人工测量。奶牛的十字部高是十字部垂直到地面的高度。体高是从地面到牛体肩部的垂直距离。胸围是围绕奶牛胸部最宽部位的周长。奶牛腹围是从其腹部周围测量的最大周长,腹围同样采用切片后拟合椭圆

方式计算。体尺测定标准如图5所示。

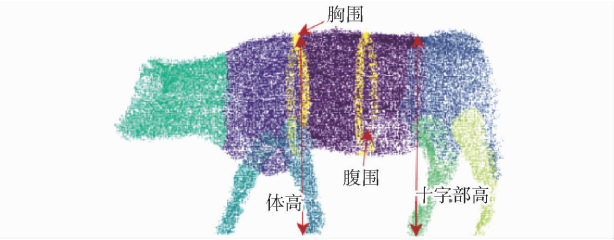


图5 体尺测定标准

Fig. 5 Body size measurement standard

1.2 奶牛点云数据分析与体尺测定算法

1.2.1 奶牛点云数据预处理

(1)配准。为了从5个相机视角中提取出实验所需奶牛点云,需要将5个视角点云配准到同一坐标系下。采用Super-4pcs算法进行点云粗配准,再采用手动精配准,得到旋转矩阵,进而利用旋转矩阵完成点云最终配准。

(2)基于邻域的离群点滤波。在空间直通滤波对 x,y,z 3个维度进行筛选后,为了提高数据的质量,去除不属于奶牛的点云数据或噪声,方便后续分割、体尺测量等工作,对奶牛点云数据中的离群点进行滤波、RANSAC形态拟合滤波等,去掉不属于牛体的部分,如栏杆、地面等,仅保留奶牛部分^[30]。配准和滤波过程及结果如图6所示。



图6 配准和滤波过程

Fig. 6 Registration and filtering process

1.2.2 奶牛点云分割算法与模型

在点云分割模型训练过程中,加入SGE模块增强PointNet++模型的分组效果。

(1)SGPointNet++模型

PointNet在处理点云时,直接对整个点集进行全局特征提取,缺乏局部几何信息的充分建模,处

理具有复杂局部结构的点云时表现不佳,对不同尺度的局部结构捕捉能力较弱。PointNet++ 引入了分层结构,通过局部区域的逐层聚合来提取多尺度特征,改善了 PointNet 在捕捉复杂局部结构方面的不足,能够更好地适应不同密度和尺度的点云数据。

尽管 PointNet++ 模型改进了 PointNet 模型局部建模能力,其空间分组能力以及对噪声的敏感性仍然存在问题,因此 SGPointNet++ 模型对其进行改进,在 Grouping 模块后引入 SGE 模块,来对 PointNet++ 模型空间分组增强,以达到更好的分割效果,SGPointNet++ 模型网络结构如图7所示。

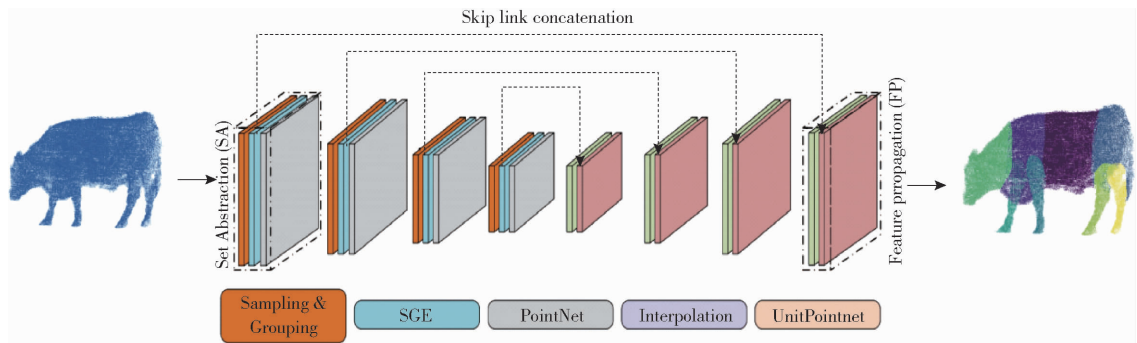


图7 SGPointNet++ 模型网络结构

Fig.7 Network structure of SGPointNet++ model

(2)SGE 模块

信道为 C , 长为 H 宽为 W 的每一个奶牛卷积特征图, 当其沿信道维数分为 G 组时, 先检查其中某一组, 该组在每个位置都有一个向量表示空间, 即 $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_i, \dots, \mathbf{x}_m\}$, $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^{\frac{C}{G}}$, $m = H \times W$ 。在奶牛点云分割网络的学习过程中, 假设某一组奶牛特征能够逐渐捕捉到奶牛特定部位的信息。在该组的特征空间中, 理想的情况是, 特定区域内的响应会非常强烈, 表现为向量长度较大且各个向量之间的方向相似, 而其他区域则应接近零激活。然而, 由于噪声和相似模式不可避免的干扰, 卷积神经网络往往难以实现完全均匀的奶牛特征响应分布。为了解决这一问题, 提出利用该组特征空间的整体统计信息, 进一步增强奶牛关键区域的特征学习。考虑到整个空间的奶牛特征激活并不总是集中在单一位置, 因此通过空间平均函数 $F_{gp}(x)$ 对该组的特征进行全局统计, 可以有效地逼近该组所学到的语义向量, 从而提升对奶牛关键区域的响应能力, 并抑制奶牛无关区域的干扰。因此, 通过 $F_{gp}(x)$ 使用全局统计来近似该组学习表示语义向量

$$\mathbf{g} = F_{gp}(x) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{x}_i \quad (1)$$

利用奶牛的全局特征为每个奶牛的局部特征生成对应的重要性系数, 该系数通过对全局特征 $\mathbf{g}$ 和局部特征 $\mathbf{x}_i$ 之间进行点积计算得到。这个点积操作在一定程度上量化了全局语义特征与每个局部特征之间的相似性。因此, 对于每个空间位置, 可以得到一个权重系数

$$c_i = \mathbf{g} \cdot \mathbf{x}_i \quad (2)$$

c_i 也可以展开为 $\|\mathbf{g}\| \|\mathbf{x}_i\| \cos(\theta_i)$, 其中 θ_i 是 $\mathbf{g}$ 和 $\mathbf{x}_i$ 之间的夹角。较大向量长度且与全局特征方向更为接近的局部特征, 通常会得到较高的初始系数, 这与假设一致。为了避免不同样本之间系数的幅度产生偏差, 对空间中的每个特征进行归一化处理。

$$\begin{cases} \hat{c}_i = \frac{c_i - \mu_c}{\sigma_c + \varepsilon} \\ \mu_c = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m c_j \\ \sigma_c^2 = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m (c_j - \mu_c)^2 \end{cases} \quad (3)$$

其中, ε 是为了保证数值稳定性而引入的一个常数。为了确保在网络中插入的归一化操作能够保留恒等变换的性质, 为每个系数 $\hat{c}_i$ 引入一组可学习的参数 γ 和 β , 用于调整缩放和偏移的值。

$$a_i = \gamma \hat{c}_i + \beta \quad (4)$$

在单个 SGE 单元中, γ, β 数量与 G 数量相同, 数量级约为几十, 相对于整个网络几百万个参数来说, 基本可以忽略不计。最后, 为了获得增强的向量特征 $\mathbf{x}_i$, 通过 Sigmoid 函数门 σ_i 生成重要系数 a_i

$$\hat{\mathbf{x}}_i = \mathbf{x}_i \sigma(a_i) \quad (5)$$

并且所有增强的特征形成结果特征组 $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_i, \dots, \mathbf{x}_m\}$, $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^{\frac{C}{G}}$, $m = H \times W$ 。综上所述, 将 SGE 模块引入到 PointNet++ 模型中可以增强 PointNet++ 模型中 Grouping 操作的功能, 使新的模型在全局特征提取上获得更好的效果。因此, 本实验将 SGE 模块加入到 PointNet++ 模型中获得改进的模型。

1.2.3 体尺测定算法

自动体尺测量算法通常是从全局点云数据中选取关键点,通过关键点之间的几何关系进行计算。这种测量方法容易受到奶牛的姿态影响,本研究基于分割后的奶牛点云数据实现自动体尺计算,基于“像素点”级别的点云分割结果,实现体高、胸围、腹围、十字部高 4 个数据的自动计算。

根据体高定义,本实验采用头部与胸部分界处的 z 的最大值到地面的垂直距离为体高。十字部高的测量方法与体高类似。

对于胸围,先提取胸围与腹围边界的切片,沿 z 轴方向对切片进行切分,每个切片可以得到 y 轴最大距离, y 轴最大距离和 SVM 计算超平面的夹角计算真实距离,得到拟合椭圆的短半轴长度 b , 计算公式为: $b = \frac{\|m\| \|n\|}{mn} D_y$, $m = (a, b, c)$ 为边界法向量, $n = (0, 0, 1)$, D_y 为沿 y 轴的最大距离,拟合椭圆的长轴值为沿 z 轴的最大距离 a , 由此可以计算胸围即拟合的椭圆周长 L 。腹围使用同样的方法拟合椭圆,区别是拟合椭圆短轴为整个腹部最宽的位置。

2 结果分析

通过 SGPointNet++ 模型可以实现奶牛点云的

“像素点”级三维分割。

2.1 点云分割结果

应用数据采集部分采集到的奶牛点云数据对模型进行训练、测试、验证,以总体精度 (Overall accuracy, OA), 平均交并比 (Mean intersection over union, MIoU) 为指标对分割结果进行统计分析。奶牛整体分割结果如表 1 所示。各部位分割平均交并比如表 2 所示。

表 1 SGPointNet++ 模型在奶牛点云数据集的分割结果

Tab.1 Segmentation results of SGPointNet++ model in dairy cow point cloud dataset				%
模型	验证集		测试集	
	总体精度	平均交并比	总体精度	平均交并比
PointNet	78.14	50.55	80.70	54.05
ASSANet ^[31]	87.48	78.04	88.77	80.32
PointNet++	89.14	80.07	89.27	80.80
PointNeXt ^[32]	88.51	80.26	89.14	80.68
本文模型	89.39	81.13	89.95	81.87

由表 1 可知,PointNet 和 PointNet++ 模型关注点云局部和全局特征,但由于全局特征考虑不足的问题,在空间分组方面能力较弱,针对奶牛分割场景,提出增加 SGE 模块,优化了空间分组增强能力,

表 2 自动测量与人工标记奶牛各部位分割平均交并比

Tab.2 Automatically measured and manually labeled cows with average cross-to-side ratio of each segment %

模型	数据集	腹部	胸部	臀部	左前腿	右前腿	头部	左后腿	右后腿
PointNet	验证集	82.27	61.68	80.70	39.22	20.26	82.81	52.39	13.04
	测试集	84.65	65.59	76.37	46.07	20.87	87.16	60.39	16.80
PointNet++	验证集	86.13	72.59	83.84	67.77	79.72	91.70	80.18	80.20
	测试集	87.08	73.21	82.71	73.23	81.24	86.87	83.05	82.89
ASSANet	验证集	88.90	72.87	73.23	75.70	77.36	78.91	87.25	82.47
	测试集	89.72	74.26	74.45	83.13	80.69	81.55	86.31	87.65
PointNeXt	验证集	87.04	74.32	76.67	86.78	76.59	84.68	80.72	86.09
	测试集	84.13	73.55	82.29	80.40	78.26	86.91	80.07	77.58
本文模型	验证集	85.86	76.54	82.6	85.96	78.04	87.74	73.91	80.60
	测试集	88.56	75.91	82.85	89.55	80.53	85.72	74.95	83.56

取得了更优的分割结果。在测试集平均交并比方面,SGPointNet++ 模型比 PointNet++、ASSANet、PointNeXt 模型分别提高 1.07、1.55、1.19 个百分点,比 PointNet 模型提升较大。在测试集总体精度方面,SGPointNet++ 模型比 PointNet++、ASSANet、PointNeXt 模型小幅提升。以上结果验证了 SGPointNet++ 模型分割结果在总体精度以及平均交并比优于其他模型,验证了引入 SGE 模块的有效性。

由表 2 可知,本文模型在测试集中,胸部、臀部、左前腿的分割平均交并比优于其他模型,其他部位

分割结果仅差于测试效果最好的模型且差距较小,证明了 SGPointNet++ 模型对各个奶牛点云数据各个部分分割的有效性。

图 8 展示了 SGPointNet++ 模型在训练过程中,验证集平均交并比随训练轮次的变化趋势。初始阶段,模型在验证集上的平均交并比迅速上升,表明模型快速学习到了有效的特征。随后,交并比提升速度减缓,并在 20 至 40 轮次之间出现波动,这可能反映了模型在训练过程中遭遇了局部最优解或存在过拟合的风险。经过 40 轮次的训练后,交并比曲线趋于平缓,并稳定在 80% 左右,表明模型性能逐

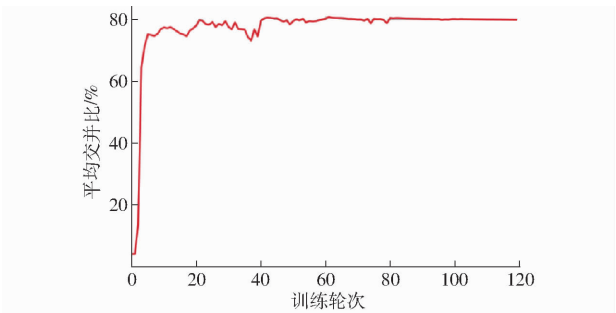


图 8 SGPointNet++ 模型在奶牛分割中验证集平均交并比随迭代次数的变化曲线

Fig. 8 Validation set mean intersection over union (MIoU) performance of SGPointNet++ model during training for dairy cow segmentation, as a function of number of iterations

步收敛。80 轮次以后模型收敛,验证集平均交并比几乎不再发生变化。

对点云的手工标注与 SGPointNet++ 模型分割的对比如图 9 所示。

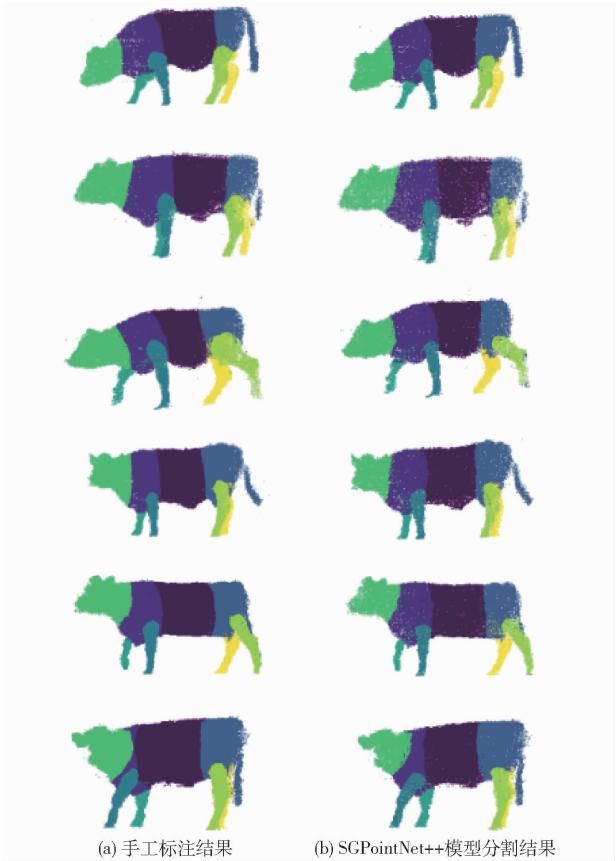


图 9 点云手工标注与 SGPointNet++ 模型分割结果对比

Fig. 9 Comparison between point cloud manual segmentation and SGPointNet++ model segmentation

2.2 体尺计算结果

基于 SGPointNet++ 模型对点云数据的分割结果,对奶牛的体高、胸围、腹围、十字部高 4 个体尺数据进行测量,与人工测量的体尺数据进行对比。采用平均绝对误差 (Mean absolute error, MAE)、均方

根误差 (Root mean squared error, RMSE)、平均绝对百分比误差 (Mean absolute percentage error, MAPE)、标准差 (Standard, STD) 4 个指标来评估测量结果,测量结果误差如表 3 所示。

表 3 自动测量与人工测量误差结果

Tab. 3 Error results of automatic measurement and manual measurement

评价指标	体高	胸围	腹围	十字部高
平均绝对误差/cm	3.14	6.56	3.19	2.37
均方根误差/cm	4.43	9.57	5.64	4.35
平均绝对百分比误差/%	2.38	3.05	1.32	1.69
标准差/cm	3.53	9.07	5.43	4.34

体尺计算以整个数据集为目标。由表 3 可知,测量结果平均相对误差为 2.37 ~ 6.56 cm,均方根误差为 4.35 ~ 9.57 cm,平均绝对百分比误差为 1.32% ~ 3.05%,标准差为 3.53 ~ 9.07 cm。体高、胸围、腹围、十字部高误差箱线图如图 10 所示。

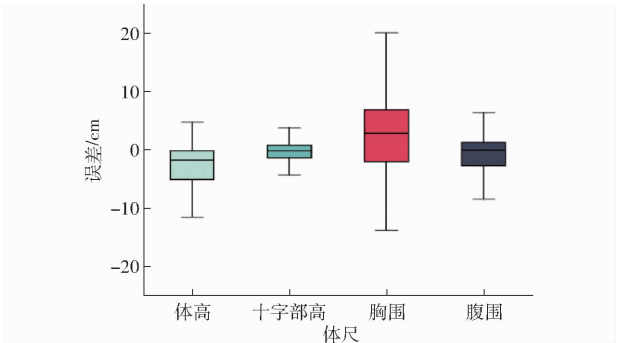


图 10 体尺测量误差箱线图

Fig. 10 Box plot of body measurement error

本文提出的 SGPointNet++ 模型在 PointNet++ 的基础上进行改进,引入空间分组增强 SGE 模块,增强了 PointNet++ 模型的 Grouping 操作的效果,从而提高了分割准确率。在分割后点云数据上进一步对体尺数据进行测量,提高了奶牛体尺数据自动测量的准确率,降低了测量误差。

2.3 讨论

由图 10 可知,胸围测量误差最大,其次是体高和腹围,误差最小的是十字部高,这是因为十字部高受步态及其他因素的影响较小,奶牛头颈部容易呈下趴姿态,导致体高测量受到影响。由以上结果可知,奶牛的体高与十字部高总体误差更小,胸围与腹围的测量误差相对较高,这是由于呼吸、步态等对胸围和腹围的测量影响较大所导致,后面工作可以将姿态等因素作为指标,改进体尺测量算法,识别不同的姿态并分别对特殊姿态进行处理以减少姿态对胸围、腹围自动测量的影响。对于体高和十字部高的误差,主要原因可能是走路姿态的影响,如图 9 的第

6 个点云结果所示,可以明显看出该奶牛头颈部处于下趴的状态,这种姿势会对体高的测量影响较大同时对十字部高的测量产生一定的影响。其次是提取奶牛点云时地面点云的切除可能对体高和十字部高产生影响,后续工作可以将步态对体高、十字部高的影响加入自动测量算法,识别不同步态,通过不同步态与体高、十字部高之间的关系,改进测量算法,提高体尺自动测量的准确度。

同时,分割模型的精度对奶牛体尺测量的准确性具有显著的影响。分割结果的偏差,特别是对于关键区域的错误分割,会导致体尺测量点的定位发生系统性偏移,从而引入显著的测量误差。例如,图 11a、11b 将部分腿部点云识别为臀部点云,图 11c 将部分头部点云识别为胸部点云,图 11b、11d 将部分腹部点云分割到胸部。在图 11c 中,错误的将头部点云分割为胸部点云会导致胸围测量误差变得很大。不准确的区域分割将直接影响对奶牛形态特征(如肩高、体长、胸围等)的精确识别与定位,进而导致这些体尺参数的定量评估结果产生偏差,降低了测量的可靠性。尽管本文提出的分割模型在一定程度上提高了分割精度,但仍存在进一步优化的空间。因此,未来研究应着重于提升分割模型的精度,以期实现更准确和稳健的奶牛体尺测量,从而为后续的育种和管理决策提供更可靠的数据

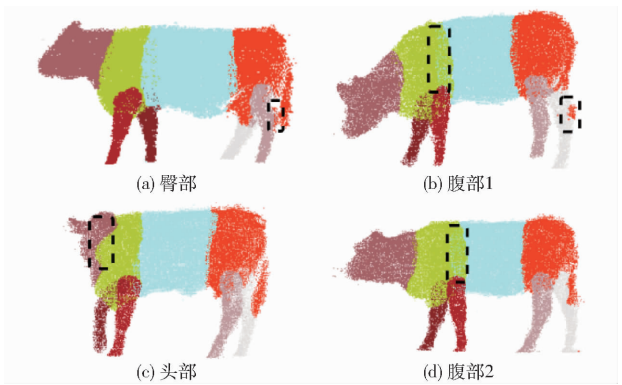


图 11 典型分割误差示例

Fig. 11 Typical segmentation error examples

支持。

3 结论

(1)将空间分组增强模块 SGE 引入 PointNet ++ 模型提出一种点云分割模型 SGPointNet ++,实验验证该模型在采集的数据集做分割的总体精度和平均交并比优于 PointNet ++ 模型,提高了奶牛点云分割准确率。

(2)在 SGPointNet ++ 模型对奶牛点云数据分割结果的基础上,对奶牛的十字部高、体高、胸围、腹围这 4 个体尺参数进行测量。所测体尺参数精度高,误差小。验证了分割后点云数据在体尺测量上的能力。

参 考 文 献

[1] 黄日安. 中国奶牛规模养殖环境效率及影响因素分析[J]. 饲料研究,2024,47(20):183 – 187.

[2] 刘慧. 奶牛养殖现状分析及应对措施[J]. 吉林畜牧兽医,2024,45(9):142 – 144.

[3] 李春平,朱新培,孙开兰,等. 奶牛养殖产业发展现状及对策研究[J]. 中国乳业,2022(2):22 – 25.

[4] 范涛,张西伟. 奶牛生产性能测定及提高产奶量的养殖技术解析[J]. 吉林畜牧兽医,2024,45(9):118 – 120.

[5] YANG W, WANG Y, FU C, et al. Association study and expression analysis of MTNR1A as a candidate gene for body measurement and meat quality traits in Qinchuan cattle[J]. Gene, 2015, 570(2): 199 – 204.

[6] 张馨月,刘刚,经玲,等. 基于点云精简的奶牛背部体尺测点自动提取方法[J]. 农业机械学报,2019,50(增刊):267 – 275.
ZHANG Xinyue, LIU Gang, JING Ling, et al. Automatic extraction method of cow's back body measuring point based on simplification point cloud[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2019,50(Supp.):267 – 275. (in Chinese)

[7] PIAZZA M, GIANNUZZI D, TESSARI R, et al. Associations between ultrasound hepatic measurements, body measures, and milk production traits in Holstein cows[J]. Journal of Dairy Science, 2022, 105(8): 7111 – 7124.

[8] 刘云玲,魏艳辉,徐小伟,等. 奶牛健康监测设备与技术研究及应用进展综述[J]. 农业机械学报,2023,54(增刊 1):303 – 314.
LIU Yunling, WEI Yanhui, XU Xiaowei, et al. Review of research on dairy cow health monitoring equipment, technology and application[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(Supp. 1):303 – 314. (in Chinese)

[9] YANG G, XU X, SONG L, et al. Automated measurement of dairy cows body size via 3D point cloud data analysis[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 200: 107218.

[10] MARTINS B M, MENDES A L C, SILVA L F, et al. Estimating body weight, body condition score, and type traits in dairy cows using three dimensional cameras and manual body measurements[J]. Livestock Science, 2020, 236: 104054.

[11] ADAMCZYK K, JAGUSIAK W, WEGLARZ A. Associations between the breeding values of Holstein – Friesian bulls and longevity and culling reasons of their daughters[J]. Animal, 2021, 15(5): 100204.

[12] 张智慧,李伟,韩永胜. 牛体尺影响因素及其应用[J]. 中国畜牧杂志,2018,54(1):9 – 13.

[13] WU Z,ZHANG J,LI J, et al. Multi-view fusion-based automated full-posture cattle body size measurement[J]. Animals: an Open Access Journal from MDPI, 2024, 14(22):3190.

[14] LI Jiawei, MA Weihong, LI Qifeng, et al. Multi-view real-time acquisition and 3D reconstruction of point clouds for beef cattle [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 197:106987.

[15] ZHANG Q, HOU Z, HUANG L, et al. Reparation with moving least squares sampling and extraction of body sizes of beef cattle from unilateral point clouds[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 224: 109208.

[16] LEE G J, LEE S S, ALAM M, et al. Utilizing 3D point cloud technology with deep learning for automated measurement and analysis of dairy cows[J]. Sensors, 2024, 24(3):987.

[17] 江自真, 周俊, 韩宏琪, 等. 基于 RANSAC 拟合点云去噪的苹果采摘位姿构建方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(10):72–81. JIANG Zizhen, ZHOU Jun, HAN Hongqi, et al. Apple picking pose establishment based on filtering point-cloud noise by RANSAC fitting[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(10):72–81. (in Chinese)

[18] LI J, MA W, ZHAO C, et al. Extraction of key regions of beef cattle based on bidirectional tomographic slice features from point cloud data[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 199: 107190.

[19] SHI Yuanyuan, WANG Yuxiao, YI Ling, et al. A transfer learning-based network model integrating kernel convolution with graph attention mechanism for point cloud segmentation of livestock[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 225: 109325.

[20] HAO H, CHENG Y, LING Y, et al. An improved PointNet + + point cloud segmentation model applied to automatic measurement method of pig body size[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 205: 107560.

[21] 赵凯旋, 李国强, 何东健. 基于机器学习的奶牛深度图像身体区域精细分割方法[J]. 农业机械学报, 2017, 48(4):173–179. ZHAO Kaixuan, LI Guoqiang, HE Dongjian. Fine segment method of cows' body parts in depth images based on machine learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(4):173–179. (in Chinese)

[22] QI C R, SU H, MO K, et al. Pointnet: deep learning on point sets for 3D classification and segmentation[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 652–660.

[23] QI C R, YI L, SU H, et al. Pointnet + + : deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space[J]. arXiv: 1706.02413, 2017.

[24] JIN B O, WANG G, FENG J, et al. PointStack based 3D automatic body measurement for goat phenotypic information acquisition[J]. Biosystems Engineering, 2024, 248: 32–46.

[25] 尹令, 王宇嘯, 林俊勇, 等. 基于三维点云分割的猪体尺自动测量技术[J]. 广东畜牧兽医科技, 2023, 48(6):1–6, 45. YIN Ling, WANG Yuxiao, LIN Junyong, et al. Automatic measurement technology for measurement of swine body size based on three-dimensional point cloud segmentation[J]. Guangdong Journal of Animal and Veterinary Science, 2023, 48(6):1–6, 45. (in Chinese)

[26] 耿艳利, 季燕凯, 岳晓东, 等. 基于点云语义分割的猪只体尺测量方法研究[J]. 农业机械学报, 2023, 54(7):332–338, 380. GENG Yanli, JI Yankai, YUE Xiaodong, et al. Pigs body size measurement based on point cloud semantic segmentation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7):332–338, 380. (in Chinese)

[27] BOUKERROU M, RIDOUH R, ZEMMOUCHI T F, et al. Principal anatomy particularities in dromedary compared to ox: digestive and respiratory systems[J]. Biology and Life Sciences Forum, 2023, 22(1): 13.

[28] YUDI A, RACHMAN R N, RUDY P, et al. Morphometric and physical characteristics of Indonesian beef cattle[J]. Archives Animal Breeding, 2023, 66(2): 153–161.

[29] MWAMBENE P, KATULE A, CHENYAMBUGA S, et al. Fipa cattle in the southwestern highlands of Tanzania: morphometric and physical characteristics[J]. Animal Genetic Resources, 2012, 51(51): 15–29.

[30] 李嘉位, 马为红, 李奇峰, 等. 复杂环境下肉牛三维点云重建与目标提取方法[J]. 智慧农业(中英文), 2022, 4(2):64–76. LI Jiawei, MA Weihong, LI Qifeng, et al. Automatic acquisition and target extraction of beef cattle 3D point cloud from complex environment[J]. Smart Agriculture, 2022, 4(2):64–76. (in Chinese)

[31] QIAN G, HAMMOUD H A A K, LI G, et al. ASSANet: an anisotropic separable set abstraction for efficient point cloud representation learning-supplementary material[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2021, 34: 28119–28130.

[32] QIAN G, LI Y, PENG H, et al. Pointnext: revisiting Pointnet + + with improved training and scaling strategies[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2022, 35: 23192–23204.