



洪星,姬江涛,段意洁,等. 基于点云精准分割的奶牛臀宽自动测量方法[J]. 南京农业大学学报,2024,47(5):1028-1036.

HONG Xing,JI Jiangtao,DUAN Yijie,et al. Automatic measurement of cow rump width based on precise segmentation of point cloud[J]. Journal of Nanjing Agricultural University,2024,47(5):1028-1036.

基于点云精准分割的奶牛臀宽自动测量方法

洪星,姬江涛*,段意洁,张瑞红,高颂

(河南科技大学农业装备工程学院,河南 洛阳 471003)

摘要:[目的]奶牛臀宽是奶牛生长繁殖的重要评判标准,目前臀宽测量依旧以人工测量为主,费时费力,而且容易受主观因素影响。本文提出一种基于点云精准分割的奶牛臀宽自动测量方法。[方法]搭建奶牛后俯视深度图像采集系统,对原始数据进行处理,利用DBSCAN(density-based spatial clustering of applications with noise)方法剔除奶牛周围的背景。基于PointNet++神经网络,将奶牛坐骨结节进行分割并获取臀部区域。检测奶牛臀部区域的轮廓线,利用坐骨结节与尾巴之间的凹陷来判定坐骨结节的位置,最终计算出奶牛的臀宽。[结果]点云分割模型在交并比50%下的平均准确率可达94.2%,体尺测量的最大绝对误差为-5.53 cm,平均相对误差为5.84%。而奶牛在尾巴自然下垂状态时绝对误差为-2.02~2.22 cm,平均相对误差为3.79%。[结论]本文方法在奶牛尾巴自然下垂时效果最好,能够较好地实现奶牛臀宽自动检测。

关键词:奶牛;深度图像;体尺测量;点云处理

中图分类号:TP391.4

文献标志码:A

文章编号:1000-2030(2024)05-1028-09

Automatic measurement of cow rump width based on precise segmentation of point cloud

HONG Xing,JI Jiangtao*,DUAN Yijie,ZHANG Ruihong,GAO Song

(College of Agricultural Engineering,Henan University of Science and Technology,Luoyang 471003,China)

Abstract:[Objectives]Rump width is an important criterion for the growth and reproduction of dairy cows,but it is still mainly measured manually,which is time-consuming and laborious,and easy to be affected by subjective factors. An automatic measurement method of rump width of dairy cows based on precise segmentation of point cloud was proposed in this paper. [Methods]A depth image acquisition system was set up to process the original data,and density-based spatial clustering of applications with noise (DBSCAN)method was used to remove the background around the cows. Based on PointNet++ neural network,the cow ischium nodule was segmented and the rump region was obtained. The contour of the rump area of the cow was detected,and the position of the ischium nodule was determined by the depression between the ischium nodule and the tail,and the rump width of the cow was calculated. [Results]AP₅₀(average precision at intersection over union threshold of 0.50) of point cloud segmentation model reached 94.2%,the maximum absolute error of body size measurement was -5.53 cm,and the average relative error was 5.84%. The absolute error of cows in the natural drooping state was within the range of -2.02-2.22 cm,and the average relative error was 3.79%. [Conclusions]The method presented in this paper had the best effect when the tail of the cow drooped naturally,and could realize the automatic detection of the rump width of the cow well.

Keywords:dairy cow;depth image;body measurement;point cloud processing

奶牛臀宽的测定可用于鉴别畜体外形特征,在奶牛繁殖育种方面有着重要的实际意义,可与产奶量建立起一定联系^[1]。目前我国的奶牛臀宽测量方法依旧是以人工测量为主。该方法费时费力,效率低下,容易受人为主观影响^[2]。利用机器视觉的方法可以实现奶牛臀宽的自动测量,降低人工成本,有效解决传统测量方法的效率、精度和动物福利问题^[3-7]。

利用机器视觉对奶牛臀宽的自动测量国内外已经有研究^[8-10],但大部分为测量奶牛臀部的最大宽度,无法精确定位奶牛坐骨。臀宽自动测量主要基于二维图像和三维点云技术。Kamchen等^[11]使用RGB-D相机,利用多层感知机(multilayer perceptron,MLP)分类器,通过图像处理技术估计奶牛臀宽、臀长、臀高和

收稿日期:2023-11-08

基金项目:国家重点研发计划项目(2023YFD2000702);河南省国际科技合作项目(232102521006)

*通信作者:姬江涛,教授,博士,主要从事智能农业装备和农业信息化技术研究,E-mail:jjt0907@163.com。

肩高等直线体尺数据,但不能提取复杂特征。郭浩等^[4]基于三维点云技术并利用 Xtion 相机近距离采集奶牛局部点云数据,实现了交互式奶牛体尺测量,由于受到环境因素的影响,无法进行自动化检测,仅作为一种可行性的验证。初梦苑等^[2]使用深度图像关键帧以及二维曲线投影的方法提取奶牛体尺,测量平均相对误差在 3.3%以内,该方法对奶牛姿态有一定要求,奶牛头部摆动会对结果造成较大的影响。张馨月等^[12]利用 Kinect 相机对采集的奶牛背部点云进行处理,得到的体尺测点平均绝对误差均小于 1.17 cm,但是检测的体尺为俯视角度下躯干长宽的极值,对于局部结构无法检测。赵新强^[13]通过凸包算法去除牛头和牛尾获取奶牛身体区域,通过角点分析方法获取奶牛体高、体宽、体长数据,体尺平均误差均小于 3.2%,但是仅能检测整个躯干的体尺,难以测量局部结构的体尺。Ruchay 等^[14]使用三维重建的方法进行奶牛体尺检测,实现多个奶牛体尺的检测,在 90%的置信水平下测量误差小于 3%,但是需要人工使用油漆在牛体上做标记,无法实现全自动检测。Yang 等^[15]利用运动恢复结构(structure from motion)的方法采集被头锁固定的奶牛信息进行三维重建,测量的平均相对误差小于 4.67%,采集单头奶牛的时间较长,并要求奶牛保持相对稳定的状态,检测要求较高,难以做到大规模检测。

上述方法大多数基于二维平面上的直线距离,难以定位奶牛的复杂特征。随着三维重建技术的发展,基于三维点云的家畜体尺测量精度有所提高^[16-17]。但三维点云数据量大,数据采集装置的搭建也较为复杂,定位奶牛臀宽等局部特征时难以做到无损检测。对奶牛的稳定性与环境也有一定的要求,奶牛要进入特定的环境,不利于推广应用。英国荷斯坦奶牛协会指出奶牛臀宽测量标准为奶牛坐骨的 2 个顶端之间的距离,由于其定位困难,现有方法一般是检测臀部两侧边缘的最大距离。因此,本文提出了一种基于点云精准分割的奶牛臀宽自动测量方法。利用 PointNet++对奶牛三维点云进行部件分割,得到臀部区域后再进行去噪处理,利用臀部的凹陷特征以及凸包自动定位臀宽测量点。

1 材料与方 法

1.1 数据采集

试验数据采集于河南省洛阳市生生牧场,采集对象为泌乳期的荷斯坦奶牛,采集时间为 2023 年 10 月 28 日 13:00 至 14:00。牛挤奶完毕经过通道返回牛舍的过程中,将 Intel d455 深度相机安装在通道的中央正上方,距离地面 2.7 m。相机向奶牛行进方向倾斜 33°以便拍摄奶牛完整后躯(图 1)。本次共采集奶牛 40 头,获取分辨率为 1 280×720 的深度图像与彩色 RGB 图像 2 400 帧,如图 2。

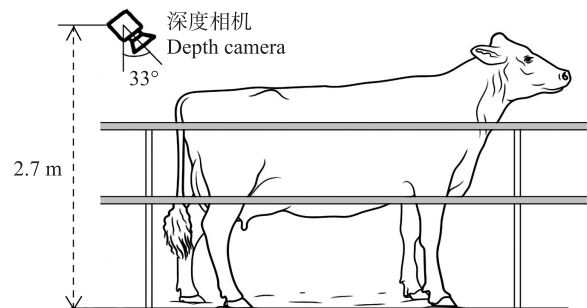
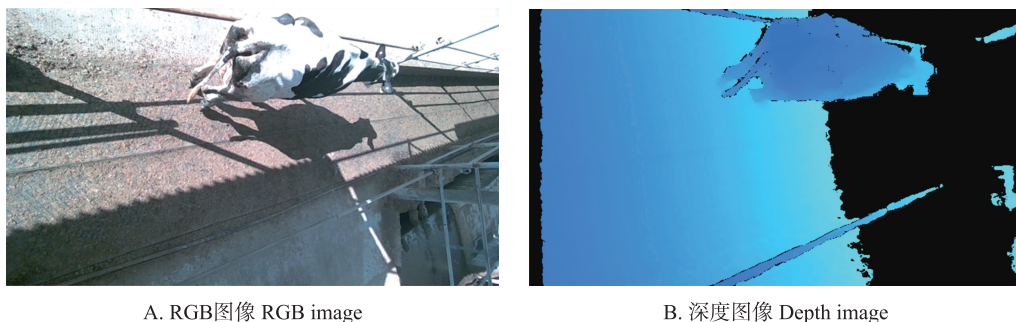


图 1 数据采集示意图

Fig. 1 Data acquisition diagram



A. RGB 图像 RGB image

B. 深度图像 Depth image

图 2 奶牛图像原始数据

Fig. 2 Raw data of dairy cow image

1.2 奶牛点云提取

1.2.1 姿态归一化 由于拍摄的照片为奶牛从通道经过的数据,距离和方向都有较多差异,为了方便后续算法处理,应将奶牛点云进行姿态归一化处理^[18]。以背景点云中的地面为基准,将奶牛点云平移旋转至地面点云与 XOY 平面重合。

利用公式(1)将深度图像转换为相机坐标系^[19]下的结构化点云数据,再根据拍摄的地面部分进行平面拟合,得到地面表达式。将现实地面作为新的 XOY 平面。

$$Z_c \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & f_y & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: $\begin{bmatrix} f_x & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & f_y & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$ 为相机内参矩阵; f_x 、 f_y 为相机焦距; u_0 、 v_0 为图像主点坐标。

像素坐标系中的点 $P(u, v) = Z_c$ 可通过上述公式将深度图像转为相机坐标系中的三维点云。将计算出的地面通过旋转平移到 XOY 平面,先相对于 Z 轴旋转使平面与 YOZ 平面垂直,旋转角度为 R_z ,再相对于 X 轴进行旋转,旋转角度为 R_x 最后沿 Z 轴平移 D_z 到 XOY 平面。

具体变换公式如下:

$$\begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos(R_z) & \sin(R_z) & 0 \\ -\sin(R_z) & \cos(R_z) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(R_x) & \sin(R_x) \\ 0 & -\sin(R_x) & \cos(R_x) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ D_z \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中: $R_z = \arccos\left(\frac{B}{\sqrt{A^2+B^2}}\right)$ 、 $R_x = \arccos\left(\frac{C}{\sqrt{A^2+B^2+C^2}}\right)$ 、 $D_z = \frac{D}{\sqrt{A^2+B^2+C^2}}$; X_c 、 Y_c 、 Z_c 为初始坐标系下的三维坐标, X_w 、 Y_w 、 Z_w 为旋转之后的三维坐标。

1.2.2 去除背景 奶牛养殖地区环境复杂,采集的数据不仅包含奶牛背部区域,还包含栏杆、杂物等背景数据,需要对采集的数据去除背景。对比没有奶牛经过时的背景点云与奶牛经过时的点云数据,计算奶牛经过时点云与背景点云最近邻点的距离,若最近邻点距离超过阈值,则判定为噪声数据。设奶牛点云中第 n 个点 $P(x_n, y_n, z_n)$ 到背景点云的每个点 $P_i(x_i, y_i, z_i)$ 的最小距离为 d_n 。

计算最近邻点距离公式:

$$d_n = \min\left(\sqrt{(x_n - x_i)^2 + (y_n - y_i)^2 + (z_n - z_i)^2}\right) \quad (3)$$

式中: x_n 、 y_n 、 z_n 为点 P 的三维坐标, x_i 、 y_i 、 z_i 为点 P_i 的三维坐标。

利用 DBSCAN(density-based spatial clustering of applications with noise)方法对点云进行聚类分析^[20], DBSCAN 算法是基于密度的空间聚类算法中的典型代表,可以将高密度点区域划分为簇,并有效滤除低密度点区域,在含有噪声的数据集中实现任意形状的聚类^[21]。传统的 K-Means^[22]算法难以处理非球形的簇和大小不同的簇,而 DBSCAN 算法可以基于不同密度划分不同的簇,能够处理不同大小或不同形状的簇^[23]。因此在本文对奶牛点云的处理过程中,选择 DBSCAN 算法进行聚类分析。

1.3 分割坐骨区域

1.3.1 PointNet++网络结构 PointNet++使用逐层抽象结构(图3)。相对于 PointNet 结构,PointNet++能够在不同尺度下提取空间信息,取代了 PointNet 直接提取整体点云特征的方法^[24]。它可以在不同尺度的局部区域使用 PointNet 对点云进行特征提取,然后将这些特征拼接。能够满足本试验提取奶牛局部特征的需求,显示出优异的性能。

1.3.2 模型训练 将去除背景后的部分奶牛躯干作为数据集,共计 500 个点云数据,使用 Cloud Compare 工具进行标注,划分出奶牛坐骨区域(图4)。为全面验证模型的效果,以 8:2 的比例随机划分为训练集和测试集。训练过程中为了提高算法性能,减少过拟合的出现,设置 batch size 为 16, epoch 为 200,初始学习率为 0.01,动量为 0.93,优化器设置为 Adam。

1.3.3 模型评价指标 为了验证分割模型的准确性,提高试验结果的可信度。采用平均交并比(mean intersection over union, MIoU)和平均精确率(average precision, AP)来评估算法的性能。因为在臀宽检测任务中,需要进一步获取臀部区域的轮廓线,且坐骨边缘对最终臀宽检测影响不大。故约定当 1 次检测的 IoU 大于 0.5 时,即可认为分割结果为正样本。

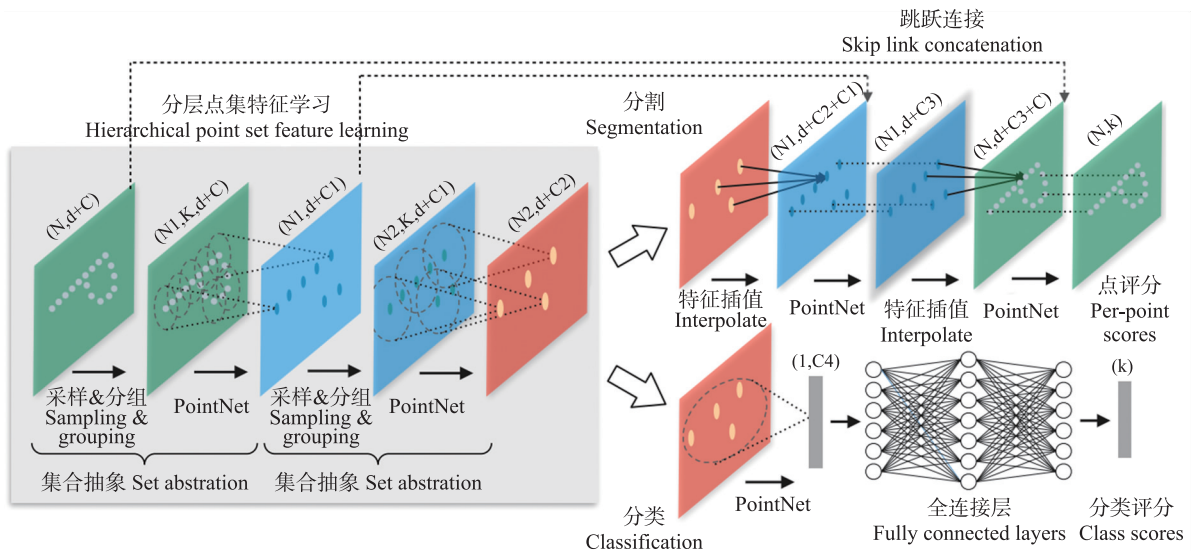


图 3 PointNet++网络结构

Fig. 3 PointNet++ network structure

$$MIoU = \frac{1}{n} \sum \frac{TP}{TP + FP + FN} \quad (4)$$

式中: TP 为预测得到的真正类数量; FP 为假正类的数量; FN 为假负类的数量。

$$AP = \int_0^1 p(r) dr \quad (5)$$

式中: $p(r)$ 为横坐标召回率与纵坐标查准率构成的曲线。

1.4 定位臀宽测点

英国荷斯坦奶牛协会指出奶牛臀宽测量标准为奶牛坐骨的 2 个顶端之间的距离,但由于其定位困难,现有自动测量方法大多简化为检测臀部两侧边缘的距离。本文选择测量坐骨间的距离(图 5),更符合奶牛线性评分标准。

计算奶牛臀宽需要测量臀部的骨骼突起,对于奶牛点云数据,利用 PointNet++方法能够精准有效分割出奶牛臀部,便于下一步处理。将分割获得的奶牛坐骨区域临近 20 个单位的点云以及坐骨之间的左右区域作为臀部点云进行下一步处理。

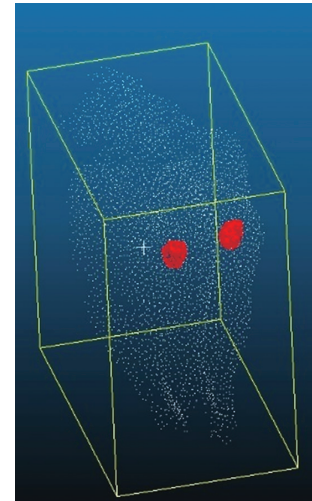
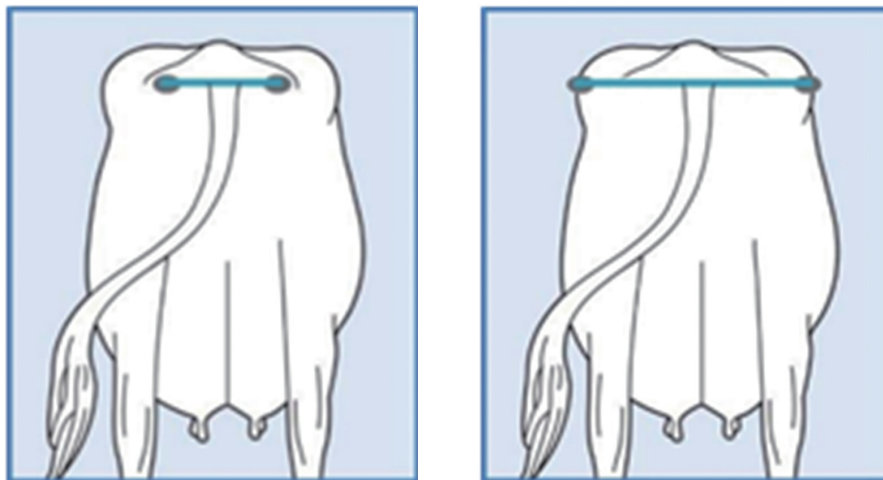


图 4 坐骨区域标注示例图

Fig. 4 Ischial area labeling example diagram



A. 本文测量标准 Standard in this paper

B. 传统测量标准 Traditional standard

图 5 奶牛臀宽测量标准

Fig. 5 Standard for measuring rump width of dairy cows

由于臀部区域点云采集有一定的误差,需要对原始数据进行平滑化处理。对臀部点云进行体素化^[25]处理,点云体素化(point cloud voxelization)是将点云数据转换为体素表示的过程。点云是由大量的离散点组成的三维数据集,每个点都包含位置信息和可能的其他属性,如颜色、法线等。体素(voxel)是三维空间中的一个立方体单元,类似于像素是二维图像中的一个方格单元。通过将点云数据转换为体素表示,可以减少数据量,提高数据处理的效率,使得后续的算法和方法更易于应用和实现。

将臀部区域进行均值滤波^[26]。提取臀部的中间位置作为基准,再投影到二维平面上进行滤波处理,得到奶牛臀部轮廓线。由于体尺测量过程中尾根部位会对结果造成较大影响,且尾根部分不含相关体尺信息,需要进行去尾根处理。利用凸包分析的方法将尾根去除。在计算轮廓线的凸包时,会出现2个凹陷区域,计算凸包与轮廓线之间的最大纵向距离,此时轮廓线上的点为凹陷点,2个凹陷点之间就是去除的尾根区域。再次计算去除尾根后的凸包,尾根两侧凸包与轮廓线的第一个交点即为臀宽体尺测点,图6为定位臀宽测点的处理过程。

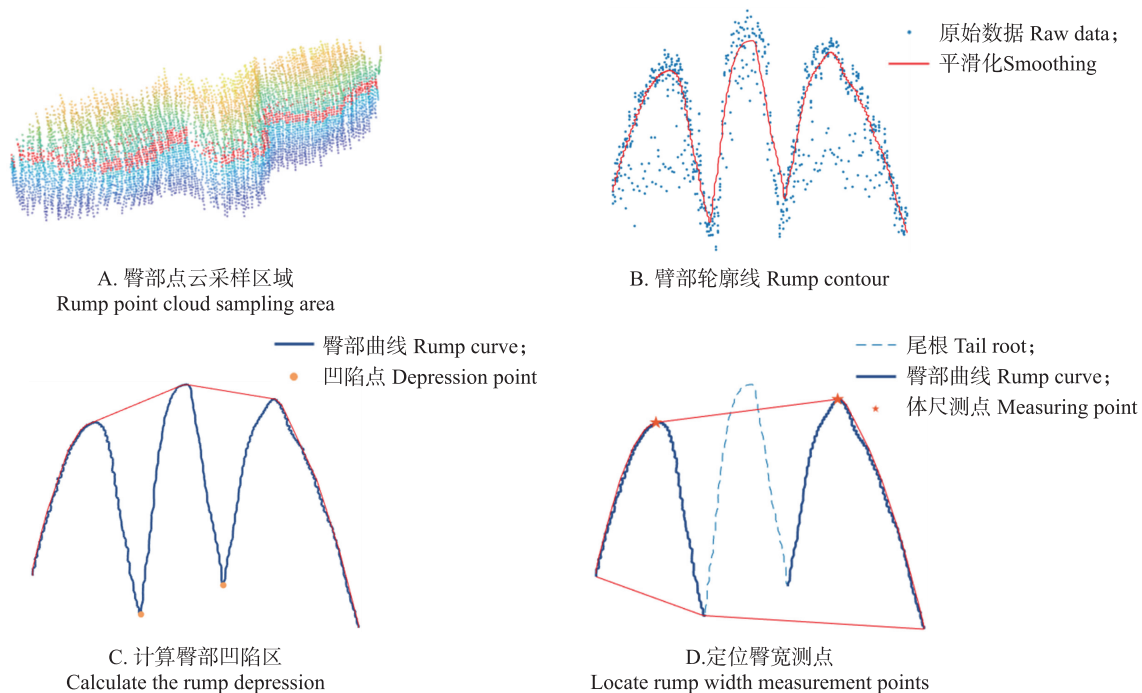


图6 定位臀宽测点示意图

Fig. 6 Diagram of locating rump width measurement points

得到体尺测点 $p_1(x_1, y_1, z_1)$ 和 $p_2(x_2, y_2, z_2)$ 后计算 2 点的欧式距离,即奶牛的臀宽(d)。

$$d = \sqrt{(x_1^2 - x_2^2) + (y_1^2 - y_2^2) + (z_1^2 - z_2^2)} \quad (6)$$

式中: x_1, y_1, z_1 为点 P_1 的三维坐标; x_2, y_2, z_2 为点 P_2 的三维坐标。

2 结果与分析

2.1 奶牛后躯点云提取异常因素

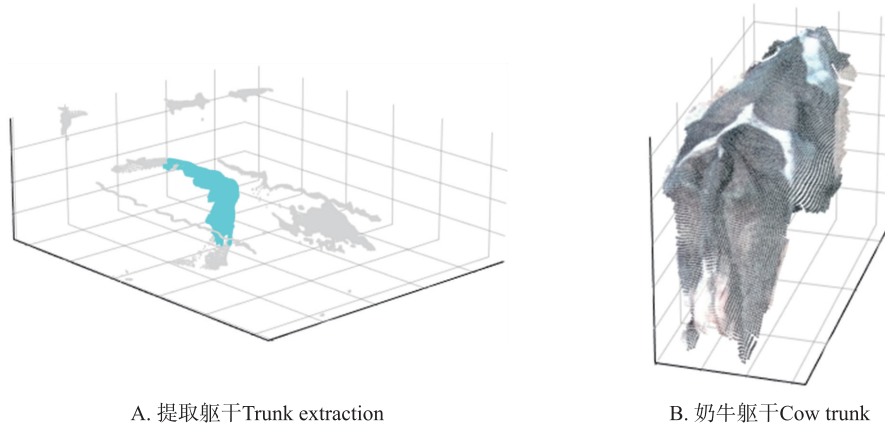
利用本文方法对 10 组共计 2 400 幅奶牛行走侧后视图图像进行处理,可得到完整奶牛躯干 2 235 个。部分图像由于奶牛距相机距离较远,导致采集到的数据较少,无法成功提取出奶牛躯干。图 7 为奶牛躯干提取各步骤的效果图。

经统计分析,在相机与奶牛距离 2~3 m 均能成功提取奶牛躯干图像,超出此距离会出现无法提取的现象,距离过近则会导致奶牛躯干不全。图 8-A 为距离过近导致奶牛躯干无法完全提取,造成采样不精准,最终导致躯干提取错误。图 8-B 为奶牛距相机较远,错误提取到通道两侧的栏杆。

2.2 不同模型奶牛坐骨分割结果与异常分析

利用采集的奶牛数据,人工标注获得奶牛后躯点云 100 个作为验证集。使用 PointNet++ 网络进行分割,结果可得在交并比阈值为 0.5 时的平均精确率(AP_{50})为 94.2%。平均交并比(MIoU)为 74.8%。

图 9-A 是坐骨分割后的可视化结果。臀部分割后还需对臀部周边点云进行再次采样以及平滑化处理,从图 9-B 可以看出,本文模型能够准确检测到坐骨区域,且坐骨周边的点边缘并无明显特征,对臀宽检测影响极小,因此满足奶牛臀宽检测的需求。

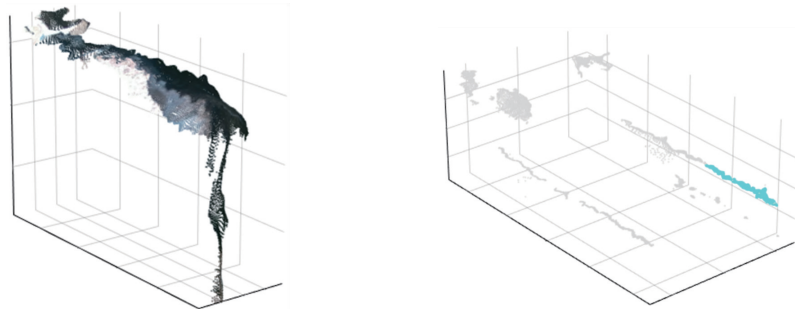


A. 提取躯干Trunk extraction

B. 奶牛躯干Cow trunk

图 7 奶牛躯干提取各步骤示意图

Fig. 7 Schematic diagram of each step of cow trunk extraction

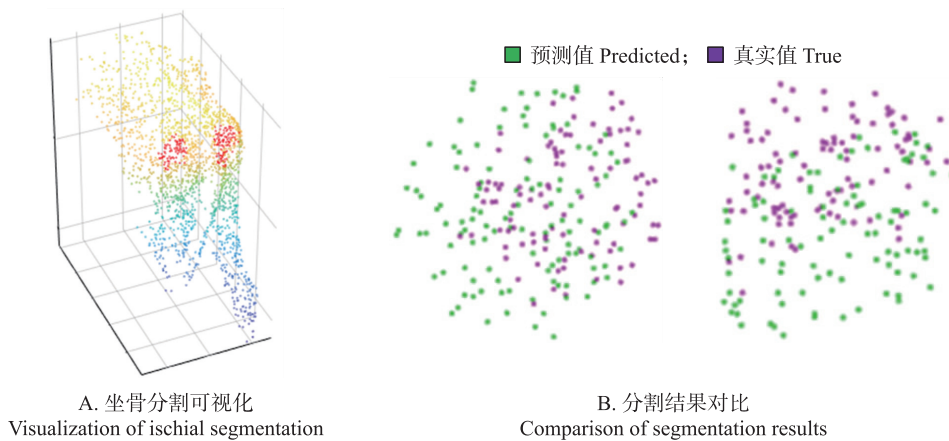


A. 提取不完整Incomplete extraction

B. 错误提取到栏杆Wrong extracted to railing

图 8 错误提取奶牛躯干示意图

Fig. 8 Wrong extraction of cow trunk diagram



A. 坐骨分割可视化
Visualization of ischial segmentation

B. 分割结果对比
Comparison of segmentation results

图 9 坐骨分割结果

Fig. 9 Ischial segmentation results

为了进一步对比分析,使用同一数据集在 PointNet 神经网络下进行相同训练,得到在 PointNet 与 PointNet++网络下的 AP_{50} 分别为 83.6%和 94.2%,MIoU 分别为 63.9%与 74.8%。可见,在使用 PointNet++网络结构时,分割效果较好。相较于 PointNet 模型,MIoU 提高了 10.9%, AP_{50} 提高了 10.6%。这是因为 PointNet++网络加入了分层次的结构,能够提取不同尺度下的特征,在数据集中表现更加优异。

2.3 多状态下奶牛臀宽检测结果对比

为了验证算法的有效性,利用本文算法去除背景后的奶牛点云数据,每头奶牛各选 n 幅图像进行人工标注,将标注得到的臀宽数据的平均值作为该奶牛的人工臀宽测量值。利用本文算法计算奶牛臀宽,得到

的数据如表 1 所示。每头奶牛的臀宽平均绝对误差为±0.8 cm。全部数据的绝对误差为-5.53~4.39 cm，平均相对误差为 5.84%。

表 1 奶牛自由状态的臀宽平均绝对误差与平均相对误差

Table 1 Mean absolute error and mean relative error of rump width in free state of cows

指标 Item	数据编号 Data number									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
平均绝对误差/cm Mean absolute error	-0.35	-0.13	0.46	-0.59	-0.75	0.27	0.55	0.20	-0.43	-0.23
平均相对误差/% Mean relative error	4.82	4.89	6.87	5.65	6.10	4.83	7.55	7.94	4.43	7.57

编号为 7 的数据误差在奶牛行走的过程中尾巴会将坐骨遮挡,导致臀宽测量区域特征不明显,造成臀宽检测的误差较大;编号为 8 的数据因为奶牛的行走速度较快,距离相机较远时采集到的点云会出现奶牛臀部点云边缘失真突起,导致将异常的数据检测为臀宽测点,使得部分检测值异常(图 10)。利用箱线图进行分析(图 11),编号为 3 的数据误差较大,分析得知是因为奶牛臀部左右对称度较差,骨骼特征不明显,存在部分图像错误选取体尺测点的情况。

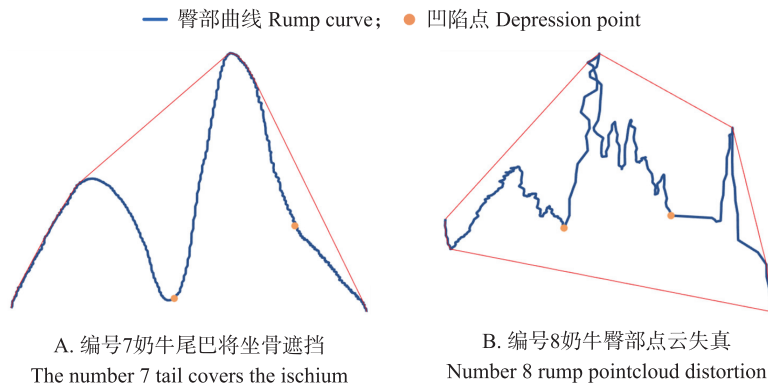


图 10 臀宽提取异常现象

Fig. 10 Rump width extraction anomaly

由于尾巴摆动对数据有较大影响,人工选取 7 头奶牛自然站立,尾部摆动幅度较小的点云作为参考。通过箱线图分析(图 12),去除尾巴摆动因素后数据误差明显降低。计算所得数据如表 2 所示,全部数据的绝对误差为-2.02~2.22 cm,平均相对误差为 3.79%。相较于奶牛尾巴自由摆动的状态平均相对误差降低了 35.1%。

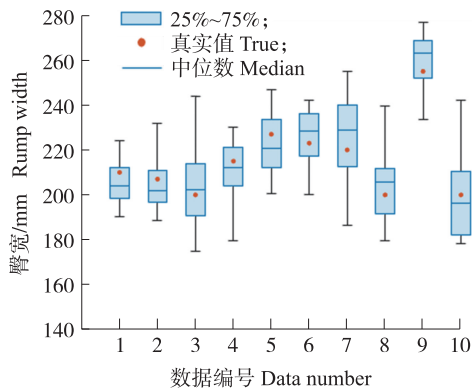


图 11 奶牛自由状态的臀宽箱线图

Fig. 11 Box diagram of rump width of cow in free state

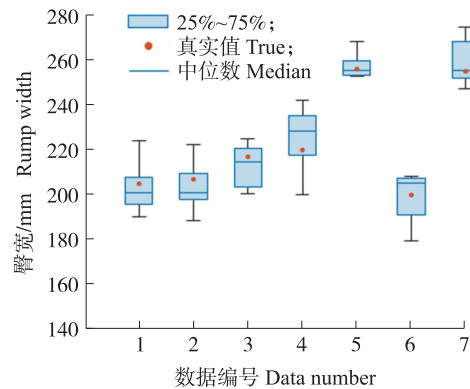


图 12 奶牛尾巴稳定时的臀宽箱线图

Fig. 12 Box diagram of rump width of cow in stable state

表 2 奶牛尾巴稳定时的臀宽平均绝对误差与平均相对误差

Table 2 Mean absolute error and mean relative error of rump width of cow with stable tail

指标 Item	数据编号 Data number						
	1	2	3	4	5	6	7
平均绝对误差/cm Mean absolute error	-0.40	-0.37	-0.56	-0.58	0.03	-0.13	-0.08
平均相对误差/% Mean relative error	3.75	3.66	3.61	5.14	2.14	4.59	3.32

为了进一步评估本文方法在测量上的优势,将制作好的奶牛数据集使用不同方法进行对比试验。分别使用 PointNet 网络模型和阈值法基于深度图像^[27]提取 ROI 区域进行处理。其中,基于深度图像的臀宽检测结果与文献[27]方法相似,用滑动窗口在奶牛俯视深度图像中找出坐骨结节两侧的最大凹陷区域来定位臀宽测点,最终求得臀宽测点之间的距离。得到的结果如表3所示,本文方法相较于直接基于深度图像的方法平均相对误差减小1.35%,对于使用 PointNet 网络模型来分割检测的方法平均相对误差减小0.43%。绝对误差的范围也缩小-2.02~2.22 cm。本文减少了异常数据的影响,显示出更强的鲁棒性。

表3 不同方法的检测性能对比

Table 3 Comparison of detection performance of different methods

检测方法 Network model	绝对误差范围/cm Absolute error range	平均相对误差/% Mean relative error
本文方法 Methods of this article	-2.02~2.22	3.79
PointNet 分割检测 PointNet segmentation detection	-3.10~2.47	4.22
基于深度图像 Based on depth images	-5.65~4.53	5.14

3 结论

试验结果表明,以点云分析方法并利用 DBSCAN 算法可将奶牛躯干从杂乱背景中提取出来。奶牛后躯的轮廓信息被较好地保留下来。在相机拍摄范围内,去除背景成功率可达87.4%。而在2~3 m距离拍摄的情况下本次试验的背景去除成功率可提升到100%。有效解决了提取奶牛躯干效果不佳的问题。

利用 PointNet++ 神经网络分割奶牛臀部区域,大大减少了计算量,隔离了臀宽测量过程中不必要的信息。降低臀宽测量的算法复杂度,提高算法运行效率。AP₅₀达到94.2%,MIoU达到74.8%。而在奶牛尾巴静止的状况下分割效果会进一步提升。

本文提出的基于凸包分析的臀宽检测方法经试验验证,在奶牛尾部摆动较大的情况下,平均相对误差为5.84%。在奶牛尾部摆动幅度较小的情况下,平均相对误差为3.79%,绝对误差为-2.02~2.22 cm,测量误差较小,能够满足测量需求,为畜牧行业自动化非接触式体尺检测提供了思路。

参考文献 References:

- [1] 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.
Zhang Z H, Li W, Han Y S. Influence factors and applications for body size of cattle[J]. Chinese Journal of Animal Science, 2018, 54(1): 9-13 (in Chinese with English abstract).
- [2] 初梦苑,李孟飞,李前,等. 基于关键帧提取与头颈部去除的奶牛体尺测量方法[J]. 农业机械学报,2022,53(增刊2):226-233,259.
Chu M Y, Li M F, Li Q, et al. Method of cows body size measurement based on key frame extraction and head and neck removal[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(Suppl 2): 226-233, 259 (in Chinese with English abstract).
- [3] 刘卫民. 基于机器视觉的奶牛体尺参数测量研究[D]. 泰安:山东农业大学,2016.
Liu W M. Size parameter measurement of cow body based on machine vision[D]. Tai'an: Shandong Agricultural University, 2016 (in Chinese with English abstract).
- [4] 郭浩,张胜利,马钦,等. 基于点云采集设备的奶牛体尺指标测量[J]. 农业工程学报,2014,30(5):116-122.
Guo H, Zhang S L, Ma Q, et al. Cow body measurement based on Xtion[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(5): 116-122 (in Chinese with English abstract).
- [5] 李卓,杜晓冬,毛涛涛,等. 基于深度图像的猪体尺检测系统[J]. 农业机械学报,2016,47(3):311-318.
Li Z, Du X D, Mao T T, et al. Pig dimension detection system based on depth image[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(3): 311-318 (in Chinese with English abstract).
- [6] Tasdemir S, Ürkmez A, İnal S. Determination of body measurements on the Holstein cows using digital image analysis and estimation of live weight with regression analysis[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2011, 76(2): 189-197.
- [7] Taşdemir Ş, Ürkmez A, İnal Ş. A fuzzy rule-based system for predicting the live weight of Holstein cows whose body dimensions were determined by image analysis[J]. Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences, 2011, 19(4): 689-703.
- [8] 李胜利,姚琨,曹志军,等. 2021年奶牛产业技术发展报告[J]. 中国畜牧杂志,2022,58(3):239-244.
Li S L, Yao K, Cao Z J, et al. Report on technical development of dairy industry in 2021[J]. Chinese Journal of Animal Science, 2022, 58(3): 239-244 (in Chinese).
- [9] 吴宇峰,李一鸣,赵远洋,等. 基于计算机视觉的奶牛体况评分研究综述[J]. 农业机械学报,2021,52(增刊1):268-275.
Wu Y F, Li Y M, Zhao Y Y, et al. Review of research on body condition score for dairy cows based on computer vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(Suppl 1): 268-275 (in Chinese with English abstract).

- [10] Guo H, Ma X D, Ma Q, et al. LSSA_CAU: an interactive 3d point clouds analysis software for body measurement of livestock with similar forms of cows or pigs[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2017, 138: 60-68.
- [11] Kamchen S G, Fernandes S E, Lopes L B, et al. Application of depth sensor to estimate body mass and morphometric assessment in Nellore heifers[J]. *Livestock Science*, 2021, 245: 104442.
- [12] 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1): 267-275.
Zhang X Y, Liu G, Jing L, 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(Suppl 1): 267-275 (in Chinese with English abstract).
- [13] 赵新强. 基于 Kinect 的奶牛体尺检测与试验研究[D]. 泰安: 山东农业大学, 2018.
Zhao X Q. Measurement and test of dairy cattle body size based on Kinect[D]. Tai'an: Shandong Agricultural University, 2018 (in Chinese with English abstract).
- [14] Ruchay A, Kober V, Dorofeev K, et al. Accurate body measurement of live cattle using three depth cameras and non-rigid 3-D shape recovery[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 179: 105821.
- [15] Yang G Y, Xu X S, Song L, et al. Automated measurement of dairy cows body size via 3D point cloud data analysis[J]. *Comput Electron Agric*, 2022, 200: 107218.
- [16] 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 L, Cai G Y, Tian X H, et al. Three dimensional point cloud reconstruction and body size measurement of pigs based on multi-view depth camera[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2019, 35(23): 201-208 (in Chinese with English abstract).
- [17] Shi C, Teng G H, Li Z. An approach of pig weight estimation using binocular stereo system based on LabVIEW[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2016, 129: 37-43.
- [18] Chen L, Rao P, Chen X, et al. Local spatial-temporal matching method for space-based infrared aerial target detection[J]. *Sensors*, 2022, 22(5): 1707.
- [19] 王国琿, 钱克矛. 线阵相机标定方法综述[J]. *光学学报*, 2020, 40(1): 0111011.
Wang G H, Qian K M. Review on line-scan camera calibration methods[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(1): 0111011 (in Chinese with English abstract).
- [20] 陈向阳, 杨洋, 向云飞. 欧氏聚类算法支持下的点云数据分割[J]. *测绘通报*, 2017(11): 27-31, 36.
Chen X Y, Yang Y, Xiang Y F. Measurement of point cloud data segmentation based on euclidean clustering algorithm[J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2017(11): 27-31, 36 (in Chinese with English abstract).
- [21] 李文杰, 闫世强, 蒋莹, 等. 自适应确定 DBSCAN 算法参数的算法研究[J]. *计算机工程与应用*, 2019, 55(5): 1-7, 148.
Li W J, Yan S Q, Jiang Y, et al. Research on method of self-adaptive determination of DBSCAN algorithm parameters[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2019, 55(5): 1-7, 148 (in Chinese with English abstract).
- [22] 杨俊闯, 赵超. K-Means 聚类算法研究综述[J]. *计算机工程与应用*, 2019, 55(23): 7-14, 63.
Yang J C, Zhao C. Survey on K-Means clustering algorithm[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2019, 55(23): 7-14, 63 (in Chinese with English abstract).
- [23] 万佳, 胡大装, 蒋玉明. 多密度自适应确定 DBSCAN 算法参数的算法研究[J]. *计算机工程与应用*, 2022, 58(2): 78-85.
Wan J, Hu D S, Jiang Y M. Research on method of multi-density self-adaptive determination of DBSCAN algorithm parameters[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2022, 58(2): 78-85 (in Chinese with English abstract).
- [24] Qi C R, Yi L, Su H, et al. PointNet++: deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space[EB/OL]. 2017; arXiv:1706.02413. <https://arxiv.org/abs/1706.02413.pdf>.
- [25] 李佳男, 王泽, 许廷发. 基于点云数据的三维目标检测技术研究进展[J]. *光学学报*, 2023, 43(15): 1515001.
Li J N, Wang Z, Xu T F. Three-dimensional object detection technology based on point cloud data[J]. *Acta Optica Sinica*, 2023, 43(15): 1515001 (in Chinese with English abstract).
- [26] 郑佳慧, 俞晓迪, 赵生妹, 等. 基于均值滤波的关联成像去噪[J]. *光学学报*, 2022, 42(22): 2211002.
Zheng J H, Yu X D, Zhao S M, et al. Ghost imaging denoising based on mean filtering[J]. *Acta Optica Sinica*, 2022, 42(22): 2211002 (in Chinese with English abstract).
- [27] 刘晓航. 基于深度图像的奶牛个体性状智能感知方法研究[D]. 洛阳: 河南科技大学, 2022.
Liu X H. Intelligent perception of dairy cow individual traits based on depth image[D]. Luoyang: Henan University of Science and Technology, 2022 (in Chinese with English abstract).