

基于点云语义分割的猪只体尺测量方法研究

耿艳利^{1,2} 季燕凯¹ 岳晓东¹ 付艳芳³

(1. 河北工业大学人工智能与数据科学学院, 天津 300130;
2. 智能康复装置与检测技术教育部工程研究中心, 天津 300130; 3. 河北省畜牧总站, 石家庄 050035)

摘要: 生猪的体尺参数是生猪生长状态的重要评判标准,而人工测量体尺耗时耗力且容易造成猪只的应激反应,本文研究了无接触式猪只体尺参数测量方法,借鉴人工测量经验法,提出基于点云语义分割的猪只体尺测量方法。本文以大约克夏猪为研究对象,搭建无接触式猪只点云采集平台,采集3 510组猪只双侧点云数据;利用直通滤波器与随机采样一致性分割处理方法去除背景点云,基于统计滤波器去除离群点,采用体素下采样方法稀疏点云,完成猪只点云的预处理;基于PointNet网络,结合注意力模块构建语义分割模型,针对不同分割部位设计猪只体尺测量方法。试验结果表明,在自制数据集上,改进的语义分割模型准确率为86.3%,相较于PointNet、PointNet++和3D-RCNN分别高8.5、7.2、6.6个百分点;体尺的测量值与实测值最大绝对误差为6.8 cm,平均绝对误差均在5 cm以内,具有较高的估算准确性,此方法能够用于猪只体尺测量。本文将语义分割与体尺测量相结合,可为后续非接触测量提供思路。

关键词: 猪只体尺; KinectV2; 语义分割; 非接触测量

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2023)07-0332-07

OSID:



Pigs Body Size Measurement Based on Point Cloud Semantic Segmentation

GENG Yanli^{1,2} JI Yankai¹ YUE Xiaodong¹ FU Yanfang³

(1. School of Artificial Intelligence, Hebei University of Technology, Tianjin 300130, China
2. Engineering Research Center of Intelligent Rehabilitation Device and Detection Technology,
Ministry of Education, Tianjin 300130, China
3. Hebei Provincial General Animal Husbandry Station, Shijiazhuang 050035, China)

Abstract: The body size parameters of live pigs are important criterion for evaluating the growth state of pigs. The manual measurement of body size is time-consuming and labor-intensive and easy to cause the stress response of pigs. The non-contact pig body size parameter measurement method was studied, referencing the manual measurement experience method, and the pig body size measurement method was proposed based on point cloud semantic segmentation. A non-contact pig point cloud collection platform was established to collect bilateral point cloud data of 3 510 groups of pigs. The background point cloud was removed by the pass-through filter and random sampling consistent segmentation method. The outliers were removed by statistical filter. The point cloud was sparsed by voxel downsampling method to complete the pretreatment of pig point cloud. Based on PointNet network and combined with attention module the semantic segmentation model was constructed. The measurement method of pig body size was designed for different parts of segmentation. The experimental results showed that the accuracy of the improved semantic segmentation model was 86.3%, which was higher than that of PointNet, PointNet++ and 3D-RCNN. The maximum absolute error between the measured value and true value was 6.8 cm, and the average absolute error was within 5 cm, which had a high estimation accuracy. The method can be used for the measurement of pig body size. The research combined semantic segmentation with body size measurement, which can provide an idea for the non-contact measurement.

Key words: pig body size; KinectV2; semantic segmentation; non-contact measurement

收稿日期: 2022-11-08 修回日期: 2023-02-06

基金项目: 河北省省级科技计划项目(22326606D、20326620D)和国家留学基金委项目(202006705017)

作者简介: 耿艳利(1982—),女,副教授,主要从事智能畜牧设备研究,E-mail: gengyl@hebut.edu.cn

0 引言

我国是世界上最大的猪肉生产国和消费国^[1]，为了高效地发展我国生猪养殖行业，“十四五”畜牧发展规划提出到 2025 年，大幅推进全国生猪养殖行业现代化建设^[2]。现代化养殖育种离不开精准的数据^[3]，而猪只体尺参数的测量在猪的科学养殖中占有关键地位。生猪的体尺参数是生猪生长情况的重要评判指标，传统的猪只体尺参数采集需要人与猪直接接触^[4]，容易导致猪只出现应激反应，甚至导致猪只死亡。在体尺测量过程中，使用非接触设备测量可以有效避免猪只应激，并且有效解决传统测量方法的效率、精度和动物福利问题^[5-7]。

近几年，为了解决非接触式测量问题，研究者研究了机器视觉^[8-10]测量动物的方法^[11-13]。司永胜等^[14]利用最小外接矩形对猪只背部图像中的姿态进行调整，利用猪背实现体尺测量。马学磊等^[15]通过法向量特征实现羊体点云分割，利用手工选点测量羊体体尺。张馨月等^[16]应用主成分分析法对提取出的奶牛背部点云进行基于法矢量与曲率相结合的精简操作，完整保留了奶牛背脊点和边缘特征点。王可等^[17]利用地面法向量结合主成分分析法矫正猪只点云坐标，便于猪只测点的选取与测量。WANG 等^[18]提出了一种基于猪腿部形状约束的体尺测点定位方法，并根据测点间距自动计算相应体尺，无需人工定位体尺测点，平均误差为 7.73%。LI 等^[19]利用龙门架安装 5 个深度相机，对采集的点云预处理、配准和三维重建并测量体尺参数，计算出体尺和体宽的最大误差为 20 mm。赵宇亮等^[20]利用深度学习模型在猪背图像上检测身体测量的关键点，为动物体尺测量提供了新思路。

综上所述，利用相机俯视拍摄动物背部的彩色图与深度图数据测量方法，只能获取长度与宽度信息，无法测量围度信息。利用动物三维点云数据进行测量，由于身体结构复杂，部分测点特征相似，测点选取难度大，多数为手动交互式选点测量。为了实现自动测量猪只体尺，借鉴语义分割^[21]模型，本文提出一种融合注意力机制的点云语义分割猪只体尺测量方法，将猪只分为头部、肩部、腹部、臀部 4 部分，对带有语义标签的点云数据分别设计测量方法，以实现猪只体尺自动测量。

1 材料与方法

1.1 猪只点云采集平台搭建

猪只点云数据采集平台结构示意图如图 1 所示，猪只在进食时无大幅度运动，体态相对稳定，

利于猪只点云数据的采集，因此模拟猪只进食情况，在实验室中设计搭建猪只点云采集平台。该平台主要由点云数据采集单元、耳标触发单元、采集通道和上位机组成。点云数据采集单元选用 KinectV2 相机，其主要由 RGB 摄像头（分辨率 1 920 像素 × 1 080 像素）、深度传感器（分辨率为 512 像素 × 424 像素）和红外发射器等组成，深度检测范围为 0.5 ~ 4.5 m，视场 70° × 60°。耳标触发单元采用无线射频识别装置 KLM900，射频范围为 0 ~ 0.8 m，采样频率 50 帧/s。采集通道长 1.6 m，宽 0.9 m，相机对称放置在通道两侧，高度为 0.8 m，水平相距 1.2 m，与地面水平夹角 35° ~ 40°。当猪只进入采集通道时，无线射频识别装置识别猪只身份信息传输给上位机并且触发相机采集 5 帧数据，触发最小间隔设置为 10 s。

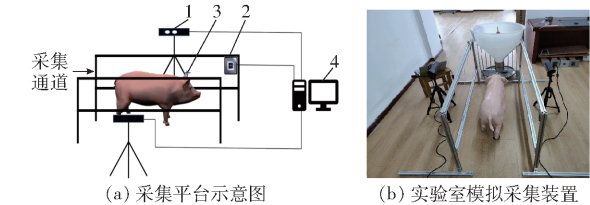


图 1 猪只点云信息采集平台

Fig. 1 Platform of pig point cloud information collection

1. KinectV2 相机 2. 无线射频识别装置 3. 耳标 4. 上位机

1.2 猪只点云数据采集

试验数据分两次采集，2020 年 12 月 22—27 日于沧州市东辛庄某养殖场和 2022 年 12 月 14—20 日于山西省沁源县某养殖场采集猪只点云，品种为大约克夏猪，日龄 80 ~ 110 d。如图 2 所示，在猪舍的水嘴处设置铁丝网，通道仅允许单只猪通过，同实验室放置条件一样，将 KinectV2 相机安装在通道两侧。两次分别采集 56、15 头猪，共 71 头，3 510 个点云数据。使用 Matlab 自带的 Stereo Camera Calibrator 程序完成两个相机外参数标定，通过输出外参数系数完成 2 个相机所拍摄的点云拼接。



图 2 养殖场猪只点云采集

Fig. 2 Pig point cloud collection on farms

1.3 猪只点云预处理

当采集通道固定时，猪只所在范围也是相对固定的。为了方便后续对猪只点云进行分割与测量，

需要提取完整的猪只点云。对拍摄点云进行预处理：

(1)猪只点云粗滤波获取猪只点云区域。两相机拼接完成后的点云数据中,如图 3a 所示,只有猪只所在的部分点云需要进行后续处理,该部分点云与相机的相对位置基本固定,本文使用直通滤波器在坐标轴上设定阈值,去除阈值之外的无观点云,快速获取猪只区域点云,如图 3b 所示。

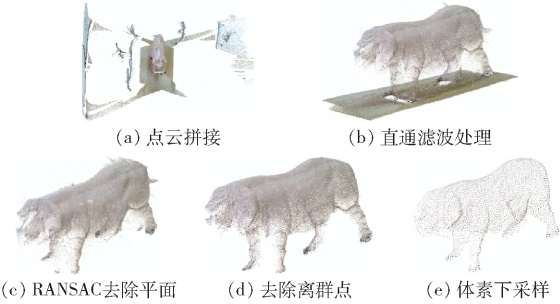


图 3 猪只点云预处理

Fig. 3 Pig point cloud preprocessing

(2)基于随机采样一致性算法去除地面点云。地面点云会对后续处理造成不利影响,因此通过随机采样一致性算法去除点云中的地面部分。具体操作为在点云中任意取 3 个点,计算其对应的平面方程为

$$ax + by + cz + d = 0 \tag{1}$$

式中 $a、b、c、d$ ——平面方程系数
 $x、y、z$ ——点云坐标值

计算所有点至该平面的代数距离为

$$d_i = |ax_i + by_i + cz_i + d| \tag{2}$$

式中 d_i ——距离 i ——点序号
 $x_i、y_i、z_i$ ——任意一点的坐标值

选取阈值 d_{max} ,若 $d_i \leq d_{max}$,则该点被认为是该平面的点,否则为平面外的点。重复以上步骤,设置最大迭代次数 N ,得到平面点数最多的面,然后将其删除掉,达到去除平面的效果,如图 3c 所示。

(3)基于统计滤波器去除离群点:猪只点云中的离群点会对体尺测量造成巨大的影响,使用统计滤波器将游离在猪体外的点去除。首先对每个点的邻域进行统计分析,将点云中所有的距离假设构成高斯分布,其形状由均值 μ 和标准差 σ 决定,设点云中的第 n 个点坐标为 $P_n(X_n, Y_n, Z_n)$,该点到任意一点 $P_m(X_m, Y_m, Z_m)$ 的距离 S_i 为

$$S_i = \sqrt{(X_n - X_m)^2 + (Y_n - Y_m)^2 + (Z_n - Z_m)^2} \tag{3}$$

计算遍历每个点到任意点之间距离的平均值 μ 和标准差 σ 为

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n S_i \tag{4}$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (S_i - \mu)^2} \tag{5}$$

式中 n ——点云总数

当某点临近 K 个点的平均距离在标准范围 $(\mu - x\sigma, \mu + x\sigma)$ 内则保留该点,不在该范围内定义为离群点删除,如图 3d 所示。

(4)基于体素下采样的点云精简。猪只点云点数庞大,严重影响后续分割的处理速度。为了提升后续处理速度且保留更多的特征信息,对猪只点云进行体素网格下采样处理。计算点云的包围盒,将包围盒离散成小体素。设置体素大小为 1 mm,获取落在每个体素中的点集,在每个体素中取一个采样点代替原来的点集,如图 3e 所示。

1.4 融合注意力机制的猪只点云语义分割

1.4.1 自注意力模块

自注意力机制可以依据目标去关注输入信息的部分细节,挖掘更深层次的语义特征。自注意力机制首先通过卷积将输入特征 X 线性映射为 query (查询矩阵)、key (键矩阵) 和 value (值矩阵) 3 个分支,先将 query 与 key 进行点积得到对应的权重,随后利用 Softmax 函数进行归一化处理,最后通过加权求和得到注意力,具体计算公式为

$$\text{Attention}(\boldsymbol{Q}, \boldsymbol{K}, \boldsymbol{V}) = \text{Softmax} \left(\frac{\boldsymbol{Q}\boldsymbol{K}^T}{\sqrt{d_k}} \right) \boldsymbol{V} = \text{Softmax} \left(\frac{\boldsymbol{A}\boldsymbol{W}_q[\boldsymbol{A}\boldsymbol{W}_k]^T}{\sqrt{d_k}} \right) \boldsymbol{A}\boldsymbol{W}_v \tag{6}$$

式中 $\boldsymbol{Q}$ ——查询矩阵 d_k ——维数
 $\boldsymbol{K}$ ——键矩阵 $\boldsymbol{V}$ ——值矩阵
 $\boldsymbol{A}$ ——输入矩阵 $\boldsymbol{W}_q$ —— $\boldsymbol{Q}$ 的权重矩阵
 $\boldsymbol{W}_k$ —— $\boldsymbol{K}$ 的权重矩阵
 $\boldsymbol{W}_v$ —— $\boldsymbol{V}$ 的权重矩阵

经过上述过程,可以对当前点特征进行更新,有利于相同类别点云进行相互补充,加强点云特征学习,增强网络鲁棒性。

1.4.2 融合注意力模块

自注意力模块能够增强网络对特征的感知和学习能力,丰富点的特征信息。本文设计的融合注意力模块的语义分割网络结构如图 4 所示,该网络的输入是 N 个原始的点云数据,每个点云数据包含 $X、Y、Z、R、G、B$ 共 6 个维度信息,之后每个点云数据与 T-Net 空间变换网络进行乘积,使得点云旋转到隐含的规范空间,得到更好进行特征提取的角度。空间变换网络的输出结果将作为多层感知器 (Multi-layer perceptron, MLP) 的输入,以将点云数据升维

至 $N \times 64$, 提取到点云高层次局部特征。高层语义特征将通过注意力模块, 以提取到关键的特征维度信息。注意力模块输出的数据通过多层感知器将数据的维度从 64 维扩大到 1 024 维, 利用最大池化操作提取到点云的全局描述特征。此时点云的全局特征中忽略了局部信息的表达, 将 $N \times 1\,024$ 全局特征信息与注意力模块输出的关键特征信息 $N \times 64$ 拼接成 $N \times 1\,088$, 以增强数据中包含的语义信息的丰富度, 最终通过多层感知器将语义分割的结果输出, 得到分割后的猪只点云数据。

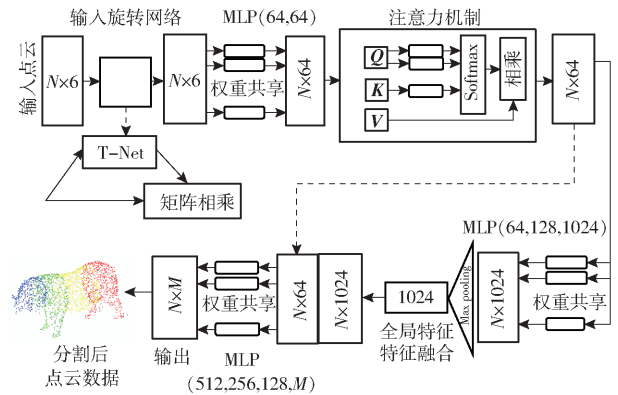


图 4 融合注意力模块的语义分割网络
Fig. 4 Semantic segmentation network of attention module

1.5 体尺测量

鉴于猪只的体尺参数比较丰富, 确定体长、体高、腹围、肩宽、腹宽、臀宽 6 种能够反映猪只体型特征的体尺参数。如图 5 所示, 人工测量标准如下: ①体长: 猪只耳根到尾根的水平距离。②体高: 猪只脊点 (一般为肩部最高点) 和地面的垂直距离。③肩宽: 肩部的最大宽度。④腹宽: 猪只腹部的最大宽度。⑤臀宽: 猪只臀部的最大宽度。⑥腹围: 猪只腹部的最大宽度处绕腹部一周的距离。根据实际人工测量方法结合猪只身体特点设计自动测量方法。

1.5.1 点云坐标系矫正

由于猪只点云在分割时利用了 T-Net 空间变

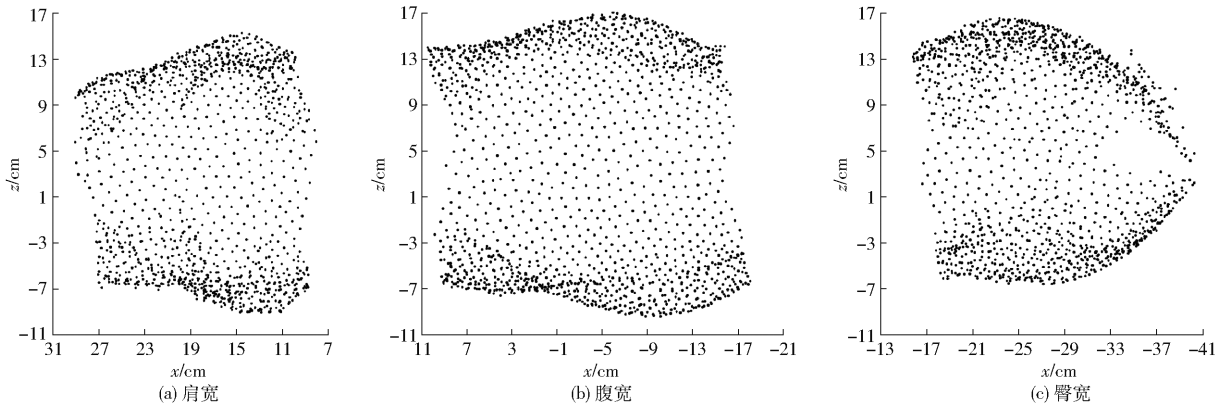


图 7 不同宽度测量示意图
Fig. 7 Schematic of width measurement

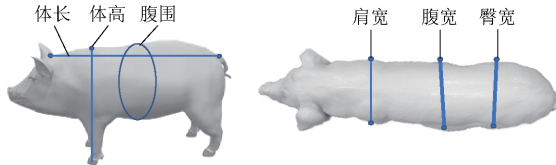


图 5 人工测量特征示意图
Fig. 5 Schematic of manual measurement features

换网络, 导致猪只实际坐标系与测量所需坐标系存在差异, 故测量之前先对坐标系进行矫正^[22]。首先对猪只点云做最小包围长方体, 根据猪只体尺特征, 体长与长方体长度方向一致, 体高与长方体高度方向一致, 体宽与长方体宽度方向一致。利用长方体长、宽、高的方向与长方体中心, 重新对猪只建立坐标系, 完成坐标系矫正, 如图 6 所示。

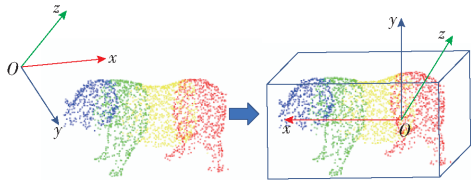


图 6 坐标系矫正
Fig. 6 Correction of coordinate system

1.5.2 肩宽、腹宽、臀宽测量

手工测量猪只体尺时, 选取肩部、腹部、臀部最突出的位置为肩宽、腹宽、臀宽的测量点, 根据手工测量方法, 设计猪只宽度测量方法。分别将语义分割后的肩部、腹部与臀部 3 部分做 xoz 面垂直投影, 如图 7 所示, 其中 x 轴方向为体长方向, z 轴方向为体宽方向。遍历点云, 分别计算每一部分沿 z 轴的最大值与最小值, 确定两点位置 (x_1, z_1) 、 (x_2, z_2) , 计算两点之间的距离为

$$d = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (z_1 - z_2)^2} \quad (7)$$

式中 d ——相应语义分割后对应部位的宽度

1.5.3 体长、体高测量

手工测量时, 猪只体高为肩部最高点到地面的垂直距离。如图 8a 所示, 选取肩部点云, 作 xoy 平面投影, y 轴方向为体高方向, 遍历 y 轴, 获得最大

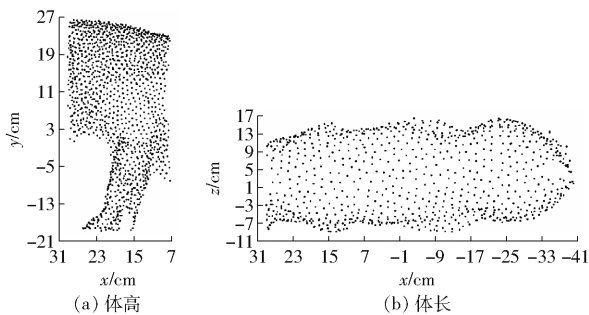


图 8 体高与体长测量示意图

Fig. 8 Schematic of body height and body length measurement

值 y_1 与最小值 y_2 。计算猪只体高 h 为

$$h = |y_1 - y_2| \tag{8}$$

猪只体长为耳根点到尾根点(尾巴在预处理时作为离散点去除)的距离,进行语义分割处理时,以耳根作为头部与肩部的分割点,因此选取肩部、腹部与臀部点云测量。后肢的位置容易对测量造成影响,故将猪只的腿部点云去除掉,如图 8b 所示。所以体长测量只需要遍历去除腿部点云的 x 轴,获取最大值 x_1 与最小值 x_2 ,猪只体长 l 计算公式为

$$l = |x_1 - x_2| \tag{9}$$

1.5.4 腹围切片与测量

腹围是反映猪只生长情况的重要参数,手工测量时,围绕体宽测点测量腹部周长。提取语义分割后的腹部点云,过体宽测量点做 yoz 面竖直切片,对切片点云进行椭圆拟合,如图 9 所示。椭圆周长计算式为

$$L = 2\pi r_2 + 4(r_1 - r_2) \tag{10}$$

式中 r_1 ——拟合椭圆的长轴半径
 r_2 ——拟合椭圆的短轴半径
 L ——猪只腹围长度

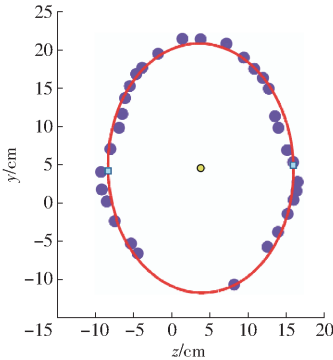


图 9 腹围切片与椭圆拟合测量示意图

Fig. 9 Schematic of abdominal circumference slice and ellipse fitting measurement

2 结果与分析

2.1 语义分割分析

本文在自制数据集上进行验证。共采集 71 头

猪只数据,得到 3 510 组点云数据,对每组点云数据进行预处理,得到 3 510 组数据样本,其中训练集 2 910 组,验证集 600 组。数据标签分为头部、肩部、腹部、臀部 4 类。采用平均精度(Average precision, AP)与总体精度(Overall accuracy, OA)对结果进行统计分析。结果如表 1 所示。

表 1 自制训练集语义分割精度

Tab.1 Semantic segmentation accuracy of self-made training set					%
方法	AP				OA
	头部	肩部	腹部	臀部	
PointNet ^[23]	71.2	81.4	81.7	78.9	78.3
PointNet + + ^[24]	74.3	83.8	87.3	77.1	80.6
3D-RCNN ^[25]	78.6	86.8	87.7	81.5	83.7
本文方法	81.3	89.3	90.4	84.2	86.3

由表 1 可知,PointNet 在自制数据集的分割效果表现最差,这是由于 PointNet 模型对点云中的点进行单独处理,忽视了点之间的联系,局部特征提取能力较差,导致其模型性能不佳。PointNet + + 在 PointNet 基础上进行改进,加强模型在局部特征上的提取能力。3D-RCNN 是一种针对点云数据的卷积方法,利用关系形状设计网络模块,通过提取点云特征包含的形状信息,辅助语义分割,该网络结构更为复杂。可以看出与基准网络 PointNet 相比,本文方法在 OA 方面提升 8 个百分点,并且每个部位的 AP 均有明显提升;与其他网络相比也有小幅提升,因此本文的融合注意力机制的语义分割算法性能上优于其他语义分割网络,验证了所提算法的有效性。从图 10 来看,出现错误点多数集中在两类标签的分界处,对后续体尺测量几乎没有影响。

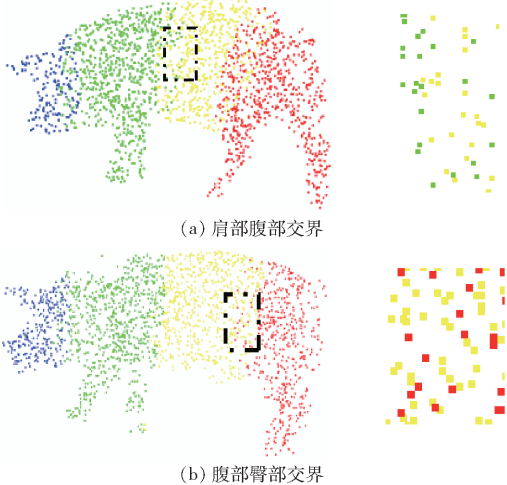


图 10 猪只点云分割结果

Fig. 10 Pig point cloud segmentation results

2.2 体尺测量结果分析

为了验证体尺算法的有效性,利用语义分割后的点云,自动测量肩宽、腹宽、臀宽、体高、体长与腹围。在养殖场对 71 头猪只进行 3 次人工体尺测量,取 3 次平均值作为人工测量值。实际采集点云时,猪只身体会出现卷曲或者头部摆动等非自然站立姿

态情况,体尺测量会产生较大误差,因此人为对每头猪筛选 5 组接近自然站立且身体保持直立状态的猪只点云作为自动测量的数据,通过算法计算 5 组点云的体尺数据,将 5 次测量的平均值作为自动测量值,部分数据如表 2 所示,体尺平均绝对误差与相对误差如表 3 所示。

表 2 人工测量与自动测量对比

Tab.2 Comparison between manual measurement and automatic measurement												cm
序号	人工测量值						自动测量值					
	肩宽	腹宽	臀宽	体长	体高	腹围	肩宽	腹宽	臀宽	体长	体高	腹围
1	32.3	30.6	34.6	101.6	66.3	94.6	31.8	30.4	33.6	102.7	65.9	90.2
2	29.7	29.6	33.1	105.8	65.2	92.4	30.6	28.8	34.6	100.9	66.4	90.6
3	33.2	30.2	34.2	98.5	66.7	93.3	31.5	31.7	33.2	101.3	67.7	95.7
4	31.6	30.7	33.6	97.6	65.6	94.9	32.7	30.3	33.5	96.8	65.2	95.4
5	33.9	29.9	37.1	98.3	69.2	92.4	35.8	31.7	35.7	96.2	70.6	94.5
6	29.6	29.1	35.8	102.3	67.4	92.9	31.2	28.5	34.8	104.6	68.7	90.2
7	32.9	31.5	35.2	99.5	65.1	96.4	30.5	32.9	33.9	101.3	67.9	94.3
8	30.9	31.2	36.7	98.4	70.4	96.5	31.1	32.4	35.4	99.2	72.3	91.1
9	32.2	32.0	34.8	97.8	69.7	99.0	33.3	31.8	34.6	96.7	72.6	96.2
10	33.6	30.3	36.4	101.1	65.8	93.6	32.9	33.1	37.1	100.6	67.1	98.9

表 3 猪只体尺参数的平均绝对误差与平均相对误差
Tab.3 Average absolute error and average relative error of pig body size parameters

参数	肩宽	腹宽	臀宽	体长	体高	腹围	平均值
平均绝对误差/cm	1.08	1.24	1.01	3.50	1.50	4.12	2.06
平均相对误差/%	4.21	5.74	3.83	3.98	4.67	4.39	4.47

利用箱线图对肩宽、腹宽、臀宽、体高、体长与腹围数据的绝对误差进行统计分析,如图 11 所示。因为肩宽与臀宽的特征明显,不易受姿态影响,绝对误差明显小于其他部位,但是该测量部位实际长度较短,所以其相对误差没有明显小于其他部位。腹宽测量易受猪只姿态影响,导致相对误差最大。肩宽的绝对误差在 -2.6 ~ 3.5 cm 之间,平均相对误差为 4.21%;腹宽的绝对误差在 -4.6 ~ 4.5 cm 之间,平均相对误差为 5.74%;臀宽的绝对误差在 -2.9 ~ 3.1 cm 之间,平均相对误差为 3.83%;体高的绝对误差在 -5.8 ~ 5.4 cm 之间,平均相对误差为 4.67%;体长的绝对误差在 -4.8 ~ 5.9 cm 之间,平均相对误差为 3.98%;腹围的绝对误差在 -6.3 ~ 6.8 cm 之间,平均相对误差为 4.39%。

对比文献[12,14,19],利用背部图像进行体尺测量,无法提取围度信息。本文基于三维点云进行体尺测量,通过腹部椭圆拟合的方法,实现腹围测量。对比文献[13,15],其利用完整动物点云,基于交互式人工选点测量动物体尺。本文将猪只点云分割成 4 个部位,对每个部位单独设计体尺测量方法,

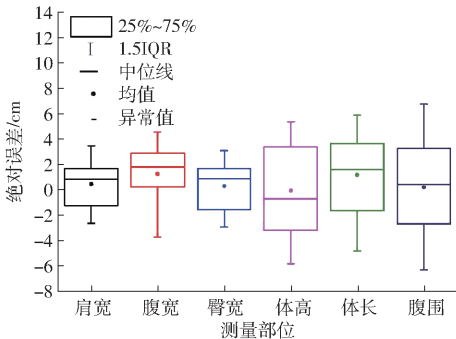


图 11 测量部位绝对误差箱线图
Fig. 11 Absolute error box plot of measuring position

实现猪只体尺自动测量。文献[16]采用完整猪只点云,对整体设计体尺测量方法,平均相对误差为 7.76%,将整体测量方法应用于本试验采集的猪只点云,测量结果的整体平均相对误差为 6.81%,均高于本文方法的 4.47%。对于猪只点云测量,由于猪只身体结构复杂,且不同的体尺参数可能存在相同的体尺特征,导致直接在整体点云上计算测点难度大。本文通过改进的语义分割模型对猪只关键部位分割,将整体测量转变为部分测量,对每一个分割部位单独设计测量方法,降低了体尺测量难度。

3 结束语

基于人工测量猪只体尺方法,本文将猪只分割为头部、肩部、腹部、臀部 4 个关键部位,测量肩宽、腹宽、臀宽、体高、体长与腹围关键参数。基于 PointNet 网络,提出了融合注意力机制的语义分割

算法,自注意力模块在低维度的特征中根据贡献度矩阵和所有点的特征对当前点的特征进行更新,挖掘更深层次的语义特征,将深层次特征与全局特征结合,提升特征区分度以提高分割精度。试验结果表明,语义分割模型准确率为 86.3%,相较于 PointNet、PointNet++ 和 3D-RCNN 分别高

8.5、7.2、6 个百分点。基于语义分割的结果,对分割部位分别设计体尺测量方法,以实现肩宽、腹宽、臀宽、体高、体长与腹围的自动测量,各项体尺的平均相对误差均小于 6%,平均绝对误差均小于 5 cm,表明利用分割后的部位进行测量,有助于提高体尺测量精度。

参 考 文 献

[1] 梁泽闽,赵文豪,陶红军.我国猪肉产业国际竞争力研究[J].中国猪业,2019,14(5):21-28.

[2] 《“十四五”全国畜牧兽医行业发展规划》印发[J].乡村科技,2021,12(35):127.

[3] WANG Z, SHADPOUR S, CHAN E, et al. ASAS-NANP SYMPOSIUM: applications of machine learning for livestock body weight prediction from digital images[J]. Journal of Animal Science, 2021, 99(2): 1-15.

[4] 王德福,黄会男,张洪建,等.生猪养殖设施工程技术研究现状与发展分析[J].农业机械学报,2018,49(11):8-21. WANG Defu, HUANG Huinan, ZHANG Hongjian, et al. Analysis of research status and development on engineering technology of swine farming facilities[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(11): 8-21. (in Chinese)

[5] 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 Hao, ZHANG Shengli, MA Qin, et al. Cow body measurement based on Xtion[J]. Transactions of the CSAE, 2014, 30(5): 116-122. (in Chinese)

[6] MCFARLANE N J B, WU J, TILLET R D, et al. Shape measurements of live pigs using 3-D image capture[J]. Animal Science, 2005, 81(3): 383-391.

[7] 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 Zhuo, DU Xiaodong, MAO Taotao, 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)

[8] 刘同海,滕光辉,付为森,等.基于机器视觉的猪体体尺测点提取算法与应用[J].农业工程学报,2013,29(2):161-168. LIU Tonghai, TENG Guanghui, FU Weisen, et al. Extraction algorithms and applications of pig body size measurement points based on computer vision[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(2): 161-168. (in Chinese)

[9] WEALES D, MOUSSA M, TARRY C. A robust machine vision system for body measurements of beef calves[J]. Smart Agricultural Technology, 2021, 1: 100024.

[10] 李琦,刘伟,赵建敏.基于双目视觉及 MASK RCNN 的牛体尺无接触测量[J].黑龙江畜牧兽医,2020(12):46-50.

[11] DOESCHL-WILSON A B, WHITEMORE C T, KNAP P W, et al. Using visual image analysis to describe pig growth in terms of size and shape[J]. Animal Science, 2004, 79(3): 415-427.

[12] PEZZUOLO A, GUARINO M, SARTORI L, et al. On-barn pig weight estimation based on body measurements by a Kinect v1 depth camera[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 148: 29-36.

[13] 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.

[14] 司永胜,安露露,刘刚,等.基于 Kinect 相机的猪体理想姿态检测与体尺测量[J].农业机械学报,2019,50(1):58-65. SI Yongsheng, AN Lulu, LIU Gang, et al. Ideal posture detection and body size measurement of pig based on Kinect[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(1): 58-65. (in Chinese)

[15] 马学磊,薛河儒,周艳青,等.基于改进区域生长法的羊体点云分割及体尺参数测量[J].中国农业大学学报,2020,25(3):99-105. MA Xuelei, XUE Heru, ZHOU Yanqing, et al. Point cloud segmentation and measurement of the body size parameters of sheep based on the improved region growing method[J]. Journal of China Agricultural University, 2020, 25(3): 99-105. (in Chinese)

[16] 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)

[17] 王可,郭浩,马钦,等.基于单视角点云镜像的猪只体尺测量方法[J].农业机械学报,2018,49(3):187-195. WANG Ke, GUO Hao, MA Qin, et al. Pig body size measurement method based on mirror reflection of single angle point cloud[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(3): 187-195. (in Chinese)

[18] WANG K, GUO H, MA Q, et al. A portable and automatic Xtion-based measurement system for pig body size[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 148: 291-298.

- [15] 张质明,王晓燕,李明涛. 基于全局敏感性分析方法的 WASP 模型不确定性分析[J]. 中国环境科学, 2014, 34(5): 1336 – 1346.
ZHANG Zhiming, WANG Xiaoyan, LI Mingtao. Uncertainty analysis of WASP based on global sensitivity analysis method[J]. China Environmental Science, 2014, 34(5): 1336 – 1346. (in Chinese)
- [16] 能锋田,姜瑶,徐旭,等. 基于 LH – OAT 方法的 SWAP – EPIC 模型参数敏感性分析[J]. 中国科技论文, 2016, 11(7): 739 – 745.
NENG Fengtian, JIANG Yao, XU Xu, et al. Sensitivity analysis for SWAP – EPIC model using the LH – OAT method[J]. China Sciencepaper, 2016, 11(7): 739 – 745. (in Chinese)
- [17] BEVEN K, BINLEY A. The future of distributed models: model calibration and uncertainty prediction[J]. Hydrological Processes, 1992(6): 279 – 298.
- [18] 宋晓猛,孔凡哲,占车生,等. 基于统计理论方法的水文模型参数敏感性分析[J]. 水科学进展, 2012, 23(5): 642 – 649.
SONG Xiaomeng, KONG Fanzhe, ZHAN Chesheng, et al. Sensitivity analysis of hydrological model parameters using a statistical theory approach[J]. Advances in Water Science, 2012, 23(5): 642 – 649. (in Chinese)
- [19] 徐会军,陈洋波,李昼阳,等. 基于 LH – OAT 分布式水文模型参数敏感性分析[J]. 人民长江, 2012, 43(7): 19 – 23.
XU Huijun, CHEN Yangbo, LI Zhouyang, et al. Analysis on parameters sensitivity of distributed hydrological model based on LH – OAT method[J]. Yangtze River, 2012, 43(7): 19 – 23. (in Chinese)
- [20] 李传奇,崔佳伟,马梦蝶,等. 泵站动态规划优化模型的全局敏感性分析方法及应用[J]. 水电能源科学, 2019, 37(5): 159 – 163.
LI Chuanqi, CUI Jiawei, MA Mengdie, et al. Global sensitivity analysis of dynamic programming optimization model of pumping station and its application[J]. Water Resources and Power, 2019, 37(5): 159 – 163. (in Chinese)
- [21] 张焱炜,李传奇,孙策,等. 基于分解协调法的梯级泵站优化模型局部敏感性分析[J]. 中国农村水利水电, 2020(5): 128 – 138.
ZHANG Yanwei, LI Chuanqi, SUN Ce, et al. Local sensitivity analysis of cascade pumping station optimization model based on decomposition-coordination method[J]. China Rural Water and Hydropower, 2020(5): 128 – 138. (in Chinese)
- [22] MCKAY M D, BECKMAN R J, CONONER W J. Comparison of three methods for selecting values of input variables in the analysis of output from a computer code[J]. Technometrics, 1979, 21(2): 239 – 245.
- [23] JIANG Y, XU X, HUANG Q, et al. Optimizing regional irrigation water use by integrating a two-level optimization model and an agro-hydrological model[J]. Agricultural Water Management, 2016, 178: 76 – 88.
- [24] JIANG Y, XIONG L, XU Z, et al. A simulation-based optimization model for watershed multi-scale irrigation water use with considering impacts of climate changes[J]. Journal of Hydrology, 2021, 598: 126395.
- [25] JIANG Y, XU X, HUANG Q, et al. Assessment of irrigation performance and water productivity in irrigated areas of the middle Heihe River basin using a distributed agro-hydrological model[J]. Agricultural Water Management, 2015, 147: 67 – 81.
- [26] 姜瑶. 黑河中游绿洲多尺度农业水文过程及用水效率的模拟分析与优化调控研究[D]. 北京: 中国农业大学, 2017.
JIANG Yao. Simulation analysis and optimal regulation for agro-hydrological processes and water use efficiency on multiple scales of the middle Heihe River basin[D]. Beijing: China Agricultural University, 2017. (in Chinese)

(上接第 338 页)

- [19] LI J, MA W, LI Q, 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.
- [20] 赵宇亮,曾繁国,贾楠,等. 基于 DeepLabCut 算法的猪只体尺快速测量方法研究[J]. 农业机械学报, 2023, 54(2): 249 – 255.
ZHAO Yuliang, ZENG Fanguo, JIA Nan, et al. Rapid measurements of pig body size based on DeepLabCut algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(2): 249 – 255. (in Chinese)
- [21] GUO Y, LIU Y, GEORGIOU T, et al. A review of semantic segmentation using deep neural networks[J]. International Journal of Multimedia Information Retrieval, 2018, 7(2): 87 – 93.
- [22] 王可,郭浩,刘威林,等. 基于点云旋转归一化的猪体体尺测点提取方法[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(Supp.1): 253 – 259. (in Chinese)
- [23] 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.
- [24] QI C R, YI L, SU H, et al. PointNet++: deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2017, 30: 1 – 14.
- [25] KUNDU A, LI Y, REHG J M. 3D – RCNN: instance-level 3D object reconstruction via render-and-compare[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 3559 – 3568.