



马学磊,姜新华,周艳青. 基于三维点云的羊体尺参数测量方法[J]. 中国农业大学学报,2025,30(11):171-182.

MA Xuelei, JIANG Xinhua, ZHOU Yanqing. Measurement method of sheep body parameters based on 3D point cloud[J]. *Journal of China Agricultural University*, 2025, 30(11): 171-182.

DOI: 10.11841/j.issn.1007-4333.2025.11.14

基于三维点云的羊体尺参数测量方法

马学磊 姜新华* 周艳青

(内蒙古农业大学 计算机与信息工程学院, 呼和浩特 010018)

摘要 针对传统羊体尺参数测量方法耗时、费力的问题,本研究采用迭代重加权最小二乘法、k-means算法、高斯映射和高斯核均值漂移聚类算法,基于三维点云对羊体尺参数测量方法进行分析。研究表明:1)迭代重加权最小二乘的法向量估计方法不受噪声干扰,估计结果更加准确。2)基于高斯核的均值漂移聚类算法能将羊体区域数据从点云中准确识别并分离出来,避免了其他方法的过分割或欠分割。3)在羊体区域点云上选取体尺测点,计算羊体长、体高、胸深、臀高体尺参数,4个体尺参数的最大相对误差为1.72%。综上,基于三维点云的羊体尺参数测量方法能准确提取出羊体区域点云数据,利用选取的体尺测点,能够实现羊体尺参数的无接触测量,为羊体尺参数测量以及体重预估方法的实际应用提供技术参考。

关键词 羊; 体尺测量; 点云分割; 计算机视觉

中图分类号 TP391

文章编号 1007-4333(2025)11-0171-12

文献标志码 A

Measurement method of sheep body parameters based on 3D point cloud

MA Xuelei, JIANG Xinhua*, ZHOU Yanqing

(College of computer and information engineering, Inner Mongolia Agricultural University, Huhhot 010018, China)

Abstract To address the time-consuming and labor-intensive issues associated with traditional sheep body measurement methods, this study employed an integrated approach combining iteratively reweighted least squares (IRLS), k-means algorithm, Gaussian mapping and Gaussian kernel mean shift clustering algorithm for analyzing sheep body dimension measurement based on 3D point cloud. The results showed that: 1) The normal estimation method of the iterative reweighted least squares method demonstrated strong noise immunity and yielded more accurate results. 2) The mean shift clustering algorithm based on the Gaussian kernel can accurately identify and separate the sheep body area data from the point clouds, effectively avoiding the over-segmentation or under-segmentation of other methods prevalent in alternative methods. 3) Body measurement points were selected from the sheep point cloud to calculate four morphometric parameters such as body length, body height, chest depth, and rump height. The maximum relative error of the four body size parameters was 1.72%. In summary, the proposed 3D point cloud-based approach enables accurate extraction of sheep body point clouds and non-contact morphometric measurement through strategically selected anatomical landmarks. This methodology provides a reliable technical references for both body dimension quantification and live weight estimation management.

Keywords sheep; body measurement; point cloud segmentation; computer vision

收稿日期: 2025-03-06

基金项目: 国家自然科学基金项目(62061037, 31960494); 内蒙古自然科学基金项目(2024LHMS06021, 2023LHMS06017); 一流学科科研专项项目(YLXKZX-NND-055); 优秀博士人才引进科研启动项目(NDYB2023-35)

第一作者: 马学磊(ORCID:0000-0001-8452-9486), 博士, 讲师, 主要从事图像处理的研究, E-mail: maxuelei@imau.edu.cn

通讯作者: 姜新华(ORCID:0009-0009-7704-788X), 教授, 主要从事图像处理的研究, E-mail: jiangxh@imau.edu.cn

羊体尺参数测量是评估羊生长发育的重要手段,在育种、肉质评价、体重预估和饲养管理中具有重要意义。传统人工羊体尺测量方法较繁琐,由于人的主观因素使得测量的体尺参数误差较大,且羊易产生强烈的应激反应。利用计算机视觉的体尺测量方法,可以实现羊体尺参数的无接触测量,能够提高体尺测量的效率和准确性,还能改善动物福利,避免人畜共患疾病^[1]。

目前,基于计算机视觉的动物体尺测量参数的研究主要有2个方面。1)利用单目或者双目相机采集二维图像,实现动物的体尺测量和体重预估^[2-4]。张丽娜等^[5]使用结构化限位装置采集羊图像,通过基于图像分析的方法计算羊体尺参数。周艳青等^[6]通过摄像机标定、图像分割和基于包络线的羊体尺测点识别相结合,实现羊饲养过程中的基于双目摄像机的无接触体尺测量。张晨光等^[7]提出基于双目视觉无应激奶牛体尺测量方法,利用奶牛外部轮廓以及匹配特征点的三维坐标计算奶牛的体尺参数。Shi等^[8]通过从2D图像数据中提取的特征构建3D数据集,实现基于二维图像的体尺测量和奶牛体况评分。基于二维图像的体尺测量方法对测量环境、环境光照或动物站姿和背景有较高的要求。在背景复杂的环境下提取动物轮廓的效果较差,现场测量中误差较大,导致方法的实际应用效果降低。2)利用点云获取设备采集点云数据,通过三维重构获得动物的三维模型,进而获取其体尺参数^[9]。

三维点云在动物体尺测量中显示出了巨大的潜力,但点云数据的精确提取、噪点去除以及自适应的点云分割仍然是研究中的难点。研究表明,点云分割的精度是动物体尺测量的关键^[10]。尹令等^[11]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^[12]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。以上研究存在分割精度以及体尺测量准确度不高的问题。张馨月等^[13]利用Kinect相机获取牛只原始点云数据,采用体素网格下采样算法对奶牛背部原始点云进行精简,根据点云轮廓几何特征,实现了基于点云的奶牛背部体尺测点自动提取方法。但在算法实现中需要计算牛只背部轮廓曲率与轮廓特征点切线夹角,增加了测量时长。赵建敏等^[14]提出一种结合目标检测、边缘检测和特征点提取的牛

体尺测量方法。该方法存在算法处理耗时较长,特征点检测的泛化能力不足以及对环境光照变化敏感等问题。石炜等^[15]提出一种基于无人机平台三维重构的牛体尺测量方法,实现了野外散养牛体尺参数的交互式测量。该方法三维重建鲁棒性不足,而且在提取牛体点云时,需手动设定地面阈值与牛体感兴趣区域。

传统羊体尺测量方法主要通过人工使用测量工具获取羊只各部位的体尺数据,存在测量效率低下,耗时耗力,人为误差显著,数据精度不足等问题。基于二维图像和基于三维点云的体尺测量是研究的热点。基于二维图像的体尺测量方法受环境和光照的影响较大。而且,该方法仅能获取二维数据,无法测量胸围等周径指标。现有的基于三维点云的体尺测量方法,可同时获取二维和三维体尺数据,然而存在提取动物点云分割准确率不高,对噪声敏感以及数据处理耗时等问题。

为解决上述问题,本研究提出了一种基于三维点云的羊体尺测量方法。采用高斯映射和高斯核均值漂移聚类算法提取点云中的羊体区域数据,进而计算羊体尺参数。通过试验验证了该方法的有效性,该研究成果可为畜牧业现代化提供技术参考,以期为羊体尺参数的获取提供一种新的途径,并为基于体尺参数的羊体重预估提供基础数据。

1 材料与方法

本研究基于三维点云对羊体尺参数进行测量。首先,利用三维摄像机获取羊体点云数据,并对点云进行预处理和法向量估计。其次,利用k-means和均值漂移聚类获得羊体区域数据。最后,从羊体数据中选取体尺测点计算羊体尺参数。本研究方法的框架图如图1所示。

1.1 数据采集和预处理

数据采集设备使用基于光飞时间技术的易福门(IFM)3D摄像机,其型号为O3D303。摄像机通过以太网与计算机通信,环境参数通过IFM视觉助手软件在计算机上进行修改,计算机实时记录采集的点云数据。本研究利用IFM 3D摄像机采集原始羊体点云,其中点云数据量为19 496个(图2)。

原始羊体点云中除羊体区域外还存在无用数据,因此需要对原始点云进行预处理以去除无用信息。点云预处理包括条件滤波和统计滤波。原始

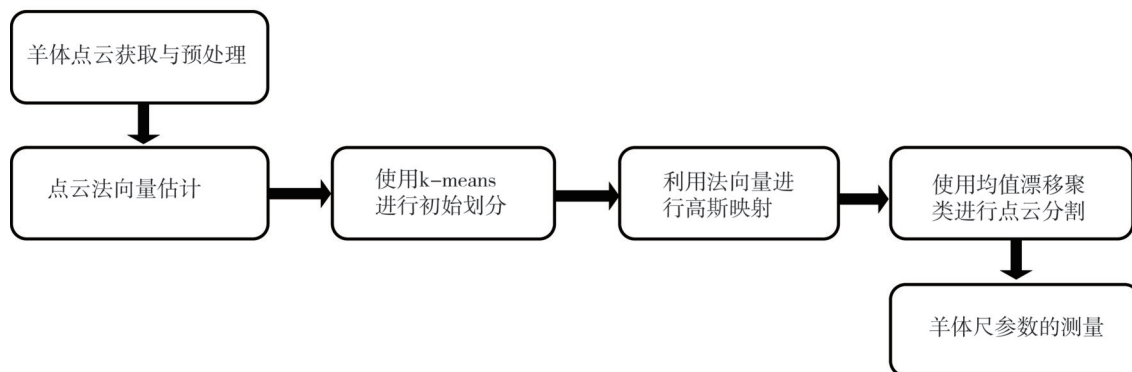


图 1 本研究方法的框架图

Fig. 1 The framework diagram of the research method used in the study

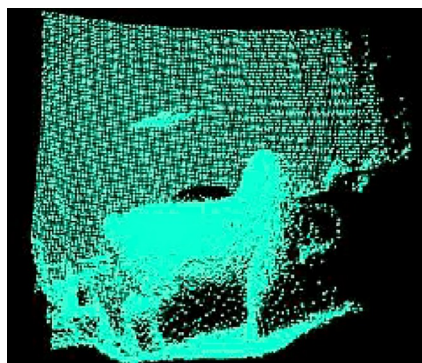
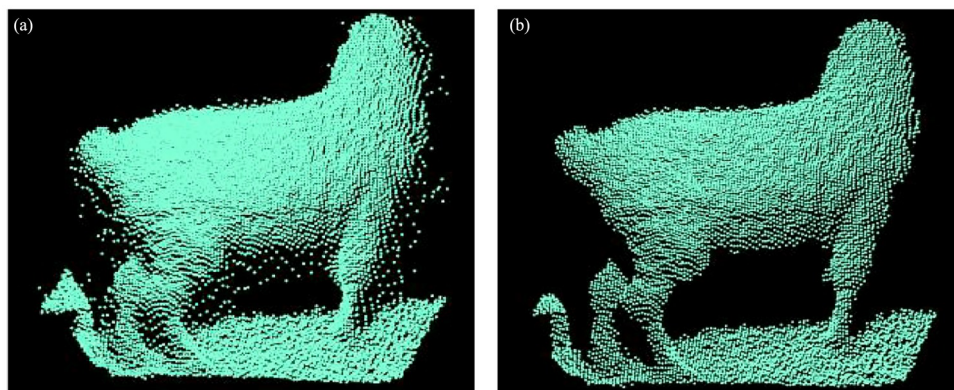


图 2 利用 IFM 3D 摄像机采集的原始羊体点云

Fig. 2 Original sheep point cloud captured using IFM 3D camera

羊体点云在 x 、 y 和 z 方向上的范围分别为 $-0.95 \sim 0.65$ m, $-0.6 \sim 0.65$ m, $1.1 \sim 1.9$ m。条件滤波通过设置滤波条件可以去除超出范围的数据,滤波结果如图 3(a)所示。使用统计滤波去除点云中的异常值和噪声。统计滤波计算每一个数据点到其 k 个最近邻点的平均距离,然后计算所有平均距离的平均值 μ 和标准偏差 σ 。如果某一点的平均距离在范围 $(\mu + \alpha\sigma)$ 之外,则该点为异常值并被删除。统计滤波的结果如图 3(b)所示,试验中参数取值为 $k=30, \alpha=1.2$ 。



(a) 条件滤波; (b) 统计滤波。

(a) Conditional filtering; (b) Statistical filtering.

图 3 原始羊体点云的预处理结果

Fig. 3 Preprocessing results of the original sheep point cloud

1.2 迭代重加权最小二乘法的法向量估计

法向量是点云数据的重要特征,在点云数据处理中有重要的作用。常用的点云法向量估计方法是主成分分析法(PCA)。然而,PCA对异常值比较敏感,当数据中存在尖锐特征和异常值时,法向量估计结果

不准确。此外,PCA会去除点云中的尖锐特征和边缘等细节信息。本研究采用迭代重加权最小二乘法对邻域点进行平面拟合,从而估计点云的法向量。

给定点云数据集 P , 其中的元素数量为 N 。迭代重加权最小二乘的平面拟合问题为:

$$\min \sum_{i=1}^N w_r(r_i^{k-1}) r_i^2 \quad (1)$$

式中: k 为迭代次数, 权函数 $w_r(r_i) = e^{-r_i^2/\sigma_r^2}$, $\sigma_r = 2.985$ 。 r_i 为点 p_i 到拟合平面的距离:

$$r_i = \|(p_i - \bar{p}) \cdot n\| \quad (2)$$

式中: n 为平面的法向量且满足 $\|n\|_2 = 1$, $\bar{p}$ 为点云平均值。

利用拉格朗日乘子对约束最小二乘问题进行求解, 使用矩阵形式, 公式为:

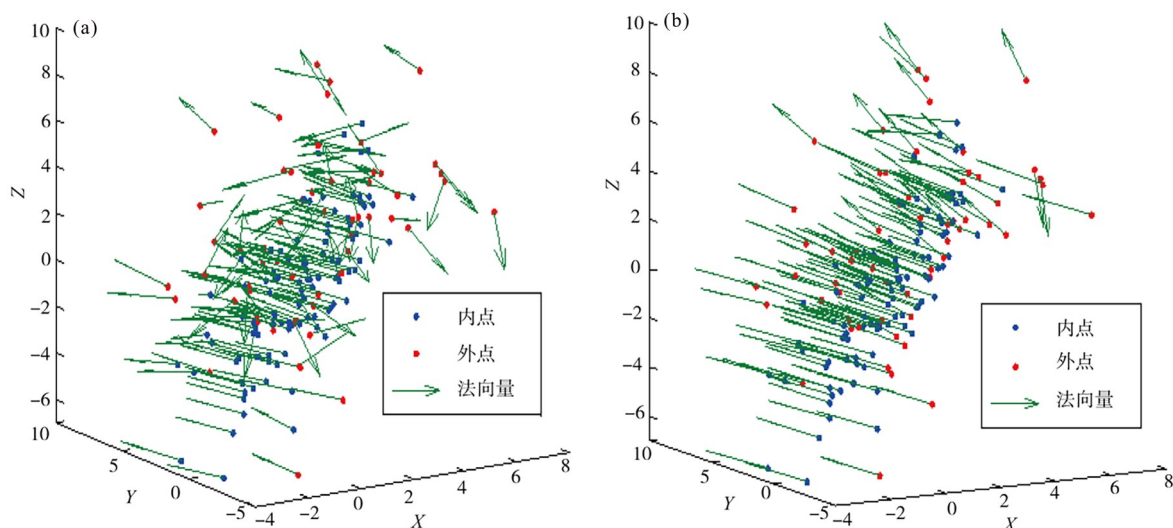
$$w((P - \bar{P}) \cdot n)^T ((P - \bar{P}) \cdot n) + \lambda(n^T n - 1) \quad (3)$$

式(3)对 n 求导并设其值为0:

$$w(P - \bar{P})^T (P - \bar{P}) \cdot n - \lambda n = 0 \quad (4)$$

令 $C = w(P - \bar{P})^T (P - \bar{P})$, C 的最小特征值对应的特征向量即为拟合平面的法向量。

为了验证迭代重加权最小二乘法的法向量估计效果, 对含有60%异常值的平面点云估计法向量并与主成分分析法进行对比。图4表示不同方法对平面点云的法向量估计结果, 其中蓝色点是分布在平面上的内点, 红色点是外点噪声。迭代重加权最小二乘法不受异常值的影响, 内点的法向量朝向基本一致, 而主成分分析的结果中一些内点数据的法向量估计错误。



(a) 主成分分析法; (b) 迭代重加权最小二乘法。
(a) Principal component analysis; (b) Iterative reweighted least squares method.

图4 不同方法对平面点云的法向量估计结果

Fig. 4 Normal estimation results of planar point cloud using different methods

1.3 区域生长法

区域生长法最初用于图像分割, 该方法根据同一物体所属区域内的像素相似性实现分割。从初始位置开始, 将具有相同或相似属性的相邻像素合并到当前区域实现逐步生长。点云的区域生长法使用法向量之间的夹角作为生长的准则, 计算种子点与邻域点法向量之间的夹角; 若两者夹角小于给定的阈值, 则认为是归属于同一光滑曲面, 否则视为不同平面加以分割。点云区域生长法的具体步骤是: 1) 从点云中选取初始种子点并将其加入至种子列表; 2) 找到种子点的邻域点, 如果邻域点与种子点的法向量之间的夹角小于阈值, 则邻域点与种子点属于同一曲面, 同时将邻域点中满足曲率大于

阈值的点作为新的种子点继续生长; 3) 将具有相同属性的点云划入同一区域, 直至把所有点都划归至某一区域, 生长停止。

1.4 k-means 聚类的点云初始分割和高斯映射

使用 k-means 算法对羊体点云进行初始分割, k-means 算法首先在羊体点云中随机选择 k 个点作为初始聚类中心; 其次, 对羊体点云中的每个点, 计算其到 k 个聚类中心的距离, 并将该点归入距离聚类中心最近的类, 使用均值法更新各类的聚类中心; 最后, 如果 k 个聚类中心在迭代更新后保持不变, 则迭代结束。

对 k-means 初始分割的每个划分块的点云法向量进行高斯映射。高斯映射将三维空间中曲面的

法向量投影到单位球面上,能够将非平坦聚类划分为若干个子区域,使得平坦区域和特征区域形成不同的聚类。曲面法向量在平坦区域变化缓慢,高斯映射在单位球上会形成一个聚类簇;而在细节或尖锐特征区域,法向量变化显著,通过高斯映射则可产生多个聚类簇,每个簇对应曲面上的不同区域。因此,通过对法向量进行高斯映射可以确定曲面的细节或尖锐特征区域。图5为曲面法向量高斯映射的二维效果图。

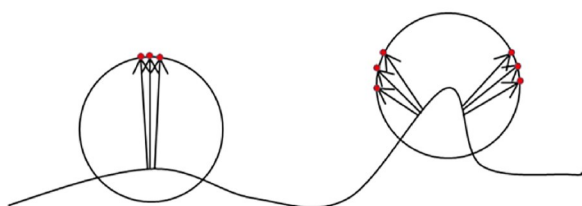


图5 曲面法向量高斯映射的二维效果图

Fig. 5 Two dimensional rendering of Gaussian mapping of surface normal vector

1.5 均值漂移聚类

均值漂移聚类依据特征空间中的样本点进行,对特征空间中样本点最密集的区域进行迭代搜索,使搜索点沿样本密度增加的方向移到局部密度极值点。均值漂移聚类算法通过核密度估计的梯度推导获得每个样本点的均值漂移向量,样本点沿着均值漂移向量的方向移动到密度极大值点。高斯核均值漂移向量 $M(x)$ 为:

$$M(x) = \frac{\sum_{i=1}^N \exp\left(-\frac{1}{2} \left\| \frac{x - x_i}{h} \right\|^2\right) (x_i - x)}{\sum_{i=1}^N \exp\left(-\frac{1}{2} \left\| \frac{x - x_i}{h} \right\|^2\right)} \quad (5)$$

均值漂移聚类算法的具体步骤如下:

Step 1: 在点云数据集中随机选取一点 x ,使用KD树找到它的 N 个邻域点 x_i ,利用这些邻域点计算均值漂移向量 $M(x)$ 。

Step 2: 将当前点 x 沿均值漂移向量 $M(x)$ 的方向移动, x 更新后的位置为 $x_{new} = x + M(x)$ 。

Step 3: 如果 $\|x_{new} - x\| > \epsilon$,则继续进行均值漂移至到迭代收敛为止,记录当前点的最终位置。

Step 4: 重复执行Step 1~Step 3,对数据集的每个点利用均值漂移得到最终收敛位置。

Step 5: 对当前点 x ,计算 x 与其他各点的距离 $dist$,将所有点的访问标识 $flag$ 初始化为0。

Step 6: 找到距离 $dist$ 小于阈值 τ 的点,把这些点放入同一簇中且聚类簇数加1,将已访问点的标识 $flag$ 记为1。如果没有满足 $dist$ 小于 τ 的点,则退出。

Step 7: 重复执行步骤Step 5~Step 6,直到点云中所有的点都被访问过,即所有点的访问标识 $flag$ 均为1。

1.6 羊体尺参数测量

通过从分割结果获取的点云模型中选取体尺测点计算羊体尺参数,图6为羊体尺参数和测点示意图。

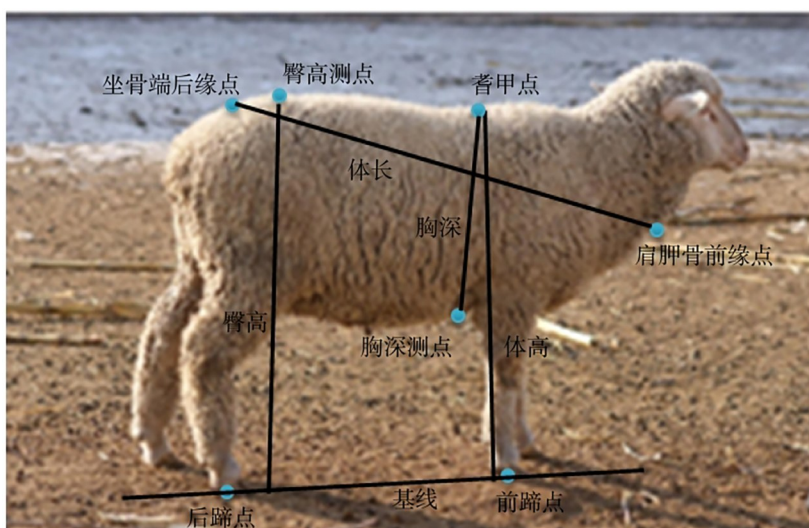


图6 羊体尺参数和测点示意图

Fig. 6 Schematic diagram of sheep size parameters and measurement points

羊的胸深为从耆甲点到胸深测点的距离,体长为坐骨端后缘点与肩胛骨前缘点之间的距离。胸深和体长根据欧氏距离计算:

$$L = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2} \quad (6)$$

式中:\$(x_i, y_i, z_i)\$和\$(x_j, y_j, z_j)\$是体尺参数两端测点的三维坐标,\$L\$是体尺计算值。前蹄点与后蹄点的连线为地面基准线,表示为\$l_1:Ax + By + Cz = 0\$。臀高测点和耆甲点到地面基准线\$l_1\$的距离分别为臀高和体高,计算公式为:

$$d = \frac{|Ax + By + Cz|}{\sqrt{A^2 + B^2 + C^2}} \quad (7)$$

式中:\$(x, y, z)\$为臀高和耆甲点测点的三维坐标,\$d\$为相应的臀高和体高计算值。

2 结果与分析

2.1 羊体点云分割展示

本研究以MATLAB R2011b为平台,计算机的硬件配置为:1)CPU: Intel(R) Core(TM) i5-8250U;2)内存:8.0GB;3)硬盘:512GB。试验中,首先使用k-means算法对预处理后的羊体点云进行初始分割并进行高斯映射,其次利用均值漂移聚类的分割方法对羊体点云进行精细分割,提取出原始点云中的羊体区域数据,同时将基于均值漂移聚类的方法和区域生长法2种分割方法进行比较。使用分割准确率和召回率定量评估分割结果的准确性。准确率是正确分割点与实际分割点的比率,召回率是指正确分割点与应分割点的比率。

$$Q_P = \frac{n_{TP}}{n_{TP} + n_{FP}} \times 100\% \quad (8)$$

$$Q_R = \frac{n_{TP}}{n_{TP} + n_{FN}} \times 100\% \quad (9)$$

式中:\$Q_P\$为准确率,\$\%\$;\$Q_R\$为召回率,\$\%\$;\$n_{TP}\$正确分割的点数;\$n_{FP}\$错误分割的点数;\$n_{FN}\$是遗漏分割的点数;TP代表 True positive;FP代表 False positive;TN代表 True negative。

使用IFM三维摄像机采集的2个不同角度的羊体点云,经预处理后的数据分别记为Data1和Data2。对均值漂移聚类的带宽\$h\$取不同的值,以验证参数\$h\$对分割结果的影响,\$h\$的取值分别为\$h=0.15\$和\$h=0.25\$。其他参数的值为\$\epsilon=0.1\$, \$\tau=0.01\$。图7为基于均值漂移聚类的羊体点云的分割

结果。区域生长法的分割结果中部分地面数据没有被分割出去,而且羊的脚部区域部分点云被作为无效数据从中分割去除,区域生长法存在一定程度的过分割或欠分割现象。均值漂移聚类的方法能准确地分离羊体区域和无效信息,且能避免局部区域的欠分割或过分割,在不同的带宽参数\$h\$下,均得到较好的分割效果。

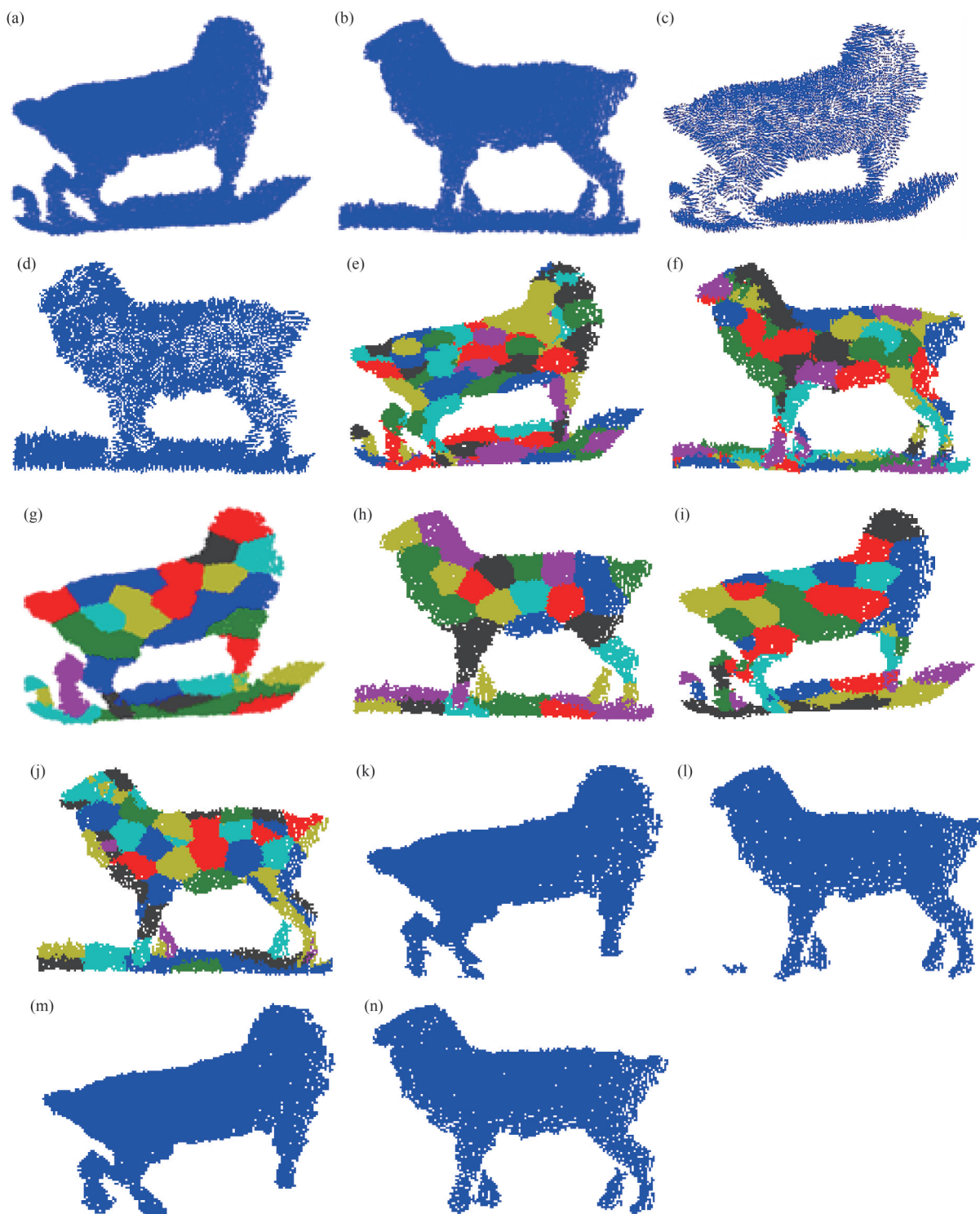
表1为2种羊体点云分割方法的准确率比较。均值漂移聚类方法的准确率高于区域生长法,且分割簇数更少。区域生长法对Data1数据集存在一些遗漏分割点。

带宽\$h\$是均值漂移聚类方法的重要参数,直接影响分割方法的准确率。图8表示不同带宽\$h\$下羊体点云的分割准确率曲线。对于不同数据集和参数\$k\$,当带宽\$h\$取值为0.25时,分割的准确率较高。图9表示不同带宽\$h\$下分割结果的错误分割点数和分割簇数量,当带宽\$h\$为0.25时,错误分割点数较少,分割簇数量较合理。随着带宽\$h\$的减少,分割簇数量迅速增加。

图10为基于均值漂移的聚类分割方法对原始羊体点云的分割结果。由于没有经过预处理阶段直接对原始点云进行分割,因此均值漂移聚类方法的结果中仍存在少量噪声,说明了预处理中点云去噪的必要性。区域生长法的分割结果中存在大量的噪声,一些无用的数据也没有被分割出去。图11为去除外部噪声的原始羊体点云的分割结果。均值漂移聚类方法可以对羊体区域数据准确地识别和分离出来,区域生长法存在过分割现象。直接对原始羊体点云数据进行分割会增加点云处理的时间和复杂度。通常在对羊体点云分割之前,利用点云预处理去除噪声和无用数据。表2为对原始羊体点云分割的运行时间和分割簇数的比较,均值漂移聚类方法的运行时间少于区域生长法,分割簇数也更少。

2.2 羊体尺参数测量结果展示

使用Matlab平台在羊体点云模型上选取测点,为降低测点选取造成的误差,各测点均被选取4次,表3为羊点云测点的三维坐标。表4为羊体尺测量的点云检测值和实测值的比较。体尺实测值使用卷尺测量获得,卷尺精度为1 mm,实际测量羊体长、体高、臀高、胸深各3次,取平均值作为其实测值,并且保持人工测点与体尺算法测点一致。由表4可知,羊体尺参数测



(a)待分割羊点云 Data1;(b)待分割羊点云 Data2;(c) Data1的法向量估计结果;(d)Data2的法向量估计结果;(e) Data1, 区域生长法;(f) Data2, 区域生长法;(g)Data1, $h=0.25$, 均值漂移聚类;(h) Data2, $h=0.25$, 均值漂移聚类;(i)Data1, $h=0.15$, 均值漂移聚类;(j)Data2, $h=0.15$, 均值漂移聚类;(k)从(e)中提取的羊体区域;(l)从(f)中提取的羊体区域;(m)从(g)中提取的羊体区域;(n)从(h)中提取的羊体区域。

(a) Sheep point cloud Data1 to be segmented;(b) Sheep point cloud Data2 to be segmented (c) Normal estimation result of Data1;(d) Normal estimation result of Data2 ;(e) Data1, region growing method;(f) Data2, region growing method (g)Data1, $h=0.25$, mean shift clustering;(h) Data2, $h=0.25$, mean shift clustering;(i)Data1, $h=0.15$, mean shift clustering;(j) Data2, $h=0.15$, mean shift clustering;(k) Sheep region extracted from (e); (l) Sheep region extracted from (f) ;(m) Sheep region extracted from (g); (n) Sheep region extracted from (h).

图7 基于均值漂移聚类的羊体点云的分割结果

Fig. 7 The segmentation results of sheep point cloud based on mean shift clustering

表1 2种羊体点云分割方法的准确率比较

Table 1 Comparison of accuracy rate between two sheep point cloud segmentation methods

数据集 Dataset	区域生长法 Region growing					均值漂移聚类 Mean shift clustering				
	n_{FP}	n_{TP}	Q_P	Q_R	n	n_{FP}	n_{TP}	Q_P	Q_R	n
数据1 Data1	239	9 342	97.47%	99.96%	61	35	9 549	99.63%	100%	36
数据2 Data2	161	7 563	97.92%	100%	53	15	7 709	99.81%	100%	39

注： Q_P 为准确率； Q_R 为召回率； n_{TP} 正确分割的点数； n_{FP} 错误分割的点数； n 分割簇数。
Note: Q_P represents accuracy rate; Q_R represents recall rate; n_{TP} represents the number of correctly segmented points; n_{FP} represents the number of incorrect segmented points; n represents the number of clusters.

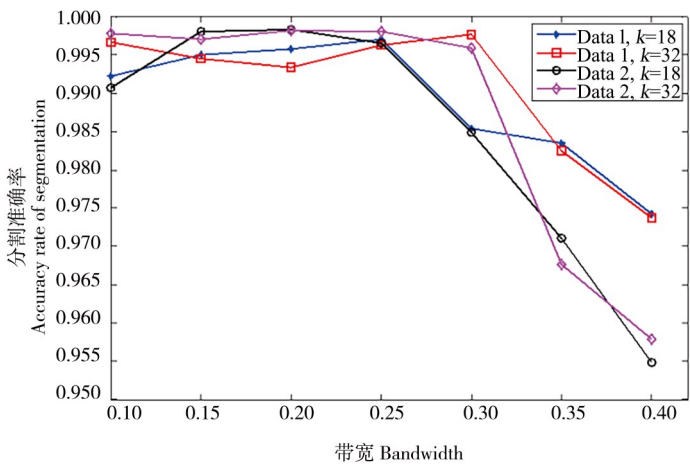
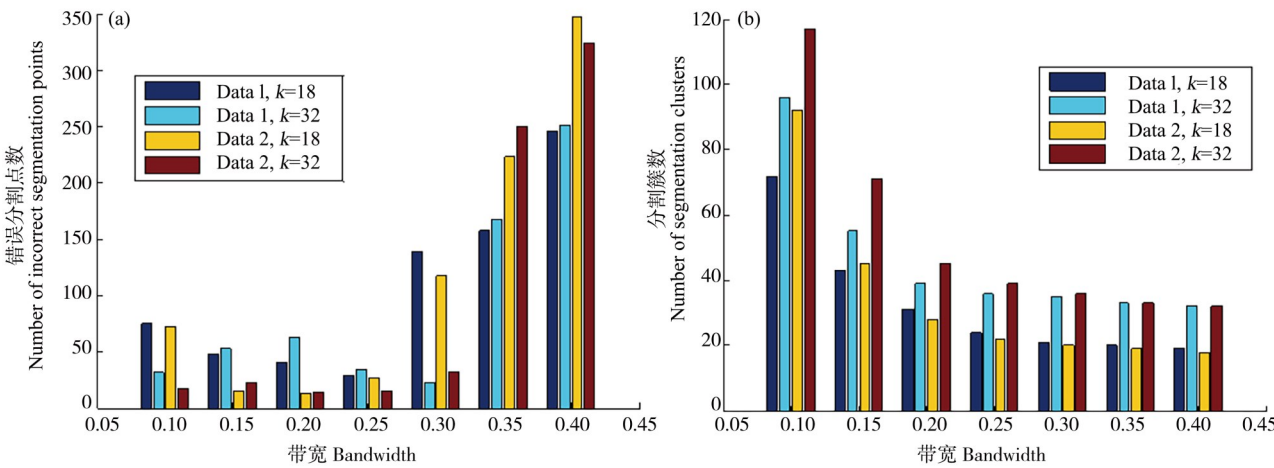


图8 不同带宽 h 下羊体点云的分割准确率曲线

Fig. 8 Segmentation accuracy rate curve of sheep point cloud under different bandwidth h



(a)错误分割点数;(b)分割簇数量。

(a) Number of incorrect segmentation points; (b) Number of segmentation clusters.

图9 不同带宽 h 下分割结果的错误分割点数和分割簇数量

Fig. 9 Number of wrong segmentation points and segmentation clusters under different bandwidth h

量的点云检测值略大于实测值,体长、体高、臀高和胸深的相对误差分别为0.61%、0.54%、1.72%和

0.45%。羊体尺参数测量的最大相对误差为1.72%,满足农业应用中动物体尺测量的误差要求。

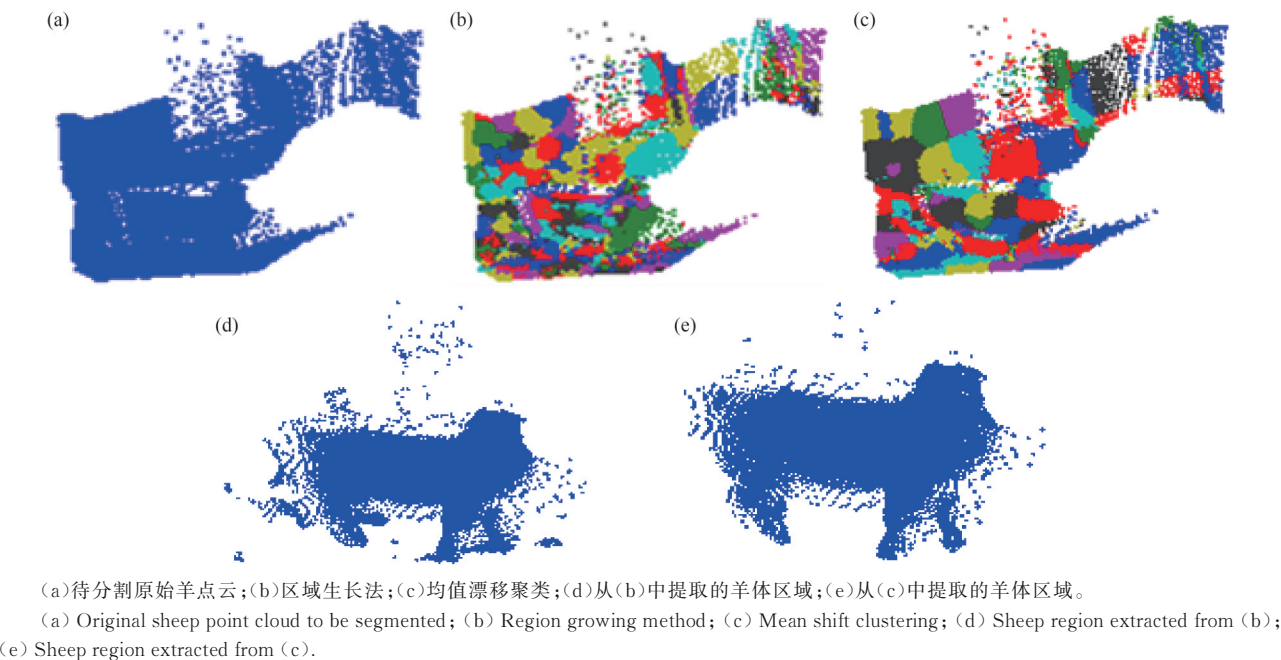


图 10 基于均值漂移聚类的分割方法对原始羊体点云的分割结果

Fig. 10 The segmentation results of the original sheep point cloud based on mean shift clustering segmentation method

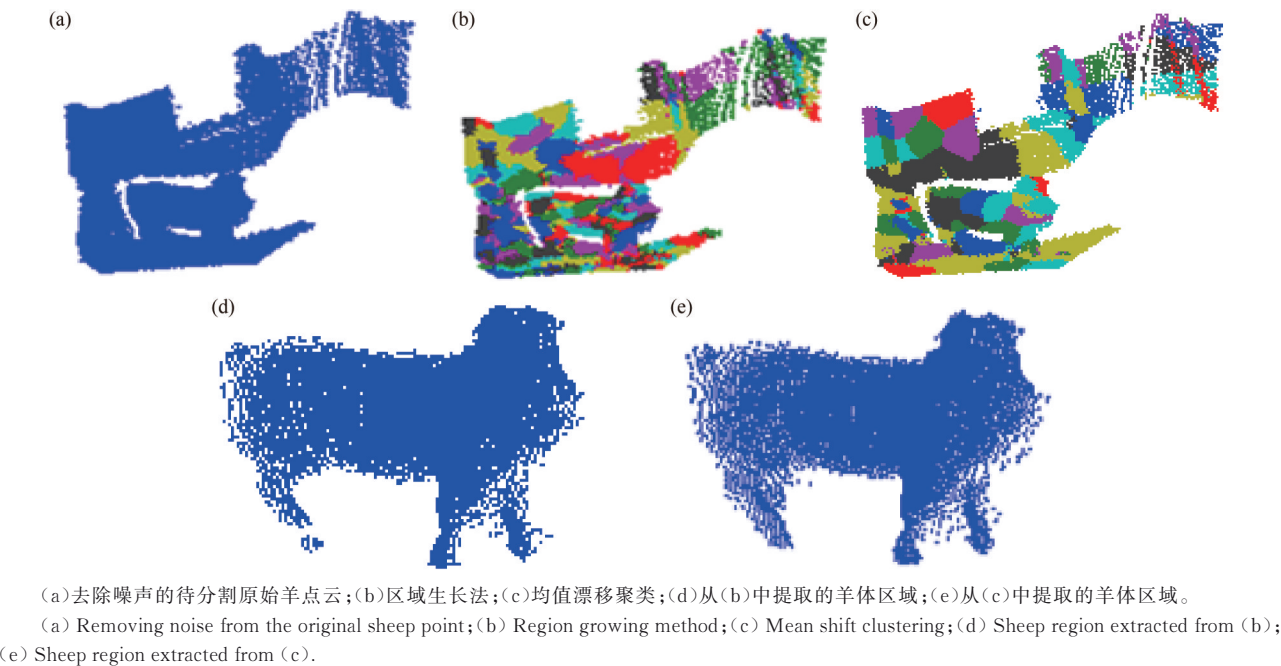


图 11 去除外部噪声的原始羊体点云的分割结果

Fig. 11 Segmentation results of the original sheep point cloud with external noise removed

表 2 对原始羊体点云分割的运行时间和分割簇数的比较

Table 2 Comparison of running time and number of segmentation clusters for original sheep point cloud segmentation

分割方法 Segmentation method	分割簇数/个 Number of clusters	运行时间/s Running time
区域生长法 Region growing	146	110.97
均值漂移聚类 Mean shift clustering	106	12.12

表3 羊点云测点的三维坐标

Table 3 Three dimensional coordinates of sheep point cloud measurement points

编号 No.	第1组 Group 1	第2组 Group 2	第3组 Group 3	第4组 Group 4
1	(-0.087, 0.467, 1.626)	(-0.096, 0.472, 1.605)	(-0.087, 0.467, 1.626)	(-0.097, 0.490, 1.632)
2	(-0.084, -0.020, 1.59)	(-0.09, -0.037, 1.541)	(-0.091, -0.028, 1.552)	(-0.090, -0.037, 1.541)
3	(-0.855, -0.173, 1.587)	(-0.847, -0.173, 1.587)	(-0.855, -0.173, 1.587)	(-0.849, -0.164, 1.600)
4	(-0.854, 0.510, 1.579)	(-0.853, 0.499, 1.580)	(-0.866, 0.511, 1.577)	(-0.866, 0.511, 1.577)
5	(-0.466, 0.007, 1.606)	(-0.463, 0.001, 1.597)	(-0.463, 0.001, 1.597)	(-0.466, 0.007, 1.606)
6	(-0.066, 0.357, 1.583)	(-0.065, 0.345, 1.573)	(-0.065, 0.328, 1.584)	(-0.066, 0.341, 1.599)
7	(-0.300, -0.353, 1.520)	(-0.295, -0.367, 1.542)	(-0.281, -0.361, 1.516)	(-0.291, -0.353, 1.523)

注:1,坐骨端后缘点;2,耆甲点;3,前蹄点;4,后蹄点;5,胸深测点;6,臀高测点;7,肩胛骨前缘点。第1~4组分别表示4次测点。
Note: 1, Posterior edge point of ischial end; 2, The point of withers; 3, The lowest point of fore leg; 4, The lowest point of hind leg; 5, Chest depth measurement point; 6, Hip height measurement point; 7, Anterior point of scapula. Groups1-4 represent four measurment points, respectively.

表4 羊体尺测量的点云检测值和实测值的比较

Table 4 Comparison of point cloud detection values and actual values of sheep size measurement cm

测量结果与误差 Measurement result and error	体长 Body length	体高 Body height	臀高 Hip height	胸深 Chest depth
实测值 Manual measured values	85.67	76.12	77.87	37.89
点云检测值 Point cloud detection value	86.19	76.53	79.21	38.06
绝对误差 Absolute error	0.52	0.41	1.34	0.17
相对误差 Relative error	0.61%	0.54%	1.72%	0.45%

3 讨论

本研究提出基于三维点云的羊体尺参数计算方法。相比传统的体尺测量方法,本研究在法向量估计准确性,分割准确率和时间以及体尺测量精度3个方面展现了显著优势。

Wang等^[16]提出一种基于猪腿部形状约束的体尺测点定位方法,根据测点间距自动计算体尺,平均相对误差为5.00%~7.40%。然而,该方法通过对称面镜像生成完整点云的方法会导致体尺计算偏差。此外,由于Xtion相机的限制,这种方法对于光照强烈的环境不适用,具有重建速度慢、拍摄的有效距离短以及不适用于室外场景等缺点。相比之下,本研究所使用的点云采集设备IFM相机具有更好的耐光性,可以快速实时地计算深度信

息,深度计算的精度不随距离变化。本研究计算方法羊体长、体高、臀高、胸深体尺参数的相对误差分别为0.61%、0.54%、1.72%和0.45%,最大绝对误差为1.34 cm。

Li等^[17]通过获取猪只背部点云数据,利用特征点提取、曲面重建识别猪体形态特征提取体长、体高、背宽等体尺参数,通过机器学习算法构建体重估算模型预估猪的体重。结果表明,体长、体高、背宽的平均相对误差分别为4.2%、3.8%和5.1%。然而,该方法在强光或阴影环境下点云噪声增加,导致体尺测量和体重估计误差增加。此外,在复杂环境及特殊体型猪只中,点云分割准确率约为85%~90%,且需人工后续处理修正。本研究采用的数据采集设备抗干扰能力强,受环境因素影响较小。而且,在预处理阶段,使用了统计滤波

方法可以去除点云的噪声,消除了噪声对分割结果的影响。本研究采用基于聚类的点云分割方法识别羊体目标,通过将点云法向量投影到高斯球上,利用均值漂移聚类实现羊体区域数据的识别和分离。对 2 种不同数据集,分割准确率分别为 99.63% 和 99.81%,而且分割方法不需要人为参与。

Hu 等^[10]提出一种基于改进 PointNet++ 的猪体点云分割与自动体尺测量方法。猪体点云经预处理后进行语义分割,利用分割结果提取猪体尺参数。该方法的点云分割准确率为 91.7%,体尺测量平均相对误差为 2.1%~3.5%。然而,该方法对体型较大的猪关键点定位不准确,引起点云分割精度下降。而且,深度学习模型以及人工标注会增加分割的处理时间。本研究中利用去除冗余数据的预处理和分割方法,能够在不降低识别准确度的基础上提高识别的速度,体型差异适应性强。本研究方法对原始羊点云进行分割的时间为 12.12 s,体尺测量的最大相对误差为 1.72%。

综上所述,本研究提出的基于三维点云的体尺测量方法在分割准确率、分割时间和体尺测量精度上均优于当前研究,为智慧畜牧管理提供了技术支持和实践参考。

4 结 论

本研究提出一种基于三维点云的羊体尺参数测量方法。使用 IFM 3D 摄像机采集羊体点云数据,通过点云预处理和点云分割算法从原始点云中提取出羊体区域数据,根据选取的体尺测量点的三维坐标计算羊体尺参数。羊体尺参数的最大相对误差为 1.72%。本研究实现了基于计算机视觉的羊体尺参数测量,计算的体尺参数误差小,运行时间少,且避免了人畜接触,为羊养殖业提供新的技术参考。

参考文献 References

- [1] Wang Y W, Mueher S, Wang W S, Guo L F, Kooistra L. A review of three-dimensional computer vision used in precision livestock farming for cattle growth management[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2023, 206: 107687
- [2] Turner K E, Thompson A, Harris I, Ferguson M, Sohel F. Deep learning based classification of sheep behaviour from accelerometer data with imbalance[J]. *Information Processing in Agriculture*, 2023, 10(3): 377-390
- [3] 胡媛敏,张寿明. 基于机器视觉的奶牛体尺测量[J]. *电子测量技术*, 2020, 43(20): 115-120

- Hu Y M, Zhang S M. Dairy cow body measurement based on machine vision[J]. *Electronic Measurement Technology*, 2020, 43(20): 115-120 (in Chinese)
- [4] 张婧婧,李勇伟. 基于机器视觉的马体尺测量系统设计与研究[J]. *计算机测量与控制*, 2017, 25(12): 17-20
- Zhang J J, Li Y W. Design and research of measurement system of horse body based on machine vision[J]. *Computer Measurement & Control*, 2017, 25(12): 17-20 (in Chinese)
- [5] 张丽娜,武佩,乌云塔娜,宣传忠,马彦华,陈鹏宇. 基于图像的肉羊生长参数实时无接触监测方法[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(24): 182-191
- Zhang L N, Wu P, Wuyun T N, Xuan C Z, Ma Y H, Chen P Y. Real-time non-contact monitoring method for growth parameters of sheep based on image analysis[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2017, 33(24): 182-191 (in Chinese)
- [6] 周艳青,薛河儒,姜新华,邵晓晶,杜雅娟,白明月. 基于多尺度 Retinex 图像增强的羊体尺参数无接触测量[J]. *中国农业大学学报*, 2018, 23(9): 156-165
- Zhou Y Q, Xue H R, Jiang X H, Gao X J, Du Y J, Bai M Y. Non-contact measurement of sheep body size based on multi-scale Retinex image enhancement[J]. *Journal of China Agricultural University*, 2018, 23(9): 156-165 (in Chinese)
- [7] 张晨光,雷金辉,陈焰,张矿伟. 基于机器双目视觉的奶牛体尺参数的测量应用[J]. *电子技术应用*, 2020, 46(6): 59-62
- Zhang C G, Lei J H, Chen Y, Zhang K W. Measurement application of body size parameters of dairy cow based on machine binocular vision[J]. *Application of Electronic Technique*, 2020, 46(6): 59-62 (in Chinese)
- [8] Shi W, Dai B S, Shen W Z, Sun Y K, Zhao K X, Zhang Y G. Automatic estimation of dairy cow body condition score based on attention-guided 3D point cloud feature extraction[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2023, 206: 107666
- [9] 王可,郭浩,刘威林,马钦,苏伟,朱德海. 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(S1): 253-259
- Wang K, Guo H, Liu W L, Ma Q, Su W, Zhu D H. Extraction method of pig body size measurement points based on rotation normalization of point cloud[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2017, 33(S1): 253-259 (in Chinese)
- [10] Hu H, Yu J C, Yin L, Cai G Y, Zhang S M, Zhang H. 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
- [11] 尹令,王宇琳,林俊勇,蔡更元. 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 L, Wang Y X, Lin J Y, Cai G Y. 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)
- [12] 耿艳利,季燕凯,岳晓东,付艳芳. 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
- Geng Y L, Ji Y K, Yue X D, Fu Y F. Pigs body size measurement based on point cloud semantic segmentation[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(7): 332-338 (in Chinese)
- [13] 张馨月,刘刚,经玲,司永胜,任晓惠,马丽. 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(S1): 267-275
- Zhang X Y, Liu G, Jing L, Si Y S, Ren X H, Ma L. 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(S1): 267-275 (in Chinese)
- [14] 赵建敏,赵成,夏海光. 基于 Kinect V4 的牛体尺测量方法[J]. *计算机应用*, 2022,

42(5):1598-1606

Zhao J M, Zhao C, Xia H G. Cattle body size measurement method based on Kinect V4[J]. *Journal of Computer Applications*, 2022, 42(5): 1598-1606 (in Chinese)

- [15] 石炜, 陈禹州, 张万锴, 张晓莹, 张国英. 基于无人机平台的牛体点云重构及体尺测量系统研究[J]. 畜牧与饲料科学, 2022, 43(4): 93-103

Shi W, Chen Y Z, Zhang W K, Zhang X Y, Zhang G Y. Cattle point cloud reconstruction and body size measurement system development based on unmanned air vehicle (UAV) platform[J]. *Animal Husbandry and Feed*

Science, 2022, 43(4): 93-103 (in Chinese)

- [16] Wang K, Guo H, Ma Q, Su W, Chen L C, Zhu D H. A portable and automatic Xtion-based measurement system for pig body size[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, 148: 291-298

- [17] Li G X, Liu X L, Ma Y F, Wang B B, Zheng L H, Wang M J. Body size measurement and live body weight estimation for pigs based on back surface point clouds[J]. *Biosystems Engineering*, 2022, 218: 10-22

责任编辑: 秦梅



第一作者简介: 马学磊, 博士, 内蒙古农业大学, 计算机与信息工程学院, 讲师。主要研究方向为图像处理、计算机视觉, 主持或参加国家自然科学基金项目1项、内蒙古自然科学基金项目6项, 在图像脉冲噪声滤波算法、三维点云数据处理等方面开展研究, 发表学术论文4篇。参与中国高校计算机教育慕课联盟线上线下混合式教学改革项目1项, 参编教材1部。



通讯作者简介: 姜新华, 博士, 教授, 博士生导师。主要从事计算机视觉、数据科学与智能信息处理在农牧业中的应用研究。主持国家自然科学基金项目1项, 内蒙古自治区科技计划项目1项, 内蒙古自治区自然科学基金项目4项, 内蒙古自治区高等学校科研项目2项; 参与中德国际合作项目1项, 国家重点研发计划课题1项, 国家自然科学基金项目1项, 内蒙古自治区科技重大专项1项, 内蒙古自治区科技计划项目1项。