

基于点云精简的奶牛背部体尺测点自动提取方法

张馨月^{1,2} 刘刚^{1,2} 经玲³ 司永胜⁴ 任晓惠^{1,2} 马丽^{1,4}

(1. 中国农业大学现代精细农业系统集成研究教育部重点实验室, 北京 100083;

2. 中国农业大学农业农村部农业信息获取技术重点实验室, 北京 100083;

3. 中国农业大学理学院, 北京 100083; 4. 河北农业大学信息科学与技术学院, 保定 071001)

摘要: 为了解决奶牛点云体尺测点的自动提取问题, 提出了基于点云精简的奶牛背部体尺测点自动提取方法。首先, 搭建奶牛深度视频采集平台采集数据, 对 Kinect 相机采集到的奶牛背部原始点云数据进行预处理, 去除周围复杂背景; 其次, 采用主成分分析法计算局部平面法矢量和曲率, 对奶牛背部点云进行精简, 去除噪声点和冗余点, 保留奶牛背脊部和边界轮廓的特征点; 最后, 根据奶牛背部体尺测点的几何特征和测点间的空间结构关系, 对精简后的奶牛背部点云数据进行体尺测点的自动提取。采集了 33 头奶牛的完整背部深度视频数据, 每头奶牛选取 10 帧, 共计 330 帧试验数据。利用本文方法提取到的所有体尺测点的平均绝对误差均小于 1.17 cm, 与非均匀网络法相比, 经本文方法处理后的体尺测点提取时间缩短了 33.72%。本文研究结果可为奶牛体尺自动化测量提供技术支持。

关键词: 奶牛; 测点提取; 体尺; Kinect; 点云精简

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2019)S0-0267-09

Automatic Extraction Method of Cow's Back Body Measuring Point Based on Simplification Point Cloud

ZHANG Xinyue^{1,2} LIU Gang^{1,2} JING Ling³ SI Yongsheng⁴ REN Xiaohui^{1,2} MA Li^{1,4}

(1. Key Laboratory of Modern Precision Agriculture System Integration Research, Ministry of Education, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. Key Laboratory of Agricultural Information Acquisition Technology, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, China Agricultural University, Beijing 100083, China

3. College of Science, China Agricultural University, Beijing 100083, China

4. College of Information Science and Technology, Hebei Agricultural University, Baoding 071001, China)

Abstract: The cow body size is an important indicator for evaluating the health status of the cow, and the extraction of body measurement point is critical in the body measurement process. In order to solve the problem of automatic extraction of the measuring point of the cow's point cloud, a method for automatic extraction of the measuring point of the back of the cow was proposed. Firstly, a cow deep video capture platform for data acquisition was built, the original point cloud data of the cow's back collected by the Kinect camera was pre-processed to remove the surrounding complex background. Secondly, the principal component analysis method was used to calculate the local plane normal vector and curvature, the point cloud of the cow back was streamlined, the noise points and redundant points were removed, and the characteristic points of the cow's back ridge and boundary contour were preserved. Finally, according to the geometric characteristics of the measuring point of the back of the cow and the spatial structure relationship between the measuring points, the body point measurement data of the cow's back point cloud data were automatically extracted. Based on the complete back depth video of 33 cows, ten frames of each cow were selected for a total of 330 frames of experimental data, and the average absolute error of all body measurement points extracted by this method was less than 1.17 cm, which can meet the

收稿日期: 2019-04-26 修回日期: 2019-05-24

基金项目: 国家重点研发计划项目(2018YFD050070502)

作者简介: 张馨月(1996—),女,硕士生,主要从事基于点云的三维重建技术在健康养殖中的应用研究,E-mail: ynlxyzy@126.com

通信作者: 刘刚(1966—),男,教授,博士生导师,主要从事精细农业关键适用技术研究,E-mail: pac@cau.edu.cn

requirements of measurement error of the back of the cow in the livestock application. Compared with the traditional streamlined method, the extraction time of the body measuring point after the simplified method was shortened by 33.72%. The results of this study can provide technical support for automatic measurement of cow body size.

Key words: cow; measurement point extraction; body size; Kinect; point cloud simplification

0 引言

奶牛体尺是奶牛健康状况评价的重要指标,对奶牛优化育种及精细化管理具有重要的指导意义^[1]。近年来,国内规模化牧场机械化水平有了较大的提高^[2],但是对于体尺测量仍停留在人工测量阶段。人工测量方式一方面工作量大、易受人为主观影响,另一方面接触式测量会对奶牛产生应激反应,降低奶牛健康福利^[3]。采用机器视觉技术可以实现非接触式奶牛体尺测量,提高测量效率^[4]。

运用机器视觉技术测量家畜体尺,国内外已有较多研究,并取得了一定的进展^[5-8]。在生猪体尺测量方面,司永胜等^[9]利用深度相机采集生猪视频图像,设计最优姿态检测算法,实现猪体体尺自动测量。王可等^[10-11]和郭浩等^[12]利用 Xtion 相机采集生猪点云,实现了交互式体尺测量。在牛体尺测量方面,SALAU 等^[13]利用基于飞行时间原理的深度相机,采集奶牛臀部局部点云,验证了该深度相机用于确定奶牛局部特征检测的可行性。郭浩等^[14]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。SONG 等^[15]使用 Kinect 相机采集奶牛臀部点云,利用交互式方法提取臀宽和臀高测点并预估体重。PEZZUOLO 等^[5]使用多个 Kinect 相机,从不同角度近距离获取奶牛局部点云数据,使用 SPIP 商业软件测得奶牛腰角宽、体长、体高、胸围、背部坡度和头部等体尺数据。

运用机器视觉技术对奶牛体尺进行测量研究多是基于二维图像信息。而基于三维点云的体尺测量中,点云包含着三维空间信息,从一个视角能够获取更多的体尺信息。为获取基于二维图像不易提取的更多奶牛体尺信息,一些学者开展了基于三维点云的奶牛体尺测量研究^[15-17],主要集中于牛体体尺交互式测量,很少涉及牛体体尺测点的自动提取。牛体体尺交互式测量是在牛体三维点云中,用手工标注方式确定体尺,降低了奶牛点云体尺测量的自动化程度。实现基于三维点云的奶牛体尺自动化测量,牛体点云上的关键点自动提取十分重要。为此,本文提出一种基于点云精简的奶牛背部体尺测点自动提取方法。其中,奶牛背部点云体尺测点是指计算奶牛体直长、体高等体尺数据的关键点。通过基

于法矢量和曲率结合的点云精简,有效去除噪声点和冗余点,准确保留奶牛背部特征点,利用测点间的空间结构关系自动提取奶牛背部点云体尺测点。

1 材料与方方法

1.1 奶牛原始点云获取

2019年1月15日在河北省保定市满城宏达牧业有限公司的奶牛养殖场,用 Kinect 相机采集荷斯坦奶牛的深度视频数据。深度视频的分辨率为 512 像素×424 像素,帧率为 30 f/s。将 Kinect 相机架设在称量奶牛的体重秤(长约 2.9 m,宽约 1.2 m,高约 1.56 m)上方,体重秤两侧有围栏,奶牛只能逐头单向通过体重秤。由于 Kinect 相机的有效视距为 0.5~4.5 m,为了能拍摄到多帧完整的奶牛背部图像并降低环境对 Kinect 相机的影响,经测试将 Kinect 相机架设到体重秤台面上方大约 3.18 m 的位置处,并将 Kinect 相机与体重秤中心轴线对齐,采集到数据效果最佳。本次试验采集了 33 头体型不一的奶牛完整背部深度视频数据,每头奶牛选取 10 帧图像,共计 330 帧图像。

1.2 奶牛背部目标点云提取

使用 Matlab 2016a、Microsoft Visual Studio 2013、点云库(Point cloud library,PCL)对采集到的数据进行预处理。奶牛原始点云如图 1 所示,点云坐标系 X 轴水平向右,Y 轴竖直向下,Z 轴沿拍摄方向垂直 XOY 面向内。由于养殖场环境复杂,在 Kinect 相机采集到的原始点云数据中,除了奶牛背部点云数据外,还有体重秤、栏杆和地面等复杂的背景数据。这就需要将奶牛背部点云数据从复杂背景中提取出来。具体步骤如下:

(1)使用带法线的模板拟合奶牛未进入时的地

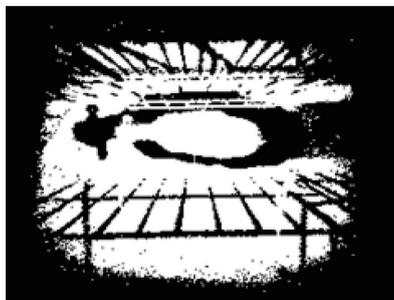


图1 奶牛原始点云

Fig.1 Original point cloud of cow

面点云数据,如图2a所示。

(2)使用拟合后的地面模板去除地面的点云数据,如图2b所示。

(3)使用邻域平均距离阈值方法,动态去除奶牛背部和地面的离群点,如图2c所示。

(4)使用欧氏聚类^[18]方法,对点云进行聚类分割,提取点云聚类结果中点云数目最大的簇,即为奶牛背部点云,如图2d所示。

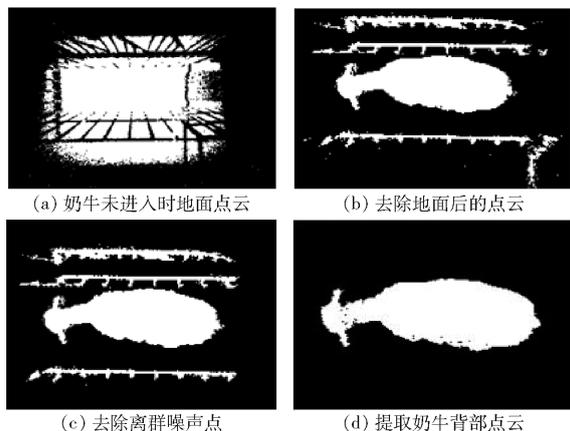


图2 奶牛背部点云预处理

Fig.2 Cow back point cloud pretreatment

1.3 奶牛背部点云精简

Kinect 相机采集的点云数据量大,在提取体尺测点时,大量的点云数据会降低测点提取速度和准确度。点云精简将大量偏离的、冗余的点去除,以提高点云搜索效率。目前,点云精简方法主要有非均匀网格法^[19]、栅格精简法^[20]、基于法向量精简法^[21]和基于曲率精简法^[22]。非均匀网格法和栅格精简法都是基于网格进行精简,实现比较简单,但容易忽略表面特征信息,造成失真;基于曲率精简法可以对点云的轮廓边界信息进行较好保留,但对点云中间信息保留较少;而基于法向量精简法只保留点云的中间信息,边界信息缺失,且对数量较大的点云进行精简时容易出现孔洞现象。结合奶牛背部体尺测点的位置特征,为较好保留特征点,本文提出了基于法向量和曲率结合的点云精简方法。

1.3.1 法向量与曲率计算

由空间几何变换可知,物体表面的法向量和曲率不随物体的刚性变换而变化,是物体的固有属性^[23]。基于法向量和曲率这两个关键信息对奶牛背部点云进行精简,能够较好地保留奶牛背部的特征信息,较大程度地去除冗余点和噪声点。

采用主成分分析法(Principal component analysis, PCA)计算奶牛背部局部平面法向量,由于未进行精简的点云较为稠密,邻近点可以假设认为几乎在同一平面上。

(1)对奶牛背部点云中任意点 $P_i(x, y, z)$,建立其 K 近邻点集 $N(P_i)$,使用最小二乘法将邻域点集近似拟合到局部平面 I 。

(2)计算点 $P_i(x, y, z)$ 的 K 近邻点集 $N(P_i)$ 的协方差矩阵 C 。

(3)对协方差矩阵 C 特征分解,求解点 $P_i(x, y, z)$ 的法向量 n_i ,即可看作求解最小特征值对应的特征向量。

(4)假设 φ 为点 $P_i(x, y, z)$ 在平面 I 的变分,则该点处曲率 σ_i 可以通过平面 I 的变分近似得到,于是 $\sigma_i \approx \varphi_i$ 。

$$\varphi_i = \frac{\lambda_0}{\lambda_0 + \lambda_1 + \lambda_2} \quad (1)$$

式中 $\lambda_0, \lambda_1, \lambda_2$ ——协方差矩阵 C 的特征值

1.3.2 基于法向量和曲率结合的点云精简

点云的法向量和曲率反映了点云局部变化情况。本文结合法向量和曲率,对奶牛背部点云进行精简,旨在较好地保留特征信息,有效缩短体尺测点提取时间。点云精简流程如图3所示。

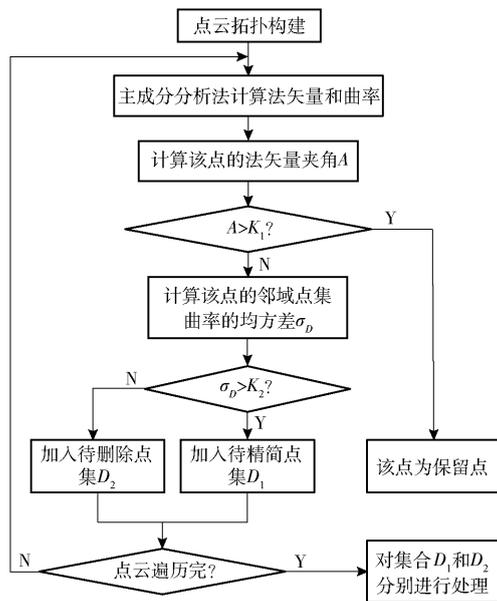


图3 奶牛背部点云精简流程图

Fig.3 Flow chart of cow back point cloud streamlining

点云精简步骤如下:

(1)利用1.3.1节中主成分分析法计算点 $P_i(x, y, z)$ 的法向量 n_i 和曲率 σ_i 。

(2)计算点 $P_i(x, y, z)$ 的法向量 n_i 与 K 近邻点集中各点的法向量 n_j 点积的均值,记作法向量夹角 A_i ,即

$$A_i = \frac{\sum_{j=1}^K |n_i \cdot n_j|}{K} \quad (A_i \in [0, 1]) \quad (2)$$

若 A_i 小于阈值 K_1 ,说明局部区域法向量方向差别较大,则该点标记为保留点,否则执行步骤(3)。

(3) 计算点 $P_i(x, y, z)$ 的 K 近邻点集的曲率均方差 σ_D , 即

$$\sigma_D = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{i=1}^K (\sigma_i - \sigma_r)^2} \quad (3)$$

其中

$$\sigma_r = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \sigma_i \quad (4)$$

若该点的曲率均方差 σ_D 大于预定阈值 K_2 , 则认为该区域内点云较为弯曲, 应将该点加入待精简点集 D_1 , 否则该点加入待删除点集 D_2 。

(4) 循环步骤(1)~(3), 遍历点云初始点集。

(5) 对待精简点集 D_1 使用均匀采样方法进行精简。

(6) 对待删除点集 D_2 重新划分八叉树结构, 计算每个子包围盒的质心并保留, 其余点删除。

1.4 奶牛背部点云体尺测点提取方法

奶牛背部点云体尺测点是指计算奶牛体直长、体高、荐高、腰高、胸宽和腰角宽体尺数据的关键端点。本文提出的点云精简方法, 已经将大部分冗余和偏离的点云数据去除, 保留了奶牛背脊部和边界轮廓等特征信息。在此基础上, 拟研究测点的几何特征以及测点间的空间结构关系, 并根据不同测点具有的特性, 利用不同方法对奶牛背部点云进行体尺测点的自动提取。

1.4.1 颈部中点提取

在传统手工测量中, 使用测杖测量由肩端到坐骨端后缘的水平距离即得到奶牛的体直长数据。在本文获取的奶牛背部点云数据中, 奶牛的体直长即为脖颈中点到尾根点的欧氏距离^[5]。颈部中点是奶牛体直长测量的一个端点。奶牛的脖颈长一般为体长的 27%~30%^[24], 奶牛脖颈点检测区域在如图 4a 所示的矩形框中。实际测量过程中, 奶牛颈部会出现摆动现象, 不易直接定位颈部中点测点。分析奶牛行为特征后, 本文提出一种动态区域检测方法。其具体步骤如下:

(1) 将奶牛背部点云投影到 XOZ 面, 并提取点云轮廓, 然后分别对奶牛背部轮廓点云数据和颈部轮廓点云数据进行拟合, 设拟合直线分别为 l_1 和 l_2 。

(2) 奶牛颈部拟合直线 l_2 与背部拟合直线 l_1 的延长线 BC 和直线 AB 在空间上构成三角形, 如图 4b, 利用三角函数即可求出颈部检测区域, 该检测区域在直线 l_3 和直线 l_4 所构成的区域内, 即

$$\begin{cases} l_3: x = \left(x_{\min} + \frac{\Delta z}{\tan\theta}\right) \times 95\% \\ l_4: x = \left(x_{\min} + \frac{\Delta z}{\tan\theta}\right) \times 105\% \end{cases} \quad (5)$$

式中 x_{\min} ——奶牛点云在 X 轴上最小值, cm

Δz ——奶牛头部和背部点云在 Z 轴方向上的差值, cm

θ ——直线 l_1 和 l_2 的夹角, ($^\circ$)

(3) 如图 4c 所示, 在精简后的奶牛背部点云中, 取沿 X 轴方向的最小值点 D 和最大值点 E , 计算点 D 和点 E 沿 Y 轴方向的差值, 记为 Δy 。若 Δy 大于阈值 K_d 则认为该奶牛颈部向 X 轴上方摆动, 则执行步骤(4)、(5)、(7); 若 Δy 小于阈值 $-K_d$, 则认为该奶牛颈部向 X 轴下方摆动, 则执行步骤(6)、(7); 否则执行步骤(4)、(5)、(6)、(8)。

(4) 将颈部检测区域内 X 轴上方点集 S_1 的点云数据进行多项式拟合, 计算点集中各点的曲率 σ_N , 即

$$y = a_3x^3 + b_3x^2 + c_3x + d_3 \quad (6)$$

$$\sigma_N = \frac{|y''|}{(1+y'^2)^{\frac{3}{2}}} \quad (7)$$

式中 a_3, b_3, c_3 ——拟合多项式系数

d_3 ——常数项

(5) 寻找点集 S_1 中曲率 σ_N 最大的点, 该点即为奶牛一侧的脖颈检测点 N_1 , 如图 4d 所示。

(6) 利用步骤(4)、(5)的方法, 寻找奶牛 X 轴下方点集 S_2 中曲率 σ_N 最大的点, 该点即为脖颈检测点 N_2 。

(7) 过奶牛一侧颈部检测点, 沿平行于 Y 轴作直线 l_5 , 过 E 点沿平行 X 轴作直线 l_6 , 直线 l_5 与 l_6 的交点即为颈部中点 N_M , 如图 4c 所示。

(8) 求取 N_1 和 N_2 的中点 N_M , N_M 即为颈部中点, 如图 4a 所示。

1.4.2 尾根点提取

尾根点是指奶牛体直长测量的另一个端点。由于奶牛的尾巴存在摆动的现象, 利用文献[25]的方法对奶牛背部轮廓点集进行凸包分析得到奶牛臀部包络线。如图 4e 所示, 记臀部 F 点到尾尖点 T 之间的包络线为 l_7 , 臀部 F 点到尾尖点 T 之间奶牛轮廓线上的点集为 T_1 , 计算点集 T_1 内点与包络线 l_7 的距离

$$d_T = \frac{|a_4x + b_4y + c_4|}{\sqrt{a_4^2 + b_4^2}} \quad (8)$$

式中 a_4, b_4, c_4 —— l_7 方程的系数

其中 $a_4x + b_4y + c_4 = 0$ 为臀部包络线 l_7 的直线方程。

循环遍历点集 T_1 , 然后求取点集 T_1 内距离包络线 l_7 最远的点 t_1 ; 记臀部点 G 到尾尖点 T 之间包络线为 l_8 , 臀部点 G 到尾尖点 T 之间奶牛轮廓线上的点集为 T_2 , 以同样的方法求取点集 T_2 内点距离包络线 l_8 最远的点 t_2 , 最后求取 t_1 和 t_2 的中点 T_M , T_M 即为尾根点。

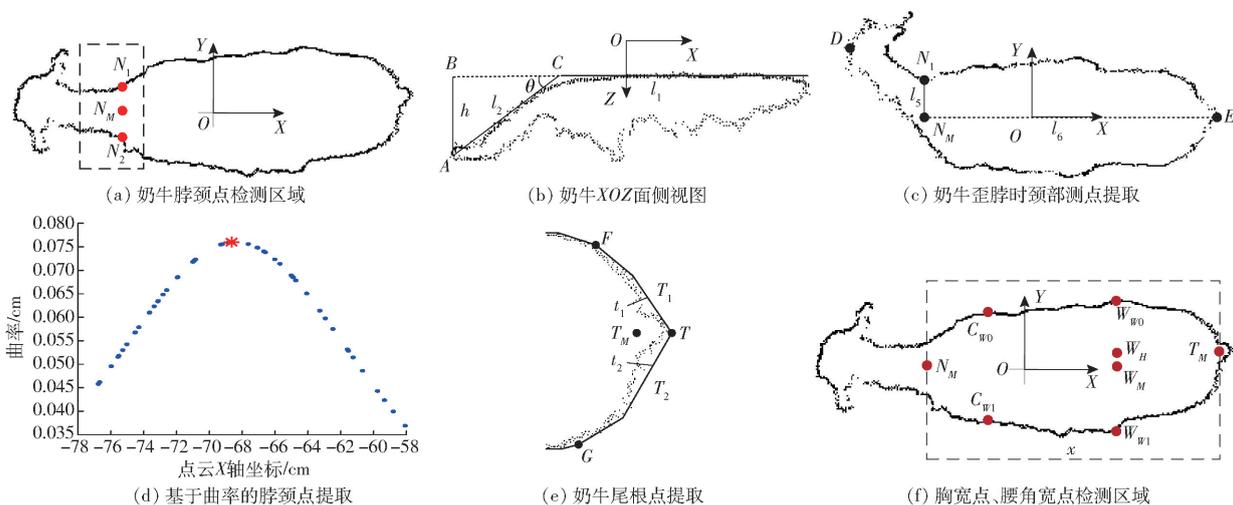


图4 奶牛体尺测点提取方法示意图

Fig. 4 Schematics of extraction method for measuring body points of cows

1.4.3 体高点、荐高点提取

在传统手工测量中,使用测杖测量髻甲最高点到地面的垂直距离即得到奶牛的体高数据,使用测杖测量尻部最高点到地面的垂直距离即可得到荐高数据。本文的奶牛体高测点和荐高测点是测量奶牛体高、荐高数据的测量端点^[15]。奶牛的体高测点和荐高测点均为沿 Z 轴方向的极小值点。将奶牛背部点云投影到 XOZ 面后,提取奶牛的边界轮廓线,构成点集 H ,使用 K 邻域搜索法搜索点集 H 中的每一个点的空间近邻点,并对当前点和邻域中每一个点的深度值 Z 进行比较。当点集 H 中某一点的 Z 值小于其所有空间临近点的 Z 值时,则记该点为轮廓点集沿 Z 轴方向的极小值点。利用上述方法求取到的第1个极值点即为体高测点 B_H ,第2个极值点即为荐高测点 R_H 。

1.4.4 胸宽点、腰角宽点和腰高点提取

在传统手工测量中,奶牛的胸宽使用测杖测量两肩胛后缘之间的最大距离,腰角宽测量使用测杖测量两腰角外缘的距离,腰高测量使用测杖测量两腰角连线与腰椎相交点到地面的垂直距离。本文胸宽点、腰角宽点和腰高点是测量奶牛胸宽、腰角宽和腰高数据的测量端点。胸宽和腰角宽测点均为沿 X 轴方向的极值点,有研究表明,腰高测点可用两个腰角宽测点的中点来表示^[26]。如图4f所示,以颈部中点 N_M 和尾根点 T_M 构成矩形检测区域,记该区域长为 Δx 。结合奶牛本身的体貌特征,胸宽点靠近颈部中点一侧,而腰角宽点靠近尾根点一侧,故胸宽点以颈部中点为起点,沿 X 轴向前 $h_1\Delta x$ 的距离构成局部检测区域(其中 h_1 为比例系数, $h_1=0.30$);而腰角宽点则以尾根点为起点,沿 X 轴向后 $h_2\Delta x$ 的距离,构成局部检测区域(其中 h_2 为比例系数, $h_2=0.35$)。以胸宽点为例,将该局部检测区域中的奶

牛背部点云轮廓投影到 XOY 面上,使用 K 邻域搜索法,沿 X 轴寻找 X 轴上方点集 C_1 在 Y 轴方向上的局部最大值点,该点即为上侧胸宽点 C_{w0} 。同样使用 K 邻域搜索法,沿 X 轴寻找 X 轴下方的点集 C_2 在 Y 轴方向上的局部最小值点,该点即为下侧胸宽点 C_{w1} 。利用上述同样的方法求得两侧腰角宽点 W_{w0} 和 W_{w1} ,并计算其在 XOY 面的中点 W_M ,在奶牛背部点云中寻找与点 W_M 距离最近的点即为腰高点 W_H 。

2 结果与分析

2.1 点云精简分析

任选一头奶牛的背部点云数据,利用本文提出的点云精简方法,得到的点云精简结果如图5a所示。为了验证本文精简方法在奶牛背部点云特征信息保留方面的优越性,分别用非均匀网格法、栅格精简法、基于曲率精简法和基于法向量精简法对奶牛背部点云进行精简,结果如图5b、5c、5d、5e所示。

对点云精简结果进行对比,本文方法精简后的奶牛耳部、背脊部、尾根部和背部两侧点云较为密集。根据奶牛体貌特征进行分析,奶牛体高点、荐高点、腰高点均应集中于奶牛背脊部,尾根点应位于尾根部,上下侧胸宽点、上下侧腰角宽点应分别位于奶牛背部两侧。因此,本文方法较好地保留了奶牛背部点云的几何特征点,为体尺测点的准确自动提取提供了必要条件。使用非均匀网格法和栅格精简法处理后的奶牛背部点云,整体特征信息体现不明显。基于曲率精简法对奶牛背脊部信息保留较少。而基于法向量精简法导致奶牛背部边界信息缺失。由于数据采集时奶牛会出现低头等现象,颈部处采集到的点云数据较为稀疏。使用非均匀网格法和基于法

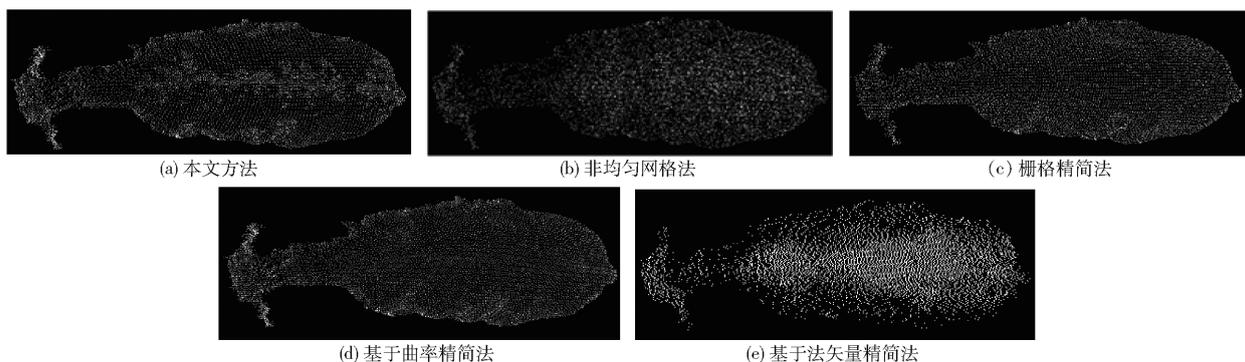


图5 不同方法点云精简结果

Fig. 5 Point cloud simplification results by different methods

矢量精简法精简后的点云数据,奶牛脖颈处出现一定的孔洞现象,如图6b和图6c所示;本文方法有效地避免了颈部稀疏点出现点云孔洞的现象,如图6a所示。综上所述,本文方法能够较好地保留奶牛特有的几何特征关键点,使得点云精简后的模型清晰可见,为后续的体尺测量提供了更加精确的数据。为进一步验证点云精简的必要性和本文精简方法在后续测点提取时的高效性,本文以一头奶牛的背部点云数据为例,对未精简的点云、本文方法精简后的点云、传统方法精简后的点云在精简率及测点提取时间上进行对比试验,试验结果如表1所示。本文方法与其他传统方法相比有较高的精简率,精简率为85.49%。在体尺测点提取时间方面,若直接对奶牛背部点云进行体尺测点提取,提取时间为434.884 s,耗时较长;使用非均匀网格法、栅格精简法、基于曲率精简法和基于法矢量精简法分别对奶牛背部点云进行精简后,体尺测点提取时间分别为16.028、17.558、17.307、19.367 s;而使用本文方法对奶牛背部点云进行精简后,体尺测点的提取时间仅为10.623 s。与非均匀网格法相比,测点提取时间缩短了33.72%。本文精简方法在一定程度上提高了后续奶牛背部体尺测点提取的效率。

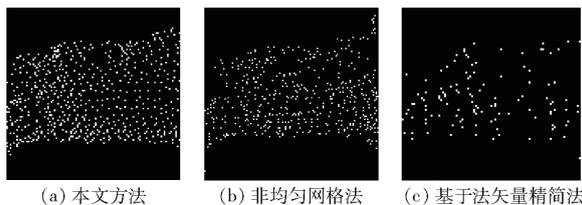


图6 不同方法点云精简后颈部放大图

Fig. 6 Diagrams of neck enlargement after point cloud simplification by different methods

为了进一步验证本文方法的有效性,选取体态不同的奶牛背部点云数据,分别对未精简点云、运用本文方法及各种传统精简法处理后点云进行测点提取,然后与动物体尺测量软件LSSA_CAU交互式选取的体尺测点进行对比分析。由养殖专家选取体态

表1 不同方法精简率及体尺测点提取时间

Tab. 1 Simplification rate and body measurement point extraction time of different methods

精简方法	点云参数		
	总点数	精简率/%	体尺测点提取时间/s
未精简	38 685	0	434.884
本文方法	5 611	85.49	10.623
非均匀网格法	6 176	84.03	16.028
栅格精简法	6 301	83.71	17.558
基于曲率精简法	6 196	83.98	17.307
基于法矢量精简法	6 118	84.18	19.367

较瘦、体态适中和体态较胖的奶牛各1头,进行测试对比。基于3头体态不一的奶牛背部未精简点云及各种精简方法处理后的点云进行体尺测点提取,各体尺测点提取的最大绝对误差如表2所示。从体态适中奶牛的数据可以看出,用其他传统精简方法处理后的测点提取最大绝对误差都大于未精简点云的测点提取最大绝对误差,其他传统精简方法不适用于本研究。用本文方法分别对3头奶牛背部点云进行处理后提取到的各体尺测点的最大绝对误差分别为0.99、0.95、1.04 cm;对于同一头奶牛,本文方法处理后体尺测点提取绝对误差明显小于未精简及其他传统精简方法处理后测点提取绝对误差;对于体态不一的奶牛,用本文方法对体态较适中的奶牛背部点云处理后测点提取绝对误差最小,过胖或者过瘦的奶牛测点提取绝对误差较大,但最大绝对误差

表2 不同方法精简后各体尺测点提取的最大绝对误差

Tab. 2 Maximum absolute error of each body measurement point after using different simplification methods cm

精简方法	瘦体态	适中体态	胖体态
未精简	1.71	1.61	1.69
本文方法	0.99	0.95	1.04
非均匀网格法	1.50	1.64	1.56
栅格精简法	1.61	1.64	1.74
基于曲率精简法	1.91	2.74	2.91
基于法矢量精简法	2.13	3.07	2.89

仅为 1.04 cm。利用本文精简方法对奶牛背部点云进行处理可以提高后续体尺测点的提取精度,且该精简方法适用于体态不一的奶牛。

2.2 背部体尺测点提取方法精度分析

取其中一头奶牛的一帧背部点云数据,利用本文方法得到奶牛背部体尺测点,如图 7 所示。对图中提取到的测点计算欧氏距离即可得到该奶牛体直长、体高、荐高、腰高、胸宽和腰角宽的体尺数据。

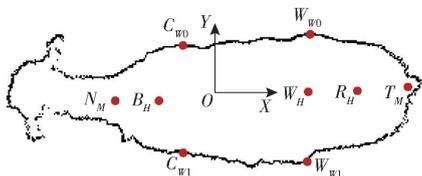


图 7 奶牛体尺测点提取结果示意图

Fig. 7 Detection result diagram of major cow body size measurement points

为了验证本文方法具有较高的精确度,运用动物体尺测量软件 LSSA_CAU 对该头奶牛的背部点云进行交互式人工选取体尺测点坐标,将其视为真实值,并与上述提取到的体尺测点坐标进行对比分析。为减小人工选点的误差,每个测点选取 3 次取平均值作为实际值。由于本文方法未对点云坐标系进行正则化处理,利用本文方法提取到的体尺测点与利用 LSSA_CAU 体尺软件得到的体尺测点均处于同一坐标系中。体直长是在 XOY 面内沿 X 轴方向进行测量,故只需计算 X 轴方向上的误差;同理,胸宽和腰角宽则计算该测点在 Y 轴方向误差;而体高、腰高和荐高则计算该测点在 Z 轴方向误差。由表 3 可知,利用本文方法自动提取体尺测点,所有测点提取的绝对误差均不大于 0.98 cm。

表 3 本文方法提取的测点和人工选点的结果对比

Tab. 3 Results of measuring points extracted by this method and manual selection points

体尺测点	检测坐标	实际坐标	绝对误差/cm
颈部中点	(-61.37, -5.62, 176.70)	(-60.66, -18.89, 179.80)	0.71
尾根点	(86.85, -12.81, 162.56)	(86.54, -13.18, 161.70)	0.31
胸宽点 1	(-7.56, 12.47, 198.08)	(-7.63, 11.79, 188.40)	0.68
胸宽点 2	(-3.13, -43.40, 172.50)	(-3.89, -42.55, 175.80)	0.85
腰角宽点 1	(36.35, 17.46, 194.80)	(37.57, 17.04, 190.81)	0.42
腰角宽点 2	(25.10, -44.95, 172.55)	(37.44, -44.55, 170.30)	0.40
体高点	(-43.97, -17.01, 158.20)	(-45.06, -17.05, 159.06)	0.86
腰高点	(30.16, 13.20, 154.15)	(37.06, -11.02, 155.13)	0.98
荐高点	(80.70, -9.88, 160.70)	(82.75, -9.40, 161.06)	0.36

由于在一帧奶牛背部点云数据中,奶牛颈部仅处于一种状态。而实际测量中,奶牛的头部不是静止不动的,颈部存在自然摆动现象,采集到的同一奶牛 10 帧背部点云数据中,有些奶牛颈部状态不同。有的点云颈部较直,有的较歪斜,且歪斜角度不一。为验证本文所提的动态区域检测法的可行性与精度,分别对其中一头颈部状态不一的奶牛的 10 帧背部点云数据进行颈部中点的提取,并计算与人工选点的实际值之间的绝对误差,如图 8 所示。从图中可以看出,无论奶牛颈部处于较直状态还是歪斜状态,颈部中点提取的绝对误差均小于 2.00 cm,平均绝对误差为 0.73 cm,误差较小。动态区域检测方法能够较准确地提取自然站立姿态下的奶牛颈部中点,即使在奶牛头部来回活动的情形下也不会影响其颈部中点的准确提取。

为消除个体差异,利用本文方法分别对采集到的 33 头奶牛的 10 帧数据进行背部体尺测点的提取,并取平均值作为检测值,同时计算出与人工选点的实际值之间的绝对误差。33 组奶牛的体尺测点

检测绝对误差如图 9 所示。多数测点检测绝对误差均小于 2 cm,荐高点检测绝对误差最小,腰高点检测绝对误差最大。计算 33 组奶牛各测点平均绝对误差,荐高点检测平均绝对误差为 0.14 cm,腰高点检测平均绝对误差为 1.17 cm,所有体尺测点的平均绝对误差均小于 1.17 cm。与其他体尺测点相比,腰高点检测平均绝对误差比较大。对点云中的奶牛体态进行分析发现,奶牛背部左右侧并不是完

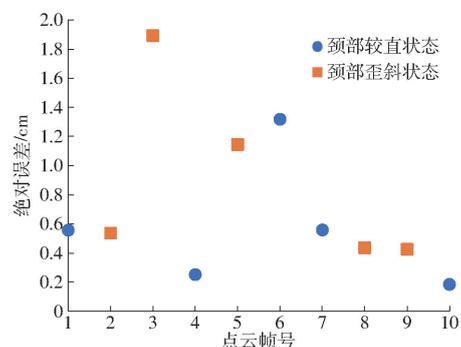


图 8 同一奶牛 10 帧点云颈部中点检测绝对误差

Fig. 8 Absolute error of midpoint of neck extraction of cloud at 10 frames in the same cow

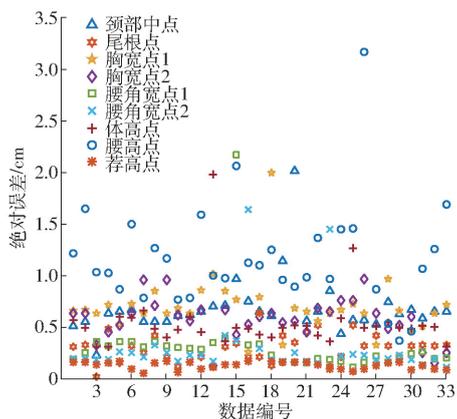


图9 33组奶牛体尺测点检测绝对误差

Fig.9 Absolute error of 33 sets of cow body measuring points

全对称,故在腰高点检测时会造成一定的误差。

3 结论

(1)基于法矢量和曲率结合的点云精简方法,

能够有效解决奶牛低头情形下点云颈部孔洞问题,较好保留了奶牛背部特征信息。试验结果表明,本文方法适用于体态不一的奶牛,使用本文方法对奶牛背部点云进行精简后,各体尺测点的提取精度明显提高,体尺测点的提取时间仅为 10.623 s,比非均匀网格法缩短了 33.72%。

(2)分析了奶牛行为特征,基于奶牛背部几何特征和测点间的空间结构关系,提出了奶牛体尺测点自动提取方法。验证表明,利用本文方法提取的所有体尺测点的平均绝对误差均小于 1.17 cm,误差较小。

(3)本文提出的动态区域检测方法能够满足自然站立姿态下的奶牛颈部中点准确提取的需求。验证表明,即使在奶牛头部来回活动的情形下,颈部中点提取的平均绝对误差仅为 0.73 cm,不会影响其颈部中点的准确提取。

参 考 文 献

- [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 Zhihui, LI Wei, HAN Yongsheng. Influence factors and applications for body size of cattle[J]. Chinese Journal of Animal Science, 2018, 54(1): 9-13. (in Chinese)
- [2] 何东健,刘冬,赵凯旋. 精准畜牧业中动物信息智能感知与行为检测研究进展[J]. 农业机械学报, 2016, 47(5): 231-244.
HE Dongjian, LIU Dong, ZHAO Kaixuan. Review of perceiving animal information and behavior in precision livestock farming [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(5): 231-244. (in Chinese)
- [3] 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 Xinqiang. Measurement and test of dairy cattle body size based on Kinect[D]. Taian: Shandong Agricultural University, 2018. (in Chinese)
- [4] 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 Weimin. Size parameter measurement of cow body based on machine vision[D]. Taian: Shandong Agricultural University, 2016. (in Chinese)
- [5] PEZZUOLO A, GUARINO M, SARTORI L, et al. A feasibility study on the use of a structured light depth-camera for three-dimensional body measurements of dairy cows in free-stall barns[J]. Sensors, 2018, 18(3): 673.
- [6] 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)
- [7] 白明月,薛河儒,姜新华,等. 基于拐点的羊体测量点提取及体尺计算[J]. 内蒙古农业大学学报(自然科学版), 2017, 38(6): 73-78.
BAI Mingyue, XUE Heru, JIANG Xinhua, et al. Extraction of body measurement points and calculation of body size based on inflection point[J]. Journal of Inner Mongolia Agricultural University (Natural Science Edition), 2017, 38(6): 73-78. (in Chinese)
- [8] WANG K, ZHU D H, GUO H, et al. Automated calculation of heart girth measurement in pigs using body surface point clouds [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 156: 565-573.
- [9] 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)
- [10] 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)
- [11] 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): 253-259.
WANG Ke, GUO Hao, LIU Weilin, et al. Cloud extraction method of pig[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(Supp.): 253-259. (in Chinese)
- [12] 郭浩,马钦,张胜利,等. 基于三维重建的动物体尺获取原型系统[J]. 农业机械学报, 2014, 45(5): 227-232.

- GUO Hao, MA Qin, ZHANG Shengli, et al. Prototype system of shape measurements of animal based on 3D reconstruction [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(5): 227–232. (in Chinese)
- [13] SALAU J, HAAS J H, JUNGE W, et al. A multi-Kinect cow scanning system; calculating linear traits from manually marked recordings of Holstein-Friesian dairy cows[J]. Biosystems Engineering, 2017, 157: 92–98.
- [14] 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)
- [15] SONG X, BOKKERS E A M, VANDERTOL P P J, et al. Automated body weight prediction of dairy cows using 3-dimensional vision[J]. Journal of Dairy Science, 2018, 101(5): 4448–4459.
- [16] SALAU J, HAAS J H, JUNGE W, et al. Automated calculation of udder depth and rear leg angle in Holstein-Friesian cows using a multi-Kinect cow scanning system[J]. Biosystems Engineering, 2017, 160: 154–169.
- [17] LE C Y, ALLAIN C, CAILLOT A, et al. High-precision scanning system for complete 3D cow body shape imaging and analysis of morphological traits[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 157: 447–453.
- [18] 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.
CHEN Xiangyang, YANG Yang, XIANG Yunfei. Point cloud data segmentation supported by Euclidean clustering algorithm [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2017(11): 27–31. (in Chinese)
- [19] 常鑫, 郎锐, 董建业. 基于移动网格点云精简算法的研究[J]. 测绘工程, 2018, 27(5): 17–22.
CHANG Xin, LANG Rui, DONG Jianye. Algorithm of point cloud simplification based on moving grid mesh [J]. Engineering of Surveying and Mapping, 2018, 27(5): 17–22. (in Chinese)
- [20] 傅思勇, 吴禄慎, 陈华伟. 空间栅格动态划分的点云精简方法[J]. 光学学报, 2017, 37(11): 253–261.
FU Siyong, WU Lushen, CHEN Huawei. Point cloud simplification method based on space grid dynamic partitioning [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(11): 253–261. (in Chinese)
- [21] 王莹莹. 基于方向矢量曲率估算的点云精简研究[J]. 信息技术, 2015(6): 15–18.
WANG Yingying. Point cloud reduction research based on the normal vector curvature estimation[J]. Information Technology, 2015(6): 15–18. (in Chinese)
- [22] 张伟洁, 刘刚, 郭彩玲, 等. 基于三维点云的苹果树叶片三维重建研究[J]. 农业机械学报, 2017, 48(增刊): 103–109.
ZHANG Weijie, LIU Gang, GUO Cailing, et al. Apple tree leaf three-dimensional reconstruction based on point cloud[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(Supp.): 103–109. (in Chinese)
- [23] 杨秋翔, 王程远, 杨剑, 等. 基于法矢夹角的改进 ICP 算法[J]. 计算机工程与设计, 2016, 37(8): 2082–2086.
YANG Qiuxiang, WANG Chengyuan, YANG Jian, et al. Improved ICP algorithm based on normal vector [J]. Computer Engineering and Design, 2016, 37(8): 2082–2086. (in Chinese)
- [24] NIR O, PARMET Y, WERNER D, et al. 3D computer-vision system for automatically estimating heifer height and body mass [J]. Biosystems Engineering, 2018, 173: 4–10.
- [25] 刘凯, 夏苗, 杨晓梅. 一种平面点集的高效凸包算法[J]. 工程科学与技术, 2017, 49(5): 109–116.
LIU Kai, XIA Miao, YANG Xiaomei. An effective 2D convex hull algorithm[J]. Advanced Engineering Sciences, 2017, 49(5): 109–116. (in Chinese)
- [26] 牛金玉. 基于三维点云的奶牛体尺测量与体重预测方法研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2018.
NIU Jinyu. Body size measurement and weight prediction for dairy cows based on 3D point cloud[D]. Yangling: Northwest A&F University, 2018. (in Chinese)

(上接第 266 页)

- [15] YI L, HAOZHI Q, JIFENG D, et al. Fully convolutional instance-aware semantic segmentation [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017, 4438–4446.
- [16] KAIMING H, XIANGYU Z, SHAOQING R, et al. Deep residual learning for image recognition [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016, 770–778.
- [17] TSUNGYI L, PIOTR D, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017, 936–944.
- [18] TSUNGYI L, MICHAEL M, SERGE B, et al. Microsoft COCO: common objects in context [C] // European Conference on Computer Vision (ECCV), 2014, 740–755.
- [19] NOBUYUKI O. A threshold selection method from Gray-Level Histograms [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, 9: 62–66.
- [20] CANNY J. A computational approach to edge detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Image Processing, 1986, 8(6): 679–698.
- [21] PAUL O, PAUL Z M. Direct and specific least-square fitting of hyperbolae and ellipses [J]. Journal of Electronic Imaging, 2004, 13(3): 492–503.