

基于两阶段关键点定位算法的奶牛体型评定指标自动测量

沈维政¹, 郭金彦¹, 戴百生^{1*}, 王鑫杰¹, 梁 晨², 邱柏隆³,

张 哲¹, 王军号¹, 史 伟¹, 张逸轩¹

(1. 东北农业大学电气与信息学院, 哈尔滨 150030; 2. 黑龙江省农业技术推广站, 哈尔滨 150030;

3. 西北民族大学数学与计算机科学学院, 兰州 730030)

摘 要: 为解决传统奶牛体型评定指标测量方法受主观影响大、自动化程度以及体型关键点定位存在误差等问题, 提出一种基于两阶段关键点定位算法的奶牛体型评定指标自动测量方法。对采集的奶牛背部深度图像序列, 首先基于滤波方法进行边缘平滑与缺失区域修补; 之后基于YOLO v5体型关键区域检测算法确定体型关键区域并重建相关区域三维点云; 进而计算区域点云曲率与 z 轴最值定位体型关键点; 最后依据关键点间相对位置自动测得体型评定指标。结果表明, 该方法可完成俯视视角下奶牛体长、肩宽、胸宽、腹宽和腰宽指标的精准测量。对15头奶牛5个体型评定指标, 算法测量值与实测值平均绝对误差为1.55 cm, 均方根误差为1.78 cm, 决定系数 R^2 最大为0.9394。该方法可在实际养殖环境下实现奶牛体型评定指标的精准测量, 对生产实际具有一定现实意义。

关键词: 奶牛体型评定; 关键点提取; 三维点云; 深度图像

中图分类号: TP391.41; S823

文献标志码: A

文章编号: 1005-9369(2022)12-0082-09

沈维政, 郭金彦, 戴百生, 等. 基于两阶段关键点定位算法的奶牛体型评定指标自动测量[J]. 东北农业大学学报, 2022, 53(12): 82-90. DOI: 10.19720/j.cnki.issn.1005-9369.2022.12.010.

Shen Weizheng, Guo Jinyan, Dai Baisheng, et al. Automatic measurement of cow linear appraisal indicators based on two-stage key point locating algorithm[J]. Journal of Northeast Agricultural University, 2022, 53(12): 82-90. (in Chinese with English abstract) DOI: 10.19720/j.cnki.issn.1005-9369.2022.12.010.

Automatic measurement of cow linear appraisal indicators based on two-stage key point locating algorithm/SHEN Weizheng¹, GUO Jinyan¹, DAI Baisheng¹, WANG Xinjie¹, LIANG Chen², QIU Bailong³, ZHANG Zhe¹, WANG Junhao¹, SHI Wei¹, ZHANG Yixuan¹(1. School of Electrical Engineering and Information, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China; 2. Heilongjiang Agricultural Technology Extension Station, Harbin 150030, China; 3. Institution of Mathematics and Computer Science, Northwest Minzu University, Lanzhou 730030, China)

Abstract: Aiming at solving the problems of the traditional measurement methods of cow linear appraisal indicators, such as subjective influence, low degree of automation, and errors in locating the key points of linear appraisal, an automatic measurement method of cow linear appraisal indicators based on two-stage key point locating algorithm was proposed. For the depth image sequence of the cow back, the edge smoothing and missing area repairment were performed based on filtering method. Then, the key area detection algorithm based on YOLO v5 was used to determine the key areas of linear appraisal and reconstruct the 3D point cloud model of relevant area. Next, the key points of linear

基金项目: 国家自然科学基金项目(32072788, 31902210); 国家重点研发计划项目(2019YFE0125600); 财政部和农业农村部: 国家现代农业产业技术体系资助(CARS36)

作者简介: 沈维政(1977-), 男, 教授, 博士, 博士生导师, 研究方向为智慧畜牧。E-mail: wzshen@neau.edu.cn

***通讯作者:** 戴百生, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为计算机视觉和智慧畜牧。E-mail: bsdai@neau.edu.cn

appraisal were located by calculating the regional point cloud curvature and the maximum value of z-axis. Finally, the linear appraisal indicators were obtained according to the relative position of key points. The experimental results showed that the method could accurately measure the body length, shoulder width, chest width, belly width and waist width indicators of dairy cows from an overhead perspective. For the five linear appraisal indicators of 15 dairy cows, the average absolute error was 1.55 cm, the root mean square error was 1.78 cm between the algorithm measurement value and the actual measurement value, and the maximum coefficient of determination R^2 was 0.9394. The experiment proved that the method could realize the accurate measurement of cow linear appraisal indicators in the actual breeding environment, which had certain practical significance for production.

Key words: cow linear appraisal; extraction of key points; point cloud; depth image

奶牛体型外貌可直观反映奶牛健康水平与发育状况^[1-2],以量化方式客观公正评估奶牛体型指标^[2-4],对奶牛遗传育种优化及精细化管理具有重要意义。传统奶牛体型评定方法主要利用皮尺、测杖、半圆仪等工具手动测量指标,费时费力且易受主观因素影响。此种接触式测量方法会引起奶牛应激反应,降低奶牛健康福利^[5]。

随着计算机视觉技术发展及智慧牧场概念提出,部分学者采用二维图像数据对奶牛进行非接触式体型评定指标测量。闫震通过模板匹配方法将奶牛图像与包含关键点模板进行匹配,实施体型关键点定位,完成体型评定指标测量^[6]。但此类方法对奶牛位姿有一定要求,图像质量影响测量值准确度。对于现实中复杂环境三维物体,二维信息对三维目标进行表征,造成信息损失^[7-8]。

近年来,深度相机等三维传感器得到进一步发展,高质量点云数据更易获取,基于点云数据测量奶牛体型指标方面,国内外研究较多,并取得一定进展。Kamchen等验证深度相机在奶牛体型指标测量方向潜力,通过手动标注关键点方式完成奶牛体型指标测量^[9]。Pezzuolo等使用多个Kinect深度相机,从不同角度近距离获取奶牛局部点云数据,使用SPIP软件手工测得奶牛腰角宽、体长、体高、胸围、背部坡度等体型指标信息^[10]。这种交互式定位方法降低体型指标测量的自动化程度。牛金玉使用TOF深度相机采集奶牛点云数据,分割奶牛躯体,根据奶牛主要身体几何特征定位体型关键点测量相关指标^[11]。赵新强使用结构光深度相机采集奶牛RGB-D数据,在奶牛目标区域内检测角点,定位相关体型关键点,测量奶牛相关指标^[12]。此类直接对奶牛整体区域进行体型关键点自动定位方法,易受奶牛行走过程中背部结构特征

变化影响,导致关键点定位不准确,产生误差^[13]。

为解决当前奶牛体型评定存在自动化程度低及体型关键点定位误差较大等问题,实现对奶牛体型评定指标高效且精准非接触式自动测量,本文提出一种基于两阶段关键点定位算法的奶牛体型评定指标自动测量方法,检测出奶牛体型关键点关键区域,通过点云模型的局部形状信息实现体型关键点精准定位,完成体型评定指标的自动测量。

1 材料与方法

1.1 材料

2021年9月在黑龙江省大庆市林甸县晟康牧业有限公司奶牛养殖场,采用Intel RealSense D435深度相机采集荷斯坦奶牛深度图像数据。深度图像数据分辨率为848×480像素,帧率为30 f·s⁻¹。深度相机连接到PC端,以Visual Studio 2017为开发平台,基于RealSense SDK 2.0进行采集。考虑奶牛背部体长、肩宽、胸宽、腹宽、腰宽五项体型评定指标可通过计算机视觉技术测量,采集奶牛背部图像作为本文研究对象,自动测量体型评定指标。将RealSense D435深度相机架设在称量奶牛的体重秤(长约2.5 m,宽约0.9 m,高约1.7 m)上方2.5 m,依次采集单头奶牛背部图像。本次试验共采集49头体型不同的奶牛背部深度图像序列,整理得到4 421幅图像。

使用Labelme标注工具,将奶牛髻甲点、尾根点、左侧肩宽点、右侧肩宽点、左侧胸宽点、右侧胸宽点、左侧腹宽点、右侧腹宽点、左侧腰宽点、右侧腰宽点分为10类保存,获得.json文件,再将.json文件转换为.xml文件,其中以标注点作为标注框中点,标注框设置为20×20像素,标注效果如图1所示。

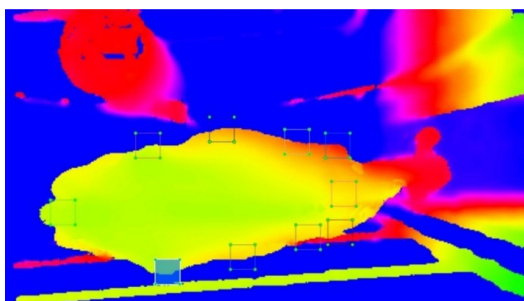


图 1 数据集标注效果

Fig. 1 Dataset labeling effect

1.2 方法

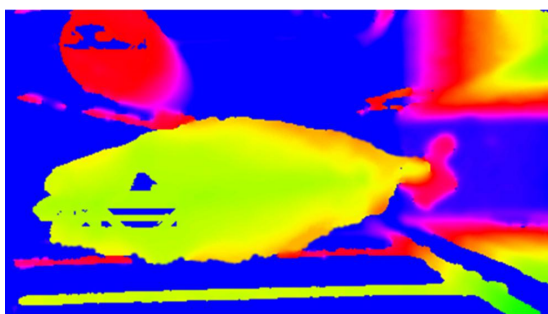
为实现奶牛体型评定指标自动测量,对采集深度图像序列滤波,获得质量更高的深度图像数据,进行体型关键区域检测,获取到奶牛体型关键点所在局部区域并重建该区域三维点云,利用空间结构信息定位体型关键点,完成体型评定指标计算。

1.2.1 深度图像滤波

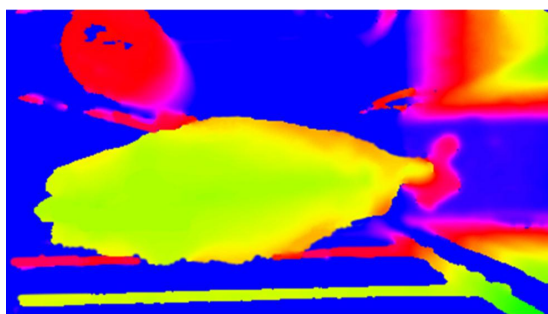
由于深度图像数据存在随机噪声,红外光束直射奶牛个体某些部位皮毛表面时存在镜面反射,造成该部位深度值缺失,影响体型评定指标测量^[14-15]。为提高深度图像数据质量,利用 RealSense SDK 2.0 提供边缘平滑滤波器和孔洞填充滤波器对深度图像数据进行处理^[16]。

采用边缘平滑滤波器平滑深度噪声,保持合理且稳定边缘。该滤波器通过扫描 x 轴和 y 轴目标像素深度值并计算一维指数移动平均线(EMA),确定合适平滑量。采用左侧有效像素(Left Valid Pixel)作空间域孔洞填充;采用与边缘平滑滤波器同类型指数移动平均线(EMA)滤波器,对深度图像中每个像素在时间域上应用指数滑动平均填充孔洞。

经过边缘平滑滤波器、孔洞填充滤波器后图像数据滤波效果如图 2 所示。奶牛深度图像数据得到修复,大部分边缘噪声和孔洞被消除。



a-原始深度图像
a-Original depth image



b-滤波后深度图像
b-Filtered depth image

图 2 深度图像滤波效果(伪彩色处理)

Fig. 2 Depth image filtering effect (Pseudo-color processing)

1.2.2 两阶段体型关键点定位

因奶牛躯干部位不同类型测量点之间常有不规则凸起,直接对奶牛整体区域定位奶牛体型关键点易受干扰,本文提出一种两阶段体型关键区域体型关键点定位方法实现对奶牛体型关键点的精准定位。

1.2.2.1 体型关键区域检测

考虑到奶牛养殖场实际环境较复杂且奶牛个体表征因素差异较大,对体型关键区域自动检测工作对检测精度与速度均具有较高要求,在检测过程中同时输出检测类别的锚框与概率,适合本

研究任务场景,故本文基于 YOLO v5 模型对体型关键区域进行自动检测^[17-19]。YOLO v5 网络结构如图 3 所示,其网络架构可分为 4 个部分:输入端、Backbone 网络、Neck 网络和输出端。其中 Backbone 网络以 Focus 结构作为基准网络, $608 \times 608 \times 1$ 大小的图片传递给 Focus 层,使用切片(slice)切割成 $320 \times 320 \times 12$ 的特征图,经过 concat 以及一次卷积(CBL)转化为 $320 \times 320 \times 64$ 的特征图。

基于 YOLO v5 体型关键区域检测模型,检测效果如图 4 所示。由图可知,本文提出的检测模型可精准检测出奶牛体型关键区域。

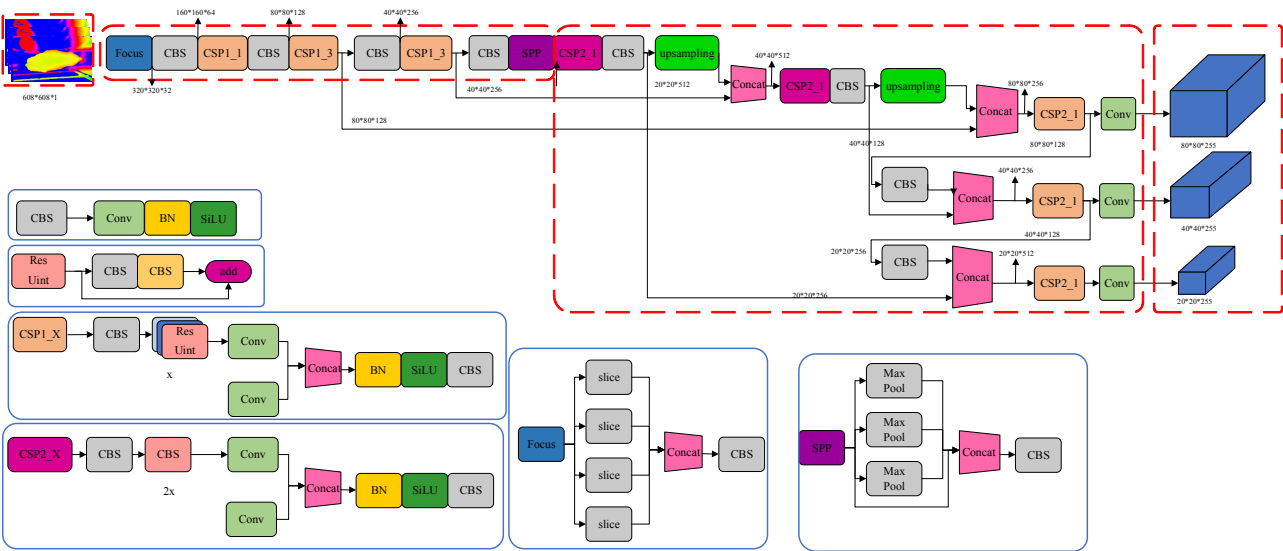


图 3 基于 YOLO v5 的体型关键区域检测网络结构

Fig. 3 Detection network structure of key areas of linear appraisal based on YOLO v5

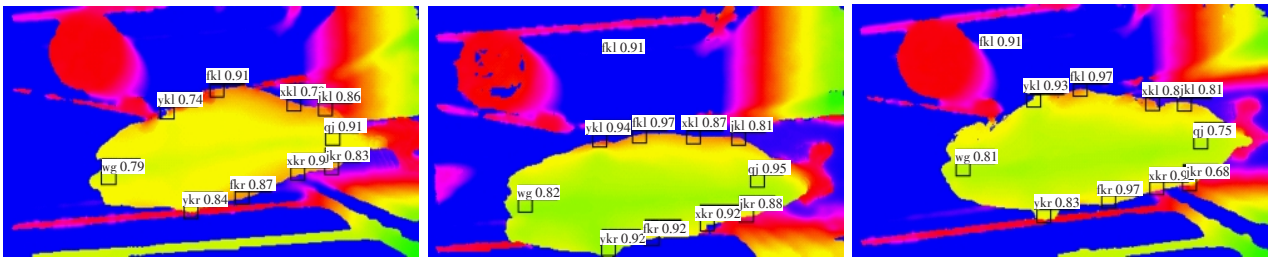


图 4 体型关键区域检测效果

Fig. 4 Detection effect of key areas for cow body type appraisal

1.2.2.2 体型关键点定位

在完成第一阶段奶牛体型关键区域检测后，第二阶段即为在各关键区域内分别定位奶牛体型关键点。

利用相机内参将关键区域重建为三维点云模型^[20]，图 5 为各关键区域三维点云模型效果图。图中(1)至(10)分别为奶牛髻甲点、尾根点、左肩宽

点、右肩宽点、左胸宽点、右胸宽点、左腹宽点、右腹宽点、左腰宽点、右腰宽点所在关键区域。

根据上述方法检测的体型关键区域中包含有背景数据及离群点，使用点云滤波方法对体型关键区域点云数据进行处理，避免对体型关键点定位造成影响^[21]。

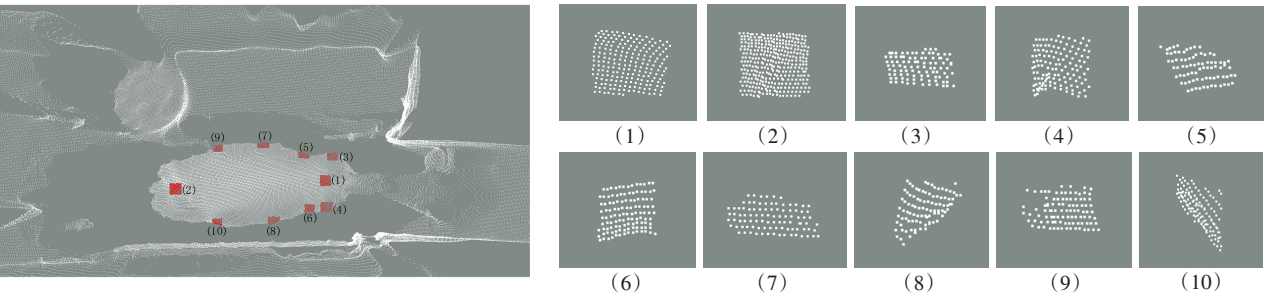


图 5 体型关键区域点云数据效果

Fig. 5 Point cloud data effect of key areas of cow linear appraisal

本文获取的奶牛图像数据中背景主要来自于地面,采用基于直通滤波法去除背景点云^[22],去除三维点云模型中距离坐标原点 o 距离大于1.6 m的点。采用基于统计滤波法的离群点去除方法去除体型关键区域中的离群点^[23],滤除体型关键区域中超出该区域平均欧氏距离5个标准差以上的所有点,完成离群点去除工作。

在从体型关键区域中实现体型关键点定位时分别选用不同策略:对髻甲点与尾根点选用基于 z 轴最值方法;对左肩宽点、右肩宽点、左胸宽点、右胸宽点、左腹宽点、右腹宽点、左腰宽点与右腰宽点选用基于曲率定位方法^[23]。

基于最值点方法是利用点云数据中 z 轴表征与深度摄像头所在水平平面垂直的直线这一特性,根据关键点类型名称定位该点所在体型关键区域,然后在该体型关键区域内遍历所有点并输出 z 轴坐标值最大点,该点即为体型关键点^[24-25]。

基于曲率方法是利用空间几何变换中物体曲率不随物体刚性变换而发生变化这一固有特性,表示对某一点所在局部曲面弯曲程度。采用平均曲率和高斯曲率^[26]。其中平均曲率指某一点局部曲面在该点处平均弯曲程度;高斯曲率指点云表面某一点总弯曲程度,计算公式分别如式(1)、(2)所示。

$$K = k_1 k_2 = \frac{LN - M^2}{EG - F^2} \quad (1)$$

$$H = \frac{k_1 + k_2}{2} = \frac{LG - 2MF + NE}{2(EG - F^2)} \quad (2)$$

式中, k_1 为该点最大主曲率, k_2 为该点最小主曲率。 L 、 N 、 M 、 E 、 F 、 G 分别为二次参数曲面逼近法中曲面在该点的偏微分^[27]。

体型关键点定位示例如图6所示,图6右部中将平均曲率最大点输出结果用红色点表示,高斯曲率最大点输出结果用绿色点表示, z 轴最值最大点输出结果用蓝色点表示。

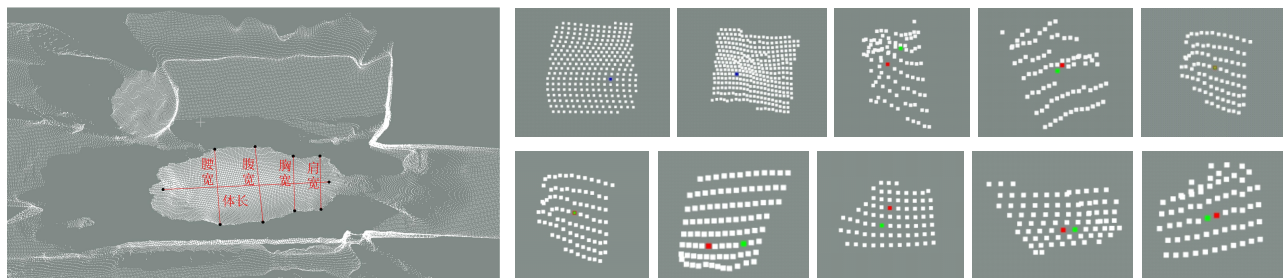


图6 体型关键点定位

Fig. 6 Key point positioning for cow body type assessment

1.2.3 体型评定指标测量

在准确获取到奶牛体型关键点后,各项指标测量工作即可转化为在三维点云模型上对各体型关键点间的距离求解^[28]。输出各奶牛体型关键点坐标值,再求取每对体型关键点之间欧式距离作为体型评定指标的预测结果。对测试集中包含的15头奶牛,将基于高斯曲率和 z 轴最值结合策略作为策略一,基于平均曲率和 z 轴最值结合策略作为策略二,采用两种策略分别进行体型评定指标自动测量,得到测量结果进行对比分析,确定精度更高的测量方法。

2 结果与分析

2.1 体型关键区域检测模型参数与训练

本试验硬件配置如下:操作系统为Windows

10,处理器为英特尔酷睿i7-7800X 3.5 GHz,内存为16 GB,显卡为英伟达 GeForce GTX 1080(11 GB 内存),使用Pytorch框架搭建网络,Pytorch版本为1.10.0。训练出的检测模型参数量大小为353 MB。

为训练体型关键区域检测模型,将4421张奶牛深度图像数据按照8:2划分训练集与测试集,其中训练集包括34头奶牛共3572帧图像,测试集包括15头奶牛共849帧图像。

在模型训练时以32幅图像作为一个批次,衰减系数设定为0.0005。预热学习率为0.1,预热学习率动量为0.8,预热3轮次,余弦退火超参数设为0.1。约260次迭代后,模型收敛。

2.2 体型关键区域检测结果与分析

在检测体型关键区域时需采用评价指标描述检测精度,AP(Average precision)为各类别平均精

确度，表示测试集中某类目标检测精确度和与该目标有关图像的数量比值。考虑奶牛髻甲点、尾根点、左肩宽点、右肩宽点、左胸宽点、右胸宽点、左腹宽点、右腹宽点、左腰宽点、右腰宽点共10个不同类AP来判断模型优劣时，每一个类别均有AP，难以计算检测模型优劣，因此本研究选择各项类别平均AP值，即选择mAP(mean Average Precision)作为检测网络模型训练预测效果优劣，计算公式如式(3)所示。

$$mAP = \frac{\sum_{q=1}^Q A(q)}{Q} \tag{3}$$

式中， Q 表示类别数目，文中取值为10。

基于YOLO v5体型关键区域检测模型得到检测结果数据如表1所示，结果显示mAP最终均能达到97.5%左右，说明关键区域检测模型训练结果良好，检测速度达到60 f·s⁻¹，可满足日常生产所需。值得注意的是右胸宽点精度略低于其他部位，原因是在采集奶牛图像时某一天深度摄像头设置角度存在偏差，当天采集的深度图像中奶牛右胸宽点存在被栏杆遮挡情况，导致该点精度低于其他部位。总体而言，本文提出的体型关键区域检测模型可精准确定奶牛关键区域，为下一步体型关键点定位工作提供基础。

表 1 体型关键区域检测结果
 Table 1 Detection results of key areas for cow linear appraisal

类别 Category	模型精度(%) Model accuracy
髻甲点 AP Scarlet point AP	95.10
尾根点 AP Tail head point AP	99.50
左肩宽点 AP Left shoulder width key point AP	94.20
右肩宽点 AP Right shoulder width key point AP	99.50
左胸宽点 AP Left chest width key point AP	99.50
左胸宽点 AP Right chest width key point AP	91.50
左腹宽点 AP Left belly width key point AP	99.50
右腹宽点 AP Right belly width key point AP	99.50
左腰宽点 AP Left waist width key point AP	97.30
右腰宽点 AP Right waist width key point AP	99.50
mAP	97.51

2.3 体型评定指标测量结果与分析

体型关键点定位结果显示基于曲率体型关键点定位方法平均速度可达到0.265 s·幅⁻¹，基于z轴最值体型关键点定位方法平均速度达到0.018 s·幅⁻¹，符合奶牛养殖场实际应用场景对效率的要求。

基于两阶段关键点定位算法得到15头奶牛体型评定指标预测结果如表2所示。

表 2 基于两阶段关键点定位算法的体型评定指标测量结果
 Table 2 Measurement results of cow linear appraisal indicators based on two-stage key point positioning algorithm (cm)

耳标号 Ear label	体长 Body length	基于高斯曲率结果 Results based on Gaussian curvature				基于平均曲率结果 Results based on mean curvature			
		肩宽	胸宽	腹宽	腰宽	肩宽	胸宽	腹宽	腰宽
		Shoulder width	Chest width	Belly width	Waist width	Shoulder width	Chest width	Belly width	Waist width
0705	165.55	68.79	57.98	66.09	61.11	68.73	56.68	65.24	61.82
2106	148.29	57.26	56.82	70.69	58.71	57.06	55.79	71.18	58.27
2369	144.10	58.49	47.73	60.92	58.04	58.48	48.25	61.49	58.78
4015	145.93	62.77	60.94	77.32	57.60	62.16	60.78	78.47	60.86
6021	143.11	57.14	61.71	66.35	60.77	56.16	60.46	66.55	60.47
6577	142.78	56.43	58.19	72.38	59.33	58.08	59.99	73.11	59.99
6977	154.23	64.45	58.49	70.63	64.48	64.88	56.29	69.33	64.34
82543	146.49	39.65	44.18	53.13	53.10	34.87	44.93	53.64	53.75
170018	149.04	61.62	60.99	83.19	62.92	60.84	57.64	83.00	62.79
170047	154.54	55.38	55.47	67.46	64.18	57.00	56.49	66.78	64.07
170320	149.46	59.80	51.78	72.26	57.18	58.84	53.04	73.37	57.64
170350	142.74	53.73	52.66	76.00	57.23	55.67	52.46	77.49	58.54
170419	139.60	55.27	54.96	80.66	59.75	54.34	55.40	79.29	59.87
177386	136.08	49.18	50.33	72.68	56.61	49.81	51.71	72.94	58.15
177395	155.70	57.77	54.72	65.16	61.08	57.46	54.77	64.30	61.87

其中,最大误差为5.68 cm,最小误差为0 cm,结果可知产生误差较大的预测值是因体型关键区域检测结果发生偏差,导致体型关键点定位误差较大。

本文基于策略一和策略二对奶牛5个体型评定指标计算平均绝对误差(MAE)和均方根误差(RMSE),

如表3所示。结果显示对腰宽指标预测值误差较小,对肩宽和腹宽指标预测值误差较大,原因是肩部和腹部离散点干扰较多。

本文对体型评定指标自动测量得到预测值与人工测量真实值之间相关性,如图7所示。

表 3 体型评定指标的平均绝对误差和均方根误差

Table 3 Mean absolute error and root mean square error for cow linear appraisal indicators

	体长(cm) Body length	肩宽 Shoulder width	胸宽 Chest width	腹宽 Belly width	腰宽 Waist width	平均 Average value
基于策略一的平均绝对误差 MAE based on strategy 1	1.77	1.63	1.11	1.79	0.91	1.44
基于策略一的均方根误差 RMSE based on strategy 1	1.98	2.00	1.40	2.16	1.13	1.73
基于策略二的平均绝对误差 MAE based on strategy 2	1.77	1.98	1.35	1.58	1.08	1.55
基于策略二的均方根误差 RMSE based on strategy 2	1.98	2.18	1.50	2.00	1.25	1.78

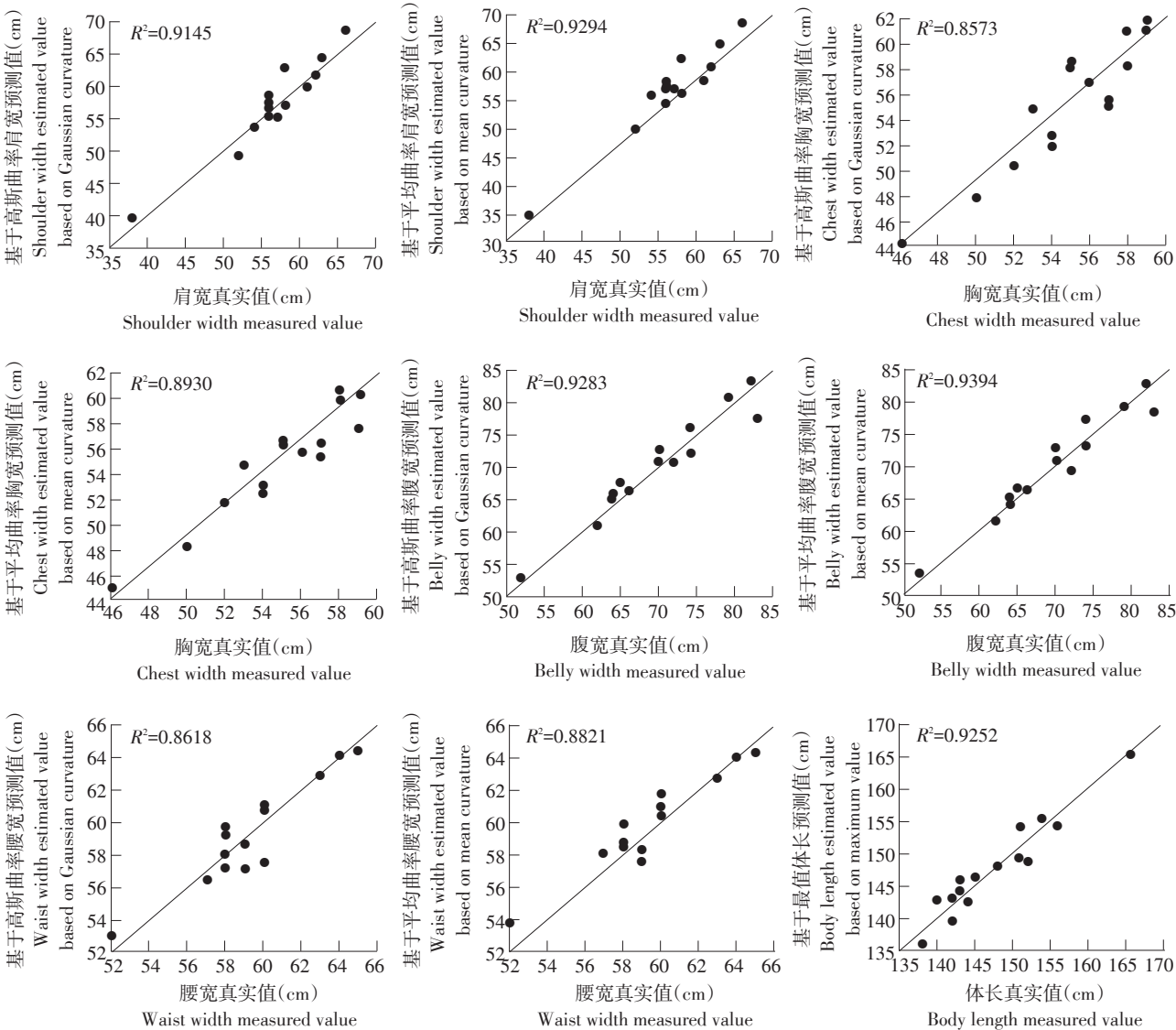


图 7 指标真实值与预测值对比

Fig. 7 Comparison of actual value and predicted value of each indicator

由图7可知, 本文提出奶牛体型评定指标自动测量方法获得的预测值与人工测量获得的真实值间具有良好相关性, 决定系数 R^2 最大为0.9394, 最小为0.8573, 基于策略一的决定系数由大到小依次为腹宽、体长、肩宽、腰宽、胸宽, 基于策略二的决定系数由大到小依次为腹宽、肩宽、体长、胸宽、腰宽。基于策略二得出的测量值与真实值之间的决定系数更高, 且基于策略一和策略二测得预测值相差较小, 故选择输出平均曲率最大值点与z轴最大值点相结合的方法作为奶牛体型关键点定位策略, 自动测量奶牛体型评定指标更为精确。

3 讨论与结论

为解决奶牛部分体型评定指标测量问题, 采用目标检测模型获取体型关键点所在关键区域, 分别采用基于高斯曲率和平均曲率方法输出体型关键点, 得到体型评定指标预测值。结果表明, 基于平均曲率可取得更好测量效果。

本文通过深度学习算法以及三维点云技术对奶牛部分体型评定指标进行自动测量。奶牛体型评定指标测量相关研究大多存在人工交互, 且在奶牛行走过程中对整体奶牛图像数据进行关键点直接定位存在一定误差, 如基于双目视觉技术方法中, 对体长指标存在1.14%~6.09%的平均相对误差, 基于深度学习检测算法的关键点定位方法对体长指标存在0.23%~5.79%的平均相对误差^[9-10]。因此, 本文在自动化的前提下预测值精度较高。

由于深度图像数据中存在信息缺失问题, 可考虑引入RGB图像信息, 结合深度学习算法进行精细的孔洞填充。此外, 在奶牛个体点云与栏杆等背景点云难以有效分割时会造成测量精度下降, 针对奶牛体型关键区域点云的自动化处理方法有待进一步研究。

本研究对奶牛的5个体型评定指标自动测量时测量值平均绝对误差和均方根误差分别为1.55与1.78 cm, 决定系数 R^2 达到0.9394。证明该方法可为奶牛体型评定提供新的解决方法, 给奶牛跛行行为检测和体重预测等领域提供思路。

【参 考 文 献】

[1] 程郁昕, 江汪洋, 许春香. 奶牛体型性状线性评定的1~50分钟

及其应用[J]. 黄牛杂志, 2004(3): 36-38, 62.

- [2] 王淑辉. 肉牛线性外貌评定和不同经济类型牛评定方法的研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2003.
- [3] 储明星, 师守望. 奶牛体型线性评定及其应用[M]. 北京: 中国农业科技出版社, 1999.
- [4] 沈维政, 郑爽, 初永良, 等. 基于ADXL345的奶牛活动量采集系统设计[J]. 东北农业大学学报, 2014, 45(10): 80-85.
- [5] 朱坤华, 李骞, 武书彦. 基于三维视觉的荷斯坦奶牛中遗传育种个体的最优选择[J]. 科技通报, 2017, 33(2): 52-55.
- [6] 闫震. 奶牛体型评定三维图像同步采集系统研究[D]. 保定: 河北农业大学, 2009.
- [7] Jia N, Kootstra G, Koerkamp P G, et al. Segmentation of body parts of cows in RGB-depth images based on template matching [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 180: 105897.
- [8] Qiao Y, Kong H, Clark C, et al. Intelligent perception for cattle monitoring: A review for cattle identification, body condition score evaluation, and weight estimation[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 185: 106143.
- [9] Kamchen S G, dos Santos E F, 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.
- [10] 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(2): 673.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] 赖军, 王博, 付全, 等. 基于点云模型的人体尺寸自动提取方法[J]. 中南大学学报: 自然科学版, 2014, 45(8): 2676-2683.
- [14] 张梦泽. 三维点云数据的精简与平滑处理算法[D]. 青岛: 中国海洋大学, 2014.
- [15] 赵鹏. 三维点云数据的离群点检测和模型重建[D]. 大连: 大连理工大学, 2015.
- [16] 徐壮. 室内监控环境下的跌倒行为检测算法研究[D]. 南京: 南京邮电大学, 2021.
- [17] 金田. 汽车前脸造型自动化关键技术研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2021.
- [18] 权龙哲, 夏福霖, 姜伟, 等. 基于YOLO v4卷积神经网络的农田苗草识别研究[J]. 东北农业大学学报, 2021, 52(7): 89-98.
- [19] 赵建敏, 赵成, 夏海光. 基于Kinect v4的牛体尺测量方法[J]. 计

- 计算机应用, 2022, 42(5): 1598–1606.
- [20] 胡亨琪. 非接触式奶牛体型评定指标自动提取关键技术研究[D]. 哈尔滨: 东北农业大学, 2020.
- [21] 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(S1): 267–275.
- [22] Javaheri A, Brites C, Pereira F, et al. Subjective and objective quality evaluation of 3D point cloud denoising algorithms[C]. 2017 IEEE International Conference on Multimedia & Expo Workshops (ICMEW). IEEE, 2017.
- [23] Rusu R B, Marton Z C, Blodow N, et al. Towards 3D point cloud based object maps for household environments. Robotics and Autonomous Systems[J]. 2008, 56(11): 927–941.
- [24] 霍晓程, 李小平. 用最小二乘法拟合曲面方程[J]. 赤峰学院学报: 自然科学版, 2009, 25(6): 11–13.
- [25] 朱超, 苗腾, 许童羽, 等. 基于骨架的玉米植株三维点云果穗分割与表型参数提取[J]. 农业工程学报, 2021, 37(6): 295–301.
- [26] 杨斌杰. 基于特征点提取的点云配准算法研究[D]. 南昌: 东华理工大学, 2015.
- [27] 贺美芳, 周来水, 神会存. 散乱点云数据的曲率估算及应用[J]. 南京航空航天大学学报, 2005(4): 515–519.
- [28] 芦忠忠. 基于三维模型的奶牛体型线性评定体尺参数测量方法研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2020.
-
- (上接第71页)
- [22] Ma Y, Song X F. Using stable isotopes to determine seasonal variations in water uptake of summer maize under different fertilization treatments[J]. Science of the Total Environment, 2016, 550: 471–483.
- [23] 张立桢, 曹卫星, 张思平, 等. 棉花根系生长和空间分布特征[J]. 植物生态学报, 2005(2): 266–273.
- [24] 丁艳宏, 屈忠义, 李昌见, 等. 不同灌溉水源及方式对玉米生长特性及水肥利用效率的影响[J]. 灌溉排水学报, 2018, 37(8): 1–7.
- [25] 孙宁霞. 基于同位素示踪的农田水分转化规律研究[D]. 北京: 中国地质大学, 2015.
- [26] 魏琛琛, 任树梅, 徐子昂, 等. 灌溉水盐分和灌水量对温室气体排放与玉米生长的影响[J]. 农业机械学报, 2021, 52(7): 251–260, 236.
- [27] 王艳莉, 刘立超, 高艳红, 等. 基于较大降水事件的人工固沙植被区植物水分来源分析[J]. 应用生态学报, 2016, 27(4): 1053–1060.
- [28] 张秀志, 郭甜丽, 焦学艺, 等. 商品有机肥配施对果园土壤肥力和“蜜脆”苹果果实品质的影响[J]. 西南大学学报: 自然科学版, 2022, 44(1): 65–74.