

DOI:10.16136/j.joel.2022.04.0611

基于双目深度估计的牛体尺测量方法设计

赵建敏*, 关晓鹏

(内蒙古科技大学 信息工程学院, 内蒙古 包头 014010)

摘要:为解决传统人工接触式测量工作量大、测量条件相对艰苦及影响牛正常生活习性的繁琐问题,提出了基于目标检测的双目深度估计牛的体尺测量方法。首先,通过双目相机采集图片,利用 YOLOv5 (you only look once v5) 目标检测算法检测图像中的体尺特征部位,结合边缘检测等算法获取牛体尺测点。其次,利用双目立体匹配算法将双目 2 维图片转化为空间 3 维深度信息图,在深度信息图上读取测点 3 维坐标。最后,在 3 维坐标系下运用空间欧氏距离进而计算牛的体尺参数。搭建了测试平台进行测量,实验结果表明,该方法的测量精度高于现有相关方法,其中体长的平均相对误差为 2.4%、体高的平均相对误差为 1.1%、体斜长的平均相对误差为 3.3%,为牛体尺测量提供了可行的示范。

关键词: 机器视觉; 双目; 目标检测; 深度估计; 体尺测量

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1005-0086(2022)04-0429-07

Design of the measurement method of cow body size based on binocular depth estimation

ZHAO Jianmin*, GUAN Xiaopeng

(College of Information Engineering, University of Science and Technology of Inner Mongolia, Baotou, Inner Mongolia 014010, China)

Abstract: In order to solve the tedious problems of traditional manual contact measurement with large workload, relatively difficult measurement conditions and affecting the normal living habits of cattle, a method for measuring cattle body size based on binocular depth estimation with target detection is proposed. Firstly, the images are collected by a binocular camera, and the object detection algorithm YOLOv5 (you only look once v5) is used to detect the feature parts of the body scale in the images, and combined with edge detection and other algorithms to obtain the cattle body scale measurement points. Secondly, the binocular stereo matching algorithm is used to transform the binocular two-dimensional images into a spatial three-dimensional depth information map, and the three-dimensional coordinates of the measurement points are read on the depth information map. Finally, the spatial Euclidean distance is used to calculate parameters of the cattle body scale in three-dimensional coordinate system. A test platform is built for the measurement, and the experimental results show that the measurement accuracy of the method is higher than the existing related methods, in which the average relative error of body length is 2.4%, the average relative error of body height is 1.1%, and the average relative error of the body oblique length is 3.3%, which provide a feasible demonstration for the measurement of cattle body scale.

Key words: machine vision; binocular; object detection; depth estimation; body size measurement

* E-mail: zhao_jm@imust.edu.cn

收稿日期: 2021-08-31 修订日期: 2021-09-01

基金项目: 内蒙古自治区自然科学基金(2019LH06006)、内蒙古自治区科技重大专项(2019ZD025)和包头市昆区科学技术发展项目(YF2020014)资助项目

1 引 言

在畜牧业养殖中,牛的体尺数据可以直观地反映牛的健康状态以及发育状况^[1],同时在精细化养殖中也是牛选育、肉质评价等重要的指标。牛的体尺参数主要包括体高、体长和体斜长等,传统牛的体尺测量多采用人工接触式测量,牛的应激反应大^[2],导致测量困难、误差较大且效率低下。随着机器视觉的发展,基于图像的动物体尺测量方法得到关注。在国内,李卓等^[3]基于深度学习图像的猪体轮廓提取算法,设计了一种双目视觉检测平台,测量猪的体尺。王可等^[4]基于法线分布调整的 PCA 方法,提出了一种基于地面法向量矫正 PCA 主轴的旋转归一化方法,对猪的体尺进行测量。胡媛敏等^[5]通过采用机器视觉技术,提出了一种无应激反应下针对奶牛体尺的测量方法。在国外,ANDREA 等^[6]提出利用 Kinect 深度相机的测量方法对猪体尺进行提取研究。HUANG 等^[7]在光探测测距(LiDAR)传感器捕捉活牛原始点数据的基础上,利用双向随机 K-D 树的快速迭代最近点(iterative closest point, ICP)匹配和贪婪投影三角剖分重建方法对牛进行测量。KIKUHITO 等^[8]利用 3 个 Kinect 摄像头建立离线标定系统,获取全轮廓奶牛点云信息,对奶牛体高、胸围等体尺指标进行了测量。然而,当前基于机器视觉的动物体尺测量方法对测量环境(如背景、光线)、动物站姿等要求较高,导致算法的实际应用效果下降,实地测量中误差较大。

近年,随着深度学习在图像识别、目标检测、语义分割等领域得到了广泛的研究,基于深度学习的图像目标检测模型逐渐成为主流。李琦等^[9]基于 Mask R-CNN(mask region-based convolutional neural network)算法,对牛的图像进行分割并提取轮廓曲线,利用最大曲率等方法识别牛体尺测点,测量牛的体尺。赵建敏等^[10]提出一种基于 Mask R-CNN 的图像分割的测量牛的体尺方

法,进而计算牛的体尺数据信息。

但是,这种深度学习的方法,在实地测量时需要部署设备,增加了操作的不便性,而基于图像进行深度估计的方法,不需要昂贵的深度采集设备、场景类型多样、节省人力成本等优势,对现存的图像处理提供了优良的示范。本文采用牛体尺特征部位检测数据集(CABM-SET),利用深度学习目标检测模型,检测牛的体尺特征部位,在特征部位局部图像上提取牛边缘轮廓和特征点,相对于全局图像的牛轮廓提取,减少了背景的干扰,有效地降低了提取难度,提高体尺测点检测精度。本研究搭建了牛体尺测量实验平台,通过牛的模型进行体尺测量实验。

2 牛体尺测量方法

本文牛体尺测量方法包括图像采集、体尺特征部位检测、局部轮廓提取及体尺计算等。在解决牛全局轮廓提取时受背景干扰导致难度大、精度低的问题上,本文利用深度学习 YOLOv5^[11]目标检测算法,检测图像中的牛、牛头、躯干、牛蹄、牛尻、腿关节等体尺特征部位,在特征部位图像中进行局部轮廓提取,有效地减少了背景干扰。在测量牛的体尺过程中,本文通过 OpenCV(open source computer vision)实现双目的测距,使用双目相机获取同一个时间下左目、右目牛的不同角度的照片若干张,以左目相机光心点作为 3 维坐标原点,将所测的双目图像信息的像素点坐标转化为 3 维坐标。本文借助于目标检测模型,在体尺特征部位局部图像上利用改进的 Canny 边缘检测算法^[12]和曲线拟合算法,提取牛尾部、背部轮廓和前腿关节处局部边缘轮廓,并在轮廓上通过 U 弦长等算法得到体尺测点,利用双目立体匹配算法将双目图片转化为空间 3 维深度信息图,在深度信息图上读取测点 3 维坐标,进而计算牛的体高、体长、体斜长等体尺参数,总体测量方案图如图 1 所示。

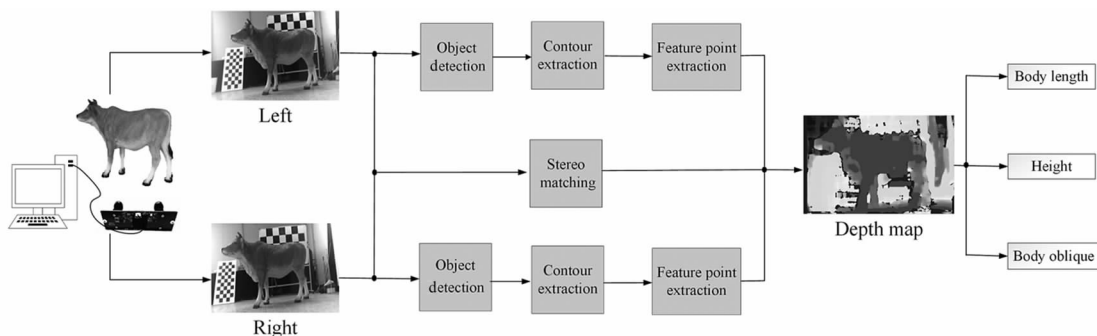


图 1 总体测量方案图

Fig. 1 Overall measurement plan diagram

2.1 体尺特征部位检测方法

利用 CABM-SET 数据集,训练 Faster-RCNN、YOLOv3、YOLOv5 模型识别牛的体尺特征位,经过实验对比,Faster-RCNN 平均准确率(mean average precision, mAP)为 0.79,YOLOv3 的 mAP 为 0.91,两者均低于 YOLO v5 模型($mAP=0.95$),且 YOLO v5 检测速度快(14 帧/s,NVIDIA 1080TI 显卡),因

此,为了进一步提高目标检测的检测精度,本文采用 YOLO V5 作为目标检测模型,检测牛的体尺特征部位。YOLOv5 网络由 3 个主要组成部分组成:Backbone、Neck 和 Prediction。YOLOv5s 网络结构图如图 2 所示。

模型中,Backbone 的主要功能是提取图像的特征图。Neck 的主要目的是得到特征金字塔网络

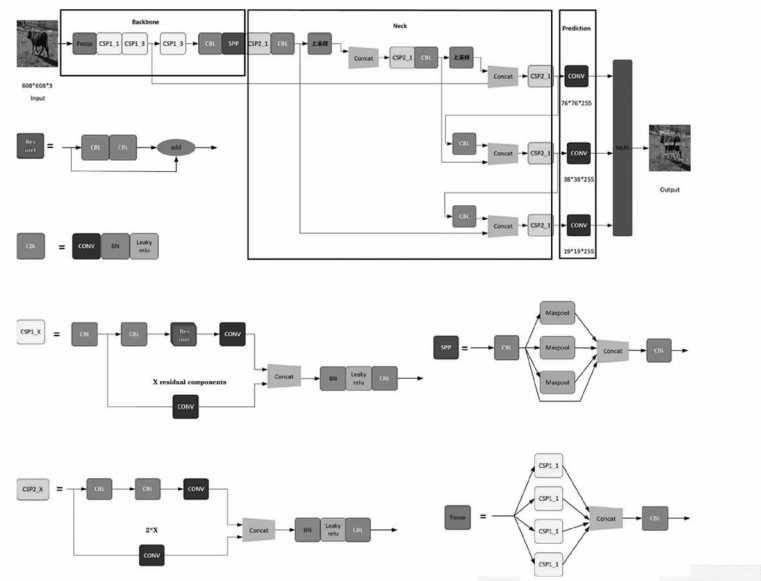


图 2 YOLOv5 网络结构图

Fig. 2 YOLOv5 network structure diagram

(feature pyramid network, FPN),从而可以更好地检测整个图像中的多尺度目标。Prediction 的作用是图像特征预测、边界框生成和类别预测。

输入图像经过 Backbone 特征提取网络、Neck 特征处理网络、Prediction 多尺度预测,最后通过非极大值抑制(non-maximum suppression,NMS)后,输出 6 类体尺特征部位的图像。

模型训练使用硬件平台为 Intel i7-7700k,32 G 内存的 CPU,NVIDIA GeForce GTX 1080Ti×2 的

显卡,软件平台为 Ubuntu16.04、pytorch1.6.0、CUDA 10.1。

本文采用牛体尺特征部位检测数据集,按照 9:1 的比例随机分为训练集和验证集。其中训练集含图像 5058 张,测试集含图像 562 张。模型训练输入的图片大小为 608×608,将模型进行了 300 epoch 的训练,初始学习率为 0.001,数据集训练结果图如图 3 所示。从图 3 中网络的损失函数 BOX 可以得出,损失已经低于 0.03,达到训练目标检测的要求。

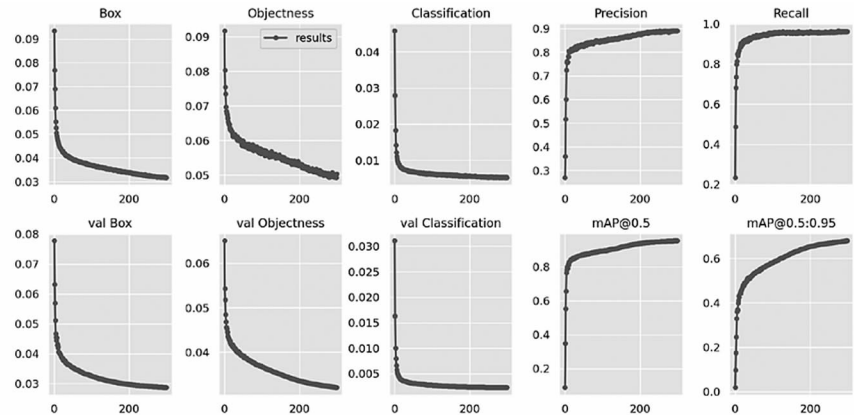


图 3 数据集训练结果图

Fig. 3 Data set training result graph

训练结果图中,Box 为损失函数均值,越小方框越准。Objectness 为目标检测 loss 均值,越小目标检测越准,Classification 为分类 loss 均值,越小分类越准,Precision 为准确率,是衡量一个分类器分出来的正类的正确概率;Recall 为召回率,是衡量一个分类器能把所有的正类都找出来的能力。 $mAP@0.5$ 为 IoU(intersection-over-union) 阈值大于 0.5 时的 mAP , $mAP@0.5 : 0.95$ 为 IoU 从 0.5 到 0.95, 步长 0.05 时的平均 mAP 。

2.2 双目立体匹配方法

近年,3 维重建在图像或视频中的应用和研究十分流行,特别是在图像方面,立体匹配是 3 维重建的关键。本文通过对几种经典的双目立体匹配算法^[13]进行了分析和比较,最终选择了综合性能良好的 SG-BM(semi-global block matching)^[14] 双目立体匹配算法。双目相机的立体匹配一般包括 3 部分,分别为相机的标定、校正和立体匹配。

首先,实验采用大小为 7×10 ,小方格边长为 20 mm $\times$ 20 mm 的棋盘格,对左右相机各标定 20 张图片完成单目标定,然后通过 Matlab 标定工具箱对左右相机进行双目标定^[15],标定结果为:左、右相机的焦距信息分别为 (1126.73461, 1126.13023)、(1119.18324, 1118.07561); 主要点信息为 (682.80340, 374.08037)、(618.65259, 391.66463),畸变矩阵为 $[-0.05301, 0.42754, 0.00469, -0.00302, 0.00000]$ 、 $[-0.04525, 0.43293, 0.00424, -0.00776, 0.00000]$ 。平移向量为 $[0.00310, 0.00134, 0.00116]$,旋转向量为 $[-58.30306, 0.05344, -0.70917]$ 。

双目摄像头拍摄同一个物理的左右图像对,对于标定所知的左右相机的内参矩阵、畸变系数、右相机相对于左相机的旋转矩阵 R ,采用 remap 函数进行图像校正,校正完成后使得两个成像平面平行于基线,且同一个点在左右两幅图中位于同一行,图像校正示意图如图 4 所示。

本文采用 SGBM 立体匹配算法,通过选取每个像素点的视差(disparity),组成一个视差图(disparity map),立体匹配深度信息图如图 5 所示,设置一个和视差图相关的全局能量函数,使这个能量函数最小化,以达到求解每个像素最优视差的目的,能量函数可表示为:

$$E(D) = \sum_p (C(p, D_p) + \sum_{q \in N_p} P_1 I[|D_p - D_q| = 1]) + \sum_{q \in N_p} P_2 I[|D_p - D_q| > 1], \quad (1)$$

式中, D 为视差图, $E(D)$ 为视差图对应的能量函数, p, q 分别为图像中的某个像素, N_p 为像素 p 的相邻像素点, $C(p, D_p)$ 为当前像素点视差为 D_p 时,该像素点的损失, P_1, P_2 分别为惩罚系数, $I[\cdot]$ 函数返回 1,如果函数中的参数为真,则返回 0。



图 4 图像校正示意图

Fig. 4 Image correction diagram

在所获得的深度信息图上结合彩色图得到的像素坐标,即能得到所需要测点的 3 维空间信息值。双目视差与深度的关系表示为:

$$D = \frac{f * b}{d * P_s}, \quad (2)$$

式中, D 为深度值, f 为相机焦距, b 为基线,描述两个相机中心连成的直线, d 为视差值, P_s 为像素大小,是图像传感器中单个像素的大小。



图 5 立体匹配深度信息图

Fig. 5 Stereo matching depth information map

2.3 特征点提取方法

本文关注体尺中体高、体长、体斜长 3 个重要参数,体尺测点包括体高的体尺点 A, C ,体斜长的体尺点 B, D ,体长的体尺点 A, D 。其中,标准体斜长测点肩胛骨前端点 O 视觉特征不显著,而前腿关节曲线曲率最大点 B 与肩胛骨前端点 O 近似位于同心圆上,本文采用前腿关节 B 近似代替标准测点。根据轮廓的几何特征,本文采用 U 弦长曲率计算法计算各点曲率,体尺测点分布图如图 6 所示,在轮廓线中,对所有像素点采用相关表达式依次计算各点曲率值,曲率最大的点即为体尺测点。

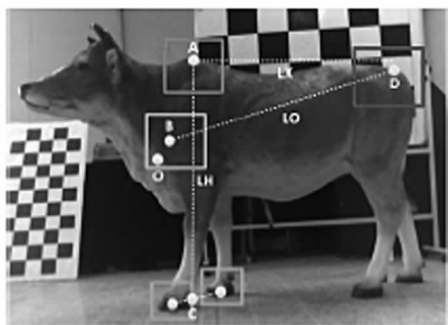


图6 体尺测点分布图

Fig. 6 Body size measuring point distribution map

在本文中以特征部位轮廓线为例,按间隔,采样 n 个点,依次求解相邻 3 点的曲率。以 A, B, C 3 点为例,长度分别为 a, b, c ,利用海伦-秦九韶公式计算 ABC 的面积 S_{Δ} 为:

$$S_{\Delta} = \sqrt{p(p-a)(p-b)(p-c)}, \quad (3)$$

式中, p 为半周长, $p = (a + b + c)/2$, S_{Δ} 为三角形 ABC 的面积, a, b, c 为三角形 3 边长度。

设 $\triangle ABC$ 外接圆半径为 R ,由数学关系,其表达式为:

$$s_{\Delta} = \frac{abc}{4R}, \quad (4)$$

式中, S_{Δ} 为三角形 ABC 的面积, a, b, c 为三角形 3 边长度, R 为三角形外接圆半径。

因为曲率 K 等于 $\triangle ABC$ 外接圆半径 R 的倒数,则:

$$K = \frac{4\sqrt{p(p-a)(p-b)(p-c)}}{abc}, \quad (5)$$

式中, K 为曲线曲率, p 为半周长, a, b, c 为三角形 3 边长度。

2.4 体尺计算方法

当牛蹄与标注线平行时,选取牛所在平面区域的标定参数,求出髻甲体尺点 $A(X_1, Y_1, Z_1)$ 和牛尻体尺点 $D(X_4, Y_4, Z_4)$,腿关节体尺点 $B(X_2, Y_2, Z_2)$ 和牛尻体尺点 $D(X_4, Y_4, Z_4)$ 的直线距离,牛的真实体斜长 LX 和真实体长 LO 计算,其表达式为:

$$LX/LO = \sqrt{(X_i - X_j)^2 + (Y_i - Y_j)^2 + (Z_i - Z_j)^2}, \quad (6)$$

式中, LX 为体斜长的距离, LO 为体长的距离, (X_i, Y_i, Z_i) 和 (X_j, Y_j, Z_j) 为测点坐标。

不论牛蹄与标注线平行与否,选取牛前蹄中点所在平面区域的标定参数,求出髻甲体尺点 $A(X_1, Y_1, Z_1)$ 和前蹄中点 $C(X_3, Y_3, Z_3)$ 的垂直距离 $(Y_1 - Y_3)$,牛的真实体高 LH 可表示为:

$$LH = (Y_1 - Y_3), \quad (7)$$

式中, LH 为体高距离, Y_1 为髻甲点中点的 Y 轴值, Y_3 为前蹄中点的 Y 轴值。

3 实验结果与分析

由于公开的牛体尺特征部位检测数据集的缺乏,本文采用 CABM-SET 数据集,采集地点来源于苏尼特和察哈尔牧场,标注了牛、牛头、躯干、牛蹄、腿关节、牛尻等体尺特征部位。整理得到 5 600 张牧场牛的图片,包括光照、背景、拍摄角度和位置的差异。

根据算法原理,本文在远程控制实验室搭建了牛体尺测量实验平台,平台使用 AMD Ryzen 7 5800H with Radeon Graphics, 16G 内存的 CPU, NVIDIA GeForce GTX 1650 的显卡的笔记本电脑,设计了体尺测量软件,在自然状态下测量了牛模型的 11 组数据,人工测量牛体尺采用卷尺测量,精度为 1 mm,在保持人工测点与牛体尺测点一致的情况下对每个点进行了多次测量并取平均值,由于测量受到双目摄像机夹角的限制,本实验只能测量牛模型与摄像机偏角 -20° 至 20° 之间的数据值,其中检测结果图如图 7 所示,每一次采集实验数据将实验室牛模型每隔 2° 进行数据测量统计,总测量结果如表 1 所示。本文采用的相对误差计算表达式为:

$$\delta = \frac{|L - L_1|}{L} \times 100\%, \quad (8)$$

式中, δ 为实际相对误差,一般用百分数给出, L 为真实值, L_1 为测量值。



图7 检测结果图

Fig. 7 Test result graph

测量结果中,体长的最大、最小相对误差分别是 5.0% 和 0.3%,体高的最大、最小相对误差分别是 1.9% 和 0.2%,体斜长的最大、最小相对误差分别是 5.8% 和 0.4%,并保持人工测点与牛特征部位体尺测点一致。实验通过在远程控制实验室搭建的测量环

境下在 Ubuntu 系统上对牛模型进行了 11 组体长、体高、体斜长的计算分析。

此结果的误差主要由 5 个原因构成,第 1 是摄像头获取数据本身的误差,第 2 是体尺测点的抖动性

导致的牛体尺参数检测误差,第 3 是由于透视投影导致无法精确获取偏角产生的检测误差,第 4 是由于光线的影响导致牛的特征点提取的检测误差,第 5 是由于光线的影响导致视差图上牛的测点位置受到

表 1 牛体尺参数人工测量值与方法测量结果比较

Tab. 1 Comparison of manual measurement values and method measurement results of bovine body size parameters

Serial number	Deflection angle /°	Measured value /cm			Detected value /cm			Relative error /%		
		Body length	Height	Body oblique	Body length	Height	Body oblique	Body length	Height	Body oblique
1	10	112.5	105.4	122.2	110.1	105.6	120.5	2.1	0.2	1.3
2	8	112.5	105.4	122.2	108.3	104.6	122.7	3.7	0.8	0.4
3	6	112.5	105.4	122.2	111.2	107.4	128.5	1.1	1.9	5.1
4	4	112.5	105.4	122.2	110.6	106.8	126.3	1.7	1.3	3.3
5	2	112.5	105.4	122.2	113.4	104.7	125.6	0.8	0.6	2.8
6	0	112.5	105.4	122.2	112.9	107.1	129.3	0.3	1.6	5.8
7	-2	112.5	105.4	122.2	107.4	103.4	120.0	4.5	1.9	1.8
8	-4	112.5	105.4	122.2	115.6	106.3	124.6	2.7	0.9	3.8
9	-6	112.5	105.4	122.2	118.2	105.2	128.3	5.0	0.2	5.0
10	-8	112.5	105.4	122.2	116.7	107.4	124.6	3.7	1.9	2.0
11	-10	112.5	105.4	122.2	113.4	106.8	128.3	0.8	1.3	5.0

干扰的误差。

4 结 论

本文提出了基于目标检测双目深度估计的牛体尺测量方法,为实现在牛局部图像上提取牛边缘轮廓和特征点,减少测量背景干扰,降低边缘轮廓提取难度,采用了 CABM-SET 数据集,利用 YOLOv5 算法快速准确的检测牛体尺特征部位。对于检测出的牛局部体尺特征部位,利用了一种改进的 canny 边缘轮廓提取算法,采用最小二乘法拟合成二次曲线,得到牛特征部位光滑轮廓,在拟合的牛特征部位光滑轮廓上通过计算最大曲率的方法得到体尺测点,利用双目立体匹配的方法,在视差图上直接获得测点的 3 维坐标。体长、体高、体斜长的测量上,经与手工测量数据对比体长的平均相对误差为 2.4%、体高的平均相对误差为 1.1%,体斜长的平均相对误差为 3.3%,具有较高的测量精确度。

参考文献:

- [1] LI T, ZHANG M, LIU J M, et al. Correlation and regression analysis on body mass and body size index of Xinjiang brown cattle[J]. Acta Agriculturae Zhejiangensis, 2021, 33(7):1177-1185.
李涛,张梅,刘建明,等.新疆褐牛体重与体尺指标的相

关及回归分析[J]. 浙江农业学报, 2021, 33(7):1177-1183.

- [2] ZHANG C G, LEI J H, CHEN Y. Measurement application of body size parameters of dairy cow based on machine binocular vision[J]. Application of Electronic Technique, 2020, 46(6):59-62.
张晨光,雷金辉,陈焰,等.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.
- [3] 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.
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.
- [4] WANG K, GUO H, LIU W L, et al. Extraction method of pig body size measurement points based on rotation normalization of point cloud[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 33(S1):253-259.
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(S1):253-259.
- [5] HU Y M, ZHANG S M. Dairy cow body measurement based on machine vision[J]. Electronic Measurement Technology, 2020, 43(20):115-120.
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.
- [6] ANDREA P, MARCELLA G, LUIGI S, 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.
- [7] HUANG L, LI S, ZHU A, et al. Non-contact body measurement for qinchuan cattle with LiDAR sensor[J]. Sensors (Basel, Switzerland), 2018, 18(9): 3014.
- [8] KIKUHITO K, KHIN D W, KUMIKO Y, et al. Black cattle body shape and temperature measurement using thermography and KINECT sensor[J]. Artificial Life and Robotics, 2017, 22(4): 464-470.
- [9] LI Q, LIU W, ZHAO J M. Non-contact measurement of bovine body size based on binocular vision and Mask RCNN[J]. Heilongjiang Animal Science and Veterinary Medicine, 2020(12): 46-50.
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.
- [10] ZHAO J M, WEN B, LI Q. A bull body ruler measurement system based on Mask R-CNN[J]. Animal Husbandry & Veterinary Medicine, 2021, 53(5): 42-48.
赵建敏, 文博, 李琦. 基于 Mask R-CNN 的牛体尺测量系统[J]. 畜牧与兽医, 2021, 53(5): 42-48.
- [11] GUANXI H. A comparative study of underwater marine products detection based on YOLOv5 and underwater image enhancement[J]. International Core Journal of Engineering, 2021, 7(5): 213-221.
- [12] ARUNKUMAR P, SHANTHARAJAH P S, GEETHA M. Improved canny detection algorithm for processing and segmenting text from the images[J]. Cluster Computing, 2019, 22(3): 7015-7021.
- [13] HUANG Q D, HE B B, SONG H Y, et al. Space coordinate calculation and attitude estimation based on binocular stereo vision[J]. Journal of South China Normal University(Natural Science Edition), 2020, 52(2): 9-13.
黄青丹, 何彬彬, 宋浩永, 等. 基于双目立体视觉的目标空间坐标计算及姿态估计[J]. 华南师范大学学报(自然科学版), 2020, 52(2): 9-13.
- [14] ZHAO C X, ZHANG X L, YANG Y. 3D reconstruction based on SGBM semi-global stereo matching algorithm[J]. Laser Journal, 2021, 42(4): 139-143.
赵成星, 张晓玲, 杨宇. 基于 SGBM 半全局立体匹配算法的三维重建[J]. 激光杂志, 2021, 42(4): 139-143.
- [15] KHURANA A, NAGLA K S. Improved auto-extrinsic calibration between stereo vision camera and laser range finder[J]. International Journal of Image and Data Fusion, 2021, 12(2): 122-154.

作者简介:

赵建敏 (1982—), 男, 硕士, 副教授, 硕士生导师, 主要从事图像处理与人工智能, 物联网技术与应用方面的研究。