

基于实例分割的白羽肉鸡体质量估测方法

陈佳 刘龙申 沈明霞 太猛 王锦涛 孙玉文
(南京农业大学工学院, 南京 210031)

摘要: 针对白羽肉鸡体质量测量自动化水平低、易造成肉鸡应激的问题,提出一种结合深度学习的非接触式白羽肉鸡体质量估测方法。利用 Mask R-CNN 和 YOLACT(You only look at coefficients) 两种实例分割算法获取白羽肉鸡位置与覆盖掩膜,并进行效果对比;采用自适应掩膜随机提取白羽肉鸡身体部分边缘点,并作为观测点进行椭圆拟合,映射白羽肉鸡背部像素投影面积;通过双变量相关性分析验证白羽肉鸡背部投影面积与体质量间的显著相关性,根据白羽肉鸡背部投影面积与背部像素投影面积的线性比例关系,按照最小二乘原则建立白羽肉鸡背部像素投影面积与体质量间的线性回归模型。试验表明,单只鸡体质量估测中以 Mask R-CNN 进行特征提取的体质量估测平均准确率为 97.23%,以 YOLACT 进行特征提取的体质量估测平均准确率为 97.49%,群鸡场景中体质量估测最低准确率为 90.50%。

关键词: 白羽肉鸡; 体质量估测; 深度学习; 实例分割; 椭圆拟合

中图分类号: TP391.4; S831 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2021)04-0266-10 OSID: 

Breeding White Feather Broiler Weight Estimation Method Based on Instance Segmentation

CHEN Jia LIU Longshen SHEN Mingxia TAI Meng WANG Jintao SUN Yuwen
(College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China)

Abstract: With the low-automation and stress problem of breeding white feather broiler, a non-contact weight estimation method combined with deep learning was proposed to estimate the weight of breeding white feather broilers quickly and accurately. Mask R-CNN and YOLACT (You only look at coefficients) was used to obtain the target mask and locate the target with position coordinate. The breeding white feather broilers can be completely stripped out from complex background. Then, the edge points of body were extracted for ellipse fitting, and the pixel body area can be obtained. Bivariate correlation analysis was used to show the significant correlation between body weight and body area which was linearly proportional to the pixel body area. The linear regression model between target pixel body area and body weight was established based on the least-square principle. The experimental results showed that the proposed method had a good effect. This method can accurately estimate the body weight of 28-week-old and 48-week-old breeding white feather broilers with different occasion, such as the ideal posture, the head extension, the head turning and partial occlusion. The average accuracy based on Mask R-CNN feature extraction was 97.23%, and the average accuracy based on YOLACT feature extraction was 97.49%. The lowest accuracy for single broiler in the group was 90.50%. The weight of breeding white feather broilers can be estimated quickly and accurately.

Key words: breeding white feather broilers; weight estimation; deep learning; instance segmentation; ellipse fitting

0 引言

动物体质量是畜禽养殖所关注的主要生长指标

之一,体质量随时间的变化趋势反映动物的健康情况^[1]。传统的动物体质量测量方法主要采用体质量箱、电子秤或地磅等仪器进行直接测量,不但耗

收稿日期: 2020-07-25 修回日期: 2020-08-23
基金项目: 政府间国际科技创新合作重点专项(2017YFE0114400)和江苏省重点研发计划(现代农业)重点项目(BE2019382)
作者简介: 陈佳(1993—),女,博士生,主要从事动物表型信息感知研究,E-mail: 2019212009@njau.edu.cn
通信作者: 沈明霞(1964—),女,教授,博士生导师,主要从事机器视觉和信息农业研究,E-mail: mingxia@njau.edu.cn

时、耗力，而且易使动物产生较大应激反应^[2]。

为提高动物体质量测量的效率，研究人员结合图像处理技术与人工智能算法，利用动物的胸围、体高、体长等外在特征参数进行分析与建模^[3-4]，从而估算动物体质量。目前研究主要以中、大型动物为主，比如利用生猪背部投影信息^[5-8]，并结合体高等深度映射信息^[9-12]来估算生猪体质量，通过机器视觉结合模糊逼近算法^[13]、三维点云数据结合回归模型^[14-15]来估算奶牛体质量。同时，深度学习等智能算法也被应用于伊犁马^[16]和杜泊羊^[17]等体型较大的动物体质量估测中，收到良好的效果。

禽类动物具有体积小、应激大等特点，采用传统的称量方法容易造成动物惊吓。为此，学者们主要采用智能检测设备和无接触式体质量测量两种方式。文献[18-21]研究表明，不同种类鸡的体尺特征与体质量间存在较大相关性，可作为以图像为主要载体的无接触式体质量估测的有力依据。DE 等^[22]利用鸡的整体面积与周长估算体质量。MOLLAH 等^[23]在较为理想的试验环境下使用鸡的背部投影面积进行体质量估测，效果良好。AMRAEI 等^[24]利用机器视觉与人工神经网络进行实际场景下鸡只的定位与体质量估测，并验证了鸡体面积、周长与体质量的两两相关性。MORTENSEN 等^[25]为了引入高度信息，使用深度图像代替普通 RGB 图像，从而获得更准确的原始数据与处理数据，采用去除头尾的方式，在实际应用场景中提高了模型的准确率。

目前，国内禽类动物体质量测量方式仍以人工测量或带有称量功能的实体检测设备测量为主。为提高肉鸡体质量测量的准确率，实时掌握肉鸡的健康情况，本文提出一种基于实例分割的白羽肉鸡体质量估测方法，通过 Mask R - CNN^[26]与 YOLACT^[27] (You only look at coefficients) 两种算法对图像进行实例分割，定位白羽肉鸡位置并提取覆盖肉鸡的掩膜，从而消除复杂环境中杂物、肉鸡投影等干扰噪声；利用自适应掩膜与椭圆拟合去除容易造成形变的鸡头、鸡尾，并利用最小二乘法，建立鸡体像素投影面积与体质量间的线性回归模型；最后，对算法效果进行分析评价，结合 YOLO v3^[28] (You only look once v3) 定位算法与形态学、自适应二值化处理的类实例分割方法进行对比，并将本文方法衍生到群鸡场景的体质量估测中，以期实现真实养殖环境中的白羽肉鸡体质量非接触式测量。

1 材料与方法

1.1 试验对象

试验于 2019 年 12 月在山东省海阳市新希望六

和股份有限公司进行，从种鸡场内随机挑选 45 只 28 周龄的白羽肉鸡公鸡和 10 只 48 周龄的白羽肉鸡公鸡作为试验对象。

1.2 试验仪器

选用山狗 A8 型运动相机，分辨率为 1 920 像素 × 1 080 像素，拍摄角度选用 70° 小广角，数据存储方式为数据线直连便携式计算机。

1.3 数据采集

白羽肉鸡舍内环境温度在 18 ~ 20℃ 之间，照明灯光偏黄，21:00 后舍内熄灯。鸡舍尺寸为 14 m × 12 m × 3.3 m，共容纳白羽肉鸡 550 只，每平方米约为 3 只。

以上述数据为参考，于鸡舍内搭建试验平台，将相机固定于长 1 m、高 1.2 m 的支架上进行俯拍。单只鸡试验中，每次仅对 1 只白羽肉鸡进行约 1 min 的视频录制，获取包括站立、行走、修饰羽毛等不同自然行为；群鸡试验中，仿照白羽肉鸡舍内密度，在试验平台中同时对 2 或 3 只白羽肉鸡进行拍摄，每次视频录制约 5 min。白羽肉鸡的体尺信息（体长、体宽、体高）和体质量信息通过手工测量并记录。图 1 为试验装置示意图。

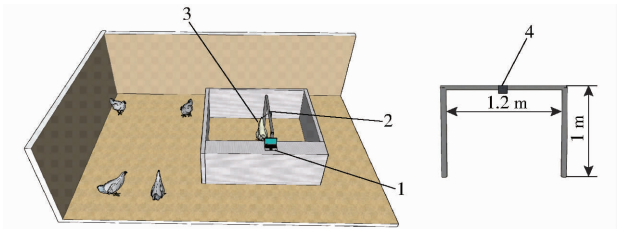


图 1 试验装置示意图

Fig. 1 Experimental arrangement schematic

1. 计算机 2. 拍摄支架 3. 数据线 4. 运动相机

2 个体表型特征获取

本文使用 Mask R - CNN 和 YOLACT 两种基于深度学习的实例分割算法进行白羽肉鸡个体的定位与分割，并对分割效果。通过基于自适应掩膜的椭圆拟合方法对白羽肉鸡背部像素投影进行处理，去除头尾干扰。

2.1 模型设计

2.1.1 Mask R - CNN

Mask R - CNN 沿用了 Faster R - CNN 的框架，在基础特征网络后加入了全连接的分割子网，在分类与回归外，又加入了分割的新功能。它是一个两阶段的框架，第 1 阶段扫描并生成建议框，第 2 阶段对建议框进行分类，并形成边界框与掩膜。

图 2 为 Mask R - CNN 框架图，通过残差网络 (Residual network, ResNet) 的跨层连接方式实现卷

积层下采样,结合特征金字塔网络 (Feature pyramid network, FPN),融合不同采样层得到的特征图,并传达给下一步操作。

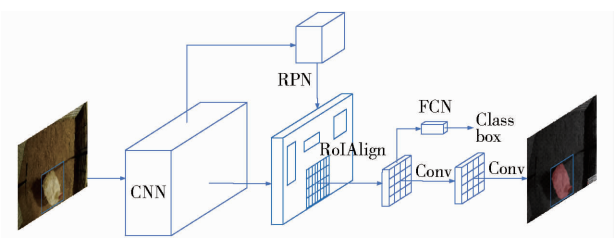


图 2 Mask R - CNN 框架图

Fig. 2 Mask R - CNN framework diagram

区域推荐网络 (Region proposal network, RPN) 用于获取若干个 anchor box 并进行调整从而更好地拟合目标,如果多个 anchor box 互相重叠,则根据针对前景的评分来选择最优 anchor box 进行传递,赋予由 RoI Pooling 改进的 RoIAlign 进行池化,最后通过全连接网络来实现边界框、掩膜的预测。

2. 1. 2 YOLACT

YOLACT 是一种一阶段式的实例分割方法,在目标检测网络基础上加入掩膜分支。但与常见的串行式方法不同,该方法摒弃了特征定位这一步骤,将实例分割任务划分为两个并行的子任务来提高效率,分别为原型掩膜分支与目标检测分支,前者采用全卷积网络 (Fully convolutional network, FCN) 的网络结果生成一系列可以覆盖全图的原型掩膜,后者则在检测分支的基础上预测掩膜的系数,从而得到图像中实例的坐标位置,以及非极大值抑制 (Non-maximum suppression, NMS) 筛选。并通过两个分支的线性组合来得到最后的预测结果。

图 3 为 YOLACT 框架图,与其他网络类似,该方法同样通过主干网络和 FPN 来进行特征提取,多层 FPN 一部分用于原型掩膜分支中的原型掩膜生成,另一部分则通过 Prediction Head 网络进行检测定位与掩膜系数等信息的计算,再通过 NMS 进行筛选,处理结果与生成的原型掩膜进行组合运算,并得到最终结果。

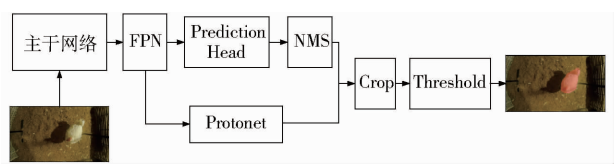


图 3 YOLACT 框架图

Fig. 3 YOLACT framework diagram

2. 2 数据集制作

单只鸡试验共采集 55 组视频数据,每组视频时长 1 min。通过 C 语言自编代码进行分帧处理,每 30 帧进行一次存储操作,一共获取 4 873 组数据。

剔除无效数据后剩余 4 500 组数据,并使用开源图像标注软件 Labelme 进行图像标注,所标注图像为 RGB 图像。

标注完成后获取每幅图像对应的 json 文件,后续通过 Labelme 自带函数进行信息提取,获取对应的 yaml 文件与掩膜图像,供 Mask R - CNN 训练使用。

为构造可供 YOLACT 训练的 COCO 训练集,在获取图像对应的 json 文件后,通过 Labelme2coco 进行转换,得到本数据集对应的 annotations. json 文件。

2. 3 训练参数设置

本试验中,Mask R - CNN 采用 Resnet101 网络结构,前 20 轮学习率为 0. 001,后 40 轮学习率为 0. 000 1,每轮 1 000 次迭代,共计 60 000 次迭代。

YOLACT 采用 Resnet50 网络结构,训练 60 000 次迭代,初始学习率为 0. 001,分别在第 20 000 次迭代和第 40 000 次迭代进行衰减,衰减为当前学习率的 10%。

2. 4 模型测试结果

在对实例分割算法的效果评价中,使用精准率 P 和交并比 (Intersection over Union, IoU) 作为指标评价算法效果。

以一组包含 200 幅图像的测试集对两种实例分割算法进行测试。表 1 为 Mask R - CNN 与 YOLACT 在试验中的实例分割效果,包括定位、分类和掩膜 3 部分,可在实际环境中精准识别种鸡个体并进行感兴趣区域 (Region of interest, ROI) 与掩膜提取,去除环境噪声干扰,为后续处理提供可靠稳定的数据基础。其中 YOLACT 的平均精准率为 96%,平均交并比为 95%;Mask R - CNN 的平均精准率为 96%,平均交并比为 92%。

2. 5 鸡背部像素投影椭圆拟合

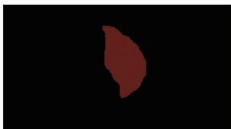
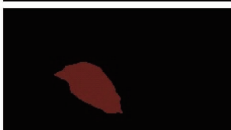
实例分割算法可以准确地从复杂环境中提取出白羽肉鸡个体,获取其像素投影面积等信息。但白羽肉鸡鸡头活动频繁,易造成形变,鸡尾分为垂尾和翘尾两种,同样会造成像素投影面积上的误差,为保证结果的稳定性,去除鸡体行动时形变造成的偏差,体长、体宽数据可整合为鸡体面积 (无鸡头、鸡尾)。

以图像范围内最大连通域为目标进行细化,其质心坐标计算公式为

$$\left\{ \begin{aligned} x &= \frac{\sum_{i=1}^n m_i x_i}{\sum_{i=1}^n m_i} \\ y &= \frac{\sum_{i=1}^n m_i y_i}{\sum_{i=1}^n m_i} \end{aligned} \right. \quad (1)$$

表 1 实例分割算法效果对比

Tab. 1 Comparison of instance segmentation algorithm effect

模型	图像 编号	原图	结果图	掩膜提取	ROI二值化
Mask R-CNN	29				
	36				
	18				
YOLACT	29				
	36				
	18				

式中 (x,y) ——质心坐标
 (x_i,y_i) ——点 i 坐标
 m_i ——点 i 质量
 n ——区域内点的数量
目标内视作均匀分布,即每点质量相同,故式(1)可简化为

$$\left\{\begin{aligned}x &= \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n(1+n)/2} \\ y &= \frac{\sum_{i=1}^n y_i}{n(1+n)/2}\end{aligned}\right. \tag{2}$$

由式(2)计算得到鸡体质心,并求得鸡体边缘到质心的最短距离 d 。椭圆拟合中,为去除白羽肉鸡头尾的影响,使用以质心为圆心、 $d\rho$ 为半径的圆盘掩膜覆盖鸡身部分,掩膜中数据维持不变,掩膜外置零,其中 ρ 为可控系数,本文设置为 1.5。

掩膜内的鸡体边缘点为所需的身体部分的边缘点,即椭圆拟合所需的测量点。构造圆锥曲线方程为

$$x_i^2 + p_1x_iy_i + p_2y_i^2 + p_3x_i + p_4y_i + p_5 = 0 \tag{3}$$

式中 $p_1、p_2、p_3、p_4、p_5$ ——拟合系数

根据最小二乘原理^[29],构造椭圆拟合的目标函数为

$$F(p) = \sum_{i=1}^N (x_i^2 + p_1x_iy_i + p_2y_i^2 + p_3x_i + p_4y_i + p_5)^2 \tag{4}$$

式中 N ——测量点个数 $F(p)$ ——目标函数
目标函数最优情况为 $F(p) = 0$,即 $F(p)$ 越小越好。因此,需使

$$\frac{\partial F}{\partial p_1} = \frac{\partial F}{\partial p_2} = \frac{\partial F}{\partial p_3} = \frac{\partial F}{\partial p_4} = \frac{\partial F}{\partial p_5} = 0 \tag{5}$$

由此可得方程

$$\begin{bmatrix} \sum x_i^2y_i^2 & \sum x_iy_i^3 & \sum x_i^2y_i & \sum x_iy_i^2 & \sum x_iy_i \\ \sum x_iy_i^3 & \sum y_i^4 & \sum x_iy_i^2 & \sum y_i^3 & \sum y_i^2 \\ \sum x_i^2y_i & \sum x_iy_i^2 & \sum x_i^2 & \sum x_iy_i & \sum x_i \\ \sum x_iy_i^2 & \sum y_i^3 & \sum x_iy_i & \sum y_i^2 & \sum y_i \\ \sum x_iy_i & \sum y_i^2 & \sum x_i & \sum y_i & N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_1 \\ p_2 \\ p_3 \\ p_4 \\ p_5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum x_i^3y_i \\ \sum x_i^2y_i^2 \\ \sum x_i^3 \\ \sum x_i^2y_i \\ \sum x_i^2 \end{bmatrix} \tag{6}$$

求解可得拟合系数矩阵并计算出拟合椭圆的长、短轴长与面积为

$$a = \frac{\sqrt{2(p_1p_3p_4 - p_2p_3^2 - p_4^2 + 4p_2p_5 - p_1^2p_5)}}{\sqrt{(p_1^2 - 4p_2)[p_2 + 1 - \sqrt{p_1^2 + (1 - p_2)^2}]}} \quad (7)$$

$$b = \frac{\sqrt{2(p_1p_3p_4 - p_2p_3^2 - p_4^2 + 4p_2p_5 - p_1^2p_5)}}{\sqrt{(p_1^2 - 4p_2)[p_2 + 1 + \sqrt{p_1^2 + (1 - p_2)^2}]}} \quad (8)$$

$$S = \pi ab \quad (9)$$

式中 a ——椭圆长半轴长
 b ——椭圆短半轴长 S ——椭圆面积

通过最小二乘法拟合出的椭圆可以根据鸡体情况自适应变化,面积近似于鸡体面积,结果如图 4 所示,其中左图为白羽肉鸡背部投影二值化结果,右图为身体部分的椭圆拟合结果,编号为 6 的白羽肉鸡在不同头部动作下存在像素投影面积上的差异,椭圆拟合可以较好地消除这种差异,仅保留参考价值较大的鸡体背部像素投影面积。表 2 为白羽肉鸡在不同姿态下的背部像素投影面积标准差与椭圆拟合面积标准差,由表 2 可见在椭圆拟合后不同姿态的

背部像素投影面积离散程度较小,该处理在一定程度上提高了面积特征提取的稳定性。

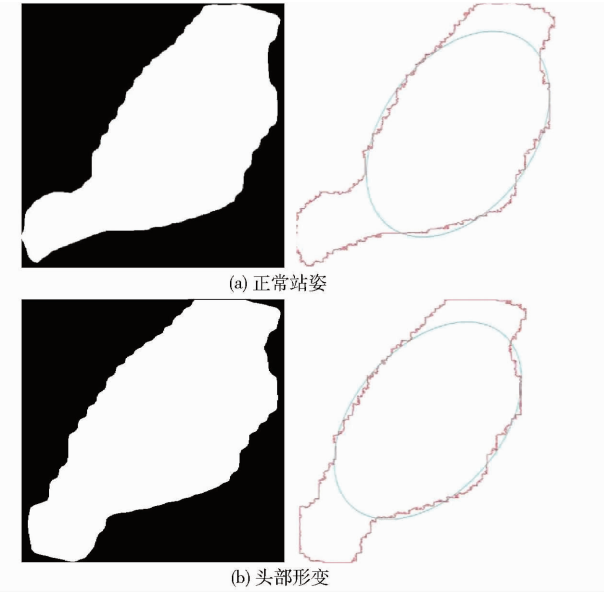


图 4 椭圆拟合结果

Fig. 4 Results of ellipse fitting

表 2 背部像素投影面积与椭圆拟合面积标准差

Tab. 2 Standard deviation of back pixel area and ellipse fitting area

周龄/ 周	编号	伸头		扭头		歪头		理想姿态		部分遮挡		平均值		像素
		原始面积	椭圆拟合	原始面积	椭圆拟合	原始面积	椭圆拟合	原始面积	椭圆拟合	原始面积	椭圆拟合	原始面积	椭圆拟合	
28	8	32 289	13 409	11 316	1 586	9 286	8 735	10 782	2 143	33 710	9 102	71 584	36 767	
	9	61 381	23 309	69 730	14 836	60 916	28 721	76 064	24 654	38 899	21 518	81 837	33 601	
	15	18 605	1 966	20 054	7 747	17 103	7 842	22 514	10 885	17 218	10 735	34 176	17 714	
	17	8 465	2 651	21 435	3 646	17 207	7 473	16 462	5 668	4 917	2 178	21 591	7 486	
	18	17 488	11 248	20 240	18 473	20 245	15 314	28 247	15 142	62 699	8 341	36 127	18 584	
	19	24 105	9 699	8 231	2 813	10 648	12 021	27 646	11 627	39 996	20 761	54 041	29 034	
	20	75 378	20 953	29 710	13 993	18 482	5 876	27 250	12 883	63 003	24 015	70 687	28 016	
	21	25 721	18 165	11 141	6 232	30 553	17 371	33 667	12 483	33 927	20 944	57 031	24 237	
48	35	23 228	15 915	45 938	25 413	68 228	18 201	40 677	21 338	15 144	9 086	41 475	21 153	
	37	3 147	3 298	14 249	4 733	31 659	17 456	30 431	12 821	12 402	6 590	44 659	16 456	
	38	34 826	19 024	23 822	9 951	17 732	8 216	48 416	21 139	20 313	9 559	35 907	17 304	
	44	5 714	4 046	7 504	7 583	9 823	1 080	11 219	9 848	9 557	3 582	14 353	10 996	

表 3 白羽肉鸡测量数据

Tab. 3 Measurement data of breeding white

feather broilers

鸡只编号	体长/cm	体宽/cm	体高/cm	体质量/g
1	28	14	15	2 488
2	30	17	16	3 166
3	31	18	18	3 746
4	28	17	18	3 138
5	32	16	16	3 422
6	31	16	19	3 506
7	32	16	17	3 370
8	31	16	18	3 250
9	32	17	20	3 528
10	33	17	18	3 612
11	32	17	17	3 478
12	32	16	15	3 300
13	32	16	17	3 336
14	30	14	16	3 126
15	31	16	16	3 136

3 鸡体质量估测模型

3.1 鸡体尺、体质量数据关联性分析

试验采集的数据包括俯拍图像数据和手工测量体尺、体质量数据两部分,其中手工测量数据包括体长、体宽、体高。表 3 是部分试验的统计数据,表 4 是使用 SPSS 进行双变量相关性分析的结果。

由表 4 可见,体质量与体长、体宽呈显著相关,体高与体宽呈显著相关。因此,估测体质量所需的特征主要为体长与体宽,两者可共同组成白羽肉鸡背部投影面积特征。试验中按同一高度进行拍摄,故图像中的像素面积与实际面积均符合同一比例尺,白羽肉鸡背部投影面积特征可由其鸡背部像素

表 4 双变量相关性分析结果

Tab.4 Results of bivariate correlation analysis

测量数据	体长	体宽	体高	体质量
体长	1	0.14	-0.078	0.529 **
体宽	0.14	1	0.405 **	0.457 **
体高	-0.078	0.405 **	1	0.202
体质量	0.529 **	0.457 **	0.202	1

注：**表示在 0.01 水平上显著相关。

投影面积特征替代,该特征由俯拍图像直接呈现,方便提取。

3.2 最小二乘线性回归模型

通过椭圆拟合,可以得出同一高度下的白羽肉鸡背部投影像素拟合面积,计算得出的部分抽样数据如表 5 所示。

表 5 肉鸡背部投影像素拟合面积与真实体质量对应统计

Tab.5 Statistics of fitting area and real weight

鸡只编号	拟合面积/像素	真实体质量/g
6	201 033.084 9	3 506
7	149 274.244 5	3 370
8	133 306.134 1	3 250
9	210 099.557 9	3 528
10	276 448.358 2	3 612
13	145 687.609 8	3 336
14	108 679.841 7	3 126
18	242 451.879 7	3 668
19	225 490.426 4	3 614
20	191 211.082 1	3 494

可见肉鸡背部投影像素拟合面积与体质量呈正比关系,利用最小二乘法进行线性回归,目标函数为

$$f(p) = \min \sum_{i=1}^N [y_i - (q_1x_i + q_2)]^2 \tag{10}$$

式中 $q_1、q_2$ ——线性回归方程系数

$f(p)$ ——目标函数

目标函数要求越小越好。同椭圆拟合方法,令

$$\frac{\partial f}{\partial q_1} = \frac{\partial f}{\partial q_2} = 0 \tag{11}$$

即求解

$$\begin{bmatrix} \sum x_i^2 & \sum x_i \\ \sum x_i & N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} q_1 \\ q_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum x_i y_i \\ \sum y_i \end{bmatrix} \tag{12}$$

从而得出鸡体面积与体质量间的线性回归模型。

4 试验结果与分析

4.1 试验样本设置

试验对象为 28 周龄与 48 周龄的白羽肉种公鸡,并进行编号。随机选取 20 只白羽肉鸡的拍摄图像作为训练集进行实例分割与线性回归模型构建,并将剩余鸡只的不同姿态的拍摄图像作为测试集来

验证模型效果,为保证结果的可靠性,每只白羽肉鸡的拍摄样本数量均为随机决定。

4.2 椭圆拟合效果对比

进行体质量估测前需先对实例分割得到的白羽肉鸡个体投影掩膜进行预处理。白羽肉鸡体质量与其体尺相关,且考虑到白羽肉鸡头部活动较多、尾羽姿态不同等情况会对投影面积造成影响,本试验使用结合自适应掩膜的椭圆拟合来去除头尾影响,得到受姿态干扰较小的白羽肉鸡背部投影像素拟合面积。

图 5 为提取特征椭圆拟合前后的体质量估测效果对比图,在椭圆拟合后,体质量估测的精度提高较明显,整体稳定性也有了一定提高。

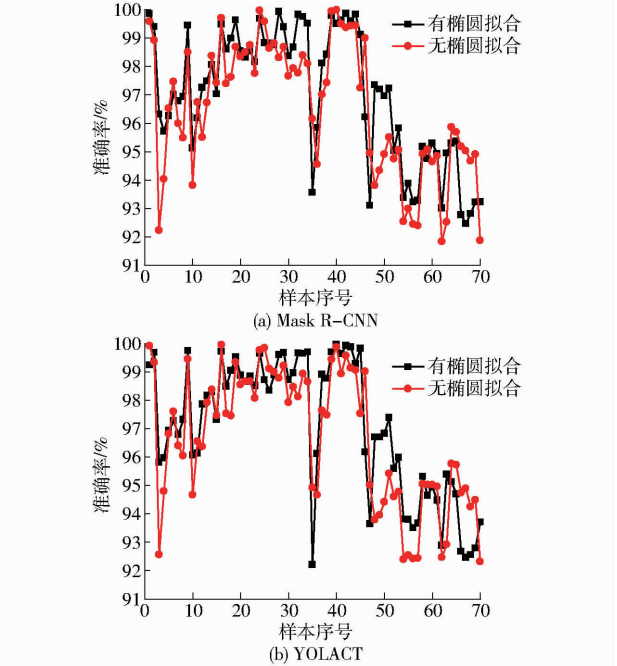


图 5 椭圆拟合前后体质量估测效果对比

Fig.5 Comparison of ellipse fitting result and non-ellipse fitting result with Mask R-CNN and YOLACT

椭圆拟合用于去除头尾部分的影响,对于同一编号不同姿势的白羽肉鸡起到了一定的稳定作用。该方法除了通过略去鸡头鸡尾来减少姿势不同的干扰外,也在一定程度上减少了特征提取时的精度要求,提高模型估测速度,适用于无人工干预的现实养殖环境。

4.3 单只鸡体质量估测结果与分析

4.3.1 试验结果统计分析

试验以 28 周龄与 48 周龄的白羽肉鸡为研究对象,对不同编号的样本在不同姿态、遮挡情况下的体质量估测结果进行对比与分析。其中,姿态与遮挡情况通过手工分类,如图 6 所示,列出了理想姿态、伸头、歪头、部分遮挡 4 种情况,部分遮挡的白羽肉鸡的被遮挡面积小于自身面积的 1/3。表 6、7 为部

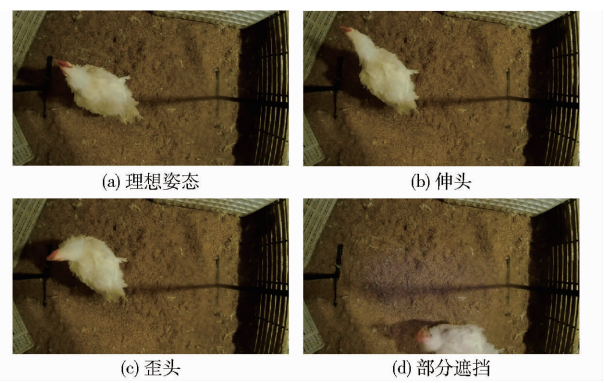


图 6 白羽肉鸡不同姿态

Fig. 6 Different postures of breeding white feather broiler

分对比结果。

在不同姿态与部分遮挡的情况下,本文方法均能较为精准地进行体质量估测,YOLACT 进行特征提取的体质量估测平均准确率均在 91% 以上,Mask R – CNN 存在部分 90% 以下情况。在理想姿态下,大多数编号的白羽肉鸡体质量测量的平均准确率在 95% 以上,而在伸头、歪头等头部形变的情况下,以及部分遮挡的情况下,椭圆拟合提高了本文方法的鲁棒性,平均准确率依然在 90% 以上。综合评价中,Mask R – CNN 进行特征提取的体质量估测平均准确率为 97. 23% ,YOLACT 进行特征提取的体质量

表 6 YOLACT 部分试验体质量估测准确率
Tab. 6 Partial experimental results of weight estimation for YOLACT %

周龄/ 周	编号	理想姿态			伸头			歪头			部分遮挡		
		最小值	最大值	平均值	最小值	最大值	平均值	最小值	最大值	平均值	最小值	最大值	平均值
28	8	94. 75	96. 92	95. 34	91. 02	98. 05	92. 94	92. 85	94. 88	94. 12	93. 74	99. 49	97. 96
	12	93. 99	99. 36	97. 02	92. 10	96. 83	95. 17	98. 30	99. 91	99. 10	92. 12	99. 78	97. 17
	13	92. 07	98. 25	94. 55	93. 99	97. 12	94. 83	92. 37	98. 17	94. 82	93. 37	98. 75	95. 86
	14	90. 39	92. 90	91. 71	90. 15	94. 54	92. 34	90. 16	95. 19	92. 14	90. 40	99. 89	94. 18
	24	92. 71	97. 33	95. 03	91. 69	91. 69	91. 69	92. 74	99. 17	95. 16	90. 06	92. 35	91. 01
	28	94. 77	99. 75	97. 93	96. 81	96. 81	96. 81	96. 13	99. 99	97. 95	94. 29	97. 61	96. 97
	29	91. 08	99. 93	95. 02	93. 01	99. 99	96. 89	94. 07	99. 70	98. 42	92. 67	98. 72	95. 30
48	1	90. 40	99. 80	93. 58	91. 05	96. 65	94. 39	91. 23	98. 89	94. 81	90. 02	94. 12	91. 28
	2	95. 59	99. 96	98. 19	99. 41	99. 97	99. 78	97. 22	99. 52	98. 34	95. 97	99. 93	98. 86
	7	92. 59	99. 64	96. 92	90. 67	97. 70	95. 01	90. 66	97. 90	94. 25	91. 15	99. 67	95. 57
	8	94. 11	98. 83	95. 66	98. 20	99. 48	98. 74	94. 37	99. 46	96. 28	92. 12	98. 20	94. 52
	9	92. 41	99. 60	94. 37	91. 43	99. 17	93. 30	91. 29	99. 42	94. 05	92. 49	96. 37	93. 86

表 7 Mask R – CNN 部分试验体质量估测准确率
Tab. 7 Partial experimental results of weight estimation for Mask R – CNN %

周龄/ 周	编号	理想姿态			伸头			歪头			部分遮挡		
		最小值	最大值	平均值	最小值	最大值	平均值	最小值	最大值	平均值	最小值	最大值	平均值
28	8	95. 20	97. 74	95. 92	90. 56	99. 66	93. 69	92. 53	94. 94	93. 95	96. 30	99. 85	98. 51
	12	93. 81	99. 77	96. 58	93. 05	98. 80	95. 41	85. 64	85. 64	85. 64	90. 80	99. 83	96. 39
	13	91. 20	99. 34	94. 83	93. 11	96. 94	94. 82	90. 19	98. 56	94. 91	93. 30	99. 86	95. 81
	14	91. 93	94. 19	92. 80	93. 90	93. 90	93. 90	90. 89	94. 68	92. 74	90. 78	97. 25	94. 35
	24	93. 30	98. 01	95. 59	91. 93	91. 93	91. 93	93. 11	99. 45	95. 52	90. 64	93. 25	91. 61
	28	94. 10	99. 93	97. 62	96. 24	96. 24	96. 24	94. 27	99. 10	97. 15	94. 28	97. 26	96. 06
	29	92. 48	99. 60	95. 23	93. 34	99. 87	96. 73	93. 37	99. 87	98. 66	91. 72	98. 95	94. 74
48	1	90. 06	98. 43	92. 69	95. 41	96. 00	95. 70	90. 20	96. 10	92. 83	90. 03	96. 24	91. 61
	2	93. 00	99. 95	97. 25	90. 59	99. 53	97. 88	93. 05	99. 80	96. 90	95. 11	99. 66	98. 41
	7	91. 81	99. 94	95. 80	93. 41	97. 88	95. 19	90. 63	97. 77	95. 12	91. 25	98. 53	95. 61
	8	93. 36	99. 97	95. 49	98. 89	99. 98	99. 47	93. 88	99. 39	96. 51	91. 98	97. 96	94. 79
	9	91. 67	98. 63	94. 23	90. 86	98. 22	93. 03	90. 79	99. 67	94. 02	91. 59	96. 01	93. 64

量估测平均准确率为 97. 49%。28 周龄以上白羽肉鸡成长较为平稳,从统计数据可见,针对成熟后的白羽肉鸡本文方法均可取得较好效果,体现本文方法的良好适用性。

在体质量估测环节,单幅图像的最大处理时间

在 0. 5 s 左右,YOLACT 的特征提取用时平均 0. 4 s 左右,Mask R – CNN 稍慢,两者全过程运行均在 1 s 左右,能够快速准确地识别白羽肉鸡并进行体质量估测,满足实际应用中的实时性要求。

图 7 为以两种实例分割获取的投影为特征进行

体质量估测的结果,由图可见,模型的效果较为稳定,表明白羽肉鸡背部像素投影面积与体质量进行关联是可行的,相较而言,YOLACT 能够获取较为准确的目标掩膜,为椭圆拟合提供更好的观测点,故在体质量估测部分的准确率也比较精准,稳定性也更好。

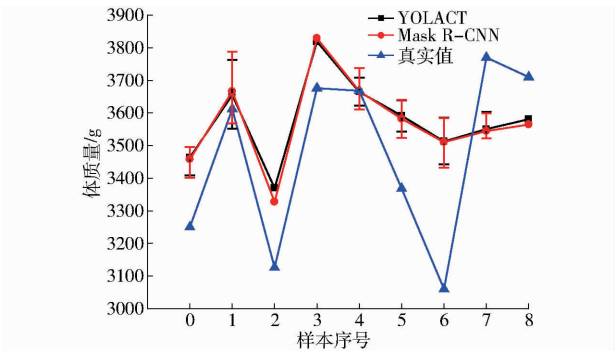


图 7 不同模型的体质量估测结果

Fig. 7 Weight estimation results of different models

4.3.2 不同分割算法对比分析

为对比基于深度学习的实例分割算法的效果,并验证本文模型的有效性,随机抽取部分样本进行测试,与类实例分割方法进行对比。

此处使用的对比类实例分割方法为一种结合 YOLO v3 定位与 Otsu 算法、形态学优化等图像处理技术的目标分割算法,通过 YOLO v3 进行白羽肉鸡定位,获取感兴趣区域后进行局部自适应二值化处理,并结合形态学优化操作和滤波去除残留的环境噪声,以实现近似于 AMRAEI 等^[24]提出的类实例分割算法的处理效果。

利用 3 种算法进行白羽肉鸡个体分割,相较结合目标定位与 Otsu 算法的类实例分割方法,基于深度学习的实例分割能够更好地从复杂环境中分割出白羽肉鸡个体,且保留边缘细节。在特征提取后进行体质量估测的对比结果如图 8 所示,可见在大部分情况中,Mask R - CNN 与 YOLACT 提取的特征都能更好地应用于体质量估测中,体现了基于深度学

习的实例分割算法在投影特征获取上的优越性。

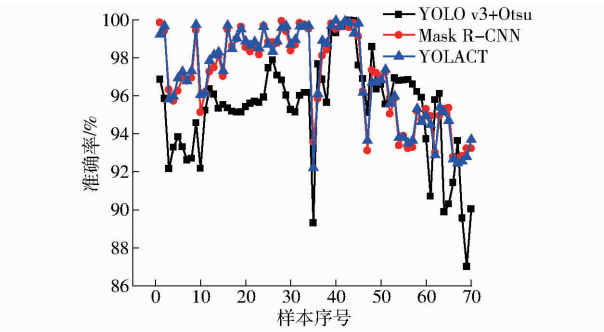


图 8 3 种算法分割后的效果对比

Fig. 8 Comparison of different methods to estimate weight

根据不同编号白羽肉鸡的体质量估测数据可知,应用 Mask R - CNN 进行特征提取的体质量估测最低准确率为编号 8 (92.46%),最高准确率为编号 12 (99.94%),最低平均准确率为编号 14 (93.56%),最高平均准确率为编号 19 (99.32%)。应用 YOLACT 进行特征提取的体质量估测最低准确率为编号 14 (92.21%),最高准确率为编号 19 (99.96%),最低平均准确率为编号 14 (92.21%),最高平均准确率为编号 19 (99.54%),本文方法在不同编号的白羽肉鸡的体质量估测中均体现出良好的估测性能。

而在类实例分割算法进行特征提取的体质量估测中,最低准确率为编号 8 (87%),最高准确率为编号 19 (99.97%),最低平均准确率为编号 14 (89.3%),最高平均准确率为编号 19 (98.69%)。这些数据一方面表明了类实例分割算法的不稳定性,与基于深度学习的实例分割方法相比可能造成较大误差,另一方面也体现了种鸡背部像素投影面积与体质量之间的强关联性,以及本文方法对体质量估测的稳定性。

4.4 群鸡体质量估测结果与分析

图 9 中场景 1 为每平方米 3 只白羽肉鸡的模拟环境,场景 2 为每平方米 2 只白羽肉鸡的模拟环境,2 个场景均模拟现实养鸡场养殖密度,图 9a、9b 中 3

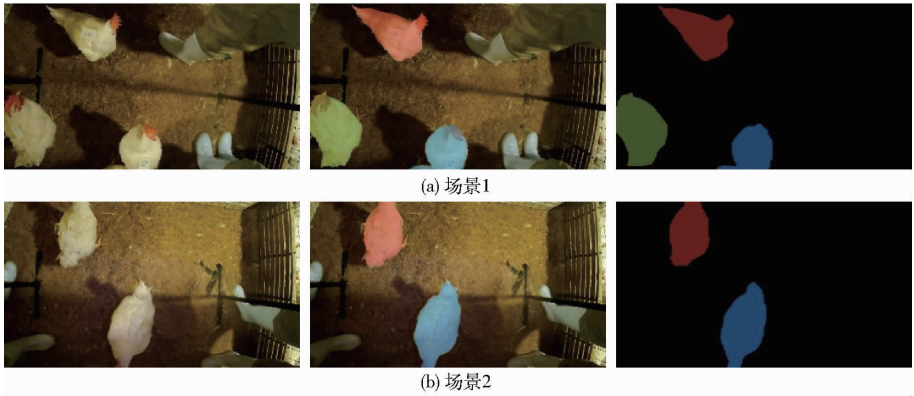


图 9 群鸡实例分割结果

Fig. 9 Instance segmentation results for group broilers

幅图从左到右依次是实物图、实例分割结果、掩膜提取效果。试验以 YOLACT 进行特征提取与白羽肉鸡 ROI 获取,通过 ROI 对肉鸡个体进行分割,从而获取单鸡目标。再根据单只鸡体质量估测方法进行各只鸡的体质量估计,从而实现多鸡体质量估测。

图 9 是 YOLACT 进行实例分割的结果,可见该算法可以正确识别图像中的白羽肉鸡并进行掩膜覆盖。图 10 为 ROI 提取结果,通过 YOLACT 的定位提取出各只白羽肉鸡所在的 ROI,从而分割出各只白羽肉鸡的投影。

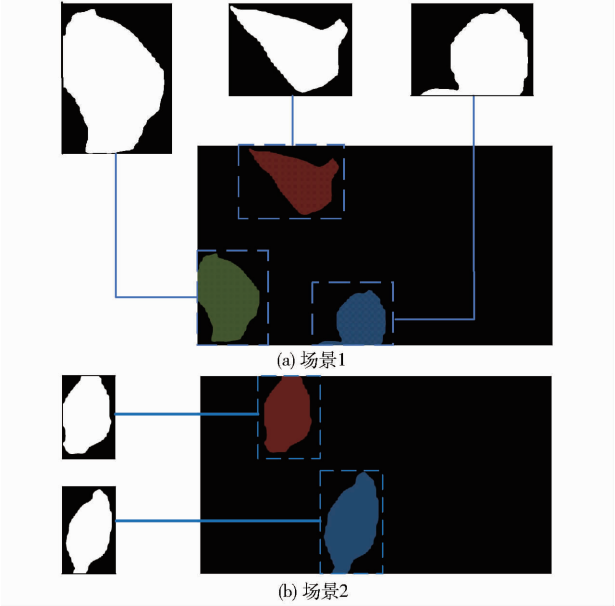


图 10 群鸡 ROI 分割与提取

Fig. 10 ROI segmentation and extraction for group broilers

表 8 为两种场景的体质量估测结果,场景 1 内编号为 2、3、4 的白羽肉鸡的体质量估测准确率分别为 94.74%、90.50%、94.03%;场景 2 内编号为 1、2 的白羽肉鸡体质量估测准确率分别为 95.46%、

90.63%,相较单只鸡体质量估测准确率略有下降。由统计结果可见,在群鸡非粘连环境中,体质量估测精度仍保持较好,具有一定的鲁棒性。

表 8 群鸡场景体质量估测结果

Tab. 8 Weight estimation results for group broilers				
场景	鸡只编号	真实体质量/g	估测体质量/g	准确率/%
1	2	3 166	3 332.48	94.74
	3	3 746	3 389.99	90.50
	4	3 138	3 325.35	94.03
2	1	3 088	3 228.11	95.46
	2	3 166	3 462.62	90.63

5 结论

(1)提出一种基于实例分割的白羽肉鸡体质量估测方法。采用 Mask R - CNN 与 YOLACT 两种基于深度学习的实例分割方法进行白羽肉鸡目标定位与掩膜,在复杂环境中完整地剥离出肉鸡个体。为减小头尾形变造成的影响,使用自适应掩膜与基于最小二乘原则的椭圆拟合对白羽肉鸡身体部分的像素面积进行提取,再通过最小二乘法对鸡体像素面积与真实体质量进行线性回归建模,最后通过单只鸡、群鸡两种体质量估测试验对本文方法的有效性进行验证。

(2)在单只鸡试验中以 Mask R - CNN 进行特征提取的体质量估测平均准确率为 97.23%,以 YOLACT 进行特征提取的体质量估测平均准确率为 97.49%,群鸡场景中体质量估测最低准确率为 90.50%。

(3)在理想姿态、伸头、歪头以及部分遮挡情况下,采用本文方法对 28 周龄和 48 周龄两种白羽肉鸡均能进行较为准确的体质量估测。

参 考 文 献

[1] 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/OL].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/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016,47(5):231-244. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20160532&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.05.032. (in Chinese)

[2] 沈明霞,刘龙申,闫丽,等.畜禽养殖个体信息监测技术研究进展[J/OL].农业机械学报,2014,45(10):245-251.
SHEN Mingxia, LIU Longshen, YAN Li, et al. Review of monitoring technology for animal individual in animal husbandry [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014,45(10):245-251. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20141038&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2014.10.038. (in Chinese)

[3] 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/OL].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/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019,50(1):58-65. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=20190106&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2019.01.006. (in Chinese)

[4] 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/OL].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/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019,50(Suppl.):267-

275. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2019s042&journal_id=jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298.2019.S0.042. (in Chinese)
- [5] BRANDL N, JØRGENSEN E. Determination of live weight of pigs from dimensions measured using image analysis[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 1996,15(1): 57–72.
- [6] WANG Y, YANG W, WALKER T L, et al. Enhancing the accuracy of area extraction in machine vision-based pig weighing through edge detection[J]. *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, 2008,1(1):37–42.
- [7] WANG Y, YANG W, WINTER P, et al. Walk-through weighing of pigs using machine vision and an artificial neural network[J]. *Biosystems Engineering*, 2008,100(1):117–125.
- [8] 李卓, 毛涛涛, 刘同海, 等. 基于机器视觉的猪体质量估测模型比较与优化[J]. *农业工程学报*, 2015,31(2):155–161. LI Zhuo, MAO Taotao, LIU Tonghai, et al. Comparison and optimization of pig mass estimation models based on machine vision[J]. *Transactions of the CSAE*, 2015,31(2):155–161. (in Chinese)
- [9] SHI C, TENG G, LI Z. An approach of pig weight estimation using binocular stereo system based on LabVIEW[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2016,129:37–43.
- [10] KYUNGKOO J, JUNG S K, WOOK H J. Estimating pig weights from images without constraint on posture and illumination[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018,153:169–176.
- [11] 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.
- [12] 李卓. 基于立体视觉技术的生猪体重估测研究[D]. 北京: 中国农业大学, 2016. LI Zhuo. Research of pig weight estimation based on stereo vision[D]. Beijing: China Agricultural University, 2016. (in Chinese)
- [13] 张立倩. 基于模糊逼近计算视觉算法的奶牛体重测量[J]. *科技通报*, 2013,29(11):149–152. ZHANG Liqian. The cows weight calculation based on non-measurement machine vision[J]. *Bulletin of Science and Technology*, 2013,29(11):149–152. (in Chinese)
- [14] 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)
- [15] 初梦苑, 刘刚, 司永胜, 等. 基于三维重建的奶牛体重预估方法[J/OL]. *农业机械学报*, 2020,51(增刊1):378–384. CHU Mengyuan, LIU Gang, SI Yongsheng, et al. Predicting method of dairy cow weight based on three-dimensional reconstruction[J/OL]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020,51(Supp.1):378–384. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx?flag=1&file_no=2020s145&journal_id=jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.S1.045. (in Chinese)
- [16] 朱让东, 张太红, 郭斌. 基于RBF神经网络的伊犁马体重估测模型[J]. *计算机技术与发展*, 2020,30(3):198–203. ZHU Rangdong, ZHANG Taihong, GUO Bin. Weight estimation model of Yili horse based on radial basis function (RBF) neural network[J]. *Computer Technology and Development*, 2020,30(3):198–203. (in Chinese)
- [17] 郝雪萍. 基于图像处理的杜泊羊体重估算模型研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2015. HAO Xueping. Research on Dorper Sheep weight estimation model based on image processing[D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2015. (in Chinese)
- [18] 廖娟, 王钢, 喻世刚, 等. 黄杂鸡体重和体尺性状的测定与相关分析[J]. *四川畜牧兽医*, 2018,45(2):29–30. LIAO Juan, WANG Gang, YU Shigang, et al. Measurement and correlation analysis of weight and body size in Yellow Miscellaneous Chicken[J]. *Sichuan Animal & Veterinary Sciences*, 2018,45(2):29–30. (in Chinese)
- [19] 吴锦波, 何世明, 杜华锐, 等. 阿坝州藏鸡体重和体尺性状的相关与回归分析[J]. *四川畜牧兽医*, 2017,44(7):21–24. WU Jinbo, HE Shiming, DU Huarui, et al. Correlation and regression analysis of body weight and body size traits of Aba Tibetan Chicken[J]. *Sichuan Animal & Veterinary Sciences*, 2017,44(7):21–24. (in Chinese)
- [20] 李尚民, 王克华, 曲亮, 等. 徐海鸡体重与体尺性状指标的主成分分析[J]. *家畜生态学报*, 2016,37(12):66–69. LI Shangmin, WANG Kehua, QU Liang, et al. Principal component analysis of body weight and body measurement traits for Xuhai Chicken[J]. *Acta Ecologiae Animalis Domastici*, 2016,37(12):66–69. (in Chinese)
- [21] 刘小辉, 李祥龙, 逯春香, 等. 基坝上长尾鸡体重体尺性状相关及回归分析[J]. *甘肃畜牧兽医*, 2015,45(2):42–45. LIU Xiaohui, LI Xianglong, LU Chunxiang, et al. The correlative and regressive analysis on body weight and size of Bashang Long-tail Chickens[J]. *Gansu Animal Husbandry and Veterinary*, 2015,45(2):42–45. (in Chinese)
- [22] DE W L, VRANKEN E, CHEDAD A, et al. Computer-assisted image analysis to quantify daily growth rates of broiler chickens[J]. *British Poultry Science*, 2003,44(4):524–532.
- [23] MOLLAH R B, HASAN A, SALAM A, et al. Digital image analysis to estimate the live weight of broiler[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2010,72(1):48–52.
- [24] AMRAEI S, MEHDIZADEH A S, SALARI S. Broiler weight estimation based on machine vision and artificial neural network[J]. *British Poultry Science*, 2017,58(2):200–205.
- [25] MORTENSEN K A, LISOUSKI P, AHRENDT P. Weight prediction of broiler chickens using 3D computer vision[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2016,123:319–326.
- [26] HE K, GKIOXARI G, DOLLAR P, et al. Mask R-CNN[C]//IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), Italy, 2017.
- [27] BOLYA D, ZHOU C, XIAO F, et al. YOLACT[C]//Real-time Instance Segmentation: IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), South Korea, 2019.
- [28] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement[EB/OL]. [2018–04–08]. <https://arxiv.org/pdf/1804.02767.pdf>.
- [29] 贾小勇, 徐传胜, 白欣. 最小二乘法的创立及其思想方法[J]. *西北大学学报(自然科学版)*, 2006,36(3):507–511. JIA Xiaoyong, XU Chuansheng, BAI Xin. The invention and way of thinking on least squares[J]. *Journal of Northwest University (Natural Science Edition)*, 2006,36(3):507–511. (in Chinese)