



中国农机化学报
Journal of Chinese Agricultural Mechanization
ISSN 2095-5553, CN 32-1837/S

《中国农机化学报》网络首发论文

题目：基于实例分割和机器学习的育肥猪群体体重估测方法研究
作者：罗世林，何秀文，欧阳梦，俞正阳，梁亚茹，杨小玲
收稿日期：2024-04-15
网络首发日期：2025-02-27
引用格式：罗世林，何秀文，欧阳梦，俞正阳，梁亚茹，杨小玲. 基于实例分割和机器学习的育肥猪群体体重估测方法研究[J/OL]. 中国农机化学报.
<https://link.cnki.net/urlid/32.1837.S.20250226.1639.002>



网络首发：在编辑部工作流程中，稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定，且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式（包括网络呈现版式）排版后的稿件，可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定；学术研究成果具有创新性、科学性和先进性，符合编辑部对刊文的录用要求，不存在学术不端行为及其他侵权行为；稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准，正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性，录用定稿一经发布，不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容，只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认：纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊（光盘版）》电子杂志社有限公司签约，在《中国学术期刊（网络版）》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版，以单篇或整期出版形式，在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊（网络版）》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物（ISSN 2096-4188，CN 11-6037/Z），所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

罗世林, 何秀文, 欧阳梦, 等. 基于实例分割和机器学习的育肥猪群体体重估测方法研究[J]. 中国农机化学报, 0000, 00(0): 00~00
Luo Shilin, He Xiuwen, Ouyang Meng, et al. Research on weight estimation method for fattening pig population based on instance segmentation and machine learning [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 0000, 00(0): 00~00

基于实例分割和机器学习的育肥猪群体 体重估测方法研究*

罗世林¹, 何秀文^{1,2}, 欧阳梦¹, 俞正阳¹, 梁亚茹^{1,2}, 杨小玲^{1,2}

(1. 江西农业大学, 南昌市, 330045; 2. 江西省畜牧设施技术开发工程研究中心, 南昌市, 330045)

摘要: 针对规模化育肥猪生产养殖, 传统的猪只称重方法存在自动化水平低、效率低、费时费力、易造成猪只应激等问题, 提出一种基于实例分割与机器学习相结合的非接触式育肥猪群体体重估测方法。使用 Mask R-CNN 和 Mask2forme 两种不同的实例分割算法获取群猪的掩膜轮廓, 并进行效果对比。Mask R-CNN 和 Mask2forme 的分割精度分别为 93.86% 与 98.98%, 最终选择 Mask2forme 实例分割模型。结合群猪分割掩膜的图像信息, 提取掩膜图像的相关特征参数作为模型的数据输入, 采用不同的算法构建多种体重估测模型相比较。结果表明, 随机森林估测模型的效果最好, 其决定系数 R^2 为 0.94, 平均绝对误差为 7.92 kg, 平均相对误差为 2.58%。基于实例分割与机器学习的非接触式育肥猪群体体重估测研究方法可以较好地预测体重, 为实现群猪自动称重提供技术与理论支持。

关键词: 育肥猪群体; 体重估测; 图像处理; 实例分割; 机器学习; 特征提取

收稿日期: 2024 年 4 月 15 日 修回日期: 2024 年 9 月 2 日

*基金项目: 国家自然科学基金委员会资助项目(62041106)

第一作者: 罗世林, 男, 1999 年生, 江西九江人, 硕士研究生; 研究方向为机器视觉。E-mail: 1345697219@qq.com

通信作者: 何秀文, 男, 1975 年生, 南昌人, 硕士, 副教授; 研究方向为计算机视觉。E-mail: ithxw@163.com

Research on weight estimation method for fattening pig population based on instance segmentation and machine learning

Luo Shilin¹, He Xiuwen^{1,2}, Ouyang Meng¹, Yu Zhengyang¹, Liang Yaru^{1,2}, Yang Xiaoling^{1,2}

(1. Jiangxi Agricultural University, Nanchang, 330045, China; 2. Jiangxi Livestock Facility Technology Development Engineering Research Center, Nanchang, 330045, China)

Abstract: Targeting the large-scale production and breeding of fattening pigs, traditional pig weighing methods have problems such as low automation level, low efficiency, time-consuming and labor-intensive, and easy stress on pigs. A non-contact fattening pig population weight estimation method based on instance segmentation and machine learning is proposed. Two different instance segmentation algorithms, Mask R-CNN and Mask2forme, were used to obtain the mask contours of pigs, and the results were compared. The segmentation accuracy of Mask R-CNN and Mask2-forme were 93.86% and 98.98%, respectively. Finally, the Mask2forme instance segmentation model was selected. Combining the image information of the pig segmentation mask, the relevant feature parameters of the mask image are extracted as the data input for the model. Different algorithms are used to construct multiple weight estimation models for comparison. The random forest estimation model is found to have the best performance, with a coefficient of determination R^2 of 0.94, an average absolute error of 7.92kg, and an average relative error of 2.58%. The experiment demonstrates that the non-contact weight estimation method for fattening pig populations based on instance segmentation and machine learning can effectively predict body weight, providing technical and theoretical support for achieving automatic weighing of pig populations.

Keywords: fattening pig population; weight estimation; image processing; instance segmentation; machine learning; feature extraction

0 引言

动物体重是关键生长指标之一, 其变化趋势能够反映动物的健康状况^[1]。在规模化群猪养殖生产中, 传统的猪只体重测量方法不仅费时费力, 容易造成应激反应^[2], 还会使猪只的生产机能下降^[3], 影响猪只的正常生长发育情况, 甚至导致发病^[4]。因此, 迫切需要一种非接触式测量育肥猪群体重的估测方法。

随着机器视觉技术的持续进步, 已有研究开始使用机器视觉技术对生猪体重进行探索。例如, 通过分析猪只的体型特征(如长度、宽度和高度)^[5], 获取猪只

图像信息, 结合机器学习算法, 可以较为准确地预测其体重。还有研究开发出一种基于图像步行系统预测生猪体重, 采用人工神经网络技术获取猪只图像特征, 与猪只体重进行相关联, 其预测体重与实际体重的平均相对误差在 3%左右^[6]。此外, 李卓等^[7]利用背部投影面积、实际面积、体高、体长和体宽等特征信息, 建立 13 种体质量估测模型, 其线性模型的效果最好, 决定系数达到了 0.996。

目前主要以中、大型动物为研究对象, 比如使用深度相机采集生猪的背部图像^[8], 结合图像处理方法,

提取其投影面积,设计一种基于图像的称重系统^[9],估测生猪的体重;更有研究人员通过采集猪只的胸围、臀宽、臀高等体尺信息,构建线性回归或神经网络体重估测模型,对猪只的体重进行预测,其预测效果显著^[10];杨艳等^[11]利用计算机视觉技术,提取种猪投影面积,建立体重回归预测模型,其相关系数达到了 0.94;王志文^[12]提出了一种基于语义分割和双目视觉相结合的非接触式牦牛体重估测方法,模型平均误差为 10.78%;张建龙等^[13]利用深度卷积网络构建 4 种育肥猪体重估测模型,经对比得出DenseNet201 模型体重估测效果最好,其相关系数为 0.993 9;郭蓓佳等^[14]采用图像处理技术提取蛋鸡特征,通过回归拟合方法建立多种蛋鸡体重估测模型,发现MLP神经网络模型的预测效果最好,其决定系数为 0.96;朱让东等^[15]使用伊犁马的胸围、体高、体长信息作为特征值,基于RBF神经网络建立伊犁马体重估测模型,其决定系数为 0.917;郝雪萍^[16]利用深度学习与人工智能等技术应用于杜泊羊的体重估测中,估算出的 10 只羊的体重的平均误差为 4.10%,其效果比较理想;Mollah等^[17]在理想的试验环境中,选择采用鸡的背部投影面积与其体重建立体重估测线性方程,该方程拟合度为 0.999,效果良好,其估测体重与实际测量体重在 35 天内没有显著差异。

目前,对育肥猪群体体重估测方面的研究已取得一定进展,但现有研究较少,仍存在诸多不足。传统方法操作繁琐且可能使猪只产生应激反应,影响其正常生长和健康状态,难以实现实时监测和大规模应用。尽管一些研究尝试通过机器视觉技术进行非接触测量,但在图像处理和数据分析方面仍存在挑战,如光照、噪声等因素的干扰以及图像分割不完整的问题。基于此,本文进一步研究和优化育肥猪群体体重估测方法,提出一种基于实例分割与机器学习相结合的非接触式育肥猪群体体重估测方法,使用Mask R-CNN和Mask2former两种不同的实例分割算法对群猪图像进行分割并对比,选择性能较优的分割模型提取掩膜图像特征参数数据,建立育肥猪群体体重估测模型,以提高育肥猪群体体重估测的准确性和实用性。

1 材料与方法

1.1 试验材料

试验在江西省某养殖基地 5 号猪舍内进行,从不同的猪栏随机挑选 5 头猪到固定的采集区域,在其内进行群猪图像与体重数据的采集。数据采集时间为 2023 年 10 月 17 日-11 月 17 日。

1.2 试验仪器

试验选用 1080p 海康威视摄像头,型号为DS-IPC-T12HV3-IA/POE,焦距为 4 mm,采集的图像为 1 920

像素×1 080 像素的彩色图像,存储为JPG格式;录像机通过交换机与摄像头相连,将采集的视频数据以mp4 格式保存到录像机中,实际体重数据通过测量精度为 0.1 kg 的电子秤测量得到。

1.3 数据采集

猪舍内环境温度为 25 ℃~28 ℃,照明灯光偏白。该猪舍由 24 个猪栏组成,每个猪栏长为 7 m、宽为 3 m、高为 1.2 m,其中有 4 个空猪栏,剩下的每一个猪栏约有 20 头猪,共约有 400 头育肥猪。

在猪舍内搭建视频数据采集平台,采集区域长为 2.6 m,宽为 2 m;将摄像头固定在采集区域的正上方进行俯拍,摄像头距离地面的距离是 2.7 m,垂直向下。5 头猪为一组数据,一共 600 头猪,在每头猪的背上写下数字标记,方便后续图像与体重值相对应,使用地磅秤测量猪只的实际体重。将 5 头猪赶到摄像头区域内进行视频录制,让其在拍摄区域内自由活动,每组视频采集时间约 10 min,获取站立、行走、吃食等不同行为。

2 图像特征提取

试验采用 Mask R-CNN 和 Mask2former 两种不同的实例分割算法对育肥群猪进行目标检测与实例分割,将预测分割效果进行对比^[18],把掩膜图像转换成为二值化图像,提取其特征参数数据;由于猪只比较活跃,经常来回走动,对图像的影响较大,而育肥猪背部图像形状偏椭圆,因此使用圆形核函数对图像进行形态学处理,以减少体重估测的不利影响^[19]。

2.1 模型设计

2.1.1 Mask R-CNN

Mask R-CNN 是一种实例分割算法,该算法基于 Faster R-CNN 框架进行扩展,增加一个预测实例分割 mask,不仅能够检测图像中的物体,还能为每一个检测到的物体生成精确的像素级掩码,具有较高的分割精度,从而实现对每个实例的分割^[20],其网络框架结构如图 1 所示。Mask R-CNN 网络结构由 3 部分组成,分别是:主干网络(Backbone)、区域建议网络 RPN(Region Proposal Network)、ROI Align 层(RoI Alignment Layer)。

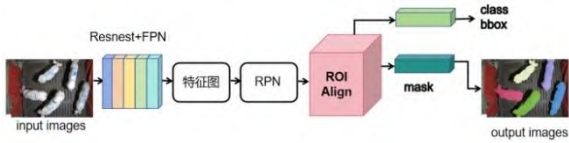


图 1 Mask R-CNN 实例分割网络结构图

Fig. 1 Mask R-CNN instance segmentation network architecture diagram

在 Mask R-CNN 中,Backbone 通常由深度残差网络 ResNet(Residual Network)和特征金字塔网络

FPN(Feature Pyramid Network)构成^[21], ResNet 能够通过其深层结构有效地提取图像的复杂特征;特征金字塔网络(FPN),能够解决目标检测中的多尺度问题^[22],在提升准确率的同时保证了网络的计算量和速度不受影响。区域建议网络(RPN)是一个全卷积网络,用于提出可能包含物体的区域建议框,这些区域建议框将被后续的网络部分用于分类和边界框回归。ROIAlign 层取代 Faster R-CNN 中的 ROI Pooling 层,能够更准确地捕捉 RoI 内部的空间信息,从而有助于提高目标检测的准确性。

2.1.2 Mask2forme

Mask2former是一种基于Transformer的神经网络模型,可用于语言建模、机器翻译、文本生成等NLP任务。其原理是将输入序列中的一部分词汇(称为“掩码”)替换成特殊的掩码标记,利用Transformer来预测这些掩码标记所代表的词汇。在模型训练过程中,通过对不同数量和位置的掩码进行预测和评估,可以有效地提高模型的表现能力。Mask2Former的整体架构由三个组件组成:骨干网络(Backbone)、像素解码器和Transformer解码器。其网络框架结构如图2所示。

在整体网络架构中,骨干网(Backbone)作为初始组成部分,其主要职责在于从原始输入图像中提取出低分辨率的特征。像素解码器(Pixel Decoder)的作用是将主干特征提取器的输出逐步进行上采样处理,以此将低分辨率的特征转换为高分辨率的每像素嵌入,这一过程对于重构图像细节和实现精确分割非常关键。Transformer 解码器(Transformer Decoder)进一步对这些图像特征执行操作,以处理针对对象的查询,从而有效地对图像中的不同对象进行识别和分割。

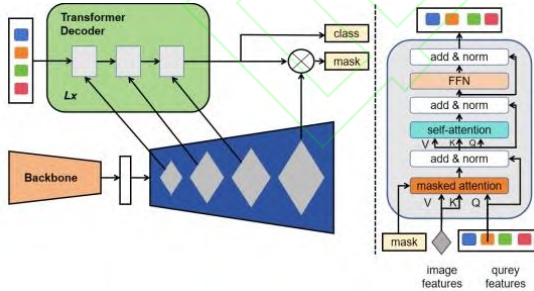


图2 Mask2Former 实例分割网络结构图

Fig. 2 Mask2Former instance segmentation network structure diagram

2.2 数据集制作

试验共采集 120 组视频数据,通过python代码使用OpenCV库读取视频文件的每一帧图像,将读取的图像保存到文件夹。从文件夹中随机选取 3 600 张图像制作COCO数据集,使用开源软件Labelme对图像进行多边形轮廓标注,通过Labelme2coco进行转换,得到该数据集对应的annotations.json文件^[23]。为了提高模型的

准确性和鲁棒性,按照 7:3 的比例将育肥猪图像数据集进行划分,得到训练集 2 520 张,测试集 1 080 张。

2.3 模型参数设置

Mask R-CNN模型以Resnet50+FPN作为骨干网络架构,并在COCO数据集上实施 3 倍的训练迭代。该模型应用多项式学习率调整策略,其中基础学习率设为 0.02,动量值设为 0.9,采用 0.000 1 的权重衰减系数, *batchsize* 设为 32^[24],最大训练轮数设为 200。

Mask2Former采用Resnet50 网络结构,在COCO数据集进行 8 倍训练,共进行 50 个*epoch*,使用LSJ(Large Scale Jitter)数据增强策略,学习率为 0.000 1,权重衰减系数设置为 0.05。

2.4 Mask R-CNN和Mask2forme实例分割模型预测结果

在实例分割模型中,使用平均精确均值*mAP*作为指标评价。从图片数据集中选择 400 张未标注的图片作为测试集对两种实例分割模型进行验证,如图3和图4所示。可以看出,Mask2forme实例分割模型比Mask R-CNN实例分割模型的效果更好。



图3 Mask R-CNN 实例分割效果图

Fig. 3 Mask R-CNN instance segmentation rendering



图4 Mask2form 实例分割效果图

Fig. 4 Mask2form instance segmentation rendering

2.5 特征参数获取

根据图3和图4的分割效果对比,最终选择Mask2forme实例分割模型。由于猪只活动频繁,且其姿态复杂多变,特别是行走时对图像质量会产生显著影响,因此,将猪只轮廓中的凸起部分进行剔除处理,

随后从处理过的图像中提取关键特征参数，这一步骤旨在减少无关因素对体重估计结果的干扰，经多次调试，确定使用圆形核函数的尺寸为 90 像素×90 像素。最终提取出育肥猪的 6 种参数特征，分别是像素面积、总离心率、总长轴长度、总短轴长度、凸船体面积和总轮廓周长。

1) 像素面积为形态学处理的面积：观察育肥猪的二值化图像可以发现图像边缘为不规则的封闭图形，因此可建立二元有界函数。设二元有界函数为 $g(x, y)$ ，其 $h+k$ 阶矩的计算如式(1)所示。

$$M_{hk} = \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M x^h y^k g(x, y) \quad (1)$$

式中： $g(x, y)$ ——一个关于 x 和 y 的函数， x 和 y 分别在区间 $[1, N]$ 和 $[1, M]$ 上取整；

h, k ——任意非负整数。

当 h, k 都为 0 时， M_{hk} 值对应群猪图像的像素面积值为 S ，计算如式(2)所示。

$$S = \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M g(x, y) \quad (2)$$

2) 总离心率：通过椭圆拟合的方法，根据每头猪的轮廓实际情况，对图像进行椭圆拟合，计算每一头猪的离心率，离心率的取值范围为 0~1，将单个椭圆的离心率相加，得到总离心率 E 。具体计算如式(3)、式(4)所示。

$$e_i = \sqrt{1 - \left(\frac{b}{a}\right)^2} \quad (3)$$

$$E = e_1 + e_2 + e_3 + e_4 + e_5$$

(4)

式中： a ——椭圆的长轴长度；

b ——椭圆的短轴长度；

i ——椭圆数， $i=1, 2, 3, 4, 5$ ；

e_i ——第 i 个椭圆的离心率。

3) 总长轴长度、总短轴长度：通过椭圆拟合求得猪只轮廓面积，具体计算如式(5)、式(6)所示。

$$c = \frac{\sum_{i=1}^z c_i}{z(1+z)/2} \quad (5)$$

$$m = \frac{\sum_{i=1}^z y_i}{z(1+z)/2} \quad (6)$$

式中： c, m ——育肥猪质心；

c_i, m_i ——图像中某一像素点坐标；

z ——区域内点的数量。

通过质心求得边缘像素点到质心的最短距离 d ，以 d 为半径构建拟合圆，掩膜内的猪只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。构建圆锥曲线方程为，计算如式(7)所示。

$$x_i^2 + p_1 x_1 y_1 + p_2 y_i^2 + p_3 x_i + p_4 x_i + p_5 = 0 \quad (7)$$

式中： p_1, p_2, p_3, p_4, p_5 ——拟合系数；

x_i, y_i ——变量。

根据最小二乘原理，得到椭圆目标函数，具体如式(8)所示。

$$F(p) = \sum_{i=1}^N x_i^2 + p_1 x_i y_i + p_2 y_i^2 + p_3 x_i + p_4 x_i + p_5 \quad (8)$$

式中： N ——拟合圆的边缘点数量；

$F(p)$ ——目标函数。

通过求导可以得到拟合椭圆的长轴、短轴，计算如式(9)~式(12)所示。

$$a_i = \sqrt{\frac{2(p_1 p_3 p_4 - p_2 p_3^2 - p_4^2 + 4 p_2 p_5 - p_1^2 p_5)}{(p_1^2 - 4 p_2)(p_2 + 1 - \sqrt{p_1^2 + (1 - p_2)^2})}} \quad (9)$$

$$A = a_1 + a_2 + a_3 + a_4 + a_5 \quad (10)$$

$$b_i = \sqrt{\frac{2(p_1 p_3 p_4 - p_2 p_3^2 - p_4^2 + 4 p_2 p_5 - p_1^2 p_5)}{(p_1^2 - 4 p_2)(p_2 + 1 + \sqrt{p_1^2 + (1 - p_2)^2})}} \quad (11)$$

$$B = b_1 + b_2 + b_3 + b_4 + b_5 \quad (12)$$

式中： a_i ——第 i 个椭圆的长轴长；

b_i ——第 i 个椭圆的短轴长；

A ——所有椭圆的长轴长度之和；

B ——所有椭圆的短轴长度之和。

4) 凸船体面积：包含猪图像的最小凸多边形的区域是“凸船体区域”。

5) 总轮廓周长：猪只的轮廓形状偏向于椭圆，因此使用 Canny 函数提取二值化图轮廓边界各点坐标并保存在向量 Q 中，计算相邻两点之间的欧氏距离，得到 d_i ，并将所有的 d_i 相加，得到一个轮廓周长，然后计算出每一个轮廓的周长，将每一个的周长相加，最终得到总周长。具体计算如式(13)、式(14)所示。

$$d_t = \sqrt{(x_{t+1} - x_t)^2 + (y_{t+1} - y_t)^2} \quad (13)$$

$$d_{\text{总}} = d_1 + d_2 + d_3 + d_4 + d_5 \quad (14)$$

式中： d_t ——位移距离；

(x_t, y_t) —— t 时刻的坐标；

(x_{t+1}, y_{t+1}) —— $t+1$ 时刻的坐标；

t ——时间索引， $t=1 \sim q$ ；

q ——时间序列的最大值。

3 育肥猪群体体重估测模型

3.1 建立随机森林育肥猪群体体重估测模型

为确保模型具备出色的动态适应能力、错误容忍度以及强健的稳定性，使用 xgboost 回归算法、AdaBoost 回归算法、LightGBM 算法、随机森林算法、回归树算法、多层感知机对提取的特征参数数据进行训练与测试，由表 3 可知，随机森林模型的性能最好，最终选择随机森林模型作为育肥猪群体体重估测模型。

随机森林(Random Forest)是一种集成学习算法,采用Bagging(Bootstrap Aggregating)方法来提高模型的预测准确性和稳定性。在随机森林中,弱学习器是指单个的回归树(Decision Tree),这些回归树通过特定方式组合起来,形成一个强大的预测模型。从随机森林模型初始数据集中进行随机抽样,创建多个独立的数据集。对于每个数据集,构建一个回归树模型,形成一群多样化的回归树。当进行预测时,这些回归树的结果被平均化以产生最终的预测结果。在育肥猪体重估测的应用中,这种集成方法有助于提高预测的准确性和鲁棒性。图 5 为随机森林模型的具体工作原理。

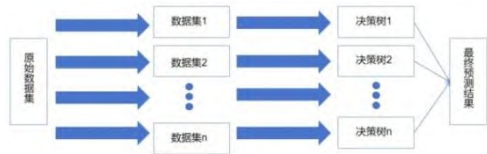


图 5 随机森林工作原理图

Fig. 5 Working principal diagram of random forest

3.2 育肥猪群体体重估测模型评价指标

为了选择效果最优的育肥猪群体体重估测模型,决定使用决定系数 R^2 , 平均绝对误差 MAE 和平均相对误差 MRE 作为体重估测模型的评价指标。具体计算如式(15)~式(17)所示。

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{j=1}^n (r_j - \hat{r}_j)^2}{\sum_{j=1}^n (r_j - \bar{r})^2} \tag{15}$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n |r_j - \hat{r}_j| \tag{16}$$

$$MRE = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (r_j - \hat{r}_j)^2 \tag{17}$$

式中: n ——样本数量;
 r_j ——育肥猪体重实际值;
 $\hat{r}_j$ ——育肥猪体重估测值;
 $\bar{r}$ ——体重的平均实际值。

表 2 部分育肥群猪的特征数据提取结果

Tab. 2 Feature data extraction results of partially fattened pigs

编号	总离心率	总长轴长度/cm	总短轴长度/cm	凸船体面积/cm ²	像素面积/(像素×像素)	周长/cm
1	4.788	3 060.391	862.905	93 670	389 164	6 826.039
2	3.387	2 372.380	1 140.483	284 129	373 274	6 362.520
3	4.775	2 962.390	874.728	90 451	384 114	6 633.412
4	4.766	2 918.467	873.384	90 953	373 082	6 588.569
5	4.765	2 866.210	859.414	85 031	363 706	6 409.294
6	4.734	2 840.338	894.468	91 888	367 881	6 482.851
7	3.333	2 224.879	1065.157	204 195	393 623	6 646.046
8	4.754	2 941.042	908.375	99 886	381 524	6 706.701
9	4.735	2 891.955	915.178	103 482	377 409	6 568.598
10	4.735	2 891.955	915.178	103 482	377 409	6 568.598
11	4.756	2 996.437	909.928	106 098	386 064	6 794.327
12	4.756	2 996.437	909.928	106 098	386 064	6 794.327
13	4.723	2 784.391	885.337	105 484	360 484	6 270.742

4.3 育肥猪群体体重估测模型的对比

4 结果与分析

在PyCharm、Python和Pytorch环境下,准备好 2 400 张图片数据,通过实例分割模型进行预测,将预测得到的掩膜图转换为所需要的二值化图像,对二值化图像进行特征参数提取,把提取到的 6 种特征参数作为体重模型的输入数据。通过两种实例分割算法的比较,发现Mask2forme模型的性能较优;在体重估测模型方面,使用评价指标对模型进行评估。

4.1 Mask R-CNN和Mask2forme性能评估

使用PyCharm、Python和Pytorch搭建mmdetection实例分割模型。在mmdetection中分别配置Mask R-CNN和Mask2forme两种不同的实例分割算法,在两个算法训练结果中,使用平均精度均值 mAP 作为最终性能评价指标, mAP 值越高,说明算法的分割效果越好; mAP 分为 seg_mAP (分割平均精度均值)和 box_mAP (边界框平均精度均值)。性能评价如表 1 所示,Mask2forme的 seg_mAP 和 box_mAP 值均比Mask R-CNN高,最终选择Mask2forme实例分割算法。

表 1 Mask R-CNN和Mask2forme的性能结果

Tab. 1 Performance results of Mask R-CNN and Mask2forme

实例分割模型算法	seg_mAP	box_mAP
Mask R-CNN	0.938 6	0.944 2
Mask2forme	0.989 8	0.986 4

4.2 育肥群猪图像特征参数提取

利用实例分割模型得到育肥群猪分割预测图,使用Opencv提取其 6 个特征参数数据,分别是像素面积、总离心率、总长轴长度、总短轴长度、凸船体面积和总轮廓周长。部分育肥猪的特征数据提取结果如表 2 所示,表 2 中的每一个特征参数都需要作为模型的输入数据,用来估测育肥猪群体体重。

决定系数 R^2 是回归分析中评价模型拟合优度的统

计量。决定系数越高，表示模型预测的结果与实际结果的一致性越好。平均绝对误差MAE是预测值与实际值之间的绝对误差的平均值，平均绝对误差越小，表示模型预测的结果与实际结果之间的差异越小，即模型的预测准确性越高。平均相对误差MRE是观测值与真实值之间的相对误差的平均值，通常以%形式表示。平均相对误差越小，也表示模型预测的结果与实际结果之间的差异越小，但它更注重相对差异而不是绝对差异。将提取出来的不同特征参数数据放入各个模型中进行训练与测试，选择效果最好的模型作为最终的体重估测模型。由表 3 可知，各个模型的评价指标结果，发现只有回归树模型的决定系数小于 0.9，其余模型的决定系数均大于 0.9，而且AdaBoost回归与随机森林的决定系数相等，LightGBM与xgboost回归的决定系数相等，平均绝对误差均小于 10.4 kg，平均相对误差均小于 3.4%。

表 3 各个模型的评价指标结果
Tab. 3 Evaluation index results of each model

模型	决定系数 R^2	平均绝对 误差 MAE/kg	平均相对 误差 $MRE/\%$
AdaBoost回归	0.94	8.35	2.68
随机森林	0.94	7.92	2.58
回归树	0.88	9.44	3.08
LightGBM	0.93	8.52	2.78
xgboost回归	0.93	8.14	2.64
多层感知机	0.92	10.37	3.34

如表 3 可知，对比各模型的评价指标结果，发现随机森林模型的评价指标都优于其他模型，说明随机森林的拟合效果最好，其决定系数为 0.94，平均绝对误差为 7.92 kg，平均相对误差为 2.58%，其体重预测值与体重实际值的拟合结果如图 6 所示，因此最终选择随机森林作为育肥猪群体体重估测模型。

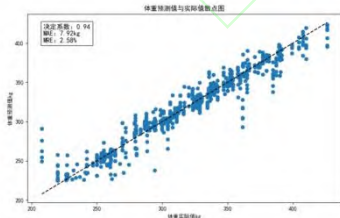


图 6 随机森林模型的预测值与实际值的拟合
Fig. 6 Fitting between the predicted values and actual values of the random forest model

随机森林模型和回归树模型的部分育肥猪测试样本体重的预测结果，如表 4 所示。回归树算法的得分较低，其决定系数为 0.88，预测效果较差；随机森林算法的得分较高，其决定系数为 0.94，预测效果较好。

表 4 随机森林模型与回归树模型的部分育肥猪群体体重预测结果

Tab. 4 Partial weight prediction results of fattening pig populations using random forest model and regression tree model

编号	实际体重/kg	随机森林			回归树		
		预测值/kg	绝对误差/kg	相对误差/%	预测值/kg	绝对误差/kg	相对误差/%
1	288.25	295.50	7.25	2.52	310.75	22.5	7.80
2	260.50	264.42	3.92	1.51	280.20	19.7	7.56
3	336.25	336.71	0.46	0.14	351.75	15.5	4.61
4	252.80	254.52	1.72	0.68	260.20	7.4	2.93
5	288.25	292.73	4.48	1.55	304.20	15.95	5.53
6	279.25	304.18	24.93	8.93	361.25	82	29.36
7	363.50	374.69	11.19	3.08	381.50	18	4.95

5 结论

1) 提出一种基于实例分割与机器学习进行结合的育肥猪群体体重估测方法。采用Mask R-CNN和Mask2forme两种不同的实例分割方法进行育肥群猪目标检测与实例分割。Mask2forme模型能够在猪舍的复杂环境中较好地将猪只分割出来，分割精度为 0.989 8。提取出 6 种特征参数数据作为体重估测模型的输入，将各模型的结果进行比较，发现随机森林模型取得较好的预测结果，决定系数 R^2 为 0.94，平均绝对误差为 7.92 kg，平均相对误差为 2.58%。

2) 在多变的光照条件和复杂的环境因素作用下，传统的目标检测与分割技术常常面临挑战，难以高精度定位和分离出图像中的目标区域，主要原因是这些方法在处理图像受光不均、阴影、反射以及背景杂乱等问题时的局限性。Mask2former 实例分割算法显著提高目标检测与图像分割的稳定性和准确性。借助这种先进的算法，即使在不理想的光照或复杂的环境中，也能够有效地执行目标检测任务，为各种计算机视觉应用提供可靠的技术支持。

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]. 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.

[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]. 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]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(10): 245-251.

[3] 杨艳, 滕光辉, 李保明, 等. 基于计算机视觉技术估算种猪体重的应用研究初探[C]. “863 计划”数字农业重大专项总体专家组, 国家农业信息化工程技术中心. 中国数字农业与农村信息化学术研究研讨会论文集, 2005: 5.

- [4] Jun K, Kim S J, Ji H W. Estimating pig weights from images without constraint on posture and illumination [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 153: 169-176.
- [5] Kongsro J. Estimation of pig weight using a Microsoft Kinect prototype imaging system [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014, 109: 32-35.
- [6] 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.
- [7] 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(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 Chinese Society of Agricultural Engineering, 2015(2): 155-161.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] 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 technology [D]. Beijing: China Agricultural University, 2016.
- [11] 杨艳, 滕光辉, 李保明, 等. 基于计算机视觉技术估算种猪体重的应用研究[J]. 农业工程学报, 2006(2): 127-131.
Yang Yan, Teng Guanghui, Li Baoming, et al. Measurement of pig weight based on computer vision [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2006(2): 127-131.
- [12] 王文志. 非接触式牦牛体尺测量及体重估测方法研究[D]. 西宁: 青海大学, 2022.
- [13] 张建龙, 冀横溢, 滕光辉. 基于深度卷积网络的育肥猪体重估测[J]. 中国农业大学学报, 2021, 26(8): 111-119.
Zhang Jianlong, Ji Hengyi, Teng Guanghui. Weight estimation of fattening pigs based on deep convolutional network [J]. Journal of China Agricultural University, 2021, 26(8): 111-119.
- [14] 郭蓓佳, 籍颖, 锡建中, 等. 基于图像处理的蛋鸡体重估测方法研究[J]. 中国家禽, 2021, 43(11): 68-73.
Guo Beijia, Ji Ying, Xi Jianzhong, et al. Study on estimation model of layer weight based on image processing [J]. China Poultry, 2021, 43(11): 68-73.
- [15] 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 neural network [J]. Computer Technology and Development, 2020, 30(3): 198-203.
- [16] 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.
- [17] Mollah R B M, Hasan A M, Salam A M, et al. Digital image analysis to estimate the live weight of broiler [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2010, 72(1): 48-52.
- [18] 陈佳, 刘龙申, 沈明霞, 等. 基于实例分割的白羽肉鸡体重质量估测方法[J]. 农业机械学报, 2021, 52(4): 266-275.
Chen Jia, Liu Longshen, Shen Mingxia, et al. Breeding white feather broiler weight estimation method based on instance segmentation [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(4): 266-275
- [19] 万世主. 基于机器视觉与机器学习的育肥猪体重估测方法研究[D]. 南昌: 江西农业大学, 2022.
Wan Shizhu. Research on body weight estimation method of fattening pigs based on machine vision and machine learning [D]. Nanchang: Jiangxi Agricultural University, 2022
- [20] 黄书琴, 黄福乐, 罗柳茗, 等. 基于 Faster R-CNN 的蔗田杂草检测算法研究[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(6): 208-215.
Huang Shuqin, Huang Fule, Luo Liuming, et al. Research on weed detection algorithm in sugarcane field based on Faster R-CNN [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(6): 208-215
- [21] 董娅兰, 胡国玉, 刘广, 等. 基于 Mask R-CNN 模型的葡萄藤关键结构分割方法[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(2): 207-214, 337.
Dong Yalan, Hu Guoyu, Liu Guang, et al. Segmentation method for grapevine critical structure based on Mask R-CNN model [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(2): 207-214, 337
- [22] 张平川, 胡彦军, 张烨, 等. 基于改进版 Faster-RCNN 的复杂背景下桃树黄叶病识别研究[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(3): 219-225, 251.
Zhang Pingchuan, Hu Yanjun, Zhang Ye, et al. Recognition of peach tree yellow leaf disease under complex background based on improved Faster-RCNN [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(3): 219-225, 251
- [23] 庄超, 沈明霞, 刘龙申, 等. 基于神经网络和机器学习的白羽肉鸡体重估测算法[J]. 中国农业大学学报, 2021, 26(7): 107-114.
Zhuang Chao, Shen Mingxia, Liu Longshen, et al. Weight estimation model of breeding chickens based on neural network and machine learning [J]. Journal of China Agricultural University, 2021, 26(7): 107-114
- [24] 彭文, 兰玉彬, 岳学军, 等. 基于深度卷积神经网络的水稻田杂草识别研究[J]. 华南农业大学学报, 2020, 41(6): 75-81.
Peng Wen, Lan Yubin, Yue Xuejun, et al. Research on paddy weed recognition based on deep convolutional neural network [J]. Journal of South China Agricultural University, 2020, 41(6): 75-81.