

基于机器视觉的畜禽体质量评估研究进展

谢秋菊^{1,2} 周红³ 包军^{4,5} 李庆达³

(1. 东北农业大学电气与信息学院, 哈尔滨 150030; 2. 农业农村部生猪养殖设施工程重点实验室, 哈尔滨 150030;
3. 黑龙江八一农垦大学工程学院, 大庆 163319; 4. 东北农业大学动物科学技术学院, 哈尔滨 150030;
5. 教育部北方寒区猪智能化繁育与养殖工程研究中心, 哈尔滨 150030)

摘要: 体质量(体重)是反映畜禽身体健康与生长状况、繁殖与生产性能的重要指标。对畜禽体质量精准快速地评估和监测是提升养殖生产管理水平、实现精准畜牧生产的重要手段。传统的直接称量方式耗时费力,易造成动物的应激反应。基于机器视觉技术的体质量评估,能够利用视觉检测技术获取体型特征建立其与体质量之间的智能评估模型,是目前畜禽养殖智能化技术研究的热点。首先对体质量的评估方法进行分类阐述;然后,详细分析了机器视觉体尺图像获取的传感器类型、畜禽体尺提取与处理方法及应用现状;重点开展基于机器学习方法的体尺、体征与体质量评估模型相关研究的分析,对比了各类机器学习算法在体质量评估方面的应用效果和最新研究成果,特别探讨和分析了深度学习算法在全自动畜禽体质量评估领域的发展潜力;最后,指出畜禽体质量评估研究面临的问题和未来研究的发展趋势。

关键词: 畜禽; 机器视觉; 体尺; 体质量评估; 机器学习; 深度学习

中图分类号: S24 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2022)10-0001-15 OSID: 

Review on Machine Vision-based Weight Assessment for Livestock and Poultry

XIE Qiuju^{1,2} ZHOU Hong³ BAO Jun^{4,5} LI Qingda³

(1. College of Electrical and Information, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China
2. Key Laboratory of Swine Facilities Engineering, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Harbin 150030, China
3. College of Engineering, Heilongjiang Bayi Agricultural University, Daqing 163319, China
4. College of Animal Science and Technology, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China
5. Engineering Research Center of Pig Intelligent Breeding and Farming in Northern Cold Region, Ministry of Education, Harbin 150030, China)

Abstract: Body weight is an important indicator for reflecting the health and growth conditions, reproduction and production performance of livestock and poultry. Accurate and rapid assessment and monitoring of livestock and poultry body weight is a critical way to improve the level of breeding management and achieve precision livestock farming. The traditional weighing method is time-consuming and laborious, and easy to cause stress response on animals. Weight assessment based on machine vision technology, which can establish an intelligent assessment model between body weight and body shape characteristics by using visual detection technology, is a hotspot of intelligent technology research in livestock and poultry breeding at present. Firstly, the methods of weight assessment were categorically described. Then, the sensor types, methods and applications of animal and poultry body feature treatment were analyzed in detail. The comparative analysis of the research on body size, physical signs and weight assessment model based on machine learning method were focused on. The application effect and the latest research results of various machine learning algorithms in weight assessment were presented. The development potential of deep learning algorithm in the field of automatic weight assessment of livestock and poultry was discussed and analyzed. Finally, the problems and challenges of weight assessment researches on livestock and poultry and the development trend of the future work were pointed out, which can provide some references for the scholars and engineers in the field of the modern intelligent weight assessment for livestock and poultry.

Key words: livestock and poultry; machine vision; body size; weight assessment; machine learning; deep learning

收稿日期: 2022-04-30 修回日期: 2022-05-20
基金项目: 国家自然科学基金面上项目(32072787)、农业农村部生猪养殖设施工程重点实验室开放项目、财政部和农业农村部:国家现代农业产业技术体系项目(CARS-35)、黑龙江省博士后资助项目(LBH-Q21070)和东北农业大学东农学者计划项目(19YJXG02)
作者简介: 谢秋菊(1976—),女,教授,博士生导师,主要从事畜禽舍环境控制及智慧养殖技术研究,E-mail: xqj197610@163.com

0 引言

体质量(行业习惯叫法为“体重”)是反映畜禽身体健康与生长状况、繁殖与生产性能的重要指标^[1]。体质量稳定增长是畜禽健康状况良好的标志,是畜禽出栏、销售的重要决定因素^[2]。例如:生猪出栏时间一般根据体质量确定^[3];奶牛产奶量与体质量有很大关联^[4];肉鸡体质量增长速度能反映其生长水平^[5]。偏离最佳生长状态或突然间大幅度的体质量下降可能由饲养不当、营养不良、环境不适或感染疾病而引发^[6]。因此,对畜禽体质量的持续监测是疾病预防、饲养管理、提高基因选择效率的重要手段,是优化农场管理,满足动物福利,实现精准畜牧业的重要环节^[7]。

传统的畜禽体质量测量方式包括使用体质量秤直接称量或通过手工测量体尺数据间接估重。无论哪种方式都需要人工参与,耗时、费力且易造成畜禽的应激反应。近年来机器视觉技术因其直观、非接触式的优点,作为人工智能的核心技术在农业领域得到了广泛的应用^[8]。在畜禽养殖领域,机器视觉技术主要集中于解决体质量评估^[9]、个体识别^[10]、行为监测^[11]、疾病监控^[12]和环境控制^[13]等各种问题。在大量有关畜禽体质量评估的研究中,研究对象主要针对猪、鸡、牛、羊等常见的农场动物,通过视觉传感器获得畜禽图像,传送至图像处理系统得到畜禽的体尺数据,将其作为体质量评估的特征,使用机器学习算法建立评估模型获得畜禽的体质量。随着深度学习技术的发展,机器视觉技术在未来畜禽体质量评估领域将显示出更大的潜力^[14]。

因此,本文在收集和分析近 10 年国内外有关畜禽体质量评估的 153 篇文献的基础上,将畜禽体质量评估的方法归纳总结为直接测量和间接评估两大类,对间接体质量评估中基于机器视觉获取畜禽体尺的方法进行阐述。总结用于获取图像的视觉传感器类型以及所获取的不同类型图像的处理过程,详细阐述用于畜禽体质量评估的机器学习算法,重点分析和讨论深度学习算法在畜禽体质量评估领域的应用,为畜禽体质量评估研究及行业应用提供参考。

1 体质量评估方法分类

畜禽体质量评估的方法大体上分为直接测量和间接估计。直接测量法为使用体质量秤直接对畜禽称量,间接估计法通过测量身体的特定尺寸数据(胸围、体长、臀宽等)结合品种、性别等特征估计畜禽身体质量。大量的研究^[15-18]表明,畜禽体质量与

身体特定部位尺寸之间存在正相关关系,因此,通过体尺测量进行间接体质量评估是可行的。在间接测量中体尺的获取方式又可以分为手工测量和基于机器视觉的非接触式自动测量。

1.1 直接称量

直接称量是通过体质量秤来测量畜禽的体质量,这是传统且应用比较普遍的称量方式。由于在称量过程中需要驱赶动物,使其置于体质量秤上并且停留一段时间,才能稳定计量并读取其体质量。因此,直接称量需要多人参与且其过程繁琐、耗时,同时会对动物造成一定的应激或伤害,还可能由于动物袭击对称量人员造成危险^[19]。

由于畜禽需要在体质量秤上保持一定时间的静止,以避免产生测量误差,一般通过在特定采集区或饮水区等位置放置体质量秤来完成体质量测量。例如,在猪的采食通道中放置体质量秤,实现每天对每头猪的称量^[20];在牛的饮水区域进行体质量的采集,或在奶牛每天经过自动挤奶区域实现体质量的自动测量,以获取相对稳定状态下的体质量数据^[21];通过在栖架养殖装置中安装质量传感器实时采集鸡群的平均体质量^[22];设计特殊装置进行羊的无应激体质量测量^[23]。

然而,使用地面体质量秤进行的直接称量,体质量秤暴露在畜禽的生活空间,受畜禽的排泄物污染和畜禽直接接触踩踏,容易造成电子设备的损坏,因此,需要探索更低成本的、可靠的称量方式。

1.2 手工获取体尺数据

手工测量畜禽的体尺数据,再结合畜禽品种、性别等特征可估算畜禽的体质量,具有较高的准确性和可重复性,作为一种简单、便捷和低成本的方法,得到了广泛的研究和应用。通过统计分析多年来积累的牛肩高、胸围、体长等线性体尺数据^[24],发现每一个特征的测量值都具有足够的准确性,并且多个人的多次测量值和其中一个人的多次测量值标准差都很小^[25],这说明通过手工测量体尺数据进行体质量的估计是高度可重复的。

通过建立体尺数据和体质量之间的一元或多元线性或非线性方程估计体质量,还形成了商业化的体质量测量带、体质量测量表和测量卷尺等工具,可直接读出或简单加和计算体质量^[26]。但是,手工进行畜禽的体尺测量属于劳动密集型的工作,同时,和畜禽的直接接触也会造成动物的应激反应,影响畜禽的健康。机器视觉技术因其具有非接触式的特点,逐渐受到关注。

1.3 机器视觉技术获取体尺数据

机器视觉系统通过安装在不同位置的摄像头来

采集猪、鸡、牛、羊等畜禽的图像或视频,经过图像处理系统提取出与体质量相关的畜禽体尺作为输入特征,通过机器学习算法估测畜禽的体质量,或通过深

度学习算法从图形中自动提取特征估测畜禽体质量。基于机器视觉系统进行畜禽体质量评估的整体流程如图 1 所示。

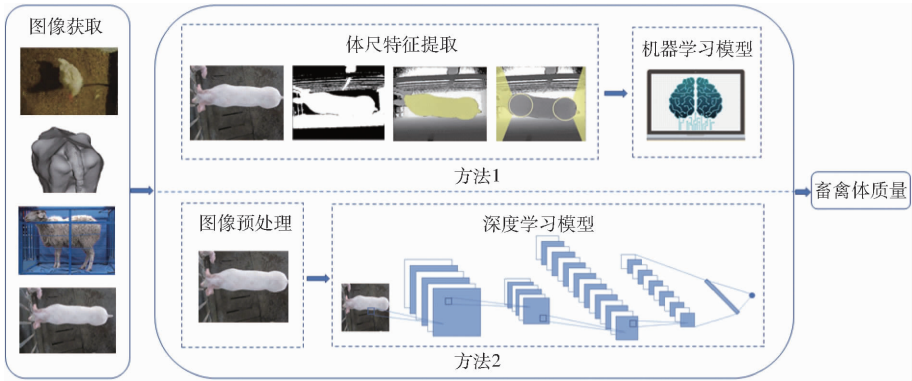


图 1 基于机器视觉的畜禽体质量评估整体流程图

Fig. 1 Whole process of animal weight assessment based on machine vision

用于获取体尺信息的摄像头大多安装在天花板、通道等固定位置,或者是地面机器人、无人机等移动设备上,根据摄像头不同的安装位置,获取顶部、正面、侧面和后部等不同角度动物图像或视频^[27-28]。为获得高质量的图像,大多数研究将单只动物限制在一定区域或通道中采集图像^[29]。根据摄像机传感器的类型不同所获得的图像也不同,包括二维(2-D)图像和三维(3-D)图像。使用机器学习算法进行体质量评估需要对获取的图像进行复杂的图像处理,提取与体质量相关的体尺作为输入特征,构建体质量评估模型获得畜禽体质量。

与传统的手工测量方式相比,非接触式的机器视觉方法避免给畜禽造成应激反应,并且具有快速、直观、成本低的优点。近年来随着传感器的不断升级,通过视觉技术获取动物身体尺寸特征进行畜禽体质量的估计,得到了广泛的研究,作为能够取代手工测量的方式,显示出巨大的发展潜力^[30]。

2 视觉传感器及图像处理过程

2.1 视觉传感器

用于获取畜禽体尺数据的传感器大体分为 2-D 传感器和 3-D 传感器。2-D 传感器可以生成 2-D RGB 图像、热图像;基于立体视觉原理和结构光原理,通过 2-D 传感器可生成 3-D 图像;3-D 传感器可生成深度图像或 3-D 点云数据。

2.1.1 2-D 成像

2-D 传感器主要包括 2-D 数码相机和热敏相机,2-D 数码相机一般使用电荷耦合器件 CCD 和互补金属氧化物半导体 CMOS,获得动物的 RGB 图像^[31]。2-D 热敏相机能够获得 2-D 热图像^[32]。2-D RGB 相机应用较为广泛,猪、牛、羊等大型家

畜一般通过顶视图和侧视图采集图像,鸡、鸭等家禽一般采用顶视图采集图像。也有研究使用多台相机分别获取顶视图和侧视图,将多角度视图匹配获得多维度和更准确的特征值^[33]。动物的背部减去头和尾的图像与体质量的相关性最大,研究中获取畜禽背部图像用于体质量评估的研究相对较多^[34]。2-D 传感器类型、成像类型、成像视角和研究对象见表 1。

表 1 典型 2-D 传感器
Tab.1 Typical 2D sensors

分类	图像类型	视角	对象
2-D 数码相机	2-D RGB 图像	顶视图	牛 ^[35]
		顶视图	鸡 ^[36]
		顶视图	猪 ^[37]
		侧视图	牛 ^[38]
		顶视图和侧视图	牛 ^[39]
2-D 热敏相机	2-D 热图像	侧视图	牛 ^[32]

2.1.2 3-D 成像

(1) 2-D 传感器的 3-D 成像

采用俯视图的方式,使用与二维相机平行的投影影^[40]投射均匀图案和具有一定特征的参考定位图案的结构光到目标的背部,根据激光图案进行匹配识别激光狭缝的编码。这种方式不需要借助其他参考对象就能获得动物的高度,然而容易受到其他光线的影响,很难在商用系统中使用。

双目立体视觉利用相同特征的成像视差与两台相机距离之间的关系^[41],获得羊的三维体尺数据^[42]、猪的 RGB 图像^[43],利用全局匹配算法对左右图像进行匹配,生成视差图,获得深度图像,在深度图像中计算体尺点获得体质量的估算特征。

利用运动的结构原理,使用单个 2-D 数码相机从不同角度拍摄不同姿态和位置猪的图像,检测

出多个图像中的重叠特征,进行猪和背景的提取,生成猪的三维点云,最终还可以将形状和纹理集成,获得直观的猪三维图像^[44]。

尽管基于 2-D 相机的研究取得了一定的进展,但从 2-D 相机中提取特征容易受到摄像机视角、畜禽的运动姿态和环境光线的影响,对于图像的可用性和特征识别的准确性有较大影响。

(2)3-D 传感器的 3-D 成像

3-D 深度传感器可以克服 2-D 成像系统中的许多问题,如背景去除、畜禽主体分割、特征提取和对环境光线的敏感性。目前用于畜禽体质量评估的

3-D 传感器,一般都基于飞行时间(Time of flight, TOF)原理^[45],通过发射器发射近红外光或可见光,到物体表面反射回接收传感器,通过监测时间差来测量传感器到目标物体之间的距离,获得物体表面的深度。畜禽体质量测量中使用较多的深度传感器设备包括:微软 Kinect 传感器、华硕 Xtion 传感器、英特尔 RealSense D435 传感器以及光探测和测距(Light detection and ranging, LiDAR)传感器和激光扫描仪。其中,Kinect 传感器应用最为普遍,它属于深度感应飞行时间的传感器。3-D 传感器的基本信息、适用环境以及研究对象见表 2。

表 2 典型 3-D 传感器
Tab.2 Typical 3D sensors

设备	图像类型	技术原理	适用环境	对象
微软 Kinect	3-D 图像、RGB 图像	TOF	室内	猪 ^[46] 、鸡 ^[47] 、牛 ^[48]
华硕 Xtion	3-D 图像、RGB 图像	TOF	室内	猪 ^[49-51] 、牛 ^[52]
英特尔 D435	3-D 图像、RGB 图像	立体测量	室内/室外	猪 ^[53] 、牛 ^[54]
LiDAR	3-D 图像	TOF	室内/室外	猪 ^[55] 、牛 ^[56-57]
激光扫描仪	3-D 图像	立体测量	室内/室外	牛 ^[58]

Kinect、Xtion 和 RealSense 相机由于使用红外线测量深度容易受到阳光直射的影响,并且视野小、像素分辨率低、测量范围差,适合光线比较稳定的室内测量。LiDAR 传感器和激光扫描仪,使用激光对目标进行密集采样,产生精确的三维测量,受光线强度影响较小,可以在户外使用^[59]。LiDAR 利用 TOF 原理,记录激光脉冲离开激光发射器到返回接收器的精确时间,获得传感器到目标的距离。激光扫描仪使用多台 LiDAR 传感器实现对目标的精确扫描^[60]。LiDAR 传感器和激光扫描仪扫描结果更精确,但成本较高,应用相对较少。

3-D 摄像机能够提供畜禽深度图像,比二维图像提供更多的身体特征信息,提高了体质量评估精度。3-D 摄像机不受动物体表的污垢等影响,并且对于复杂的背景也具有更好的鲁棒性。同时,由于动物在环境中的高度具有特定的范围,从 3-D 深度图像中分割动物变得更容易。

2.2 图像处理过程

通过传感器获得包含畜禽身体图像之后,需要对 2-D、3-D 图像进行处理,提取动物体尺特征用于体质量的估计。2-D 和 3-D 图像处理方法不同,但具有类似的处理流程,如图 2 所示^[61],包括图像获取、目标检测、图像预处理、图像分割和体尺特征提取。

图像获取阶段需要考虑影响后续图像处理过程的因素,如动物姿势、相机位置、照明强度、最佳成像条件等。由于需要提取畜禽的身体轮廓信息作为体质量评估的特征,摄像头一般垂直于目标,安装在顶

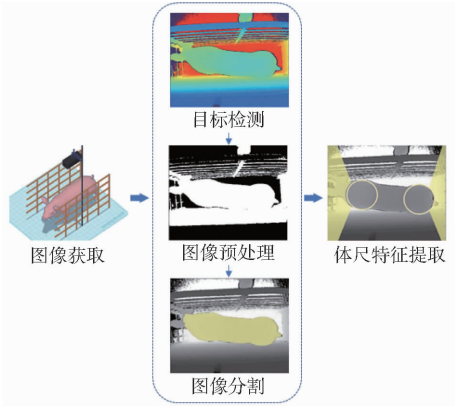


图 2 畜禽体质量评估图像处理过程^[61]

Fig.2 Image processing of livestock and poultry weight assessment

部或侧面用于获取站姿动物的背部或侧面的图像,也有少数研究获取动物的后部图像,要尽量避免图像受到光线明暗变化的影响^[62]。

目标检测阶段通过判断图像中是否有满足条件的动物个体,进而从获取的大量图像或视频帧中筛选出满足条件的图像以进行下一步处理。可以分为手动筛选和应用目标检测算法自动筛选,近年来基于深度学习的目标检测方法在体质量评估的研究中也得到了一定的应用^[63]。

图像预处理是在进行前景图像提取和分割之前,为方便图像处理而进行的,如图像变换、去噪、图像增强^[54]、三维重建、点云数据的缺失区域修复以及三维图像归一化^[64-66]等处理。

图像分割阶段识别并从图像中提取目标畜禽身

体或身体部位的边界。用于畜禽体质量评估的图像分割算法有手动分割法^[67]、经典 Graph Cut 图像分割法^[68]、阈值分割法^[69]、椭圆拟合法^[70]、背景减去法^[71]、立体视觉法^[43]、K-均值聚类^[49]等机器学习算法和基于深度学习算法^[72]的分割等。通过大量的对比研究发现,深度学习方法在大数据量的图像分割中的应用表现出了更好的效果和更高的效率^[73]。在对二维或三维图像分割的基础上,计算体尺数据,提取用于体质量估算的特征。

每种动物由于其外形特征之间存在差异,因此

不同研究对象用于体质量评估的特征也不同。总体来说,应用较多的体尺特征按照维度可以分为体长、臀宽、胸围等一维数据^[74],背部面积、背部周长等二维数据^[75],能表达长宽高特征的局部或整体体积的三维数据^[35]。用于体质量评估的特征除了体尺,还包括拟合身体形状的凸面积、长轴长、偏心率等边界尺寸^[76],除此之外,畜禽的品种、年龄、性别等非体型特征对于最终体质量模型的建立和体质量评估的准确性也有影响^[77]。畜禽体质量评估研究中使用到的特征如表 3 所示。

表 3 用于体质量评估的畜禽特征		
Tab. 3 Characteristics of livestock and poultry used for weight assessment		
分类	对象	特征
体尺特征	猪	胸围、背部面积、背部周长、体积、体长、体宽、臀宽、臀高、体高、肩宽、肩高、背侧面积、平均高度、后肋宽、背膘厚度、眼肌面积
	鸡	胸围、体积、背部宽度、胸骨长度、小腿宽度、喙长、体长、龙骨长、脚趾长、体围、小腿长、背部长、小腿围、翅长
	牛	胸围、肩高、臀高、体长、臀宽、胸深、背高、腰高、骶骨高、背宽、坐骨宽、体斜长、后腿宽度、体高、十字部高、腹围、髻骨宽、臀长、胸宽、胫围、肩宽
	羊	体长、胸围、肩高、背高、肩宽、腹围、胸宽、针骨宽、前肢长、前肢宽、前肢周长、尾宽、面长、面宽、耳长、耳宽、胸深、额宽、头长、腹宽、臀高、臀围、体高、尾长、脸长、尾围、头宽、颈长、颈宽、臀长、臀宽、骶骨宽、小腿围、头围、眼距
形状边界	猪	体积、面积、背部轮廓质心到边界点的平均距离、凸面积、周长、偏心距、长轴长、短轴长、长度、宽度、高度、曲率、偏差
	鸡	面积、周长、凸面积、长轴长、偏心率、小轴长、短轴长轴比、平均深度、最大深度
	牛	投影体积、面积、长度、体对角线长度、侧面积、躯干拟合圆柱形的体积、后视图面积、长度、高度、宽度、体外侧区域周长
	羊	周长、面积
其他特征	猪、鸡、牛、羊	年龄、胎龄、品种、性别、身体状况评分、季节、妊娠状态

猪、鸡、牛和羊等畜禽,由于其身体构成不同,身体不同部位尺寸对于体质量的影响程度也不同,因此将特征按照不同的畜禽种类分类统计。

3 体尺特征提取

畜禽的体尺是其生长水平和繁殖性能^[78]的重要参数,应用于品种识别^[59]、体质量评估^[79]、身体状况评分^[80]和遗传性状分析^[81]等。图 3 所示为体尺特征与体质量评估的关系。体质量评估是体尺测量的重要应用,体尺特征是进行畜禽体质量评估的主要特征。

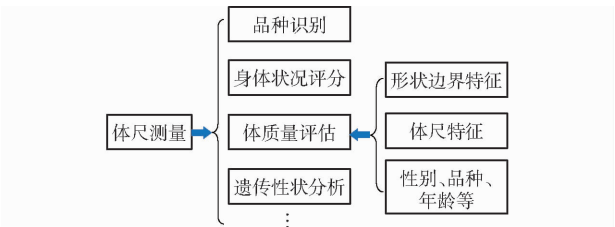


图 3 体尺与体质量的关系示意图

Fig. 3 Relationship between body size and weight

基于机器视觉的体尺测量,根据畜禽图像获取传感器不同分为基于 2-D 图像和 3-D 图像的体

尺测量。体尺测量的方法分为基于图像处理的几何测量和基于深度学习的自动测量。每种畜禽都有不同解剖结构和形态特征,在图像重建、预处理和分割之后,根据不同畜禽的生态学特征标记体尺点计算体尺数据。基于机器视觉的体尺测量一般遵循传统手工体尺测量的测量位置。

3.1 猪的体尺测量

近年来猪的体尺测量一般基于点云重建的三维图像或深度图像提取体尺,根据猪的几何特征计算体尺点,再通过深度图像或三维点云图像的坐标计算体尺。获取猪背部图像,根据猪背部的凹凸特性识别体尺点,能够计算背宽、臀宽和体长等体尺^[43]。

使用包络分析方法建立深度图像分割后猪背部视图的包络,根据包络距离找到尾根点、耳根点、臀宽测量点和胸宽测量点,在此基础上通过几何计算找到颈部中点、体高测量点和臀高测量点,最终能够计算出体长、体宽、体高、臀宽和臀高等体尺数据^[82]。

在猪的三维点云数据中,采用欧氏聚类分割算法提取前腿和后腿共 4 个聚类簇,分别找到质心点,根据前腿 2 个质心点和后腿 2 个质心点分别构造垂

直身体方向的 2 个平面,再根据平面在身体坐标上的突出点最终能够提取身体的高度和宽度^[49]。在猪的背部视图中 2 个凹陷点之间的凸出点为图腹部左右拟合点,建立与身体垂直的切面,切面与点云重建体表的交点构成腹围,采用曲线拟合的方式建立的闭合形状能够测量腹围^[83]。

三维图像一般需要经过姿态归一化后测量体尺。根据归一化后图像的对称性将猪三维图像对称左右分开,由俯视图中身体左右曲线的极值点,找到左前蹄、右前蹄、左后蹄、右后蹄位置坐标可计算体尺^[84]。

除了通过体尺点获得胸围,可以建立连续多个猪三维图像的二维切片截面,对每个二维切片点云采用最小二乘椭圆拟合方法,得到一组椭圆。然后提取椭圆的周长作为其对应的二维切片点云的截面特征。身体前半部椭圆最小的周长即为猪的胸围^[85]。通过点云数据构建的猪体三维曲面,还可以提取体表面积、体积等体尺数据^[55]。

有研究将猪的深度图像作为输入,使用深度学习算法在估计体质量的同时进行猪的体型估计,对肩宽、肩高、臀宽、臀高和体长等体尺的估计具有较高的精度。基于深度学习的体尺测量无需经过复杂的图像处理过程和几何运算过程,显示出了高度的便捷性和准确性,是未来体尺测量的重要研究方向^[53]。

3.2 牛的体尺测量

经过 2-D 和 3-D 图像预处理及三维点云图像的完整性构建之后,通过形状分析和几何计算分析等确定关键点或关键线,找到体尺点位置,计算牛的体尺数据。

从俯视图来看,牛背部形成一个突出的脊,这些椎骨被视为体表的最高部,常作为确定关键点的重要参考^[80]。利用牛分割的小腿位置也能够确定体尺参考点,小腿前部最宽处找到肩部位置、小腿后部最宽处得到髁的位置、小腿中部最宽处到中部体尺点,通过肩部和中部确定胸部位置,进一步计算得到宽度、高度和胸围数据^[41]。肩高和臀高等线性参数根据点云标志到地面的欧氏距离来测量。胸深、髀宽、髁宽和胸宽使用点云上相应标志之间的距离来测量。斜体长和臀长根据相应标志点之间的测地距离使用精确的曲面算法来计算^[48]。

在三维点云数据重建的牛身体后部,使用梯度运算和相对最大值自动检测获得髁关节、肩部和尾部参考点。使用相对最大值计算髁关节距离、高度、头大小和体长。根据蹄面最高坡度变化曲线的二阶导函数确定地面参考点,进而可以计算肩高、臀高等高度体尺^[28]。

有研究对三维点云精简后,去除冗余点云数据,保留奶牛脊柱和身体边界信息。根据参考点的几何特征以及不同参考点之间的空间关系,对奶牛背部点云进行体尺点的提取。计算出奶牛体直长、体高、肩高、腰高、胸宽和腰角宽等体尺数据^[29]。

3.3 羊的体尺测量

使用 2-D 相机获取羊的图像进行体尺测量通常需要布置多个角度的相机以获得多个维度的体尺。利用 2-D 相机获取羊的俯视图和侧视图,经过分割处理后得到羊的背部和侧面的图像,选用 Canny 算子提取羊体轮廓。根据 2-D 图像处理方法,侧面轮廓能够获得体高、臀高、体长和胸深等长度和高度体尺数据。应用最小二乘法在背部视图上拟合形成俯视图主骨架,根据身体轮廓曲线的曲率能获得胸宽和臀宽等宽度体尺^[86]。

利用双目立体视觉获得羊的三维图像,在分割后的羊体轮廓的基础上,采用包络线分析方法识别体尺测点,再根据体尺点的空间关系计算羊体尺参数,测量精度较高^[42]。

3.4 鸡的体尺测量

鸡用于体质量评估的特征常为体长、体宽和体高等简单的体尺信息,或是背部视图下的拟合形状的几何特征。鸡的体尺特征还是遗传性状研究和选种的重要决定因素^[81]。由于相较于其他大型牲畜鸡的体型较小,鸡的体尺测量一般采用手动方式,基于机器视觉的鸡体尺提取的相关研究相对较少。随着机器视觉技术的发展,在小体积家禽上的体尺测量研究也会得到进一步的发展。

视觉图像中特征的选择成为体质量评估准确性的关键影响因素^[87]。体尺特征和体质量之间往往具有不同的相关度,为建立更准确和简洁的体质量评估模型,需要使用自动化方法对特征进行降维和筛选。主成分分析法^[88]和偏最小二乘回归^[89]等作为经典且有效的降维方法,常被用于特征筛选。

近年来,深度学习技术在体质量评估上的应用使得特征的选择变成了自动的过程,无需具体估计某一项体尺与体质量的量化关系,而是自动提取畜禽二维或三维图像所包含的更为抽象的高层特征,建立与体质量之间更为复杂的联系^[90]。基于深度学习进行目标检测、图像分割以及自动提取高维特征的体质量评估成为未来发展趋势。

4 体质量评估方法

4.1 基于机器学习的体质量评估方法

机器学习技术以数据为驱动,能够从外部信息中学习到数据背后隐藏的关联并将其存储到知识库

中进行自主学习^[91]。基于机器学习算法以视觉图像或从中提取的身体特征为输入建立自动体质量估计模型。体质量的估计属于回归问题,一般以体质量秤获得的体质量数据为标签进行有监督学习。目前,对体质量评估主要采用的机器学习算法包括回归模型 (Regression model, RM)、决策树 (Decision tree, DT)、支持向量机 (Support vector machine, SVM) 和人工神经网络 (Artificial neural network, ANN) 等传统机器学习算法以及新兴的深度学习 (Deep learning, DL) 算法。

根据畜禽体质量评估相关文献的统计结果发现,RM 的应用最多,ANN 也得到了较为广泛的研究,近些年来,深度学习技术在各领域取得显著的成果,其在畜禽体质量评估方面的研究也初见成果,图 4 所示为不同的机器学习算法在畜禽体质量评估中研究成果数量的比例分布。这些机器学习算法的研究对象主要集中于猪、鸡、牛和羊等常见的畜禽,图 5 列出了不同机器学习算法在这 4 类畜禽中研究成果数量的对应比例关系。图 5 左侧为文中 5 种不同机器学习模型的分布比例,图 5 右侧为文中 4 类畜禽的分布比例,中间的连接带表明了不同算法与畜禽之间的比例关系。

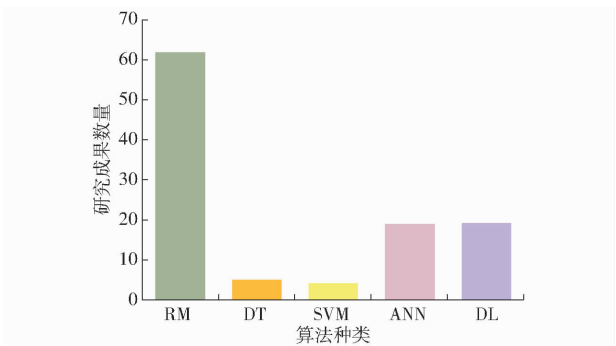


图 4 不同机器学习算法的研究成果数量分布
Fig. 4 Distribution of different machine learning algorithms

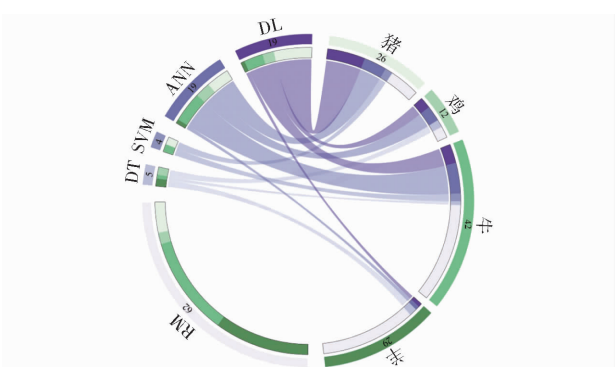


图 5 不同机器学习模型与研究对象的对应分布
Fig. 5 Corresponding distribution of different machine learning models and research objects

4.1.1 回归模型

RM 作为经典的机器学习模型,在猪^[92]、鸡^[36]、

牛^[93]和羊^[94]的体质量评估中均有广泛的应用。一元线性回归模型能够建立单一身体特征和体质量之间的线性关系,常见的如胸围、体长、背部面积、体积等能在一定情况下较好的表征体质量^[95]。然而,畜禽的体质量通常与多个身体测量值之间都存在关联,建立体质量与多个身体测量值之间的多元线性方程或幂回归^[96]、二次回归^[45]等非线性方程均显示出了更高的估算精度,然而过多添加输入变量会带来模型的过拟合,随着更多输入变量的添加,不仅输入变量可能与输出变量相关,它们也可能彼此相关,表现出多重共线性,使得回归模型发生过拟合。使用膨胀因子分析输入变量之间的共线性关系,选择相关性较小的变量,通过逐步回归的方式能够克服变量共线性关系建立体质量评估模型^[38]。也有研究中使用主成分分析法^[88]、最小二乘法^[36]、LASSO 回归分析^[97]等建立避免多重共线性的估算回归模型。

简单回归模型具有建模快速、模型解释性强的优点,使其在畜禽的体质量评估中获得了广泛的应用。然而,简单回归模型适用于数据规模较小,选择估算特征较少的情况,当选取的体尺特征之间存在共线性关系时,模型的准确性降低。

4.1.2 决策树

DT 模型应用树图的思想解决分类或回归问题。在鸡^[98]、牛^[99]、羊^[100]和狗^[101]的体质量评估研究中均有应用,但相较于回归模型研究较少,未见决策树模型应用于猪的体质量评估。DT 模型计算快、模型易于理解,由于体质量估计属于非线性问题,同 RM 相比能更好地建立体征和体质量之间的关系。同时,相比于 RM 模型不受身体特征之间的共线性影响,常表现出更好的性能^[102]。

RUCHAY 等^[99]使用牛的 12 项身体特征建立估算模型,对比了多种 RM 模型、DT 模型、支持向量回归、随机森林等多种机器学习算法,改进的 DT 模型显示出了最好的效果。但模型易受到样本数据质量的影响,信息增益偏向于样本有更多数值的特征,当样本中身体特征数据样本量不均匀时,影响模型构造的准确性。另外,决策树模型存在过拟合问题,影响体质量评估模型的泛化能力。

4.1.3 支持向量机

SVM 基于线性分离超平面对数据实例分类,使用“核技巧”将原始特征空间转换为更高维的特征空间来处理复杂问题^[103]。在体质量评估的应用中,少量研究涉及牛^[104]和猪^[105],其他畜禽中未见应用。有研究将肩高、腰长、臀长、胸围和大腿宽度等作为身体特征,建立牛体质量估计支持向量回归

模型效果较好^[104]。由于 SVM 采用了泛化方法,因此在进行体质量估算时过拟合的概率较小,模型具有更好的泛化能力。但是,模型准确率也容易受到噪声数据的影响。SVM 在分类问题中的表现更优异,对体质量估计这类回归问题的相关应用较少。

4.1.4 人工神经网络

人工神经网络受到人脑功能的启发,模拟人脑神经元结构建立模型,与回归模型在体质量评估中的应用研究规模相当,常见于猪^[106]、鸡^[107]、牛^[108]和羊^[109]等常见农场动物。

BP 神经网络^[107]、RBF 神经网络^[106]、贝叶斯人工神经网络^[47]、自适应神经模糊推理系统^[110]等常见神经网络模型在畜禽体质量评估中均有应用,这些研究表明应用神经网络能够有效进行畜禽体质量的预测。此外,大量研究显示,神经网络模型进行体质量估算的性能优于回归模型。尤其是,可以将 3-D 图像中提取的长度、高度、宽度、面积和体积等多达 60 个潜在的预测变量^[108]作为人工神经网络模型的输入参数来估计体质量,得到的预测模型性能远优于线性回归模型,且与真实体质量之间相关性较高。神经网络能够处理大量特征变量与体质量之间的复杂非线性关系,与线性模型相比能够容纳变量之间的共线性,输入较多特征时模型可获得更高的精度。

然而,传统的机器学习模型需要应用图像处理等手段提取估算的特征、应用一定的方法筛选特征,包含大量特征工程的工作。同时,传统机器学习算法样本来源于小范围农场的小规模样本数据,且需要按照不同的种群、性别、年龄等各自建立适用的模型,所建立的体质量评估模型不具有广泛的适用性,难以商用推广。

4.2 基于深度学习算法的体质量评估方法

基于机器视觉的体质量评估研究开始从传统机器学习算法向深度学习算法转变,在猪^[111]、鸡^[5]、牛^[112]、羊^[109]中均得到了较好的效果。一方面,基于深度学习算法进行畜禽的目标检测、身体分割和特征提取得到了广泛的研究,显示出了深度学习算法在视觉图像处理中的强大能力。另一方面基于深度学习的体质量评估模型以 2-D 或 3-D 原始图像或经简单预处理的图像作为模型输入,自动提取与体质量关联的高维抽象特征,输出体质量估算结果,无需复杂的图像处理过程,简化和优化了数据分析流程。

基于深度学习的体质量评估模型主要为深度卷积神经网络 (Convolutional neural networks, CNN),模型中间经过多个隐含卷积层和池化层,通过大量的

输入数据不断训练、调整网络参数及权重,逐渐逼近预期精度。在此过程中不需要人为参与,完全依赖深度学习算法强大的性能和处理能力。

基于深度学习的畜禽体质量评估目前主要分为半自动化和全自动化两种方式。半自动化的体质量评估,使用深度学习算法进行目标检测、分割和特征提取,利用机器学习算法建立模型进行体质量评估。全自动化的体质量评估以单只畜禽图像为输入,使用深度学习算法建立模型进行体质量评估。

4.2.1 基于深度学习算法的猪体质量评估

YOLO V3 以整幅图像作为兴趣域进行像素的分类和目标定位,相较于 Faster R-CNN 目标检测算法速度更快,在猪只识别中取得较好的效果^[63]。在深度卷积神经网络基础上建立 PigNet 网络对群猪进行个体分割,与 Mask R-CNN 模型及其改进模型进行对比,具有更高的准确率^[72]。

猪的全自动体质量评估模型的研究中,多数采用轻量级 CNN 网络架构,例如, EfficientNet^[113]、ResNet^[114]、Xception^[115]、MobileNet^[116]和 DenseNet^[117]。轻量级网络架构同迁移学习方法的应用避免了深度神经网络训练中常会遇到的梯度消失、梯度爆炸、过拟合、欠拟合等问题,以及随着网络变深带来的运算时间、空间代价的剧增。

EfficientNet 模型,通过模型缩放来优化模型深度、宽度和输入分辨率,使模型在一定计算资源下获得最高精度。将深度图像通过预训练的 EfficientNetB0 网络进行迁移学习^[118]来估算不同育肥阶段猪的体质量,该模型具有精确预测体质量的能力。

ResNet 为解决深层网络中的退化问题,引入恒等映射和残差学习块优化训练效果,加深网络以获取更高的估重准确率。有研究将 ResNet 模型加入分层级联多头自注意力模块,感知猪背部更大的区域来改进 ResNet 模型性能^[119]。此外,以猪的背部 2-D RGB 图像为输入估计体质量,与 ResNet152V2、Xception、MobileNetV2 相比, DenseNet201 模型具有最好的效果^[37],其主要原因在于 DenseNet201 模型采用密集连接的机制,能够从畜禽 2-D 图像获取更多的信息。通过分析卷积层的输出特征图发现,模型忽略了背景特征和光照变化等颜色特征,提取出了猪体轮廓特征,用于体质量评估显示出了更高的准确性。然而,与使用 2-D 图像相比,使用 3-D 深度图像作为模型输入估计猪的体质量发现,Xception 模块具有更有效的信息整合能力,显示出最好的体质量评估效果,而 MobileNet 模型由于其参数过少,训练波动较大,体

质量估计效果较差^[53]。

以深度图像作为模型的输入,可以建立从目标识别、特征提取到体质量评估的全自动模型^[120],其结构如图 6 所示^[120]。在 Faster R-CNN 的基础上,加入 ReLU 函数和两个全连接层激活候选区域的特

征向量,输出 3 个结果:猪的类别置信度、目标边框偏移量和体质量,模型取得了较好的效果。将目标检测与体质量评估融合的全自动系统是走向商业化的必要条件,也是未来畜禽体质量评估的重要研究方向。

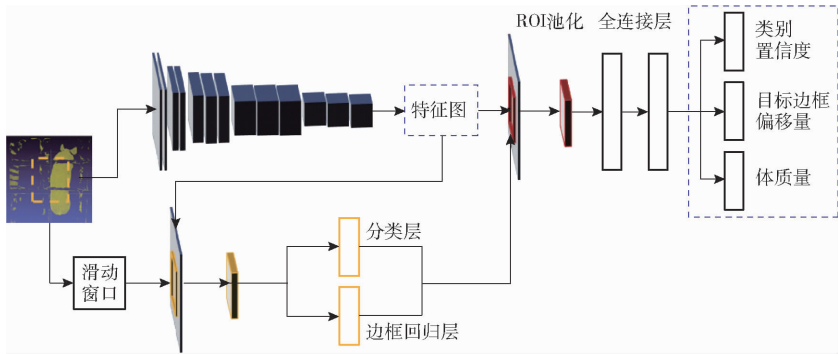


图 6 融合目标检测和体质量评估的深度学习模型^[120]

Fig. 6 A deep learning model combining target detection and weight assessment

4.2.2 基于深度学习算法的鸡体质量评估

目标识别算法 YOLO V3 能够对红外相机获得的单只鸡在一定范围活动区域的深度图像进行位置定位,采用全卷积分割算法 FCN 分割肉鸡区域,成功得到肉鸡的掩膜图像^[121]。应用机器视觉获得分割后鸡的体尺数据维度较少,大都是背部像素个数、背部面积以及拟合图形的几何特征数据,相对于其他大型家畜更为方便提取。

除了身体特征能估计鸡的体质量外,鸡舍内复杂的环境信息和体质量也有密切的联系,动态神经网络能够针对不同输入样本,动态地调节其结构或参数。应用动态神经网络建立鸡舍动态环境和鸡体质量之间复杂的关系,能够估计鸡的体质量变化,为未来肉鸡生产优化研究提供了有效的基础^[5]。

4.2.3 基于深度学习算法的牛体质量评估

深层卷积神经网络 Mask R-CNN 是经典的目标检测框架 Faster R-CNN 的扩展,对牛进行图像分割具有较高的分类准确率和较高的像素分割精度,进一步使用多层感知机估计牛的体质量^[122]。U-Net 是比较早使用全卷积网络进行语义分割的算法,在牛的侧面身体分割中显示出了较高的精度。深度学习算法不仅能进行二维图像的分割,还应用于牛的三维点云数据的轮廓提取^[56]。

全自动的牛体质量评估模型以牛背部 2-D RGB 图像为输入,建立深度学习模型输出体质量。对比 ResNet18、EfficientNetB1 和 EfficientNetB7 轻量级 CNN 框架,发现 EfficientNetB1 具有最高的准确性。在 CNN、RNN 中添加注意力模块,发现没有添加注意力机制的 CNN 具有最好的效果^[112]。目前畜禽的体质量估计方式往往是一次只拍摄一只动物并占

满图像的大部分位置,原始卷积神经网络能够关注到身体的全部,而注意力机制只能关注到身体的部分区域,不能根据整体形状特征很好的估计体质量。

4.2.4 基于深度学习算法的羊体质量评估

在羊生活的区域中将羊分割出来是一项困难的任务。羊毛的颜色和纹理与背景干草类似。参考 SegNet 模型,基于自动编码器的架构,将第三维表示成一个常规的 RGB 通道,构建分割模型,成功将羊从带有杂草的背景中分离出来^[109]。

与其他畜禽不同,羊毛厚度的差别往往是影响其体质量评估准确度的重要因素。目前未见全自动的羊体质量评估的深度学习模型。随着深度学习技术的发展,未来将在各种畜禽体质量评估中发挥重要作用。

轻量级网络模型能够快速移植到边缘设备中,为实现实时、快速的商业化畜禽体质量评估系统提供可能,提升轻量化深度网络模型在畜禽体质量评估系统中的性能,成为未来重要的研究目标。

与传统机器学习算法相比较,深度学习算法在体质量评估方面表现出了更优越的性能,表 4 列出了传统机器学习算法与深度学习算法的对比。深度学习属于端到端的模型,无需复杂的图像处理过程,自动提取用于估算的特征,并尽可能的挖掘出潜在的特征。也是由于这种端到端的特性,应用深度学习算法进行体质量评估的建模并不需要知道哪些特征与体质量相关等这类先验的专家知识。

深度学习模型具有迁移学习的能力,在其他样本甚至其他领域训练的模型可以迁移到体质量评估领域中来,共享不同领域之间的知识成果。目前基于深度学习的体质量模型均显示出了比传统机器学

表 4 机器学习算法与深度学习算法的对比
Tab.4 Machine learning vs deep learning algorithms

性能指标	机器学习	深度学习
特征提取	手动	自动
特征维度	少	多
先验知识	需要	不需要
模型迁移	不能	能
估重精度	低	高
序列建模	不能	能
灵活性	低	高
硬件依赖	低	高
可解释性	高	低

习算法更高的估计精度。同时,深度学习模型中的RNN 能够根据时间序列建模,由于畜禽的体质量增长具有按时间连续变化的特性,将时间因素加入到深度模型中将提高模型的精度。现在流行的许多深度学习框架都以模块形式开发,模块的移植和组合等将实现模型更强大的功能。同时,深度学习模型也存在着硬件需求高的缺点,可通过轻量级架构的推广来改善。深度学习模型对比于线性回归模型和回归树模型等,可解释性不高,这也是深度学习算法本身的一个研究方向。深度学习在畜禽体质量评估研究中显示出巨大的发展潜力,是畜禽体质量评估重要的研究方向。

5 总结与展望

本文对近年来基于机器视觉的畜禽体质量评估的研究进行了分析和综述。基于机器视觉的间接体质量估计作为一种非入侵性的手段,逐渐取代手工的测量方式,对于实现精准畜禽养殖管理具有重要的作用,正在逐步成为主流方法。然而,目前对畜禽体质量评估方法的研究相较于一些前沿领域滞后,需要从多方面进行大量的探索,以加速其从实验室研究阶段向实际生产领域商业化应用的进程。

(1)根据应用场景、监测动物类型,选取适当的视觉传感器。目前 2-D 相机的应用仍然比较普遍,然而其所获取的图像容易受到环境光线的影响,

并且基于特定视角无法获得身体体型结构更多维的特征,同时存在图像校准、匹配和处理过程复杂的问题。而 3-D 相机能够获得动物身体的深度信息,通过 3-D 图像获取的动物 3-D 外形特征,正在逐步被用于体质量评估中。因此,未来可以探索多种传感器结合的方法,构建更精确的体质量评估系统。

(2)个体识别与精准估重相结合。目前的研究中畜禽图像大多是通过一次只能容纳一只动物的特定装置采集,同时获得外观特征和体质量,无法区分不同个体。虽然有部分自动图像采集系统,通过动物佩戴的 RFID 射频标签或在动物的背部标记特殊符号或数字来区分不同的个体。但是,在现代精准畜禽养殖中,需要探索基于机器视觉将目标检测、个体识别与体质量估算集成的方法,建立精准的个体体质量评估系统。

(3)将轻量化模型快速移植到边缘设备中应用。基于深度网络建立的体质量评估模型显示出强大的性能优势和自动化特性,如何建立精准度高、参数量少的轻量化深度网络模型,使其能够在实际生产环境中高效运行于边缘设备上,与现有的物联网系统真正融合,使这些体质量评估的人工智能模型快速推广应用,将是今后此领域研究的重点。

(4)成熟的商业化系统。目前缺乏基于机器视觉的商业化全自动体质量估算监测系统。构建在畜禽自由活动的场景中获取体质量估计可用的视觉图像软件系统是巨大挑战。构建大规模畜禽体质量评估数据集,生成包含不同品种、喂养条件、不同年龄和性别的动物通用的体质量估算模型是构建成熟的商业化系统需要解决的问题。

综上所述,能够获取身体更多维特征的 3-D 传感器逐渐被用于畜禽体质量评估。深度学习技术以其强大的特征学习与表征能力,在畜禽的体质量评估中显示出巨大的潜力,为未来构建全自动、实时、快速的体质量评估系统提供了方向,然而距离实际商业应用仍有许多技术难题需要解决。

参 考 文 献

[1] 孙一平,李丹,蔺旭鸿,等. 计算机视觉技术在家禽养殖与公鸡选种中应用综述[J]. 农业机械学报, 2021, 52(增刊): 219-228.
SUN Yiping, LI Dan, LIN Xuhong, et al. Computer vision in poultry breeding and rooster selection[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(Supp.): 219-228. (in Chinese)

[2] YIN T, KÖNIG S. Genetic parameters for body weight from birth to calving and associations between weights with test-day, health, and female fertility traits[J]. J. Dairy Sci., 2018, 101(3): 2158-2170.

[3] TOLOSA A F, DEROUCHÉY J M, TOKACH M D, et al. A meta-analysis to understand the relationship between pig body weight and variation from birth to market[J]. Animals, 2021, 11(7): 2088-2095.

[4] RITZ K E, HEINS B J, MOON R D, et al. Milk production, body weight, body condition score, activity, and rumination of organic dairy cattle grazing two different pasture systems incorporating cool- and warm-season forages[J]. Animals, 2021, 11

- (2): 264 – 275.
- [5] JOHANSEN S V, BENDTSEN J D, MARTIN R, et al. Broiler weight forecasting using dynamic neural network models with input variable selection[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 159: 97 – 109.
- [6] HEINS B J, SJOSTROM L S, ENDRES M I, et al. Effects of winter housing systems on production, economics, body weight, body condition score, and bedding cultures for organic dairy cows[J]. *J. Dairy Sci.*, 2019, 102(1): 706 – 714.
- [7] NORTON T, CHEN C, LARSEN M L V, et al. Review: precision livestock farming: building ‘digital representations’ to bring the animals closer to the farmer[J]. *Animal*, 2019, 13(12): 3009 – 3017.
- [8] BAO J, XIE Q. Artificial intelligence in animal farming: a systematic literature review[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2022, 331: 129956 – 129968.
- [9] SONG X, BOKKERS E A M, VAN DER TOL P P J, et al. Automated body weight prediction of dairy cows using 3-dimensional vision[J]. *J. Dairy Sci.*, 2018, 101(5): 4448 – 4459.
- [10] KUMAR S, PANDEY A, SATWIK K S R, et al. Deep learning framework for recognition of cattle using muzzle point image pattern[J]. *Measurement*, 2018, 116: 1 – 17.
- [11] 张宏鸣, 武杰, 李永恒, 等. 多目标肉牛进食行为识别方法研究[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(10): 259 – 267.
ZHANG Hongming, WU Jie, LI Yongheng, et al. Recognition method of feeding behavior of multi-target beef cattle[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(10): 259 – 267. (in Chinese)
- [12] 耿艳利, 宋朋首, 林彦伯, 等. 采用改进 CNN 对生猪异常状态声音识别[J]. *农业工程学报*, 2021, 37(20): 187 – 193.
GENG Yanli, SONG Pengshou, LIN Yanbo, et al. Voice recognition of abnormal state of pigs based on improved CNN[J]. *Transactions of the CSAE*, 2021, 37(20): 187 – 193. (in Chinese)
- [13] 谢秋菊, 郑萍, 包军, 等. 基于深度学习的密闭式猪舍内温湿度预测模型[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(10): 353 – 361.
XIE Qiuju, ZHENG Ping, BAO Jun, et al. Thermal environment prediction and validation based on deep learning algorithm in closed pig house[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(10): 353 – 361. (in Chinese)
- [14] BENOS L, TAGARAKIS A C, DOLIAS G, et al. Machine learning in agriculture: a comprehensive updated review[J]. *Sensors*, 2021, 21(11): 3758 – 3852.
- [15] TURINI L, CONTE G, BONELLI F, et al. Designing statistical models for holstein rearing heifers’ weight estimation from birth to 15 months old using body measurements[J]. *Animals*, 2021, 11(7): 1846 – 1856.
- [16] CANUL-SOLIS J, ANGELES-HERNANDEZ J C, GARCIA-HERRERA R A, et al. Estimation of body weight in hair ewes using an indirect measurement method[J]. *Trop Anim Health Prod*, 2020, 52(5): 2341 – 2347.
- [17] COSTIGAN H, DELABY L, WALSH S, et al. The development of equations to predict live-weight from linear body measurements of pasture-based Holstein-Friesian and Jersey dairy heifers[J]. *Livestock Science*, 2021, 253: 104693 – 104697.
- [18] 陈坤杰, 刘浩鲁, 於海明, 等. 基于 CT 图像技术的三黄鸡胴体物理特征分析[J]. *农业机械学报*, 2017, 48(7): 294 – 300.
CHEN Kunjie, LIU Haolu, YU Haiming, et al. Analysis on physical characteristics of Sanhuang chicken carcasses based on CT image technology[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2017, 48(7): 294 – 300. (in Chinese)
- [19] QUARESMA M, BACELLAR D, LEIVA B, et al. Estimation of live weight by body measurements in the miranda donkey breed[J]. *J. Equine Vet. Sci.*, 2019, 79: 30 – 34.
- [20] STYGAR A H, DOLECHECK K A, KRISTENSEN A R. Analyses of body weight patterns in growing pigs: a new view on body weight in pigs for frequent monitoring[J]. *Animal*, 2018, 12(2): 295 – 302.
- [21] WEBER V A M, WEBER F D L, OLIVEIRA A D S, et al. Cattle weight estimation using active contour models and regression trees Bagging[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 179: 105804 – 105815.
- [22] 白士宝, 滕光辉. 栖架养殖模式下蛋鸡体重实时监测系统设计与实现[J]. *中国农业大学学报*, 2018, 23(3): 54 – 60.
BAI Shibao, TENG Guanghui. Design of the real-time monitoring system for laying hens’ weight based on perch aquaculture model[J]. *Journal of China Agricultural University*, 2018, 23(3): 54 – 60. (in Chinese)
- [23] 张丽娜, 杨建宁, 武佩, 等. 羊只形态参数无应激测量系统设计与试验[J]. *农业机械学报*, 2016, 47(11): 307 – 315.
ZHANG Li’na, YANG Jianning, WU Pei, et al. Design and experiment of non-stress measuring system for sheep’s conformation parameters[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2016, 47(11): 307 – 315. (in Chinese)
- [24] TOUCHBERRY R W, LUSH J L. The accuracy of linear body measurements of dairy cattle[J]. *Journal of Dairy Science*, 1950, 33: 72 – 80.
- [25] HEINRICHS A J, ERB H N, ROGERS G W, et al. Variability in Holstein heifer heart-girth measurements and comparison of prediction equations for live weight[J]. *Prev. Vet. Med.*, 2007, 78(3 – 4): 333 – 338.
- [26] WANGCHUK K, WANGDI J, MINDU M. Comparison and reliability of techniques to estimate live cattle body weight[J]. *Journal of Applied Animal Research*, 2017, 46(1): 349 – 352.
- [27] OKAYAMA T, KUBOTA Y, TOYODA A, et al. Estimating body weight of pigs from posture analysis using a depth camera[J]. *Animal Science Journal*, 2021, 92(1): e13626.
- [28] 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 – 687.
- [29] 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(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]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(Supp.): 267–275. (in Chinese)
- [30] 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: 106143–106153.
- [31] 吴宇峰, 李一鸣, 赵远洋, 等. 基于计算机视觉的奶牛体况评分研究综述[J]. 农业机械学报, 2021, 52(增刊): 268–275.
WU Yufeng, LI Yiming, ZHAO Yuanyang, et al. Review of research on body condition score for dairy cows based on computer vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(Supp.): 268–275. (in Chinese)
- [32] STAJNKO D, BRUS M, HOČEVAR M. Estimation of bull live weight through thermographically measured body dimensions[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 61(2): 233–240.
- [33] ZHANG A L N, WU B P, JIANG C X H, et al. Development and validation of a visual image analysis for monitoring the body size of sheep[J]. Journal of Applied Animal Research, 2018, 46(1): 1004–1015.
- [34] HANSEN M F, SMITH M L, SMITH L N, et al. Automated monitoring of dairy cow body condition, mobility and weight using a single 3D video capture device[J]. Computers in Industry, 2018, 98: 14–22.
- [35] 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]. 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]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(Supp. 1): 378–384. (in Chinese)
- [36] 陈佳, 刘龙申, 沈明霞, 等. 基于实例分割的白羽肉鸡体质量估测方法[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. (in Chinese)
- [37] 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. (in Chinese)
- [38] YAN Q, DING L, WEI H, et al. Body weight estimation of yaks using body measurements from image analysis[J]. Measurement, 2019, 140: 76–80.
- [39] WEBER V A D M, WEBER F D L, GOMES R D C, et al. Prediction of Girolando cattle weight by means of body measurements extracted from images[J]. Revista Brasileira de Zootecnia, 2020, 49: e20190110.
- [40] YOSHIDA K, KAWASUE K. Robust 3D pig measurement in pig farm[C] // Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV) Workshops, 2018.
- [41] WEALES D, MOUSSA M, TARRY C. A robust machine vision system for body measurements of beef calves[J]. Smart Agricultural Technology, 2021, 1: 100024–100030.
- [42] 周艳青, 薛河儒, 姜新华, 等. 基于多尺度 Retinex 图像增强的羊体尺参数无接触测量[J]. 中国农业大学学报, 2018, 23(9): 156–165.
ZHOU Yanqing, XUE Heru, JIANG Xinhua, et al. Non-contact measurement of sheep body size based on multi-scale Retinex image enhancement[J]. Journal of China Agricultural University, 2018, 23(9): 156–165. (in Chinese)
- [43] SHI C, ZHANG J, TENG G. Mobile measuring system based on LabVIEW for pig body components estimation in a large-scale farm[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 156: 399–405.
- [44] PEZZUOLO A, MILANI V, ZHU D, et al. On-barn pig weight estimation based on body measurements by structure-from-motion (SfM)[J]. Sensors, 2018, 18(11): 3603–3615.
- [45] 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.
- [46] 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)
- [47] MORTENSEN A K, LISOUSKI P, AHRENDT P. Weight prediction of broiler chickens using 3D computer vision[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 123: 319–326.
- [48] RUCHAY A, KOBER V, DOROFEEV K, et al. Accurate body measurement of live cattle using three depth cameras and non-rigid 3-D shape recovery[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 179: 105821–105831.
- [49] WANG K, GUO H, MA Q, et al. A portable and automatic Xtion-based measurement system for pig body size[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 148: 291–298.
- [50] 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)
- [51] 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): 227–246.
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): 227–246. (in Chinese)
- [52] 郭浩, 王鹏, 马钦, 等. 基于深度图像的奶牛体型评定指标获取技术[J]. 农业机械学报, 2013, 44(增刊1): 273–276.

- GUO Hao,WANG Peng,MA Qin,et al. Acquisition of appraisal traits for dairy cow based on depth image[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(Supp.1): 273 – 276. (in Chinese)
- [53] ZHANG J, ZHUANG Y, JI H, et al. Pig weight and body size estimation using a multiple output regression convolutional neural network: a fast and fully automatic method[J]. Sensors, 2021, 21(9): 3218 – 3230.
- [54] KAMCHEN S G, FERNANDES DOS SANTOS E, 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 – 104448.
- [55] 刘同海, 滕光辉, 张盛南, 等. 基于点云数据的猪体曲面三维重建与应用[J]. 农业机械学报, 2014, 45(6): 291 – 295.
- LIU Tonghai,TENG Guanghui,ZHANG Shengnan, et al. Reconstruction and application of 3D pig body model based on point cloud data[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2014,45(6):291 – 295. (in Chinese)
- [56] HUANG L, GUO H, RAO Q, et al. Body dimension measurements of qinchuan cattle with transfer learning from LiDAR sensing[J]. Sensors, 2019, 19(22): 5046 – 5065.
- [57] HUANG L, LI S, ZHU A, et al. Non-contact body measurement for qinchuan cattle with LiDAR sensor[J]. Sensors, 2018, 18(9): 3014 – 3034.
- [58] LE COZLER Y, ALLAIN C, XAVIER C, et al. Volume and surface area of Holstein dairy cows calculated from complete 3D shapes acquired using a high-precision scanning system: interest for body weight estimation[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 165: 104977 – 104984.
- [59] PÉREZ-RUIZ M, TARRAT-MARTÍN D, SÁNCHEZ-GUERRERO M J, et al. Advances in horse morphometric measurements using LiDAR[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 174: 105510 – 105517.
- [60] LE COZLER 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.
- [61] FERNANDES A F A, DOREA J R R, FITZGERALD R, et al. A novel automated system to acquire biometric and morphological measurements and predict body weight of pigs via 3D computer vision[J]. Journal of Animal Science, 2019, 97(1): 496 – 508.
- [62] BHOJ S, TARAFDAR A, CHAUHAN A, et al. Image procesing strategies for pig liveweight measurement: update and challenges[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 193: 106693 – 106704.
- [63] 沈明霞, 太猛, OKINDA C, 等. 基于深层卷积神经网络的初生仔猪目标实时检测方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(8): 271 – 279.
- SHEN Mingxia,TAI Meng,OKINDA C,et al. Real-time detection method of newborn piglets based on deep convolution neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019,50(8):271 – 279. (in Chinese)
- [64] 何东健, 牛金玉, 张子儒, 等. 基于改进三次 B 样条曲线的奶牛点云缺失区域修复方法[J]. 农业机械学报, 2018, 49(6): 225 – 231.
- HE Dongjian,NIU Jinyu, ZHANG Ziru, et,al. Repairing method of missing area of dairy cows' point cloud based on improved cubic B-spline curve[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(6): 225 – 231. (in Chinese)
- [65] ZHIKUN W, JINCHENG Y, LING Y, et al. Improved hole repairing algorithm for livestock point clouds based on cubic B-spline for region defining[J]. Measurement, 2022, 190: 110668 – 110678.
- [66] 李孟飞, 康熙, 王彦超, 等. 基于阈值分析的曲线拟合和边缘检测生猪侧视点云补全[J]. 农业机械学报, 2021, 52(增刊): 81 – 88.
- LI Mengfei,KANG Xi,WANG Yanchao,et al. Side-view point cloud completion method combining cubic B-spline curve fitting and edge detection based on threshold analysis[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(Supp.): 81 – 88. (in Chinese)
- [67] WONGSRIWORAPHON A, ARNONKIJPANICH B, PATHUMNAKUL S. An approach based on digital image analysis to estimate the live weights of pigs in farm environments[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 115: 26 – 33.
- [68] 周艳青, 薛河儒, 潘新, 等. 基于改进的 Graph Cut 算法的羊体图像分割[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 2018, 46(2): 123 – 127.
- ZHOU Yanqing, XUE Heru, PAN Xin, et al. Sheep image segmentation based on proposed Graph Cut algorithm[J]. Journal of Huazhong University of Science and Technology(Natural Science Edition), 2018, 46(2): 123 – 127. (in Chinese)
- [69] SHI S, YIN L, LIANG S, et al. Research on 3D surface reconstruction and body size measurement of pigs based on multi-view RGB – D cameras[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 175: 105543 – 105552.
- [70] COMINOTTE A, FERNANDES A F A, DOREA J R R, et al. Automated computer vision system to predict body weight and average daily gain in beef cattle during growing and finishing phases[J]. Livestock Science, 2020, 232: 103904 – 103943.
- [71] NISHIDE R, YAMASHITA A, TAKAKI Y, et al. Calf robust weight estimation using 3D contiguous cylindrical model and directional orientation from stereo images [C] // Proceedings of the Ninth International Symposium on Information and Communication Technology, 2018: 208 – 215.
- [72] 高云, 郭继亮, 黎焯, 等. 基于深度学习的群猪图像实例分割方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(4): 179 – 187.
- GAO Yun,GUO Jiliang,LI Xuan,et al. Instance-level segmentation method for group pig images based on deep learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019,50(4):179 – 187. (in Chinese)
- [73] 段恩泽, 方鹏, 王红英, 等. 基于深层卷积神经网络的肉兔图像分割与体质量估测[J]. 农业机械学报, 2021, 52(6): 259 – 267.

- DUAN Enze, FANG Peng, WANG Hongying, et al. Meat rabbit image segmentation and weight estimation model based on deep convolution neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(6): 259–267. (in Chinese)
- [74] ZHANG Z, ZHAN Y, HAN Y, et al. Estimation of liveweight from body measurements through best fitted regression model in dezhou donkey breed[J]. Journal of Equine Veterinary Science, 2021, 101: 103457–103463.
- [75] SAMPERIO E, LIDON I, REBOLLAR R, et al. Lambs' live weight estimation using 3D images[J]. Animal, 2021, 15(5): 100212–100219.
- [76] SANT'ANA D A, PACHE M C B, MARTINS J, et al. Weighing live sheep using computer vision techniques and regression machine learning[J]. Machine Learning with Applications, 2021, 5: 100076–100086.
- [77] KADER ESEN V, ELMACI P D C. The estimation of live weight from body measurements in different meat-type lambs[J]. Tarım Bilimleri Dergisi, 2021, 27(4): 469–475.
- [78] MEIER S, KUHN-SHERLOCK B, AMER P A, et al. Positive genetic merit for fertility traits is associated with superior reproductive performance in pasture-based dairy cows with seasonal calving[J]. J. Dairy Sci., 2021, 104(9): 10382–10398.
- [79] LI G, LIU X, MA Y, et al. Body size measurement and live body weight estimation for pigs based on back surface point clouds[J]. Biosystems Engineering, 2022, 218: 10–22.
- [80] SONG X, BOKKERS E A M, VAN MOURIK S, et al. Automated body condition scoring of dairy cows using 3-dimensional feature extraction from multiple body regions[J]. J. Dairy Sci., 2019, 102(5): 4294–4308.
- [81] PRASHAR A, HOCKING P M, ERICHSEN J T, et al. Common determinants of body size and eye size in chickens from an advanced intercross line[J]. Exp. Eye Res., 2009, 89(1): 42–48.
- [82] 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)
- [83] 尹令, 蔡更元, 田绪红, 等. 多视角深度相机的猪体三维点云重构及体尺测量[J]. 农业工程学报, 2019, 35(23): 201–208.
YIN Ling, CAI Gengyuan, TIAN Xuhong, et al. Three dimensional point cloud reconstruction and body size measurement of pigs based on multi-view depth camera[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(23): 201–208. (in Chinese)
- [84] GUO H, LI Z, MA Q, et al. A bilateral symmetry based pose normalization framework applied to livestock body measurement in point clouds[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 160: 59–70.
- [85] WANG K, ZHU D, 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.
- [86] ZHANG L N, WU P, WUYUN T N, et al. Algorithm of sheep body dimension measurement and its applications based on image analysis[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 153: 33–45.
- [87] 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.
- [88] WPB P, ILHAM F. Principal component analysis of body measurements and body indices and their correlation with body weight in Katjang does of Indonesia[J]. Journal of Dairy, Veterinary & Animal Research, 2019, 8(3): 124–134.
- [89] 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.
- [90] WANG Z, SHADPOUR S, CHAN E, et al. ASAS–NANP SYMPOSIUM: applications of machine learning for livestock body weight prediction from digital images[J]. Journal of Animal Science, 2021, 99(2): 1–15.
- [91] HAKEM M, BOULOUARD Z, KISSI M. Classification of body weight in beef cattle via machine learning methods a review[J]. Procedia Computer Science, 2022, 198: 263–268.
- [92] AL ARD KHANJI M S, LLORENTE C, FALCETO M V, et al. Using body measurements to estimate body weight in gilts[J]. Canadian Journal of Animal Science, 2018, 98(2): 362–367.
- [93] XAVIER C, LE COZLER Y, DEPUILLE L, et al. The use of 3-dimensional imaging of Holstein cows to estimate body weight and monitor the composition of body weight change throughout lactation[J]. J. Dairy Sci., 2022, 105(5): 4508–4519.
- [94] SABBIONI A, BERETTI V, SUPERCHI P, et al. Body weight estimation from body measures in Cornigliese sheep breed[J]. Italian Journal of Animal Science, 2019, 19(1): 25–30.
- [95] CONDOTTA I C F S, BROWN-BRANDT T M, SILVA-MIRANDA K O, et al. Evaluation of a depth sensor for mass estimation of growing and finishing pigs[J]. Biosystems Engineering, 2018, 173: 11–18.
- [96] 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)
- [97] MARTINS B M, MENDES A L C, SILVA L F, et al. Estimating body weight, body condition score, and type traits in dairy cows using three dimensional cameras and manual body measurements[J]. Livestock Science, 2020, 236: 104054–104064.
- [98] TYASI T L, EYDURAN E, CELIK S. Comparison of tree-based regression tree methods for predicting live body weight from morphological traits in Hy-line silver brown commercial layer and indigenous Potchefstroom Koekoek breeds raised in South Africa[J]. Trop Anim. Health Prod., 2020, 53(1): 7–14.

- [99] RUCHAY A, KOBER V, DOROFEEV K, et al. Comparative analysis of machine learning algorithms for predicting live weight of Hereford cows[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 195: 106837 – 106842.
- [100] HUMA Z E, IQBAL F. Predicting the body weight of balochi sheep using a machine learning approach[J]. *Turkish Journal of Veterinary and Animal Sciences*, 2019, 43(4): 500 – 506.
- [101] CELIK S, YILMAZ O. Prediction of body weight of turkish tazi dogs using data mining techniques: classification and regression tree (CART) and multivariate adaptive regression splines (MARS) [J]. *Pakistan Journal of Zoology*, 2018, 50(2): 575 – 583.
- [102] VAN DER HEIDE E M M, VEERKAMP R F, VAN PELT M L, et al. Comparing regression, naive Bayes, and random forest methods in the prediction of individual survival to second lactation in Holstein cattle[J]. *J. Dairy Sci.*, 2019, 102(10): 9409 – 9421.
- [103] LIAKOS K G, BUSATO P, MOSHOU D, et al. Machine learning in agriculture: a review[J]. *Sensors*, 2018, 18(8): 2674 – 2702.
- [104] ALONSO J, CASTAÑÓN Á R, BAHAMONDE A. Support vector regression to predict carcass weight in beef cattle in advance of the slaughter[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2013, 91: 116 – 120.
- [105] MA Y, CHEN X, ZHANG W, et al. An approach of on-barn pig weight estimation via 3D computer vision by KinectV2[C]//2020 ASABE Annual International Virtual Meeting, 2020.
- [106] 刘同海, 李卓, 滕光辉, 等. 基于 RBF 神经网络的种猪体重预测[J]. *农业机械学报*, 2013, 44(8): 245 – 249.
LIU Tonghai, LI Zhuo, TENG Guanghui, et al. Prediction of pig weight based on radical basis function neural network[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2013, 44(8): 245 – 249. (in Chinese)
- [107] 王琳, 孙传恒, 李文勇, 等. 基于深度图像和 BP 神经网络的肉鸡体质量估测模型[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(13): 199 – 205.
WANG Lin, SUN Chuanheng, LI Wenyong, et al. Establishment of broiler quality estimation model based on depth image and BP neural network[J]. *Transactions of the CSAE*, 2017, 33(13): 199 – 205. (in Chinese)
- [108] MILLER G A, HYSLOP J J, BARCLAY D, et al. Using 3D imaging and machine learning to predict liveweight and carcass characteristics of live finishing beef cattle[J]. *Frontiers in Sustainable Food Systems*, 2019, 3: 30 – 38.
- [109] BHATT C, HASSANIEN A E, SHAH N A, et al. Barqi breed sheep weight estimation based on neural network with regression[J]. *arXiv preprint, arXiv:1807.10568*, 2018. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1807.10568>.
- [110] SHEN M, OKINDA C, LIU L, et al. Swine live weight estimation by adaptive neuro-fuzzy inference system[J]. *Indian Journal of Animal Research*, 2018, 52(6): 923 – 928.
- [111] FERNANDES A F A, DOREA J R R, VALENTE B D, et al. Comparison of data analytics strategies in computer vision systems to predict pig body composition traits from 3D images[J]. *Journal of Animal Science*, 2020, 98(8): skaa250.
- [112] GJERGJI M, WEBER V, SILVA L, et al. Deep learning techniques for beef cattle body weight prediction[C]//2020 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN), 2020.
- [113] TAN M, LE Q. Efficientnet: rethinking model scaling for convolutional neural networks[C]//International Conference on Machine Learning, 2019: 6105 – 6114.
- [114] YU X, YU Z, RAMALINGAM S. Learning strict identity mappings in deep residual networks[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 4432 – 4440.
- [115] CHOLLET F. Xception: deep learning with depthwise separable convolutions[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 1251 – 1258.
- [116] SANDLER M, HOWARD A, ZHU M, et al. Mobilenetv2: inverted residuals and linear bottlenecks[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 4510 – 4520.
- [117] HUANG G, LIU Z, VAN Der MAATEN L, et al. Densely connected convolutional networks[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 4700 – 4708.
- [118] MECKBACH C, TIESMEYER V, TRAULSEN I. A promising approach towards precise animal weight monitoring using convolutional neural networks[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 183: 106056 – 106065.
- [119] HE H, QIAO Y, LI X, et al. Automatic weight measurement of pigs based on 3D images and regression network[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 187: 106299 – 106304.
- [120] CANG Y, HE H, QIAO Y. An intelligent pig weights estimate method based on deep learning in sow stall environments[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 164867 – 164875.
- [121] 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. (in Chinese)
- [122] QIAO Y, TRUMAN M, SUKKARIEH S. Cattle segmentation and contour extraction based on Mask R – CNN for precision livestock farming[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2019, 165: 104958 – 104966.