

基于计算机视觉的养殖动物计数方法研究综述

王 静^{1,2} 李蔚然^{1,2} 刘业强^{1,2} 李振波^{1,2}

(1. 中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083; 2. 中国农业大学国家数字渔业创新中心, 北京 100083)

摘要: 数量计量是动物养殖管理的基础工作,其结果对于动物养殖的生产效率、养殖成本管控及经济效益评估等具有重要意义。基于计算机视觉的计数方法解决了传统人工计数存在的测量误差大、耗时费力等问题,减轻了养殖人员的工作负担。本文统计分析了近十年的养殖动物视觉计数相关研究,从传统机器学习与深度学习两方面对养殖动物计数算法进行分析与讨论。此外,对水产养殖、畜禽养殖与特种动物养殖领域的养殖动物计数应用进行梳理与总结。同时,对目前公开发布的养殖动物计数数据集进行概述。最后,从数据集、应用场景、计数方法3方面分析讨论养殖动物计数研究面临的主要挑战,并对未来研究进行展望。

关键词: 养殖动物; 计数; 机器学习; 深度学习; 计算机视觉

中图分类号: S126 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2023)S1-0315-15

Review of Vision Counting Methods and Applications for Farmed Animals

WANG Jing^{1,2} LI Weiran^{1,2} LIU Yeqiang^{1,2} LI Zhenbo^{1,2}

(1. College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. National Innovation Center for Digital Fishery, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: Quantitative measurement is the basic work of biological research and breeding management, and its results are of great significance to the production efficiency, cost control of animal breeding and assessment of economic benefits. In recent years, with the development of image acquisition equipment, image processing technology and computer vision algorithms, the research on animal counting based on computer vision has also made great progress. Artificial counting often needs to rely on breeding personnel to observe and count the animals one by one, which is not only prone to omissions and errors, but also requires a lot of time and human resources. Computer vision-based counting methods can realize automated counting, which to a certain extent reduces the workload of breeding personnel and improves the breeding efficiency. The research related to farm animal counting in the past ten years was counted, and the farm animal counting algorithms were analyzed and discussed from both traditional machine learning and deep learning. Among them, the traditional machine learning method mainly relied on manually extracted features for recognition and counting, with fast computation speed and small resource consumption, but lacked the understanding of the global semantic information of the image; counting algorithms based on deep learning had a stronger generalization ability to complex scenes, and achieved better results in the counting task for farmed animals, which was the mainstream direction of the current research. In addition, the applications of farmed animal counting in the fields of aquaculture, livestock and poultry farming and special animal farming were sorted out and summarized. At the same time, the current publicly released farmed animal counting datasets were summarized. Finally, the main challenges of farmed animal counting research were analyzed and discussed in terms of datasets, application scenarios and counting methods, and the future development trend was outlooked. Specifically, by constructing larger and richer public datasets, improving the accuracy and generalization ability of counting algorithms, and expanding the counting models in specific scenarios to a wider range of application scenarios, the research on farmed animal counting would make greater progress and development, so as to truly play its role in supporting agricultural production.

Key words: farm animal; counting; machine learning; deep learning; computer vision

收稿日期: 2023-06-20 修回日期: 2023-08-26

基金项目: 科技创新 2030-重大项目(2021ZD0113805)

作者简介: 王静(2000—),女,硕士生,主要从事计算机视觉研究,E-mail: wangjing@cau.edu.cn

通信作者: 李振波(1978—),男,教授,博士生导师,主要从事计算机视觉研究,E-mail: lizb@cau.edu.cn

0 引言

2022 年全国猪牛羊禽肉产量为 9.227×10^7 t,比上年增长 3.8%,养殖水产品产量为 5.568×10^7 t,比上年增长 3.2%,中国养殖业保持稳健的发展态势,为社会经济可持续发展提供了有力的支撑^[1]。但由于养殖过程中幼仔、苗种的购入、出售或死亡等,不同时期内的实际数量往往存在较大差异,因此,对养殖物种的数量统计有了更高的要求。传统依赖人工的计数方法存在较多问题,如人工计数费时费力,影响集约化养殖的效益;另外,养殖人员与动物的过多接触会增加传播人畜共患疾病的风险^[2];并且在计数过程中由于动物运动的不稳定性,导致人工难以进行准确计数,计数结果容易产生误差。

基于硬件设备的自动化计数方案可以有效降低人工计数方案的成本并规避主观测量导致的误差。部分研究人员利用物联网技术对动物数量进行统计,如张磊等^[3]提出了基于单片机和超高频射频识别技术(Radio frequency identification,RFID)的智能数羊器系统,此系统实现了对羊群的快速计数,节省了大量的人力资源。但该装备需要为养殖羊只逐一打上耳标,存在物理损伤;且 RFID 芯片价格较高,为养殖羊只逐一植入 RFID 芯片将导致成本显著增加。卢宏博等^[4]利用光电传感技术设计了一种对扇贝苗进行规格识别与计数统计的装置,该装置的

平均计数准确率达到了 94.4%,但由于该装置通过振动机来使扇贝苗排队通过,在振动时会对扇贝苗产生一定的环境刺激。综上,该类方案虽然降低了人力成本及主观误差,但硬件设备采购及部署成本相对较高,且常导致养殖动物一定程度上的物理损伤。

在集约化养殖场景中,视频监控等设备条件在一定程度上提高了管理效益^[5],然而仍需要人为地对获取的监控数据进行分析统计。近年来,随着图像处理、深度学习等技术的不断进步与发展^[6-7],基于计算机视觉的计数方法提高了养殖环境下的智能化水平,克服传统计数方法的局限性,已被广泛用作养殖动物计数的非侵入式解决方案。本文总结近十年来基于计算机视觉的养殖动物计数算法与应用领域,对相关养殖动物计数数据集与评估指标进行概述,并对未来的研究方向进行探讨。

1 基于计算机视觉的养殖动物计数方法

基于计算机视觉的养殖动物计数方法主要分为基于传统机器学习与基于深度学习的方法,视觉计数算法对于不同类别养殖动物研究发展历程如图 1 所示,其中,畜禽养殖动物指为人类提供肉、蛋、奶等的家畜与家禽,水产养殖动物指人工养殖的各种水产品,特种养殖动物指除家畜家禽以外被人工驯养的、具有特殊用途与功效、经济价值较高的动物,如果子狸、水貂等。

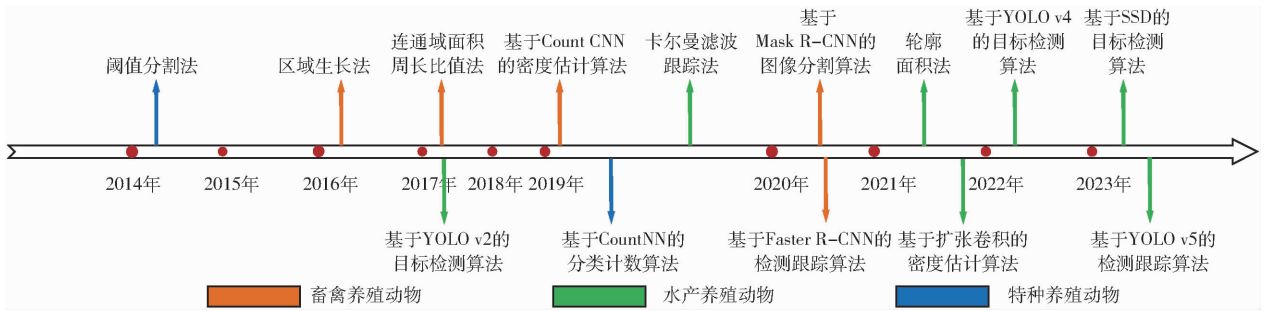


图 1 基于计算机视觉的养殖动物计数算法发展历程

Fig. 1 Evolution of development of computer vision-based algorithms for counting farmed animals

1.1 传统机器学习计数方法

利用传统机器学习算法进行动物计数的一般过程是:首先从图像中提取目标的纹理、形状、颜色和大小等特征,继而从得到的特征中检测对象,再通过使用相关图像处理的方法进行计数操作。利用传统机器学习算法进行养殖动物计数的应用也涉及许多应用场景,针对不同养殖模式特点,所采用的计数方法也存在差异。如在畜牧业中,养殖场分散导致的数目统计困难问题较为明显。梁炎森等^[8]针对养殖猪场开发了一个能够进行图像远程采集与数量统

计的系统,在此系统中,针对采集到的猪只图像,采用中值滤波算法对图像进行去噪处理,选择 RGB 像素灰度值作为目标特征算子,通过区域生长法来进行图像分割,根据连通区域的面积与轮廓周长对猪只目标进行判别计数,最终该算法的计数准确率约为 93%。张天昊等^[9]提出了一种图像采集和识别计数方法,能够实现更精准的猪只自动计数,该方法通过光学方法处理得到生猪目标的典型颜色特征,并将其作为生猪目标 RGB 颜色分量相对比例判定依据,对图像进行平滑与降噪的处理,使用区域生长

法和形态学算法相结合的方式对图像进行生猪数量统计,准确率约 98%。

相对于畜牧业场景,水产养殖领域的计数应用中存在的遮挡现象更为严重,计数对象更为密集^[10]。ALBUQUERQUE 等^[11]提出了一个基于计算机视觉的自动鱼类计数系统,此系统通过利用斑点检测 (Blob detection)、高斯混合 (Mixture of Gaussian) 和卡尔曼滤波器 (Kalman filtering) 的信息来对鱼类进行计数,平均准确率达到 97.47%。AWALLUDIN 等^[12]使用由图像增强、边缘检测和阈值方法组成的图像处理技术的组合来分割目标鱼苗,提取连通区域特征周长,并通过设置特征阈值来计数鱼苗,在包含 100~300 条鱼苗图像上的计数精度为 98.64%。以上方法均仅对单一物种进行计数,YEH 等^[13]对不同品种、不同外观的虾展开计数研究,为解决在进行虾计数时易产生的重叠遮挡问题,使用 K 均值聚类算法 (K-means clustering algorithm) 这种无监督机器学习的方法来处理,具体来说,K-means 聚类方法将所有检测到的斑点轮廓 (Blob contours) 划分为两种集群,分别代表含有一只虾的集群与含有多只虾的集群,再根据该区域的面积确定包含虾的具体数量,最后计算图像中的总体数量实现对水晶虾、火焰虾、大和藻虾 3 种不同品种虾的数量统计,平均计数准确率在 96% 以上。

在特种动物计数方案中考虑研究对象的体态、运动规律性等,采用检测、分割、跟踪类算法进行融合处理可以实现较为准确的计数。NGO 等^[14]为了实时监控蜜蜂进出蜂箱的活动情况,在蜂箱入口处连续采集图像,并通过背景减法对采集图像中的蜜蜂进行分割与检测,再通过卡尔曼滤波与匈牙利算法对蜜蜂进行跟踪计数,从而对蜜蜂的进出情况进行自动统计,该研究的计数准确率达到 93.9%。PANDIT 等^[15]为实现对蚕卵的计数,首先将原始 RGB 图像转换为灰度图像,并通过局部阈值化方法对图像进行分割,进而计算出蚕卵数量,该算法的平均计数准确率达到 97%,能够使蚕卵的售卖统计等相关任务更加高效与省时。总体来看,传统机器学习计数方法计算速度快,资源消耗小,但计数结果的好坏往往依赖于手工提取的特征,在密集遮挡场景下计数精度易受影响,适合应用于数据量较少的计数场景。

1.2 深度学习计数方法

对于在动物计数中易发生的遮挡、挤压等情况,传统的机器学习方法存在着一定的限制,如计数精度不高、泛化性较差等。近些年来,基于深度学习的方法在一些复杂的场景中表现优异^[16-17],比传统的

机器学习方法展现出更强的性能,在养殖动物计数领域也被广泛研究。如 AKÇAY 等^[18]为了对鸟群进行计数以估计迁徙鸟群种类的变化,通过构建在不同背景、不同天气等条件下的包含 38 种不同鸟类物种的图像数据集,分别使用 BoW (Bag of words)^[19]方法、SSD (Single shot multibox detector)^[20]网络以及 Faster R-CNN (Faster region convolution neural network)^[21]网络,以找出最优的解决方案。结果表明,基于深度学习的 SSD 网络与 Faster R-CNN 网络的精准率、召回率均高于基于传统机器学习方式的 BoW 方法,尤其是 Faster R-CNN 网络,精准率达到 94%,比 BoW 高 8%;召回率达到 95%,比 BoW 高 21%,证明了使用数据驱动特征的深度神经网络优于从滑动窗口手动提取特性的 BoW 方法。深度学习技术可以通过自动化和准确的方式,对大量的图像数据进行分析,从而实现了对养殖动物数量的快速计数。使用深度学习算法进行养殖动物计数的方式广泛应用于畜禽养殖^[22]、水产养殖^[23-24]、特种动物养殖^[25]等。

基于深度学习的计数方法可以被分为基于图像分割、基于目标检测、基于检测和多目标跟踪、基于回归的计数算法。基于回归的计数算法主要分为基于点坐标回归与基于密度图回归的算法,其中密度图回归算法又称密度估计算法,点坐标回归计数算法在养殖动物计数领域应用较少,因此主要对利用图像分割算法、目标检测算法、检测和多目标跟踪算法、密度估计算法进行养殖动物数量估计的研究进行阐述。

1.2.1 基于图像分割的计数

随着 2017 年 Mask R-CNN (Mask region convolution neural network)^[26]算法的提出,许多学者开始利用此方法展开对养殖动物计数任务的研究。XU 等^[27]考虑到在近处摄像头捕捉可能会对牛群造成应激反应,选择使用四轴飞行器来采集牛群图像,使用 Mask R-CNN 方法对图像进行分割并计数,在养殖牧场环境下对全身标注的牛只数据集的计数精度达到 94%,证明了 Mask R-CNN 算法对畜禽检测计数任务的有效性。胡云鸽等^[28]为解决在猪只计数中易产生的光照以及遮挡导致的目标漏检问题,对 Mask R-CNN 网络进行改进来提高分割精度,具体来说,为增强底层的边缘信息,在特征金字塔网络 (Feature pyramid network, FPN) 后添加一条自底向上的增强路径,以此提高对边缘特征信息的提取能力,并对损失函数以及非极大值抑制 (Non-maximum suppression, NMS) 的过程进行相关优化,最终在小密度目标图像上实现了较高精度的检测效

果,对包含 12 ~ 22 头猪只的图像的计数准确率达到 98% 以上;对包含约 80 头猪只的图像计数准确率为 86%。但该改进后的 Mask R - CNN 网络模型计算成本增大,处理单幅图像的时间也随之增加,平均耗时为 0.4 s,为 Mask R - CNN 网络时间的 2 倍。除了对成猪进行计数任务外,仔猪的计数对养殖场的生产效率评估也十分重要。HUANG 等^[29]为解决仔猪计数时易被遮挡的问题,构建包含语义分割标签与中心位置标签的两种标签类型数据集,提出了一种两阶段中心聚类网络,在第 1 阶段将图像的像素划分为母猪、仔猪、背景 3 类,并预测仔猪像素中心的偏移向量;在第 2 阶段利用平均偏移算法将生成的分散中心点相关联,得到最终的仔猪数量,在所构建的数据集上平均绝对误差 (Mean absolute error, MAE) 达到 0.43,但平均每幅图像处理时间为 4.3 s,远未达到实时计数的要求。

相对于牛群、猪只等大型养殖动物来说,养殖条件呈密集分布的小型动物的遮挡问题更加严重,例如鱼苗、虾等,NGUYEN 等^[30]通过基于两阶段 Mask R - CNN 的实例分割算法来分割虾苗以进行计数,并在低密度 (虾苗数量小于 200 只) 与中等密度 (虾苗数量在 350 ~ 650 只之间) 的图像上取得较高的精度,准确率达到 92.2% ~ 99.7%,但由于在高密度图像中虾苗之间遮挡问题严重,准确率仅为 72.9%,因此,该算法在密度图像上的准确率仍有待提高。

在基于图像分割的数据集构建中,需要对目标进行逐像素的标注,这种标注方式往往耗费大量的人力物力,而且需要估计到对象的位置、形状、大小等,导致处理速度相对较慢。基于图像分割的计数方法计数精度较高,但在检测速度方面仍有待提高,不适用于对实时性要求过高的计数场景。

1.2.2 基于检测的计数

相比基于图像分割的计数方法,基于目标检测的计数方法仅需要预测出检测对象的边界框即可,能够极大地提升检测效率。在深度学习领域最为经典的目标检测算法中,主要分为 Two stage 算法和 One stage 算法两类。Two stage 算法的目标检测过程主要分为 2 个阶段,即先定位,再识别。在第 1 个阶段产生候选区域 (Region proposals),随后在第 2 个阶段对候选区域进行分类,Two stage 算法的主要代表包括 R - CNN (Region convolution neural network)^[31]、Fast R - CNN (Fast region convolution neural network)^[32]、Faster R - CNN; One stage 算法则同时产生物体的位置坐标值与类别概率,因此相对于 Two stage 的目标检测方法,One stage 算法的检

测速度通常更快,One stage 算法的主要代表有 SSD 和 YOLO (You only look once)^[33] 系列等。这些基于深度学习的目标检测器已被证明明显优于传统机器学习的目标检测算法^[18]。

Two stage 算法检测速度稍低,因此学者们多采用 One stage 算法进行检测计数。SSD 算法作为典型的 One stage 算法,在目标检测领域取得了良好的效果,但对于小物体与存在遮挡的场景下检测精度较低,为此 SU 等^[34]提出了一种基于改进 SSD 模型的幼年鲍鱼检测计数方法。该方法首先对获取的特征图进行多尺度动态融合,以此获取更多的颜色、纹理等信息,然后在新的特征图上添加多尺度注意力特征提取模块来增强特征图中幼年鲍鱼的边缘信息,最后使用损失反馈训练模块来增加图像中幼年鲍鱼的像素,提高检测精度,该算法的准确率和召回率分别为 99.59% 和 97.74%,但构建的幼年鲍鱼图像场景仍然相对稀疏。处理密集图像的方式有许多途径,如更改网络结构等,而 ZHANG 等^[35]通过制作质量更高的数据集处理密集场景下的图像计数,具体而言,由于养殖虾高密度、个体长度小的特点,易造成人工标注错误,该方法将采集到的养殖虾图像裁剪成 16 幅分辨率为 400 像素 × 400 像素的局部图像,并分别在得到的每幅局部图像上使用以 MobileNet v3^[36] 为骨干网络的 YOLO v4^[37] 模型进行检测计数,进而利用帧平均方法来合并计算 16 幅局部图像的计数结果,得到最终的计数结果,该方法的计数精度达到 92.12%,检测速度为 16.75 f/s,基本可以达到实时检测的要求,但模型内存占用量为 44.31 MB,在一定程度上没有达到轻量化的需求。通过构建高质量数据集来提高计数精度的方式还有很多,如 JIANG 等^[38]探索了不同数据集标注方式对计数结果的影响,构建了包含 1 500 幅麻鸭图像的数据集,针对麻鸭数据集图像上的标注框重叠问题,将对麻鸭全身进行框标注与仅对头部进行框标注的两种方式 进行对比,使用增加了 7 个 CBAM (Convolutional block attention module)^[39] 注意力模块的 YOLO v7^[40] 网络结构对所构建的两种数据集进行检测计数,得出了最优的标注方式——全身标注式,精准率达到 96.84%。

在基于目标检测的数据集构建中,需要对目标进行框标注,此标注方式也造成人力物力的浪费。基于此,一些学者对点监督的方式展开了研究,基于点监督的方法在处理数据时更加简化,只需给出点级的标注即可,CAO 等^[41]为实现能够对相机采集到的图像进行实时处理的需求,对 LARADJI 等^[42]提出的基于点监督的定位计数方法进行改进,提出了

一种鸡检测计数算法,该算法以 DenseNet^[43] 作为骨干网络,并去掉全连接层,对特征图进行融合反卷积操作,最终的计数精度达到 97%,检测速度为 9.27 f/s。

SSD、YOLO 和 R-CNN 系列等检测算法虽被广泛应用,但这些算法仍然有许多限制,例如算法的实现需要依赖 Anchor 的生成以及 NMS 等过程。近年来,DETR (Detection transformer)^[44] 等基于 Transformer 的目标检测算法展现出强大的检测性能,DETR 是一种完全端到端的目标检测器,不需要进行检测框(Anchor)的生成与 NMS 过程。目前已经出现 Deformable DETR^[45]、Conditional DETR^[46] 与

Sparse-DETR^[47] 等多种基于 DETR 的目标检测模型,证明利用 Transformer 进行目标检测的可行性。QI 等^[48] 在 Deformable DETR 的基础上进行改进,验证了使用基于 Transformer 的检测算法对动物进行检测的可行性,而计数任务仅需在检测任务的基础上计算检测框数目即可,基于 DETR 的检测计数流程如图 2 所示,可考虑使用基于 Transformer 的目标检测算法对养殖动物进行计数,以达到准确率更高的计数结果。基于目标检测的计数方法在密集遮挡场景下计数精度易受影响,但检测速度可达到实时计数的需求。

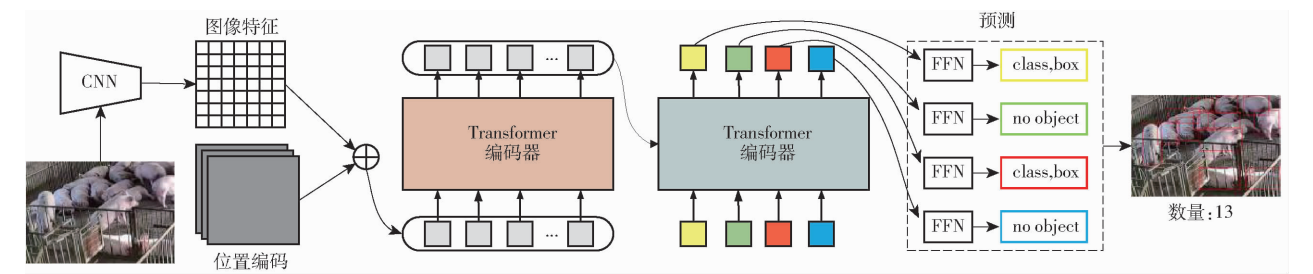


图 2 基于 DETR^[44] 的检测计数流程
Fig. 2 DETR^[44]-based detection counting process

1.2.3 基于检测与多目标跟踪的计数

多目标跟踪算法指通过结合目标检测和跟踪技术来检测和跟踪多个目标,主要由检测算法与数据关联算法来组成,检测算法一般用来检测目标的边界框,数据关联算法则能够对上下两帧之间检测到的目标进行身份匹配,继而实现对目标的跟踪。多目标跟踪算法可以提供有关目标位置、大小、形状和运动的附加信息,这些信息可以优化目标检测算法的性能,例如,在使用目标检测算法识别图像或视频帧中的目标时,引入多目标跟踪算法后,便能够实现预测目标下一帧位置的功能,有利于改善目标之间相互遮挡引起的漏检问题,提高检测计数的准确性。

GEFFEN 等^[49] 结合了 Faster R-CNN 与跟踪算法,设计了一个用于对多层鸡笼中的蛋鸡进行计数的计算机视觉系统,具体来说,使用 Faster R-CNN 目标检测算法在视频的每一帧中检测蛋鸡,并结合非极大值抑制算法筛掉多余的检测框,再利用跟踪算法跟踪前一帧的检测结果,在下一帧中对检测到的新框与上一帧中检测的边界框进行交并比 (Intersection over union, IoU) 计算,为 IoU 值大于 0.1 的新框分配上一帧的 ID 标号,小于 0.1 的新框则分配一个新的身份 (ID),最后得到准确率为 89.6%,MAE 为 2.5,可投入实际养殖场景中使用,但此方法仅使用 IoU 阈值来对检测到的目标进行相似性关联,容易造成身份识别错误的现象。ZHANG 等^[50] 针对大量的动态鱼苗计数场景,构建了鱼苗流

经通道的动态数据集,使用 YOLO v5-Nano^[51] 检测模型检测鱼苗的位置与大小,再结合 SORT^[52] 跟踪算法根据检测信息预测鱼苗的运动轨迹,最后根据轨迹来实现鱼苗的动态计数,计数精度达到 96.4%。WOJKE 等^[53] 提出了 DeepSORT 目标跟踪算法,DeepSORT 不仅考虑了检测框与预测框之间的 IoU 相似性,还引入 Re-ID (Re-identification) 模型提取检测框中目标的外观特征,将目标之间的相似性也作为进行相似性关联的评判依据,基于此,CAO 等^[54] 为了提高绵羊计数的准确性,减少绵羊之间相互移动带来的频繁遮挡情况,将 ECA (Efficient channel attention)^[55] 机制引入到 YOLO v5x^[56] 中,并使用麻雀搜索算法对检测模型的学习率进行优化,再与 DeepSORT 算法进行结合来实现对绵羊的跟踪计数。实验结果表明,结合了 DeepSORT 算法后,此模型对绵羊进行动态计数的错误率仅为 5%,最终的测试精准率达到 97.10%。

在多目标跟踪算法中,数据关联算法是其核心,因为数据关联算法解决了多目标跟踪中的一个重要问题,即如何将不同帧中的目标进行匹配与跟踪。因此,数据关联算法是影响多目标跟踪准确性的重要因素。LI 等^[57] 基于非笼养肉鸡计数任务设计了特定的图像采集装置与数据关联策略,数据关联策略为:首先根据位置将视频域划分为 3 个区域 birth、growth、death,在视频第 1 帧中每个检测框会生成相应的轨迹,在第 2 帧中利用 IoU 距离将所有检测框

与现有的轨迹相关联,若出现匹配失败的检测框,则将这些检测失败的检测框根据所在的位置区域划分到 birth、growth、death 3 个区域中,再降低匹配条件,进行二次匹配,位于 death 区域的检测框若两次均匹配失败,则会被删除,位于 birth 区域的检测框将会生成新的轨迹。通过此关联策略,再结合 YOLOX^[58] 检测器,能够有效地改善肉鸡多目标跟踪中目标的频繁遮挡问题。此外,作者对基于 ID 的计数方法(Counting method based on broiler id, CM-BID)、基于轨迹的计数方法(Counting method based on tracklets, CM-TR)、基于计数区域的计数方法(Counting method based on counting region, CM-CR)、基于计数线的计数方法(Counting method based on counting line, CM-CL)进行实验,最终基于计数线的方法的计数准确率为 98.13%。基于检测与多目标跟踪的计数方法在特定的计数场景下应用针对性较好,但其一般需要设计适应的计数硬件设备,方案的通用性较差。

1.2.4 基于密度估计的计数

在基于图像分割与目标检测的计数方法中,标注成本相对较高,且在密集遮挡场景下计数结果易受影响,因此,基于密度估计的计数研究近年来得到了研究人员的广泛关注。基于密度估计的计数方法在设计数据集时,仅需点标注即可,相比于基于检测框与逐像素的数据集制作,能够节省大量的时间。近些年来,基于深度学习的密度估计方法已在人群计数中被广泛研究,如单分支结构计数网络 CrowdCNN^[59],双分支结构计数网络 CrowdNet^[60],多分支结构计数网络 MCNN^[61]、CP-CNN^[62]等,基于此,基于密度估计计数方法也逐渐被应用于养殖动物计数领域。

TIAN 等^[63]为实现猪只计数任务,将 Count CNN^[64]与 ResNeXt^[65]架构相结合,设计了一个由 13 个卷积层组成端到端的网络架构,并回归出分布密度图,通过对分布密度图的数量求和来计算得到猪只的数量。最终在测试集上实现了 MAE 为 1.67、均方根误差(Root mean squared error, RMSE)为 2.13 的猪只计数网络模型。但在此方法的数据集中,来自互联网的每幅图像的猪只平均数量为 10.5,在现实环境中采集的每幅图像的猪只平均数量为 15,场景较为稀疏。WU 等^[66]则在较为密集的鱼类数据集上进行计数研究,提出了一种新的鱼类计数方法,该方法设计的多扩张卷积模块可以在不降低图像分辨率的情况下增加卷积核的感受野,且结构中的通道注意力模块可以独立学习通道之间的有用特征并抑制无用特征,解决鱼类计数中的遮挡

问题,但该方法在测试集上的测试误差较大:MAE 为 7.07,均方误差(Mean square error, MSE)为 19.16。

LI 等^[67]也在较为密集的鱼苗数据集上进行实验,提出了一种轻量级的鱼苗计数方法。此研究建立了包含 3 200 幅鱼苗图像,每幅图像的鱼苗数量在 100~300 条之间,鱼苗长度为 1~3 cm;在结构设计上,选择多列卷积神经网络(MCNN)作为基线模型,在后端网络引入 SE(Squeeze-and-excitation)^[68]模块来提高模型的准确率和效率;另外使用 1×1 卷积代替末端的全连接层,有效地减少了参数量。该模型的 MAE 为 3.33, MSE 为 4.58,参数量仅为 1×10⁵,浮点运算量(FLOPs)为 1.38×10⁹,可嵌入到移动计数设备中。

然而,上述方法都属于监督学习,均需要大量的数据集图像与数据集标注信息,因此需要进行繁琐的手动标注,在图像目标场景过于密集的时候,由于图像密度太高,手动标注容易导致发生标注错误的情况出现,造成计数误差。ZHANG 等^[69]为了解决手动标注繁琐与标注错误的情况,在虾卵计数任务中,使用未标注的真实图像与随机生成的密度图通过基于 CycleGAN^[70]的生成模型来生成具有精确标签位置信息的合成数据集,并通过设计的计数网络进行实验,最终实现了 99.2% 的平均计数准确率。基于密度估计的计数方法在密集遮挡场景下表现较好,但其计数的准确性受图像拍摄环境干扰(如光线等)的影响较大,且无法获取目标类别信息等,有一定的局限性。基于密度估计的计数流程示意图如图 3 所示。

1.3 计数方法对比

目前,养殖动物计数的研究方法主要有基于机器学习的方法、基于图像分割的方法、基于目标检测的方法、基于检测与跟踪的方法以及基于密度估计的方法等,各类计数方法的优缺点对比分析如表 1 所示。在实际应用时,应从养殖环境 with 需求等出发选取合适的计数方法,构建针对性的计数方案。

(1)在基于传统机器学习的养殖动物计数算法研究中,其算法简单,易于理解和实现,并且传统机器学习算法计算速度快,资源消耗小;但泛化能力差,对于在不同光照、不同传感器、不同环境条件下的测试数据,实验效果会有很大的差距,因此,基于传统机器学习的计数算法适合数据量较少、环境变化差异不大的计数应用场景,在数据量充足时,应首先考虑基于深度学习的计数算法。

(2)在基于图像分割的养殖动物计数算法研究中,往往需要对数据集进行像素级别的标注,需要耗

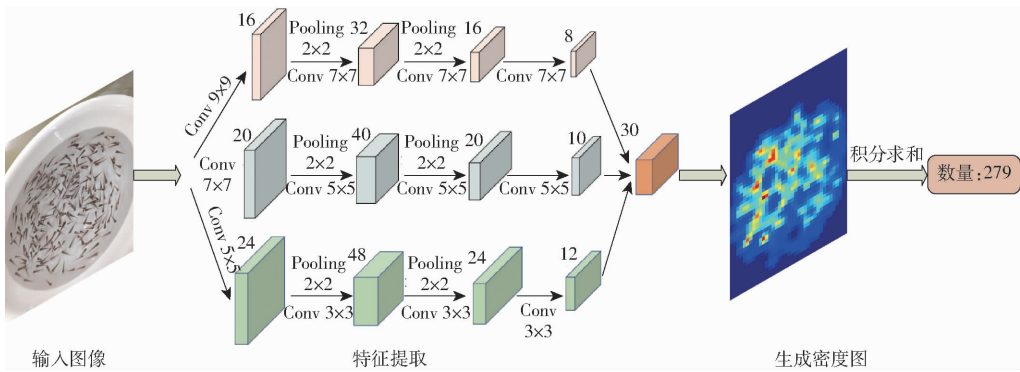


图 3 基于密度估计的计数流程

Fig. 3 Counting process based on density map generation

表 1 计数方法的优缺点对比分析

Tab. 1 Comparative analysis of advantages and disadvantages of counting methods

计数方法	优点	缺点
传统机器学习方法	计数精度较高,无需对数据集进行大量处理	在密集遮挡场景下计数精度易受影响
图像分割方法	计数精度较高	数据集标注工作繁琐,计数速度较慢
目标检测方法	计数速度较快且计数精度较高	在密集遮挡场景下计数精度易受影响
基于检测与多目标跟踪方法	具有较强的实际应用性	通用性较差
密度估计方法	计数精度较高且在密集遮挡场景下计数性能较好	受图像拍摄环境干扰(如光线等)的影响较大

费大量的时间,对小物体如虾卵、鱼苗等的标注则更为困难。并且在推理时,由于需要获取到所要计数动物目标的位置、轮廓、大小等信息,模型训练与推理速度往往比较慢,很难实现实时应用。因此,基于图像分割的计数算法适用于养殖动物区域占所采集的数据集图像较大比例的场景以及适合部署到离线设备中应用。

(3)在基于目标检测的养殖动物计数算法研究中,计数精度较高且应用广泛,可能会成为未来养殖动物计数研究的主流方向。但其在应用时受遮挡环境因素影响较大,更适用于对养殖动物实时性与位置信息要求较高、目标分布较为稀疏的场景。

(4)基于检测与多目标跟踪的养殖动物计数算法研究实用性较强,但对计数场景往往有一定限制,往往需要构建特殊的通道装置,以统计通过通道的养殖动物数量。因此,此方法适用于需要在运动条件下对养殖动物进行实时动态计数的场景。

(5)基于密度估计的养殖动物计数算法无需获取计数目标的详细信息,通过生成的密度图便可进行数量计算,算法简便,更适用于小目标的计数研

究。但由于无法获取目标信息,例如类别信息、ID 信息等,所以在多类别计数、视频域计数等应用场景下存在一定的限制,且该方法易受环境变化影响,更适用于养殖目标分布密集且养殖背景单一的单类别目标计数任务。

2 视觉计数研究应用领域

基于计算机视觉的养殖动物计数方法可以在水产养殖、畜禽养殖、特种动物养殖领域得到实际应用。通过在不同的养殖领域实现对不同养殖品种的数量统计,能够对养殖动物的养殖密度、经济效益等做出合理的评估。

2.1 水产养殖

水产养殖是指利用水体来养殖的水生生物,包括鱼类、虾类、蟹类等^[71]。中国是水产养殖大国,水产养殖产量占全球 60% 以上^[72]。

计数任务在水产养殖领域的应用十分广泛,如在鱼类养殖中,可以使用基于视觉的计数算法对鱼群进行计数,了解鱼群的生长和繁殖情况,估算养殖区域中鱼的数量等^[73-75],SHEN 等^[76]考虑到在真实水环境下,水下能见度与光照强度较低,导致仅使用水下摄像机采集的图像质量受到影响,因此在水库实验基地下使用成像声呐 ARIS (Adaptive resolution imaging sonar) 与声学摄像机采集数据,通过 K 最近邻算法与 DeepSORT 算法相结合的方式对采集到的数据集进行训练,并将此方法在真实水库环境进行部署,对浑浊水环境下的游动的鱼进行自动跟踪与计数。ZHOU 等^[77]则针对长度 2 ~ 8 cm 的鱼种,提出了一种在线计数方法,并构建了高通量鱼苗在线计数装置,该装置利用光滑的弯曲轨道与斜面通道进行鱼苗分离,有效地提高了单位时间内的鱼苗通量,实现了大批量鱼苗的实时在线计数功能。该装置示意图如图 4 所示。

另外,在水生生物的疾病监测中,基于计算机视觉的计数算法也可以对鱼卵计数以估计鱼卵存

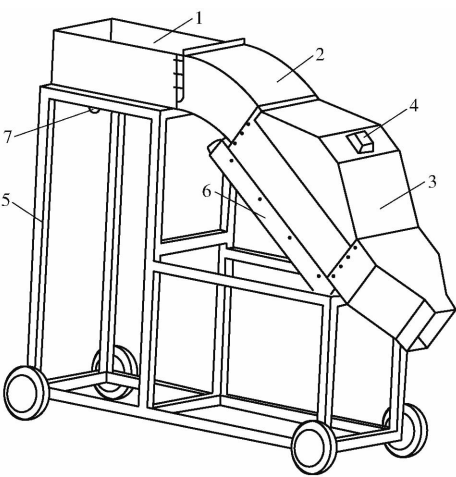


图 4 高通量鱼苗在线计数装置^[77]

Fig. 4 High-throughput fry online counting device^[77]

1. 水平轨道 2. 弯曲轨道 3. 遮光罩 4. 摄像头 5. 支架 6. 补光模块 7. 供水管

活率^[78],对病原体和寄生虫进行计数以便对病情进行有效控制。计数任务的精度和效率对水产养殖领域非常重要,传统的水产养殖存在计数困难、人工计数效率低、数据不准确、易对水生动物产生损伤等问题。利用基于计算机视觉的算法对水产养殖中的虾、蟹、贝类等进行计数,可以实现精确、快速、高效、无损的计数,提高水产养殖的效率和产量。

2.2 畜禽养殖

畜禽养殖业作为最基本的农业产业之一,在保障人们获取高质量蛋、肉、奶等生活必需品方面发挥着至关重要的作用。随着社会经济的发展和人民生活水平的提高,人们对畜禽产品的需求量也在稳步增加。因此,推进畜禽规模化养殖场改造升级^[79-81],发展标准化和现代化的设施农业,是满足市场需求、保障食品安全、促进畜禽养殖业可持续发展的重要措施。

畜禽养殖的监管和管理需要对养殖的禽类与畜类进行个体识别管理等研究^[82],如身份识别、数量统计等,以评估饲养效果和预测产量等。在数量统计方面,随着人们对畜禽养殖的需求不断增加,传统的人工计数方式已经无法满足市场的需求。利用基于计算机视觉的算法对畜禽进行计数已成为现代畜禽养殖管理的一种重要手段。例如杨断利等^[83]针对鸡场中复杂环境对蛋鸡计数带来的干扰问题,设计了基于计算机视觉的自动化计数系统,并在养殖基地投入使用,高效地解决了养殖场蛋鸡数量统计问题。DE LIMA WEBER 等^[84]利用无人机在不同高度下采集饲养场中牛的图像,通过建立的卷积神经网络计数模型能够快速给出特定区域的牛只数

量,从而实现了低成本的牛只自动计数,能够让牧民随时随地了解到饲养区域中的牛只数量,便于进行管理。利用基于计算机视觉的计数算法对畜类和禽类进行计数,可以提高计数效率和准确度,以高效地评估其数量变化情况、繁殖率和预测产量等^[85-87],提高养殖效率和管理水平,帮助养殖者实现智能化、高效化的养殖。

2.3 特种动物养殖

特种养殖动物主要指除传统的畜禽养殖动物和水产养殖动物以外的、能不同程度被人工驯养的动物,是一类具有重要生物学价值与商业潜力的动物种类^[88]。我国的特种养殖动物种类繁多,按照种类不同可划分为兽畜类(如果子狸、貉、水貂等)、珍禽类(如鹌鹑、鸵鸟等)、水产类(如青蛙、泥鳅、甲鱼等)、昆虫类(如蚕、蜜蜂等)^[89]。

近些年来,人们越来越注重特种养殖动物的相关试验研究^[90-92]。由于特种养殖动物往往具有较高的商业价值,其养殖与管理需要严格控制存栏与损耗。基于计算机视觉的计数方法可以通过算法实现对特种养殖动物的自动化监测与数量统计,帮助养殖户随时了解特种养殖动物数量及其动态变化。其次,特种养殖动物的供应与市场需求量密切相关,需要根据市场行情调整产能。结合基于计算机视觉的计数技术提供准确的统计数量,可为制定产销策略提供重要依据。STARČEVIĆ 等^[93]通过设计基于计算机视觉的蜜蜂计数集成系统与用于环境参数检测的多传感器平台,对进出蜂箱的蜜蜂数量进行统计,从而评估蜜蜂的活动情况,并且证明了蜜蜂的出入蜂箱活动更多地依赖于外界环境参数的改变,通过此计数系统与环境监测系统,能够记录蜜蜂的状态变化,帮助养殖者及时做出相关措施。BJERGE 等^[94]提出一种便携式计算机视觉系统,使用视觉算法对采集的蜜蜂视频数据进行处理,计算出养殖蜜蜂与寄生螨虫的数量,从而估计蜂箱中蜜蜂受寄生螨虫侵扰的程度,以便确定对蜜蜂进行诊治的最佳时间,降低蜜蜂的死亡率。PRATHAN 等^[95]使用计数神经网络来对蚕卵图像进行计数,能够精准统计带壳蚕卵、未受精蚕卵和死亡蚕卵的数量,相比传统的人工计数法与重量估计法,大大提升了计数效率。但由于大部分特种养殖动物养殖具有高投资、高风险的特点,且在养殖技术方面缺乏深入研究,因此目前关于特种养殖动物的计数研究还有待进一步拓展。

3 数据集

由于目前构建的养殖动物计数数据集大多是研

究人员针对自己的特定研究课题与应用需求而构建的,没有形成大规模的公开数据集。这使得该研究领域面临数据不足的难题,也加大了相关工作的难度。在动物的计数研究中,几项典型的数据集示例图像如图 5 所示,数据集如表 2 所示。



图 5 数据集样本示例
Fig.5 Sample data set example

表 2 动物计数领域的公开数据集

Tab.2 Open datasets in field of animal counting				
数据集	动物种类	标注方式	数据模态	数据量
TIAN 等 ^[63]	猪	点标注	图像	2 984 幅
ALBUQUERQUE 等 ^[11]	鱼苗	逐帧标注	视频	20 个
SOARES 等 ^[87]	牛	框标注	图像	5 058 幅
科大讯飞 ^[96]	猪	框标注与 mask 标注	图像	1 140 幅
KAY 等 ^[97]	鱼	框标注	视频	1 597 个

4 讨论

基于计算机视觉的养殖动物计数研究能够有效降低人力与物力成本,同时减少人工计数的误差,已成为当下养殖动物计数研究的主要方法。

4.1 数据集

在对养殖动物进行计数的研究中,往往面临着养殖动物活动范围较分散、运动状态不断变化、采集环境较为复杂、数据标注费时费力等,导致数据集制作较为困难。因此,现阶段在基于计算机视觉的养殖动物计数研究领域,面临着数据集缺乏、数据集质量不高的问题。但是在深度学习领域,数据集的数量与质量往往与最终计数模型的准确与否有着重要关系,所以如何制作高质量的数据集仍是值得研究的方向。目前在养殖计数数据集构建方面存在的不足如下:

(1)数据集缺乏。在构建基于深度学习的计数模型时,针对不同的计数任务所需要的数据量往往也不同,如在计数目标的数据量与其变化波动量不大的情况下,图像数据量在 1 000 ~ 3 000 幅范围内便可以满足计数要求;在计数动物目标种类较多、数据量与其变化波动量较大的情况下,往往也需要更多的数据量。但由于实际采集数据时可能会遇到种种限制导致无法采集到足够数量的数据集,当数据量难以达到模型要求时,可以适当使用部分公开的动物计数数据集参与训练,增加数据的多样性;还可以通过裁剪、添加噪声等数据增强操作与生成式模型如 Diffusion 等生成样本来人为地对数据集进行扩充,以制作满足数据量的计数数据集。除了图像与视频数据之外,可以考虑引入声音数据等来进行数据集的制作。多模态的数据能够在复杂场景下提供更丰富的信息,如在光线较弱的数据采集场景下,结合声音数据更有助于动物的计数研究,能够提高算法的泛化性。在进行数据标注时也可以通过自动化标注工具辅助进行标注以节省相关资源。此外,利用迁移学习与多任务学习技术可以使计数模型利用相关领域的数据及任务来更好地学习本任务,从而可以减少计数模型所需的数据量,加速目标计数任务的训练过程,增强模型的鲁棒性与泛化能力。

(2)数据集质量问题。在数据集制作的过程中,数据集的质量(如清晰度、样本平衡等)对计数模型的精度也十分重要。因此,在数据采集时首先需要选取合适的数据采集装备,明确任务的研究目标和需求,不同养殖动物计数任务可能需要不同类型的数据采集装备,例如,对于大型养殖场下的畜类动物计数,可使用无人机进行图像采集;对于水生类生物计数,可使用水下摄像设备等。另外也要根据研究需求,确定适当的数据采集频率和时间跨度,在数据采集时应不断观察动物行为的变化,适当增加观察次数与采集时段,以应对动物行为的不确定性改变;进行数据采集前确定采集设备的位置、固定方式和视野覆盖范围也是十分必要的,可以最大限度地捕捉养殖目标的图像或视频。在构建数据集时也应考虑数据集样本平衡的问题,保持数据集的多样性和代表性,保证不同密度水平数据集样本之间的平衡,避免计数模型在训练中过度受到某一种类型数据的影响。此外,平衡数据集的策略需要根据场景和养殖需求进行选择,采取适当的采集策略,并进行适度的调整和验证。在实际应用时应考虑到现有场景的特点制作数据集,如养殖动物密集程度、周围环境干

扰程度、养殖动物的运动特点与活动范围等,综合考虑制作适用的计数数据集。

综上,高质量的数据集是研究养殖动物计数技术的基础和前提。构建大规模、丰富的数据集,选取合适的数据采集装备,利用数据增强、引入多模态数据和迁移学习等方法来扩充和补充数据,提高数据的全面性,同时也要保证数据集样本的平衡性,这些措施将有助于养殖动物计数模型的性能提升和泛化能力的改善。

4.2 应用场景

在养殖动物计数研究中,养殖场景的种种限制也是计数研究面临的主要难题,寻求有效的解决方法,是提高模型的泛化能力与鲁棒性、实现对更丰富目标准确计数的关键所在。目前养殖应用场景所面临的问题如下:

(1)遮挡问题。由于动物往往是处于运动的状态,个体之间会出现遮挡的情况。在密度较大场景下遮挡现象更加严重,容易出现目标漏检和误检的问题。地形的变化以及不同背景的存在也是导致遮挡问题的主要因素之一,会对目标检测造成困扰。例如,在山区或水域中,地形起伏或水面波动可能导致目标物体的形状变形,增加误差。遮挡问题是基于计算机视觉的养殖动物计数技术面临的一大难题,设计针对遮挡场景的遮挡推理算法将是解决遮挡难题的关键所在。基于密度估计的算法可以模拟图像空间密度分布,从而缓解图像中动物目标的密集遮挡问题,但其受环境因素影响较大,在变化差异大的场景下并不适用。深度信息指在图像或场景中获取目标对象与相机之间的距离或深度信息,根据深度信息可以进一步分析场景中目标对象的空间关系,未来可尝试利用深度信息更全面地理解目标对象的分布和密度,提高遮挡场景下计数任务的准确性。

(2)环境干扰。在构建基于计算机视觉的养殖动物计数模型时,往往面临着许多环境干扰因素,如雨天或大雾天气下目标物体被水滴或雾气遮挡等,使计数模型的计数精度与泛化能力面临考验,对计数结果产生较大影响。可通过利用多个传感器(如可见光摄像机、红外传感器等)融合信息,以获取更全面的环境数据,增加对目标动物计数的鲁棒性和准确性。也可以通过数据增强、模型融合等有效的方法来提高计数模型的鲁棒性。

(3)场景单一。在现有的基于计算机视觉的养殖动物计数研究中,大多数是基于特定场景、特定动物种类提出的问题,所建立的计算机视觉计数模型也只能对特定的一种或几种动物进行计

数。随着深度学习技术的发展,部分学者利用小样本学习方法展开对计数任务的研究,证明在使用少量数据集的条件下,能够实现上百种不同类别的物体计数任务^[6]。因此,小样本计数方法将是解决多种类养殖动物计数研究的有效途径之一。此外,近年关于开放环境的研究越来越多,将养殖动物计数问题扩展到开放环境,能够对未知目标进行数量统计,也是实现从实验环境到真实环境过渡的关键。

(4)计数研究与实际场景结合不足。受实时性、模型部署和实施等的限制,现有的大部分计数研究仍停留在实验室研究阶段,缺乏在实际养殖场景下的应用。在应用时,计数模型需要能够在实时或近实时的条件下进行快速计数,可通过优化计数算法和模型的计算效率,采用轻量级模型或模型压缩、剪枝等技术,以满足实时性的要求。另外将计数模型应用于实际场景需要进行有效的模型部署和实施,包括硬件设备的选择和配置、软件系统的搭建和集成、模型更新等,目前我国的计数硬件装备产品成熟度不高,且产品通用性差,只适用于特定种类的养殖动物。计数硬件装备的开发是视觉计数方法得到实际应用的重要途径之一,也是实现智能化养殖的关键步骤。未来应从实用性与通用性角度出发,研发能够灵活使用的养殖动物计数硬件装备。

4.3 计数方法

基于深度学习的计数算法目前已是养殖动物计数的主流方法,未来的发展将继续基于深度学习方法。当下 Transformer 依靠其长距离依赖建模的优势在图像分割、目标检测、密度图估计与目标跟踪领域被广泛应用,未来利用 Transformer 进行养殖动物计数研究将是很有前景的方向。但深度学习计数方法也存在着弊端,如通常需要标记好的训练数据来进行监督学习,而采集大规模标记数据十分耗时,近年来无监督学习方法在人群计数研究中展现了较好的结果^[7],未来可将无监督学习方法与养殖动物计数研究相结合,减少大量的数据标注工作。

此外,针对不同养殖模式,计数方法可以根据其特点和环境条件进行改进,以提高计数的准确性和适应性。在畜禽养殖与特种动物养殖领域中,针对大型牧场的养殖,可以考虑使用无人机或航拍技术进行数据采集,根据动物密度分布情况、遮挡情况等选取相应的计数方法,实现在较大范围内对牧场动物的计数和监测;针对室内的笼养、圈养或小范围的散养模式,动物的密集分布与遮挡则是影响计数精

度的主要因素,在环境变化差异较小的情况下可通过基于密度估计的方法进行计数。在水产养殖的池塘养殖与深水网箱养殖模式下,由于水下环境昏暗,适合使用声呐相机来捕捉图像并进行计数;在工厂化循环水养殖中,可通过构建通道使用跟踪计数的方式进行数量统计。针对特殊养殖模式如蜜蜂蜂箱养殖,可对蜜蜂蜂箱进行监测,实时计数和跟踪蜜蜂群体的状态和活动。目前,视觉计数算法主要应用的养殖种类包含生猪、肉鸡、蛋鸡等。在规模化、集约化生猪养殖中,为防止生猪之间的疾病传染,一般采用全封闭圈舍设计,在此养殖场景下常将远程摄像监控装置与视觉计数算法相结合进行自动化的数量统计,但摄像监控装置拍摄的图像清晰度较低,未来可利用 Diffusion 等生成式模型生成高质量的样本、利用视觉-语言(Vision-language)多模态方法等改进计数精度;蛋鸡主要以笼养方式为主,养殖密度大,遮挡现象严重,未来可尝试结合深度信息解决遮

挡问题;肉鸡则在散养方式下品质更高,可通过建立通道利用检测跟踪方式进行数量统计,但如何更加高效地进行数据关联、提升计数精度将是检测跟踪计数未来的主要研究方向。

5 结束语

通过对基于计算机视觉的养殖动物计数方法、应用领域、数据集及未来研究方向进行分析,阐述了基于计算机视觉的养殖动物计数方法对养殖动物计数的重要意义。基于计算机视觉的自动化养殖动物计数技术可以高效实现养殖动物数量和分布的实时监测与统计,已成为当下养殖动物计数研究的重要手段和发展方向。随着图像采集装备、图像处理技术与计算机视觉的不断发展,基于计算机视觉的养殖动物计数技术将在更广阔的范围内发挥重要作用,为农业高质量发展和建设农业强国提供有力支撑。

参 考 文 献

- [1] 中华人民共和国 2022 年国民经济和社会发展统计公报[J]. 中国统计,2023(3):12-29.
- [2] GUO H, MA X, MA Q, et al. Lssa_cau: an interactive 3D point clouds analysis software for body measurement of livestock with similar forms of cows or pigs[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 138:60-68.
- [3] 张磊,许静,田在,等. 牧区智能数羊器系统的设计与实现[J]. 通信电源技术,2017,34(4):165-166. ZHANG Lei, XU Jing, TIAN Zai, et al. Research and implementation of intelligent counting sheep system in pastoral areas[J]. Telecom Power Technologies, 2017,34(4): 165-166. (in Chinese)
- [4] 卢宏博,李明智,李尚远,等. 扇贝苗规格识别与计数统计装置的设计研究[J]. 海洋科学,2021,45(2):59-67. LU Hongbo, LI Mingzhi, LI Shangyuan, et al. Design of scallop seedling specification recognition and counting device[J]. Marine Sciences, 2021,45(2):59-67. (in Chinese)
- [5] 杨威,俞守华. 视频监控技术在生猪规模化养殖中的应用[J]. 现代农业装备,2014(4):37-41.
- [6] RANJAN V, SHARMA U, NGUTEN T, et al. Learning to count everything[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 3394-3403.
- [7] LIANG D, XIE J, ZOU Z, et al. Crowdclip: unsupervised crowd counting via vision-language model[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023: 2893-2903.
- [8] 梁炎森,张天昊,何志毅. 畜牧养殖场图像远程采集与目标计数系统[J]. 桂林电子科技大学学报,2017,37(6):437-441. LIANG Yansen, ZHANG Tianhao, HE Zhiyi. A remote image acquisition and target counting system for livestock farm[J]. Journal of Guilin University of Electronic Technology, 2017,37(6):437-441. (in Chinese)
- [9] 张天昊,梁炎森,何志毅. 图像识别计数在储备生猪统计的应用[J]. 计算机应用与软件,2016,33(12):173-178. ZHANG Tianhao, LIANG Yansen, HE Zhiyi. Applying image recognition and counting to reserved live pigs statistics[J]. Computer Applications and Software, 2016, 33(12): 173-178. (in Chinese)
- [10] 童剑锋,韩军,浅田昭,等. 基于声学摄像仪的溯河洄游幼香鱼计数[J]. 渔业现代化,2009,36(2):29-33. TONG Jianfeng, HAN Jun, AKIRA A, et al. Counting method of upstream juvenile ayu (*Plecoglossus altivelis*) by acoustic camera[J]. Fishery Modernization, 2009,36(2):29-33. (in Chinese)
- [11] ALBUQUERQUE P L F, GARCIA V, JUNIOR A S O, et al. Automatic live fingerlings counting using computer vision[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 167: 105015.
- [12] AWALLUDIN E A, MUHAMMAD W N A W, ARSAD T N T, et al. Fish larvae counting system using image processing techniques[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1529(5): 052040.
- [13] YE H C T, LING M S. Portable device for ornamental shrimp counting using unsupervised machine learning[J]. Sensors and Materials, 2021, 33(9): 3027-3036.
- [14] NGO T N, WU K C, YANG E C, et al. A real-time imaging system for multiple honey bee tracking and activity monitoring[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 163: 104841.

- [15] PANDIT A, RANGOLE J, SHASTRI R, et al. Vision system for automatic counting of silkworm eggs [C] // International Conference on Information Communication and Embedded Systems (ICICES2014). IEEE, 2014; 1 – 5.
- [16] 赵春江, 梁雪文, 于合龙, 等. 基于改进 YOLO v7-tiny 的笼养鸡/蛋自动识别与计数方法研究 [J]. 农业机械学报, 2023, 54(7): 300 – 312.
- ZHAO Chunjiang, LIANG Xuewen, YU Helong, et al. Automatic identification and counting method of caged hens and eggs based on improved YOLO v7-tiny [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7): 300 – 312. (in Chinese)
- [17] 王荣, 高荣华, 李奇峰, 等. 融合特征金字塔与可变形卷积的高密度群养猪计数方法 [J]. 农业机械学报, 2022, 53(10): 252 – 260.
- WANG Rong, GAO Ronghua, LI Qifeng, et al. High-density pig herd counting method combined with feature pyramid and deformable convolution [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(10): 252 – 260. (in Chinese)
- [18] AKÇAY H G, KABASAKAL B, AKSU D, et al. Automated bird counting with deep learning for regional bird distribution mapping [J]. Animals, 2020, 10(7): 1207.
- [19] CSURKA G, DANCE C, FAN L, et al. Visual categorization with bags of keypoints [C] // Proceedings of the European Conference on Workshop on Statistical Learning in Computer Vision. ECCV, 2004.
- [20] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multibox detector [C] // Proceedings of the European Conference on Computer Vision, 2016.
- [21] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137 – 1149.
- [22] JENSEN D B, PEDERSEN L J. Automatic counting and positioning of slaughter pigs within the pen using a convolutional neural network and video images [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 188: 106296.
- [23] ZHANG L, LI W, LIU C, et al. Automatic fish counting method using image density grading and local regression [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 179: 105844.
- [24] RASMUSSEN C, ZHAO J, FERRARO D, et al. Deep census: AUV-based scallop population monitoring [C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision Workshops, 2017: 2865 – 2873.
- [25] ODEMER R. Approaches, challenges and recent advances in automated bee counting devices: a review [J]. Annals of Applied Biology, 2022, 180(1): 73 – 89.
- [26] HE K, GKIOXARI G, DOLLÁR P, et al. Mask R – CNN [C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 2961 – 2969.
- [27] XU B, WANG W, FALZON G, et al. Automated cattle counting using Mask R – CNN in quadcopter vision system [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 171: 105300.
- [28] 胡云鸽, 苍岩, 乔玉龙. 基于改进实例分割算法的智能猪只盘点系统设计 [J]. 农业工程学报, 2020, 36(19): 177 – 183.
- HU Yunge, CANG Yan, QIAO Yulong. Design of intelligent pig counting system based on improved instance segmentation algorithm [J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(19): 177 – 183. (in Chinese)
- [29] HUANG E, MAO A, GAN H, et al. Center clustering network improves piglet counting under occlusion [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 189: 106417.
- [30] NGUYEN K T, NGUYEN C N, WANG C Y, et al. Two-phase instance segmentation for whiteleg shrimp larvae counting [C] // 2020 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE). IEEE, 2020: 1 – 3.
- [31] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 580 – 587.
- [32] GIRSHICK R. Fast R – CNN [C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2015: 1440 – 1448.
- [33] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779 – 788.
- [34] SU R, YUE J, LI Z, et al. Detection and counting method of juvenile abalones based on improved SSD network [J/OL]. Information Processing in Agriculture, 2023, <https://doi.org/10.1016/j.inpa.2023.03.002>.
- [35] ZHANG L, ZHOU X, LI B, et al. Automatic shrimp counting method using local images and lightweight yolov4 [J]. Biosystems Engineering, 2022, 220: 39 – 54.
- [36] HOWARD A, SANDLER M, CHU G, et al. Searching for mobilenetv3 [C] // Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019: 1314 – 1324.
- [37] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLO v4: optimal speed and accuracy of object detection [J]. arXiv preprint arXiv:2004.10934, 2020.

- [38] JIANG K, XIE T, YAN R, et al. An attention mechanism-improved YOLO v7 object detection algorithm for hemp duck count estimation[J]. Agriculture, 2022, 12(10): 1659.
- [39] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. Cbam: convolutional block attention module[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018: 3–19.
- [40] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H Y M. YOLO v7: trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023: 7464–7475.
- [41] CAO L, XIAO Z, LIAO X, et al. Automated chicken counting in surveillance camera environments based on the point supervision algorithm: LC–DenseFCN[J]. Agriculture, 2021, 11(6): 493.
- [42] LARADJI I H, ROSTAMZADEH N, PINHEIRO P O, et al. Where are the blobs: counting by localization with point supervision[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018: 547–562.
- [43] 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.
- [44] CARION N, MASSA F, SYNNAEVE G, et al. End-to-end object detection with transformers[C]//Computer Vision-ECCV 2020: 16th European Conference, 2020: 213–229.
- [45] ZHU X, SU W, LU L, et al. Deformable DETR: deformable transformers for end-to-end object detection[J]. arXiv preprint arXiv:2010.04159, 2020.
- [46] MENG D, CHEN X, FAN Z, et al. Conditional DETR for fast training convergence[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2021: 3651–3660.
- [47] ROH B, SHIN J W, SHIN W, et al. Sparse DETR: efficient end-to-end object detection with learnable sparsity[J]. arXiv preprint arXiv:2111.14330, 2021.
- [48] QI F, CHEN G, LIU J, et al. End-to-end pest detection on an improved deformable DETR with multihead criss cross attention [J]. Ecological Informatics, 2022, 72: 101902.
- [49] GEFFEN O, YITZHAKY Y, BARCHILON N, et al. A machine vision system to detect and count laying hens in battery cages [J]. Animal, 2020, 14(12): 2628–2634.
- [50] ZHANG H, LI W, QI Y, et al. Dynamic fry counting based on multi-object tracking and one-stage detection[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 209: 107871.
- [51] JIANG P, ERGU D, LIU F, et al. A review of yolo algorithm developments[J]. Procedia Computer Science, 2022, 199: 1066–1073.
- [52] BEWLEY A, GE Z, OTT L, et al. Simple online and realtime tracking[C]//2016 IEEE international Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2016: 3464–3468.
- [53] WOJKE N, BEWLEY A, PAULUS D. Simple online and realtime tracking with a deep association metric[C]//2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2017: 3645–3649.
- [54] CAO Y, CHEN J, ZHANG Z. A sheep dynamic counting scheme based on the fusion between an improved-sparrow-search YOLO v5x-eca model and few-shot deepsort algorithm[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 206: 107696.
- [55] WANG Q, WU B, ZHU P, et al. Eca-net: efficient channel attention for deep convolutional neural networks [C] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 11534–11542.
- [56] TERVEN J, CORDOVA-ESPARZA D. A comprehensive review of YOLO: from YOLO v1 to YOLO v8 and beyond[J]. arXiv preprint arXiv:2304.00501, 2023.
- [57] LI X, ZHAO Z, WU J, et al. Y-bgd: broiler counting based on multi-object tracking[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 202: 107347.
- [58] GE Z, LIU S, WANG F, et al. YOLOx: exceeding yolo series in 2021[J]. arXiv preprint arXiv:2107.08430, 2021.
- [59] ZHANG C, LI H, WANG X, et al. Cross-scene crowd counting via deep convolutional neural networks[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 833–841.
- [60] BOOMINATHAN L, KRUTHIVENTI S S S, BABU R V. Crowdnet: a deep convolutional network for dense crowd counting [C]//Proceedings of the 24th ACM International Conference on Multimedia, 2016: 640–644.
- [61] ZHANG Y, ZHOU D, CHEN S, et al. Single-image crowd counting via multi-column convolutional neural network[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 589–597.
- [62] SINDAGI V A, PATEL V M. Generating high-quality crowd density maps using contextual pyramid CNNs[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 1861–1870.
- [63] TIAN M, GUO H, CHEN H, et al. Automated pig counting using deep learning [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 163: 104840.
- [64] ONORO-RUBIO D, LÓPEZ-SASTRE R J. Towards perspective-free object counting with deep learning[C]//Computer Vision-

ECCV 2016: 14th European Conference, 2016: 615 – 629.

[65] XIE S, GIRSHICK R, DOLLÁR P, et al. Aggregated residual transformations for deep neural networks[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 1492 – 1500.

[66] WU J, ZHOU Y, YU H, et al. A novel fish counting method with adaptive weighted multi-dilated convolutional neural network [C] // 2021 20th International Conference on Ubiquitous Computing and Communications (IUCC/CIT/DSCI/SmartCNS). IEEE, 2021: 178 – 183.

[67] LI W, ZHU Q, ZHANG H, et al. A lightweight network for portable fry counting devices[J]. Applied Soft Computing, 2023, 136: 110140.

[68] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018: 7132 – 7141.

[69] ZHANG J, YANG G, SUN L, et al. Shrimp egg counting with fully convolutional regression network and generative adversarial network[J]. Aquacultural Engineering, 2021, 94: 102175.

[70] ZHU J Y, PARK T, ISOLA P, et al. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks[C] // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 2223 – 2232.

[71] 李道亮,刘畅.人工智能在水产养殖中研究应用分析与未来展望[J].智慧农业(中英文),2020,2(3):1 – 20.
LI Daoliang, LIU Chang. Recent advances and future outlook for artificial intelligence in aquaculture[J]. Smart Agriculture, 2020, 2(3): 1 – 20. (in Chinese)

[72] 杨震飞,曹海月,王建国,等.水产养殖智慧渔业研究进展[J].农业工程技术,2022,42(24):44 – 45,64.

[73] 张涵钰,李振波,李蔚然,等.基于机器视觉的水产养殖计数研究综述[J].计算机应用,2023,43(9):2970 – 2982.
ZHANG Hanyu, LI Zhenbo, LI Weiran, et al. Review of research on aquaculture counting based on machine vision[J]. Journal of Computer Applications, 2023, 43(9): 2970 – 2982. (in Chinese)

[74] JING D, HAN J, WANG X, et al. A method to estimate the abundance of fish based on dual-frequency identification sonar (DIDSON) imaging[J]. Fisheries Science, 2017, 83: 685 – 697.

[75] ZHAO Y, LI W, LI Y, et al. Lfcnnet: a lightweight fish counting model based on density map regression[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 203: 107496.

[76] SHEN W, PENG Z, ZHANG J. Identification and counting of fish targets using adaptive resolution imaging sonar[J/OL]. Journal of Fish Biology, 2023, <https://doi.org/10.1111/jfb.15349>.

[77] ZHOU J, JI D, ZHAO J, et al. A kinematic analysis-based on-line fingerlings counting method using low-frame-rate camera [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 199: 107193.

[78] DUAN Y, STIEN L H, THORSEN A, et al. An automatic counting system for transparent pelagic fish eggs based on computer vision[J]. Aquacultural Engineering, 2015, 67: 8 – 13.

[79] 董学安.工厂化集约化生猪智能养殖技术[J].畜牧兽医科学(电子版),2022(8):45 – 46.
DONG Xuean. Industrial and intensive pig intelligent breeding technology [J]. Graziery Veterinary Sciences (Electronic Version), 2022(8): 45 – 46. (in Chinese)

[80] 张丽琼.蛋鸡养殖管理中存在的问题及应对策略[J].中国动物保健,2023,25(7):108 – 109.

[81] 刘云.不同饲养方式对本地优质肉鸡生长性能及肉品质的影响[J].当代畜牧,2022(4):1 – 3.

[82] 刘继芳,韩书庆,齐秀丽.中国信息化畜禽养殖技术应用现状与展望[J].中国乳业,2021(12):47 – 52.
LIU Jifang, HAN Shuqing, QI Xiuli. Application progress and prospects of the livestock and poultry informatized breeding technology in China[J]. China Dairy, 2021(12): 47 – 52. (in Chinese)

[83] 杨断利,王永胜,陈辉,等.复杂环境下蛋鸡个体识别与自动计数系统研究[J].农业机械学报,2023,54(6):297 – 306.
YANG Duanli, WANG Yongsheng, CHEN Hui, et al. Individual identification and automatic counting system of laying hens under complex environment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(6): 297 – 306. (in Chinese)

[84] DE LIMA WEBER F, DE MORAES WEBER V A, DE MORAES P H, et al. Counting cattle in UAV images using convolutional neural network[J]. Remote Sensing Applications: Society and Environment, 2023, 29: 100900.

[85] RIVAS A, CHAMOSO P, GONZÁLEZ-BRIONES A, et al. Detection of cattle using drones and convolutional neural networks [J]. Sensors, 2018, 18(7): 2048.

[86] DE ANDRADE PORTO J V, REZENDE F P C, ASTOLFI G, et al. Automatic counting of cattle with Faster R – CNN on UAV images[C] // Anais do XVII Workshop de Visão Computacional. SBC, 2021: 1 – 6.

[87] SOARES V H A, PONTI M A, GONÇALVES R A, et al. Cattle counting in the wild with geolocated aerial images in large pasture areas[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 189: 106354.

[88] 张丽丽.特种经济动物养殖发展前景预测分析[J].中国饲料,2020(16):146 – 149.
ZHANG Lili. Forecast and analysis on the development prospect of special economic animal breeding[J]. China Feed, 2020

(16):146 – 149. (in Chinese)

[89] 付长波. 重庆市两翼地区特种经济动物养殖现状调查及市场分析[D]. 重庆:重庆师范大学,2011.
FU Changbo. A survey and market analysis on special economic animals’ breeding in Chongqing[D]. Chongqing: Chongqing Normal University,2011. (in Chinese)

[90] 韩锋,陈绍志,赵荣. 梅花鹿驯养繁殖经济效益评价[J]. 野生动物学报,2017,38(1):22 – 27.
HAN Feng,CHEN Shaozhi,ZHAO Rong. The economic benefit evaluation of captive breeding of sika deer (*Cervus nippon*) [J]. Chinese Journal of Wildlife, 2017,38(1):22 – 27. (in Chinese)

[91] 陈盈盈,鲍连艳,赛道建,等. 大丰自然保护区麋鹿驯养保护的生态对策[J]. 山东师范大学学报(自然科学版),2004(3):74 – 76.
CHEN Yingying,BAO Lianyan, SAI Daojian, et al. The improvement of habitat in Dafeng’s deer reserve[J]. Journal of Shandong Normal University (Natural Science), 2004(3): 74 – 76. (in Chinese)

[92] 侯立冰,孙大明,俞晓鹏,等. 江苏大丰麋鹿人工驯养试验研究[J]. 畜牧兽医科学(电子版),2019(1):13 – 14.

[93] STARČEVIĆ V, SIMIĆ M, RISOJEVIĆ V, et al. Integrated video-based bee counting and multi-sensors platform for remote bee yard monitoring[C]//2022 21st International Symposium Infotech-Jahorina (INFOTEH). IEEE, 2022: 1 – 6.

[94] BJERGE K, FRIGAARD C E, MIKKELSEN P H, et al. A computer vision system to monitor the infestation level of Varroa destructor in a honeybee colony[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 164: 104898.

[95] PRATHAN S, AUEPHANWIRIYAKUL S, THEERA-UMPON N, et al. Image-based silkworm egg classification and counting using counting neural network[C]//Proceedings of the 3rd International Conference on Machine Learning and Soft Computing, 2019: 21 – 26.

[96] 科大讯飞. 猪只盘点挑战赛[EB/OL]. 2021 – 10 – 24[2023 – 05 – 07]. <https://challenge.xfyun.cn/topic/info?type=pig-check>.

[97] KAY J, KULITS P, STATTHATOS S, et al. The caltech fish counting dataset: a benchmark for multiple-object tracking and counting[C]//Computer Vision-ECCV 2022: 17th European Conference, 2022: 290 – 311.

~~~~~

(上接第 282 页)

[14] WANG L, XIONG Y, WANG Z, et al. Temporal segment networks: towards good practices for deep action recognition[C]//European Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2016: 20 – 36.

[15] PASZKE A, GROSS S, MASSA F, et al. Pytorch: an imperative style, high-performance deep learning library[C]//Advances in Neural Information Processing Systems, 2019.

[16] KINGMA D, BA J. Adam: a method for stochastic optimization[J]. arXiv preprint arXiv:1412.6980, 2014.

[17] LOSHCHILOV I, HUTTER F. Sgdr: stochastic gradient descent with warm restarts[J]. arXiv preprint arXiv:1608.03983, 2016.

[18] GUO H, MA X, MA Q, et al. LSSA\_CAU: an interactive 3D point clouds analysis software for body measurement of livestock with similar forms of cows or pigs[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017,138:60 – 68.

[19] HUANG G, LIU Z, VAN DER MAATEN L, et al. Densely connected convolutional networks[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). IEEE, 2017: 2261 – 2269.

[20] TAN M, LE Q. Efficientnetv2: smaller models and faster training[C]//International Conference on Machine Learning, 2021: 10096 – 10106.