姚超,倪福川,李国亮.基于深度学习的图像分割在畜禽养殖中的应用研究进展[J].华中农业大学学报,2023,42(3):39-46.
DOI:10.13300/j.cnki.hnlkxb.2023.03.005

基于深度学习的图像分割在畜禽养殖中的应用研究进展

姚超[1,2],倪福川[1],李国亮[1,3]

1.华中农业大学信息学院/农业农村部智慧养殖技术重点实验室/农业智能技术教育部工程研究中心/湖北省农业大数据工程技术研究中心,武汉 430070; 2.武汉软件工程职业学院信息学院,武汉 430205;
3.华中农业大学深圳营养与健康研究院/中国农业科学院深圳农业基因组研究所/岭南现代农业科学与技术广东省实验室深圳分中心,深圳 518000

摘要 图像分割作为智慧农业养殖中"视觉系统"的重要组成部分,被广泛应用于畜禽的智慧养殖中。近年来,深度学习算法飞速发展,基于深度学习的图像分割技术也取得了重大突破。这些方法赋予了分割区域更准确的语义信息,使得图像分割更加精准和智能,为畜禽智慧养殖提供了更强的技术支持。本文通过广泛收集和整理国内外研究的相关文献,重点阐述了图像分割技术在畜禽养殖中的畜禽计数、体尺体质量测量、姿态估计与行为识别、体况及疾病检测、精准饲养等方面的应用现状,给出了如何根据实际性能需求(精度、处理速度)、数据集、计算资源等方面选择合适图像分割方法的建议,总结分析了当前研究中与畜禽养殖相关且可用于图像分割训练的公开数据集;并指出了基于深度学习的图像分割技术在畜禽养殖中所面临的挑战与未来的发展趋势,希望能为畜禽养殖中图像分割技术的具体应用提供参考。

关键词 图像分割; 深度学习; 畜禽养殖; 智慧农业; 计算机视觉

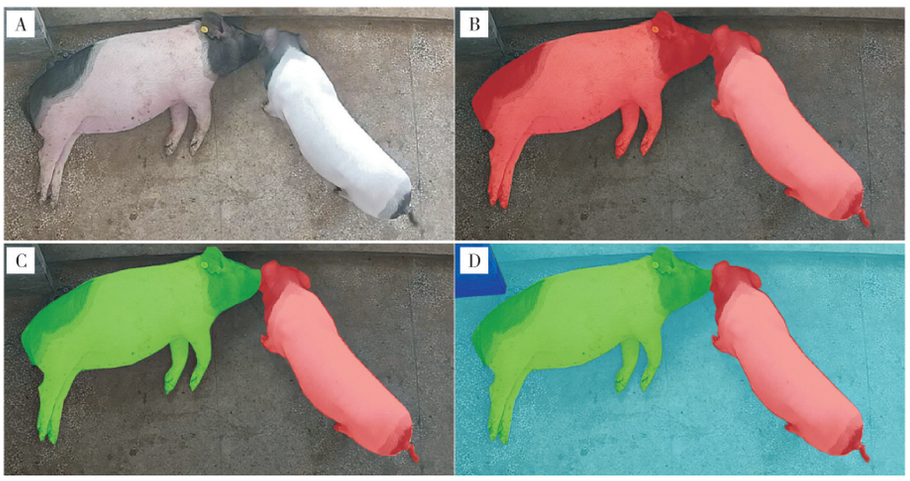
中图分类号 S8-01; S24 **文献标识码** A **文章编号** 1000-2421(2023)03-0039-08

在当今市场需求和科技发展的双重推动下,畜禽养殖面临着养殖模式亟需改造升级、养殖品质有待提升等问题。传统畜禽养殖主要依赖人工监测,这种方式耗时、费力、主观性强,并且在连续、大规模的操作中难以实现。针对这些问题,以计算机视觉为主要技术的智慧养殖逐渐兴起。图像分割是计算机视觉中的核心技术之一,根据相关特征(如亮度、纹理等)将图像中感兴趣的目标提取出来[1],被广泛应用于畜禽的计数[2-4]、体尺体质量测量[5-7]、姿态估计与行为识别[8-10]、体况及疾病检测[11-13]、精准饲养[14]等方面。

Kirillov等[15]将图像分割主要分为语义、实例和全景三大类分割方法,具体如图1所示:对于原始图像(图1A),语义分割(图1B)是对图像中的每个像素判断所属类别,但不区分个体;实例分割(图1C)在此基础之上识别出同一类对象的不同个体;全景分割(图1D)则是对图中所有对象进行逐一标记与识别。在早期图像分割的应用场景中,为了能够更好地区分目标和背景,通常会使用一些特殊方法进行预处理(如统一背景颜色等)后,利用传统的图像分割方法即可达到比较理想的效果。随着人们对自然环境下图像分割的需求激增,单纯使用传统图像分割方法的难度也越来越大、效果也越来越不理想。

深度学习[16]作为机器学习的一个重要分支,因其强大的学习能力,近年来被广泛应用于图像分割领域,如Long等[17]提出的全卷积网络(full convolutional network,FCN)、Chen等[18]提出的DeepLab、Ronneberger等[19]提出的U-Net、Zhao等[20]提出的金字塔场景解析网络(pyramid scene parsing network,PSPNet)、He等[21]提出的Mask R-CNN(region-convolutional neural network)等都是深度学习应用于图像分割的经典方法。近年来,也有一些最新的基于

收稿日期: 2022-10-10
基金项目:中央高校基本科研业务费专项(2662022JC005);华中农业大学-中国农业科学院深圳农业基因组研究所合作基金(SZYJY2022001)
姚超,E-mail:chaoyao@webmail.hzau.edu.cn
通信作者: 李国亮,E-mail:guoliang.li@mail.hzau.edu.cn



A. 猪场的实际图像 Actual image of piggery；B. 语义分割 Semantic segmentation；C. 实例分割 Instance segmentation；D. 全景分割 Panoptic segmentation.

图1 图像分割技术分类示例

Fig. 1 An example of image segmentation technology classification

深度学习的图像分割方法被提出来[22-24]。这些基于深度学习的图像分割方法，赋予了分割区域更准确的语义信息，使得图像分割的准确度不断提高，分割的过程也更加智能化[22]。

基于深度学习的图像分割技术在农业中的应用是目前的研究热点之一，但是大部分研究都是将该技术应用于作物种植，在畜禽养殖中的应用却很少涉及，其中也鲜有根据实际需求和应用场景来选择合适的图像分割方法的系统梳理。本文围绕基于深度学习的图像分割技术在畜禽养殖中的应用现状进行综述，给出了如何根据实际需求和应用场景选择合适图像分割方法的建议，总结了当前文献中与畜禽养殖相关的公开数据集，最后分析了当前所面临的挑战并提出展望，旨在为图像分割技术在我国畜禽养殖业升级转型中发挥更大作用提供参考。

1 基于深度学习的图像分割技术在畜禽养殖中的应用及建议

近年来，基于深度学习的图像分割技术在猪、牛、羊、马、鸡等畜禽的养殖中都有应用，主要包括畜禽自动计数、体尺体质量测量、姿态估计与行为识别、体况及疾病检测、精准饲养等。

1.1 在畜禽自动计数中的应用

个体计数是畜禽养殖中的基本工作。应用自动计数可以极大减轻养殖管理人员的工作量。Xu等[2]使用Mask R-CNN对牛图像进行分割以实现自动计数功能，分割精确度达到了90%、计数准确度达到了92%。Huang等[3]和Sarwar等[4]则使用U-Net分别对猪和羊图像进行分割以实现自动计数功能，前者提出的方法的分割精度在统计交并比（intersection over union，IoU）≥0.5（即预测结果与真实标注的结果交集占两者并集的比例达0.5及以上）的条件下达到了99.40%、计数精确达到了94.56%、每帧分割时间大于4.3 s；后者提出的方法使用计数精度作为其方法的准确度，计数精确度达到了99.02%，且其每帧分割时间为5 s。

以上研究结果显示，语义分割方法（U-Net）和实例分割方法（Mask R-CNN）均可以实现自动计数的功能。计数功能对图像分割的精度要求不高，如Sarwar等[4]只使用质心来标记每个目标并未完整准确地分割出每个目标，该方法最终获得了99.02%的计数准确度。

1.2 在畜禽体尺体质量测量中的应用

使用基于深度学习的图像分割技术等人工智能算法，可以实现体尺体质量的自动测量。文博[6]使用Mask R-CNN对牛图像进行分割，实现了牛体尺的测量；张泽宇等[25]使用DeepLab对马匹图像进行分割，从而对马的体尺体质量进行估计，分割精度达到了92.80%；张婧婧等[26]使用YOLACT[27]对马匹图像进行分割，实现了对马匹体尺测量；孔商羽等[11]使用Mask R-CNN对猪只图像进行分割，实现了猪只体质量预测，其分割精度达到了98%；He等[5]使用Mask R-CNN对猪只进行分割，实现了猪只体质量预测及健康监测，其分割精度达到了94.90%；He等[28]使用ViT（vision transformer）的方法对猪只图像进行分割，实现了对猪只体质量的估算，体质量

估算准确率达到了 95.10%，处理速度达到了 6.981 ms/帧；Zheng 等[7]使用 YOLO（you only look once）辅助的图像分割方法，对鸡腿区域图像进行分割，估算腿长周长来筛选和保持种鸡优良的遗传性状，其分割精度达到了 92.36%（IoU≥0.5），分割速度达到了 74.1 ms/帧。

在上述研究中，为了降低算法的复杂度，确保采集到的图像更加标准且区分度高、无遮挡或有少量的遮挡（但不影响算法的执行效率），部分文献在采集图像时使用到了一些特定的装置设置，如限定栏[11,28]、深度摄像机[11,28]、3D 相机[5]等，通过引入上述设备可以明显提高分割的精度与效率。

1.3　在畜禽姿态估计与行为识别中的应用

姿态估计与行为识别有助于实现养殖过程的无人监控，及时发现畜禽的状态变化，了解其行为信息，提高养殖管理效率。如 Yang 等[29]使用 FCN 对母猪图像进行分割，实现了自动识别母猪护理（哺乳）行为，分割精度达到了 91.50%，使用的数据集要求无遮挡；文献[9，30-31]均使用 DeepLab 对猪只图像进行分割，分别实现了对识别猪只的姿态和行为，分割精度最高达到了 95.90%，分割速度最快达到了 0.39 s/帧，同 FCN 一样，此处所使用的数据集也都要求无遮挡；文献[32-33]则使用 Mask R-CNN 实现了在粘连和遮挡情况下对猪只图像进行分割，进而实现了目标追踪、行为监测等功能，分割精度最高达到了 89.25%、分割速度最快达到了 1.45 s/帧；Gan 等[10]使用 Amodal Instance Segmentation 方法[34]对仔猪图像进行分割，以实现自动检测仔猪哺乳行为，其分割精度达到了 97.8%（IoU≥0.5），分割速度达到了 109.9 ms/帧，该方法也可以很好地处理粘连和遮挡等复杂情况。

刘生智[35]使用 Mask R-CNN 对群牛图像中“粘连”牛体进行分割，为后续的行为分析奠定了基础，分割精度达到了 84.77%；Xiao 等[12]使用 Mask R-CNN 对散栏牛场奶牛进行分割，实现了奶牛行为分析和疾病检测，其分割精度达到了 97.39%，分割速度达到了 1.02 s/帧；Jiang 等[36]使用 YOLO 辅助的图像分割方法对奶牛进行分割，实现了智能检测识别奶牛的行为，分割精度达到了 93.73%（IoU≥0.5），分割速度达到了 47.62 ms/帧。

1.4　在畜禽体况及疾病检测中的应用

做好畜禽体况及疾病检测可以帮助养殖场或企业及时监测畜禽的健康状况，及早发现疫病并遏制其进一步蔓延，降低损失。刘坤等[37]使用 Mask R-CNN 对群养生猪进行分割，以实现对生猪的健康状况进行监测，其分割精度达到了 71.4%（IoU≥0.75）；Tu 等[38]使用 Mask R-CNN 对群养猪进行分割，从而进一步对猪只的健康状况进行监测，其顶视图分割精度达到了 91.80%、正面视图分割精度达到了 80.22%，分割速度平均达 0.523 3 s/帧；Ju 等[39]和 Seo 等[40]均使用 YOLO 辅助的图像分割方法对粘连猪只图像进行实时分割，以获取猪只的健康和福利信息，分割精度分别达到了 91.96%、85.00%。

Qiao 等[41]也使用 Mask R-CNN 对牛图像进行分割，以获取牛的健康和福利信息，分割精度达到了 92%，分割速度达到了 0.73 s/帧；Ferreira 等[42]使用 Mask R-CNN 对奶牛进行分割，以促进对奶牛传染病控制；Xiao 等[12]使用 Mask R-CNN 对散栏牛场奶牛进行分割，以实现奶牛行为分析和疾病检测，分割精度达到了 97.39%，分割速度为 1.02 s/帧。

Lamping 等[13]使用 Mask R-CNN 对母鸡进行分割，以监测母鸡的福利状况，分割精度达到了 97.72%（IoU≥0.5）。

基于深度学习的图像分割技术在畜禽体况及疾病检测中的应用也比较广泛，上述 8 篇文献中有 6 篇文献选取了 Mask R-CNN 方法作为其核心的辅助方法来实现对畜禽的体况和疾病进行检测，另外 2 篇则采用 YOLO 辅助的图像分割方法来进行处理。由上述文献可知 Mask R-CNN 方法处理速度一般（0.523 3～1.02 s/帧），但是相较于基于 YOLO 的方法，Mask R-CNN 方法则更加侧重于准确性。

此外，在上述的研究中大部分算法在统计分割精度时使用的是 IoU≥0.5 的条件，但是很少有研究统计 IoU≥0.75 或 IoU≥0.90（意味着图像分割要求更高）等条件下的图像分割精度。其中，刘坤等[37]在其论文中统计了 IoU≥0.75 时的分割精度为 71.3%，由此可见目前分割的精度仍然不理想。因此，在接下来的工作中针对如何综合提升图像分割算法的处理速度与准确率方面还有很大的技术发展空间。

1.5　在畜禽精准饲养中的应用

畜禽精准饲养是养殖场或企业实现降本增效的重要途径，这不仅要求精准满足畜禽的营养需求，更要以更高效的方式监测、管控和管理畜禽养殖过程。Yang 等[14]在合作的养殖场进行数据采集，获得 6 696 张图像的训练数据集，然后使用 FCN 方法对泌乳母猪进行分割，分割精度达到了 93.00%、分割速度小于 40 s/帧，为个体泌乳母猪的精准饲养提供了数据支撑。但是在他们的研究中并未发现关于精准饲养具

体实现的内容，这说明该方法的实用性还不够、后续产业技术的落地难。

1.6 针对不同应用情况的建议

在上述研究中，所采集的数据均来自于各自合作的养殖场或企业，用于训练的数据集规模为420～128 062张图像（其中大部分文献中所使用的数据集规模为2 000～5 000张图像样本），且90%以上的文献均未正式标明公开数据集。在畜禽养殖中，基于Mask R-CNN的图像分割方法应用最多，主要原因有以下两点：一是受数据集大小的限制，二是对处理的精度要求高。

在数据集、图像分割方法、计算资源等要素中，与图像分割精度相关的要素有：数据集、图像分割方法；与预测结果处理速度相关的要素有：图像分割方法、计算资源。根据实际性能需求（精度、处理速度）、数据集、计算资源来选择合适的图像分割方法的具体建议如下：

当数据集不够大、对精度要求高、无实时性要求时，可以尝试使用Mask R-CNN及其相关的图像分割方法。虽然该类方法针对实时性的要求有了较大的提升，同时也尽可能地保证了分割结果的准确性，但是该类方法处理的速度仍然需要每秒传输5～20帧（frames per second，FPS），即每张图像处理时间50～200 ms，甚至还有相关方法为保障准确性从而进一步牺牲掉实时性要求，例如Xiao等[12]对Mask R-CNN改进后的模型进行训练，最终得到的分割精度可达到97.39%以上，精度高但是实时性不够，平均处理1张图像需要1.03 s。

当数据集不够大、但又对实时性要求高时，可将YOLO系列速度快的特性结合进来（YOLO-Fastest处理图像速度最高可达178 FPS[43]），如YOLOv5与阈值分割法结合的方法[7]、YOLACT（使用YOLO的思想重新搭建的深度学习模型）[27]等。比如，Seo等[40]使用YOLO与直方图分割相结合的方法进行训练，重点针对猪只粘连的情况进行分割，分割精度达到了85%、分割处理速度达到了28.15 ms/帧。

当数据集足够大且有充沛的计算资源时，则可以尝试使用ViT及其相关的图像分割方法。如He等[28]使用ViT方法获得了较好的预测效果且处理速度快，主要原因在于以下两点：使用了大量的数据用于训练（12.8万余张图片）、使用了更多的硬件计算资源（4块高性能GPU）。

2 畜禽养殖中涉及到的数据集

目前，公开数据集中涉及畜禽养殖的非常少。已经公开的数据集主要包括Microsoft COCO（common objects in context）数据集[44]、PASCAL VOC（visual object classes）数据集[45]、ImageNet[46]、CIFAR-10/100[47]等。虽然这些数据集中会有部分与畜禽养殖相关的数据，但是不够全面，而且与实际的养殖环境区别很大，无法直接应用于实际生产环境，多用于迁移学习的初始模型参数训练。为了加快模型的训练速度，很多研究者都会使用一些公开数据集，具体如表1所示。这些数据集中前3个所涉及的图像尺寸不统一且分辨率不够清晰，这主要因为图像分割的标注成本高，高质量的图像分割标注数据获取难度大。由于SA-1B数据集于近期刚刚公开，此数据集中所涉及与畜禽养殖相关的具体信息暂未详细统计，虽然该数据集有11亿个高质量的分割掩码，但是这些分割掩码均未指定类别，因此也无法在畜禽养殖专业领域直接使用。

3 面临的挑战

在畜禽养殖应用中图像分割技术发展也面临着一些挑战，具体如下：

1）数据采集难，直接用于畜禽养殖领域的图像分割公开数据集非常少。在查阅的文献资料中，超过九成的畜禽养殖应用所使用的图像分割数据集均

表1 图像分割任务中畜禽养殖相关的公开图像数据集

Table 1 Partial public image datasets related to poultry and livestock farming in image segmentation tasks

数据集 Dataset	涉及物种 Poultry and livestock involved	图像类型及大小、规模 Type, size and amount of the images	文献 Literature
Microsoft COCO Dataset	马、羊、牛	12.3万张RGB图像，图像尺寸不一，共80个实例目标，每个实例目标平均约1万张	[44]
PASCAL VOC	马、羊、牛	11 540张JPEG图像，图像尺寸不一，主要包括20个类别、27 450个ROI标注对象和6 929个分割标注	[45]
Google Open Images Dataset	牛、骆驼、山羊、马、猪、兔、鸡、鸭	190万张图像，图像尺寸不一，主要包括600个类别、270万个实例掩码	[48]
SA-1B	牛、马等多种畜禽	1 100万张高分辨率的图像以及11亿个高质量的分割掩码，图片平均分辨率达1 500×2 250	[49]

采集于和研究团队有深度合作的养殖场。与作物种植领域不同的是，畜禽养殖中所面临的研究对象都是动物，这些动物在数据采集过程中会运动。这就造成数据采集的困难，很难采集到比较好的数据。这也间接导致图像分割技术在畜禽养殖领域的应用程度没有作物种植领域的广泛。养殖场中严格的消杀防护制度也愈发增加了数据采集的难度，从而进一步导致畜禽养殖领域中的图像分割数据集减少。

2）数据集标注成本高、标注质量难保证。在图像分割中，人工手动标注一份数据，需要大量的时间和精力，而且还不能够完全保证标注数据的质量。特别是在基于深度学习的图像分割方法中，需要有大量的、高质量的标注数据用于训练、测试和验证，才能够得到更好的精确度。

3）真实生产环境对图像分割的要求越来越高。为了让视觉系统能够像人的视觉一样“看到并且分清”目标，需要算法能够实时、高标准、高精度地完成分割任务。在提高分割要求的前提下（如 IoU≥0.75 或 IoU≥0.90），图像分割算法的处理速度与准确率难以同时保证。

4）部分技术的普适性不够。在很多的畜禽养殖应用中，为了保障图像分割的效果，使用了一些特殊的设备装置，如特殊的测量限定栏、深度摄像机、高性能服务器等，或者是对环境和品种都有要求。这使得部分图像分割技术成本高，一些小型养殖机构无法承担，导致实际推广难度大，从而使得畜禽养殖产业难以改革升级。

5）技术应用的扩展性不够、实用性不强、后续产业技术链条实现困难。目前很多技术仅处于理论研究阶段，难以运用到实际生产环节中。虽然有些技术可以运用到生产环节，但是操作复杂、运行成本高，实用性不强。对于畜禽智慧养殖来说，要想真正做到完全智慧化，当前的技术真正落地还有很多的工作需要去完成，例如动物个体身份精准识别问题。这是整个畜禽智慧养殖领域中最基础、最核心的问题。如果这个问题不能得到有效的解决，那么后续的行为分析、健康预测管理等各个环节将无法有效实施，从而导致无法完整地建立智慧养殖体系。这使得整个产业技术链条的实现落地难度很大。

4　展　望

结合当前畜禽养殖中图像分割数据集少、数据集标注人工成本高等问题，我们可以充分结合小样本学习（few-shot learning）[50]进行训练，从而逐步扩展可用的数据集。同时也可以借助一些主动学习模型（active learning）[51]的思想来辅助数据集标注，以降低成本、提升效率。我们还可以将多模态的思想与图像分割技术相融合，为图像分割提供更加丰富的特征，从而实现更好的图像分割效果，如 multimodal tracking transformer（MTTR）模型[52]。尤其是近期 Facebook 发布了一种新的分割模型——SAM（segment anything model）[49]，该模型旨在建立一种图像分割基础模型以降低在特定场景下的建模知识、训练计算、数据标记的需求。但是 SAM 也存在一些不足之处，对于特定专业领域的分割能力还不足[53]。目前，SAM 更适用于作为一种辅助方法，与现有的分割算法相结合、相互补充，更准确更高效地进行人机交互式数据标注。

针对在高标准下图像分割算法难以同时保证实时性与高精度的问题，我们可以对 Mask R-CNN 系列、YOLO 系列和 ViT 系列算法模型进行改进。改进时可以尝试直接在其原有的结构上进行，也可以充分借鉴并整合以上 3 类算法模型各自的优势之处进行改进，此外也可以进一步借鉴 SAM 模型的优势进行改进。除了对算法模型进行改进外，我们也可以借助“外物”在确保算法精度的基础之上提升其处理的速度，比如：高清的深度摄像机等工具。

数据采集难主要原因是采集活物难度大、投入成本高而收益低，养殖企业不愿意做。而部分技术的普适性不够，技术应用的扩展性不够、实用性不强、后续产业技术链条实现困难。其主要原因是科技研发与养殖企业真实需求相分离，无法进行更贴合实际的应用开发。要解决这些问题则需要以政府为主导，积极促成养殖企业与科技公司或相关研究机构进行深度合作，并对合作给予一定的扶持或补助政策，促使养殖企业愿意配合数据采集、实际需求的深度挖掘，从而进一步促进技术的快速发展，并且可以让技术再促进养殖企业的转型升级（如智能采集、智能标注等），最终形成行业内部的良性循环，实现技术与产业的同步发展。

综上所述，目前全面实现畜禽的智慧养殖仍然有较长的一段路要走。要想扎实推进畜禽的智慧养殖，首要的工作是完善充实基础数据。因此，今后最核心的工作方向是要形成一套系统的、高质量的、海量的畜禽养殖图像分割数据集，并通过一定的方式进行共享。同时，政府、行业企业、科研机构三方要紧密合作，政府提供政策保障，科研机构紧跟行业企业的切实需求，三方协同发力，共同推进畜禽智慧养

殖技术的应用落地，为我国畜禽养殖业的升级转型提供坚实基础。

参考文献 References

[1] 梁新宇，罗晨，权冀川，等.基于深度学习的图像语义分割技术研究进展[J].计算机工程与应用，2020，56(2)：18-28.LIANG X Y，LUO C，QUAN J C，et al.Research on progress of image semantic segmentation based on deep learning[J].Computer engineering and applications，2020，56(2)：18-28 (in Chinese with English abstract).

[2] XU B B，WANG W S，FALZON G，et al.Automated cattle counting using Mask R-CNN in quadcopter vision system[J/OL].Computers and electronics in agriculture，2020，171：105300[2022-10-10].http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2020.105300.

[3] HUANG E D，MAO A X，GAN H M，et al.Center clustering network improves piglet counting under occlusion[J/OL].Computers and electronics in agriculture，2021，189：106417[2022-10-10].http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2021.106417.

[4] SARWAR F，GRIFFIN A，REHMAN S U，et al.Detecting sheep in UAV images[J/OL].Computers and electronics in agriculture，2021，187：106219[2022-10-10].http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2021.106219.

[5] HE H X，QIAO Y L，LI X M，et al.Optimization on multi-object tracking and segmentation in pigs' weight measurement[J/OL].Computers and electronics in agriculture，2021，186：106190[2022-10-10].http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2021.106190.

[6] 文博.基于Mask R-CNN的牛体尺测量方法研究[D].包头：内蒙古科技大学，2020.WEN B.Research on measurement method of cattle body size based on Mask R-CNN[D].Baotou：Inner Mongolia University of Science & Technology，2020 (in Chinese with English abstract).

[7] ZHENG H K，FANG C，ZHANG T M，et al.Shank length and circumference measurement algorithm of breeder chickens based on extraction of regional key points[J/OL].Computers and electronics in agriculture，2022，197：106989[2022-10-10].http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2022.106989.

[8] CHEN C，ZHU W X，NORTON T.Behaviour recognition of pigs and cattle：journey from computer vision to deep learning[J/OL].Computers and electronics in agriculture，2021，187：106255[2022-10-10].http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2021.106255.

[9] SHAO H M，PU J Y，MU J.Pig-posture recognition based on computer vision：dataset and exploration[J/OL].Animals，2021，11(5)：1295[2022-10-10].https://doi.org/10.3390/ani11051295.

[10] GAN H M，OU M Q，LI C P，et al.Automated detection and analysis of piglet suckling behaviour using high-accuracy amodal instance segmentation[J/OL].Computers and electronics in agriculture，2022，199：107162[2022-10-10].http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2022.107162.

[11] 孔商羽，陈春雨.基于多任务学习的猪只体重和体况评分预测[J].黑龙江大学工程学报，2022，13(2)：70-77.KONG S Y，CHEN C Y.Multi-tasking learning on prediction of pig weight and body condition score[J].Journal of Engineering of Heilongjiang University，2022，13(2)：70-77 (in Chinese with English abstract).

[12] XIAO J X，LIU G，WANG K J，et al.Cow identification in free-stall barns based on an improved Mask R-CNN and an SVM[J/OL].Computers and electronics in agriculture，2022，194：106738[2022-10-10].http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2022.106738.

[13] LAMPING C，DERKS M，GROOT KOERKAMP P，et al.ChickenNet-an end-to-end approach for plumage condition assessment of laying hens in commercial farms using computer vision[J/OL].Computers and electronics in agriculture，2022，194：106695[2022-10-10].http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2022.106695.

[14] YANG A Q，HUANG H S，ZHENG C，et al.High-accuracy image segmentation for lactating sows using a fully convolutional network[J].Biosystems engineering，2018，176：36-47.

[15] KIRILLOV A，HE K M，GIRSHICK R，et al.Panoptic segmentation[DB/OL].arXiv，2018：1801.00868[2022-10-10].https://doi.org/10.48550/arXiv.1801.00868.

[16] 赵霞，白雨，倪颖婷，等.基于深度学习的语义分割算法综述[J].上海航天，2019，36(5)：71-82.ZHAO X，BAI Y，NI Y T，et al.A review of semantic segmentation algorithm based on deep learning[J].Aerospace Shanghai，2019，36(5)：71-82 (in Chinese with English abstract).

[17] LONG J，SHELHAMER E，DARRELL T.Fully convolutional networks for semantic segmentation[C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)，June 7-12，2015.Boston，MA，USA：IEEE，2015：3431-3440.

[18] CHEN L C，PAPANDREOU G，KOKKINOS I，et al.Semantic image segmentation with deep convolutional nets and fully connected CRFs[DB/OL].arXiv，2014：1412.7062[2022-10-10].https://doi.org/10.48550/arXiv.1412.7062.

[19] RONNEBERGER O，FISCHER P，BROX T.U-net：convolutional networks for biomedical image segmentation[C]//International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention.Cham：Springer，2015：234-241.

[20] ZHAO H S，SHI J P，QI X J，et al.Pyramid scene parsing network[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)，July 21-26，2017.Honolulu，HI，USA：IEEE，2017：6230-6239.

[21] HE K M，GKIOXARI G，DOLLÁR P，et al.Mask R-CNN[J].IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence，2020，42(2)：386-397.

[22] 黄鹏，郑淇，梁超.图像分割方法综述[J].武汉大学学报(理学版)，2020，66(6)：519-531.HUANG P，ZHENG Q，LIANG C.Overview of image segmentation methods[J].Journal of Wuhan University (natural science edition)，2020，66(6)：519-531 (in Chinese with English abstract).

[23] 梁新宇，林洗坤，权冀川，等.基于深度学习的图像实例分割技术研究进展[J].电子学报，2020，48(12)：2476-2486.LIANG X Y，LIN X K，QUAN J C，et al.Research on the progress of image instance segmentation based on deep learning[J].Acta electronica sinica，2020，48(12)：2476-2486 (in Chinese with English abstract).

[24] YU Y,WANG C P,FU Q A,et al.Techniques and challenges of image segmentation:a review[J/OL].Electronics,2023,12(5):1199[2023-04-28].https://doi.org/10.3390/electronics12051199.

[25] 张泽宇,郭斌,张太红.基于DCNN的马匹图像分割算法研究[J].计算机技术与发展,2020,30(10):210-215.ZHANG Z Y,GUO B,ZHANG T H.Research on horse image segmentation algorithm based on DCNN[J].Computer technology and development,2020,30(10):210-215 (in Chinese with English abstract).

[26] 张婧婧,程芸涛.基于图像分割的马体尺测量系统设计[J].计算机技术与发展,2020,30(3):177-180.ZHANG J J,CHENG Y T.Design of horse size measurement system based on image segmentation[J].Computer technology and development,2020,30(3):177-180 (in Chinese with English abstract).

[27] BOLYA D,ZHOU C,XIAO F Y,et al.YOLACT:YOLACT:real-time instance segmentation[DB/OL].arXiv,2019:1904.02689[2022-10-10].https://doi.org/10.48550/arXiv.1904.02689.

[28] HE H X,QIAO Y L,LI X M,et al.Automatic weight measurement of pigs based on 3D images and regression network[J/OL].Computers and electronics in agriculture,2021,187:106299[2022-10-10].http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2021.106299.

[29] YANG A Q,HUANG H S,YANG X F,et al.Automated video analysis of sow nursing behavior based on fully convolutional network and oriented optical flow[J/OL].Computers and electronics in agriculture,2019,167:105048[2022-10-10].http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2019.105048.

[30] 宋晨波.基于深度学习的母猪行为检测方法研究[D].杭州:浙江大学,2019.SONG C B.Research on sow behavior detection method based on deep learning[D].Hangzhou:Zhejiang University,2019 (in Chinese with English abstract).

[31] CHEN C,ZHU W X,STEIBEL J,et al.Recognition of feeding behaviour of pigs and determination of feeding time of each pig by a video-based deep learning method[J/OL].Computers and electronics in agriculture,2020,176:105642[2022-10-10].http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2020.105642.

[32] 高云,廖慧敏,黎煊,等.基于双金字塔网络的RGB-D群猪图像分割方法[J].农业机械学报,2020,51(7):36-43.GAO Y,LIAO H M,LI X,et al.RGB-D segmentation method for group piglets images based on double-pyramid network[J].Transactions of the CSAM,2020,51(7):36-43 (in Chinese with English abstract).

[33] 张凯中,朱伟兴.基于改进Mask RCNN的俯视群养猪图像的分割[J].软件,2020,41(3):188-191.ZHANG K Z,ZHU W X.Segmentation of overlooking group pig images based on improved mask RCNN[J].Computer engineering & software,2020,41(3):188-191 (in Chinese with English abstract).

[34] LI K,MALIK J.Amodal instance segmentation[C]//European Conference on Computer Vision.Cham:Springer,2016:677-693.

[35] 刘生智.基于深度学习的奶牛目标检测与身份识别研究[D].阿拉尔:塔里木大学,2020.LIU S Z.Research on object detection and identification of dairy cows based on deep learning[D].Ala′er:Tarim University,2020(in Chinese with English abstract).

[36] JIANG B,WU Q,YIN X Q,et al.FLYOLOv3 deep learning for key parts of dairy cow body detection[J/OL].Computers and electronics in agriculture,2019,166:104982[2022-10-10].http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2019.104982.

[37] 刘坤,杨怀卿,杨华,等.基于循环残差注意力的群养生猪实例分割[J].华南农业大学学报,2020,41(6):169-178.LIU K,YANG H Q,YANG H,et al.Instance segmentation of group-housed pigs based on recurrent residual attention[J].Journal of South China Agricultural University,2020,41(6):169-178 (in Chinese with English abstract).

[38] TU S Q,YUAN W J,LIANG Y,et al.Automatic detection and segmentation for group-housed pigs based on PigMS R-CNN[J/OL].Sensors,2021,21(9):3251[2022-10-10].https://doi.org/10.3390/s21093251.

[39] JU M,CHOI Y,SEO J,et al.A kinect-based segmentation of touching-pigs for real-time monitoring[J/OL].Sensors,2018,18(6):1746[2022-10-10].https://doi.org/10.3390/s18061746.

[40] SEO J,SA J,CHOI Y,et al.A YOLO-based separation of touching-pigs for smart pig farm applications[C]//2019 21st International Conference on Advanced Communication Technology (ICACT).February 17-20,2019,Pyeong Chang,Korea (South):IEEE,2019:395-401.

[41] QIAO Y L,TRUMAN M,SUKKARIEH S.Cattle segmentation and contour extraction based on Mask R-CNN for precision livestock farming[J/OL].Computers and electronics in agriculture,2019,165:104958[2022-10-10].http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2019.104958.

[42] FERREIRA R E P,BRESOLIN T,ROSA G J M,et al.Using dorsal surface for individual identification of dairy calves through 3D deep learning algorithms[J/OL].Computers and electronics in agriculture,2022,201:107272[2022-10-10].http://dx.doi.org/10.1016/j.compag.2022.107272.

[43] dog-qiuqiu.dog-qiuqiu/YOLO-Fastest:YOLO-fastest-v1.1.0[Z/OL].Zenodo,2021.[2022-10-10].http://doi.org/10.5281/zenodo.5131532.

[44] LIN T Y,MAIRE M,BELONGIE S,et al.Microsoft COCO:common objects in context[DB/OL].arXiv,2014:1405.0312[2022-10-10].https://doi.org/10.48550/arXiv.1405.0312.

[45] EVERINGHAM M,VAN GOOL L,WILLIAMS C K I,et al.The pascal visual object classes (VOC) challenge[J].International journal of computer vision,2010,88(2):303-338.

[46] RUSSAKOVSKY O,DENG J,SU H,et al.ImageNet large scale visual recognition challenge[J].International journal of computer vision,2015,115(3):211-252.

[47] KRIZHEVSKY A.Learning multiple layers of features from tiny images[EB/OL].Semantic scholar,2009:18268744[2022-10-10].https://www.semanticscholar.org/paper/5d90f06bb70a0a3dced62413346235c02b1aa086.

[48] KUZNETSOVA A,ROM H,ALLDRIN N,et al.The Open Images Dataset V4:unified image classification,object detection,and visual relationship detection at scale[J].International journal of computer vision volume,2020,128:1956-1981.

[49] KIRILLOV A, MINTUN E, RAVI N, et al. Segment anything [DB/OL]. arXiv, 2023: 2304.02643 [2023-04-28]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2304.02643.

[50] AYYAD A, LI Y, NAVAB N, et al. Semi-Supervised Few-Shot Learning with Local and Global Consistency [DB/OL]. arXiv, 2019: 1903.02164 [2022-10-10]. https://doi.org/10.48550/arXiv.1903.02164.

[51] XIE B H, YUAN L H, LI S, et al. Towards fewer annotations: active learning via region impurity and prediction uncertainty for domain adaptive semantic segmentation [C]//2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 18-24, 2022. New Orleans, LA, USA: IEEE, 2022: 8058-8068.

[52] BOTACH A, ZHELTONOZHSKII E, BASKIN C. End-to-end referring video object segmentation with multimodal transformers [C]//2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). New Orleans, LA, USA: IEEE, 2022: 4975-4985.

[53] JI W, LI J J, BI Q, et al. Segment anything is not always perfect: an investigation of SAM on different real-world applications [DB/OL]. arXiv, 2023: 2304.05750 [2023-04-28]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2304.05750.

Research progress on application of image segmentation based on deep learning in poultry and livestock farming

YAO Chao[1,2], NI Fuchuan[1], LI Guoliang[1,3]

1. *College of Informatics, Huazhong Agricultural University/Key Laboratory of Smart Farming Technology for Agricultural Animals, Ministry of Agriculture and Rural Affairs/Engineering Research Center of Intelligent Technology for Agriculture, Ministry of Education/Hubei Engineering Technology Research Center of Agricultural Big Data, Wuhan* 430070, *China*;
2. *College of Information, Wuhan Vocational College of Software and Engineering, Wuhan* 430070, *China*;
3. *Shenzhen Institute of Nutrition and Health, Huazhong Agricultural University, Shenzhen Branch, Guangdong Laboratory for Lingnan Modern Agriculture, Genome Analysis Laboratory of the Ministry of Agriculture, Agricultural Genomics Institute at Shenzhen, Chinese Academy of Agricultural Sciences, Shenzhen* 518000, *China*

Abstract Image segmentation, as an important component of the vision system in smart agricultural farming, is widely used in the smart farming of livestock and poultry. In recent years, deep learning algorithms have been booming, and image segmentation technology based on deep learning have also made significant breakthroughs. These methods give more accurate semantic information to the segmented region, making the segmentation more accurate and intelligent, and providing stronger technical support for poultry and livestock smart farming. Through extensive collection and analysis of relevant domestic and foreign research literature, this paper first elaborates the application of image segmentation based on deep learning of poultry and livestock farming in detail, such as measurement of body size and weight, attitude estimation and behavior recognition, body condition and disease detection, precision feeding, etc. Suggestions are given on how to choose appropriate image segmentation methods based on actual performance requirements (accuracy, processing speed), datasets, and computational resources. Furthermore, the open datasets, which are summarized and analyzed in current literature, related to livestock and poultry farming can be used for image segmentation training. This paper points out the challenges and future development trends of image segmentation technology based on deep learning in livestock and poultry farming, hoping to provide reference for the specific application of image segmentation technology in livestock and poultry farming.

Keywords image segmentation; deep learning; poultry and livestock farming; smart agriculture; computer vision

(责任编辑:边书京)