

基于深度学习的鸡脸识别与行为分析算法研究

陈嘉茹¹ 侯英勇¹ 王树臣² 李尚民³ 邹修国⁴ 杜彬杰¹

1. 江苏华丽智能科技股份有限公司, 江苏 常州 213100
2. 徐州工程学院电气与控制工程学院, 江苏 徐州 221018
3. 江苏省家禽科学研究所, 江苏 扬州 225125
4. 南京农业大学人工智能学院, 江苏 南京 210031

摘要:为探索深度学习在鸡脸识别及其行为分析中的应用,通过构建并训练深度神经网络实现了高效精确的个体识别和行为模式分析,为智能化农业和动物行为学研究提供技术基础。研究围绕鸡的个体识别,通过图像识别技术解决养鸡业的疫病传播问题。研究选用 YOLOv4 模型进行鸡脸和行为的识别,与 Faster R-CNN 网络模型相比,YOLOv4 在精确度和召回率的精度上都优于 Faster R-CNN,显著提升检测准确率,表现出较传统技术更优的实时检测能力。未来,研究将致力于数据集扩展和模型优化,以提高准确性和实用性,助力养殖业疫病防控。

关键词:深度学习;鸡脸识别;行为分析;神经网络

中图分类号:TP242;S24

DOI: 10.3969/j.issn.2097-065X.2024.08.008

0 引言

精准养殖是现代智慧牧业发展的重要方向之一。鸡的个体识别是实现智能化和规模化养殖的前

提^[1],能为个体饲养方案制定和健康状况分析提供基础信息,也是防疫防病等管理工作的重要环节。

近年来,规模化和集约化养殖成为鸡饲养的主流,但高密度养殖容易引发疫病并导致经济损失^[2]。幸运的是,人工智能和深度学习的发展为提高养殖管理的精确性和效率提供了解决方案。鸡脸识别技术通过分析面部图像准确识别个体,为动物追踪提供了创新手段,与分析技术的结合有助于监测鸡的健康、福利和生产性能,优化养殖管理。

国际上,众多研究人员正致力于运用深度学习技术识别动物的面部并分析其行为。鸡脸识别领域

基金项目:常州市国际科技合作项目“多层笼养鸡智能巡检机器人系统的联合研发及应用”(CZ20220011);徐州市重点研发计划项目“基于深度学习的智能养鸡场巡检机器人研发”(KC21135);常州市重点研发计划“笼养肉鸡环境智能预警与精准管控技术研究示范”(CE20222025);工业和信息化部工程攻关项目“绿色智能畜牧养殖成套装备工程化”(CEIEC-2022-ZM02-0225);江苏省重点研发计划“立体笼养肉鸡健康监测预警与精准环境管控系统研发”(BE2022379)

6 结语

本文主要针对热力烟雾机在玉米病虫害防治上的应用展开研究。研究表明,热力烟雾机在玉米病虫害防治中的应用能够显著提高病虫害防治效果,通过实验设计将不同设备在玉米病虫害防治过程中的效果进行对比,根据对比结果显示,在使用同等药物、玉米生长环境一致的情况下,热力烟雾机对玉米纹枯病、玉米蚜虫的防治效果相比热力弥雾机更为突出。因此,玉米种植过程中,种植人员应重视热力烟雾机的应用,并通过做好日常维护和保养提升热力烟雾机使用寿命。

参考文献:

[1] 朱瑞占,李瑞清. 山东省菏泽市玉米抗灾种植技术探讨

[J]. 种子科技,2023,41(21):53-55.

[2] 翟自建. 山东省玉米栽培及田间管理模式构建[J]. 河北农业,2023(8):73-75.

[3] 袁宁. 高产玉米种植技术及病虫害智能化防治办法:以山东省为例[J]. 种子科技,2022,40(24):48-50.

[4] 王亚杰. 山东省玉米种植中存在的问题与种植要点[J]. 种子科技,2021,39(10):42-43.

[5] 丁聪,徐艳. 浅析山东省玉米病虫害的发生规律及绿色防控技术[J]. 种子科技,2018,36(12):82,86.

[6] 陈莉,丁克坚,程备久,等. 热力烟雾机在玉米病虫害防治上的应用研究[J]. 安徽农业大学学报,2010,37(1):71-74.

作者简介:崔忠新,男,1973年生,助理农艺师。研究方向为农业技术。

的工作专注于构建和优化高效能的卷积神经网络(CNN)模型,以实现 对鸡只个体的精确辨识。采用经过改良的网络模型如 YOLO、ResNet 等,可显著提升识别过程的准确性及处理速度。国内的研究机构和学术机构也在深度学习及动物识别技术领域有显著突破。这些研究涵盖了动物行为识别、健康状态监控、智能化养殖系统的开发等多个方面。研究人员不仅追求高精度和高效率的技术,而且注重技术的实际应用,探索如何将深度学习等前沿科技广泛用于商业规模的养殖业,旨在通过技术创新推动养殖业的可持续发展和现代化进程。

国内外的研究加强了人工智能、兽医学和动物行为学等学科的结合,推动了养殖业的技术革新和转型。这种跨学科合作提升了养殖效率,减少了疾病发生,还有助于保障动物福利和生态平衡。随着研究的不断深入,将开发出更多新技术,支持养殖业的可持续发展。

1 数据采集与分析

在采用笼养方式的某养鸡场内,对鸡只进行实时数据采集。利用工业相机,从鸡笼的侧面及上方进行实地拍摄,确保拍摄距离稳定在 800 mm。考虑到生病的鸡只较少,当发现病鸡时,工作人员立即从多个角度对其进行拍摄,获取多张图片,随后将对其进行隔离处理。通过这种方法,共收集了 80 只病鸡的图像数据。

采用的图像标注工具 Labelimg 不仅可以对鸡的整体形象,还可以对鸡头和鸡身等重要的局部信息进行标注。每只鸡的图像都被精确标注,以区分病鸡和健康鸡。标注过程有助于进一步优化养鸡场的疾病预防和控制策略,为养殖业的智能化管理提供有力的数据支持。

每张图片往往出现多只鸡,以及病鸡与健康鸡数量的显著不平衡问题,加之病鸡与健康鸡在视觉特征上的差异远不如鸡的姿态、背景及光照条件引起的视觉差异大,因此,采取数据扩增方法来增加病鸡数据的数量成为必要措施。除从多个角度拍摄病鸡以获取更多样的图像数据外,还对这些病鸡图像进行水平翻转,以进一步扩充数据集。

具体而言,对每只病鸡采用 3 种不同的拍摄角度,并对所得图像执行水平翻转处理,使每只病鸡有 6 张不同的图片。通过这种方法,病鸡的样本数量从原始的 80 增加至 480。为构建一个平衡的数据集,本实验挑选 480 只健康鸡的样本作为对比验证集。

此种数据处理技术不仅显著增加了病鸡样本的多样性,而且有助于减少模型训练过程中可能出现的过拟合问题。更重要的是,通过这种方法可提高模型对病鸡识别的准确率,尤其是病鸡与健康鸡在视觉上仅存在微小差异时。这种数据扩增策略为深度学习模型的训练打下坚实的基础,提升了模型在实际应用中的性能。

2 算法选择与实验分析

2.1 YOLOv4 模型

YOLO(You Only Look Once)系列是一类基于回归分析的单阶段目标检测算法,其最大的优势在于能以极高的速度进行计算^[3]。YOLOv4 在 YOLOv3 的基础上进行了显著的改进与优化,该模型采用 CSPNet 和 DarkNet 相结合的 CSPDarkNet 网络,通过引入 SPPNet 扩大模型的感受野,使用 PAN 技术对不同尺度的特征图进行有效的融合与拼接。YOLOv4 还集成了多种新颖的检测和训练策略,从而在确保计算速度的同时,大幅提升了模型的精确度和实时性。

YOLOv4 在主干中运用 Mish。为了更高的准确度和更好的泛化性,应使用 Mish 平滑的激活函数:

$$f(x) = x \cdot \tanh(\zeta(x)) \tag{1}$$

$$\zeta(x) = \ln(1 + e^x) \tag{2}$$

YOLOv4 将路径聚合网络(PANet)^[4]作为其颈部结构,加入空间金字塔池化(SPP)模块,并使用一系列的最大池化操作来扩大网络的感受野。这种设计有助于分离并整合不同尺度上的目标特征,提升对目标的识别能力。YOLOv4 沿用 YOLOv3 的检测头设计,并将其用于整合通道、计算损失,以优化模型性能。

为进一步增强模型的训练效果,YOLOv4 采用多种数据增强技术,包括 Mosaic 和自对抗训练(SAT)等方法。Mosaic 方法将 4 张图像以缩放、翻转和裁剪等手段处理后重新组合,有效地增加了训练数据集的多样性,减少了模型对特定背景的依赖,从而增强模型的鲁棒性。自对抗训练(SAT)分为两个阶段:首先通过神经网络对输入图像进行调整,然后利用原始的边界框和类别标签对调整后的图像进行训练,这对于提高模型的泛化能力和防止过拟合具有显著效果。

YOLOv4 运用了标签平滑(Label Smoothing)、学习率余弦退火衰减(Cosine Annealing)等优化策略来细化网络训练过程^[5]。这些方法在平滑训练过

程中,可提高模型在实际应用中的性能和准确性。

2.2 实验环境

本研究用的实验环境配置信息如表 1 所示。

表 1 实验环境配置信息

环境配置	参数
CPU	Intel i9-13980HX
GPU	GeForce RTX 4070
操作系统	Windows11
内存	32G
深度学习框架	Pytorch

2.3 模型训练

本研究通过 Faster R-CNN、YOLOv4 两种模型分别对笼养鸡数据集进行训练,具体训练过程及参数设置如下:

2.3.1 Faster R-CNN

对 Faster R-CNN 进行训练时,首先采用 Pytorch1.10.0 框架构建深度学习环境,选用 VGGNet 作为模型的基础网络。VGGNet 能有效捕捉图像中的细节信息,提高模型的检测性能。将输入图片大小调整为 600×600 像素,batch_size 设置为 8,训练次数为 300,初始学习率为 0.01。训练 100 次后,学习率调整为 0.001;训练 200 次后,学习率调整为 0.0001。

2.3.2 YOLOv4

对 YOLOv4 进行训练时,首先采用 Pytorch1.10.0 框架构建深度学习环境,选用 CSP-DarkNet 作为基础网络,将输入图片大小调整为 416×416 像素,设置 batch_size 为 8,训练次数为 300,初始学习率为 0.01。训练 100 次后,学习率调整为 0.001;训练 200 次后,学习率调整为 0.0001。

2.4 实验结果与分析

通过 Faster R-CNN、YOLOv4 两种网络模型对数据集训练 300 次后,将健康鸡、病鸡、鸡群图片共 300 张输入其中进行测试,各个模型的评价指标对比如表 2 所示。

表 2 模型的评价指标 %

模型		Faster R-CNN	YOLOv4
精确度	健康鸡	79.37	82.54
	病鸡	77.50	89.79
召回率	健康鸡	68.64	75.91
	病鸡	66.10	86.61
平均准确率		78.44	86.17

目标检测算法分为单阶段和双阶段两种,YOLOv4 作为单阶段目标检测的代表,具有显著的

性能优势。YOLOv4 的平均准确率(mAP)为 86.17%,比 Faster R-CNN 多 7.73%。在精确度和召回率这两个衡量标准上,YOLOv4 分别达到 82.54%和 89.79%。这不仅反映 YOLOv4 在处理速度上的优势,还展现了它在保持高精度识别方面的强大能力。因此,对需要快速且准确检测目标的应用场景,YOLOv4 是一个值得优先考虑的选择。

通过表 2 所示的训练结果,最终选择 YOLOv4 作为本研究的网络模型。将健康鸡、病鸡、鸡群图像分别输入到 YOLOv4 模型中进行测试。测试发现,YOLOv4 对于不同姿态下的鸡,无论是健康鸡、病鸡还是鸡群都有较高的准确率。

3 结语

本研究针对鸡疫病的防控问题,采用基于 YOLOv4 算法的图像检测与识别模型,专注于笼养环境下鸡脸的精确识别。利用 YOLOv4 目标检测网络建立并扩充了数据集,通过训练优化模型,显著提升了检测准确率。相较于传统的图像处理技术和早期的深度学习检测算法,本文提出的方法表现出更高的性能,在实时检测方面具有显著优势。

标注的鸡类图像数据集相对匮乏,限制了模型训练的深度和广度。相信通过更加全面的训练,模型的性能将得到进一步提升。笔者将持续收集更多数据,对模型进行进一步的优化和完善,以期达到更高的准确性和实用性,更好服务养殖业的疫病防控。

参考文献:

[1] Kumar S, Singh S K, Singh R, et al. Deep learning framework for recognition of cattle using muzzle point image pattern[J]. Measurement,2018,116:1-17.

[2] 马苏芬. 肉鸡规模化养殖疾病流行特点与防控[J]. 畜牧兽医学,2020(8):46-47.

[3] 李雪迪,李公平,王文学,等. 基于 AI 目标检测在工程管理图像数字化的应用实践[J]. 科学技术创新,2022(5):157-160.

[4] 许波,赵超,祝衍军,等. 云计算中虚拟机资源调度多目标优化[J]. 系统仿真学报,2014,26(3):592-595.

[5] 张宇楠,刘付永. 一种改进的变步长自适应蝙蝠算法及其应用[J]. 广西民族大学学报(自然科学版),2013,19(2):51-54.

[6] 张晓东. 遗传算法和蚁群算法相融合的云计算任务调度算法研究[D]. 江苏:江苏大学,2013.

作者简介:陈嘉茹,女,1998 年生。研究方向为电气。