

基于幅值迭代剪枝的多目标奶牛进食行为识别方法

刘月峰 边浩东 何滢婕 郭 威 张小燕
(内蒙古科技大学信息工程学院, 包头 014010)

摘要: 针对奶牛进食行为监测通常要为每头奶牛配备监测设备,但受限于设备成本,很多应用于奶牛养殖场的奶牛行为监测方法难以普及的问题,提出了一种多目标奶牛进食行为识别方法,基于 YOLO v3 算法,根据目标差异,将牛舍中的奶牛分为 3 类目标来实现奶牛进食行为监测,以通过单台设备监测多头奶牛的进食行为。YOLO v3 算法具有计算成本高、能源消耗大、设备依赖性强等不足,针对该问题,参考彩票假设,提出了一种基于幅值迭代剪枝算法的更优稀疏子网络筛选方法,使参数数量下降了 87.04%,平均精度均值(mAP)达到了 79.9%,较原始网络提高了 4.2 个百分点。说明了通过幅值迭代剪枝技术降低奶牛行为监测任务成本的可行性,验证了基于彩票假设从奶牛进食行为识别模型中筛选出更优稀疏子网络的有效性,为降低动物行为监测任务的成本提供了参考。

关键词: 奶牛; 进食行为; 目标检测; 图像识别; 彩票假设; 幅值迭代剪枝

中图分类号: TP391.41; S24 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2022)02-0274-08 **OSID:** 

Detection Method of Multi-objective Cows Feeding Behavior
Based on Iterative Magnitude Pruning

LIU Yuefeng BIAN Haodong HE Yingjie GUO Wei ZHANG Xiaoyan
(School of Information Engineering, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou 014010, China)

Abstract: The existing methods for monitoring the cow's dietetic behavior do not allow monitoring of multiple cows simultaneously through a single device. A multi-objective cow dietetic behavior identification method was proposed based on the YOLO v3 algorithm. According to the difference in the goals, the cows to be monitored were classified to three groups to achieve dietetic behavior monitoring of multiple cows with a single device. However, the YOLO v3 algorithm has some disadvantages, such as high computational cost, large energy consumption, and strong equipment dependence. So the lottery ticket hypothesis was referred to apply this approach. And an iterative magnitude pruning algorithm for the identification of cow dietetic behavior based on the YOLO v3 network was proposed. Using this approach, the number of parameters was decreased by 87.04%, the mean average precision (mAP) value reached 79.9%, which was increased by 4.2 percentage points. Nevertheless, results proved that through the iterative magnitude pruning technique, the cow behavior monitoring task was feasible at a reduced cost. The effectiveness of screening out the optimal sparse subnetwork from the cow dietetic behavior identification model based on the lottery ticket hypothesis was verified.

Key words: dairy cow; feeding behavior; object detection; image recognition; lottery ticket hypothesis; iterative magnitude pruning

0 引言

奶牛的科学饲养需要实时掌握奶牛的行为表现等信息。其中,奶牛采食行为监测是奶牛科学饲养中重要一环^[1]。通过对奶牛的反刍、采食量、进食

时间与进食频率等数据进行实时监测,能够掌握奶牛养殖信息;通过对数据的分析处理,能够达到疾病诊断与异常预警等目的^[2-3]。传统的奶牛行为监测方法主要依赖于人工观测记录或穿戴式设备监测^[4-6]。人工观测不仅效率低下、成本高昂,而且人

收稿日期: 2021-02-08 修回日期: 2021-02-28
基金项目: 内蒙古自治区科技重大专项(2019ZD025)
作者简介: 刘月峰(1977—),男,副教授,博士,主要从事机器学习与大数据分析研究,E-mail: liuyuefeng01035@163.com

工观测方法并不能满足制定科学饲养方案的实时性与全天候要求,同时也无法适应奶牛养殖场现代化发展的需求。有研究者提出利用佩戴式设备监测奶牛进食行为^[7-8]。佩戴式设备虽然能在一定程度上保证监测的准确率,但在目前条件下,很难为每头奶牛个体配备高成本的监测设备。因此开发出一种基于机器视觉技术、可以进行多目标奶牛进食行为监测的方法十分必要。

比较奶牛的进食与非进食状态图像,将奶牛目标总体分为“进食”与“非进食”两类目标,并利用目标检测算法,对两类奶牛目标进行分类定位,可有效监测奶牛进食行为。张宏鸣等^[8]通过改进 YOLO v3 网络设计了一种基于机器视觉的多目标肉牛进食行为识别方法。而 YOLO 系列算法^[9-11]具有参数数量庞大、计算成本高等特点,对未来智慧牧场任务场景下的边缘计算与一些计算资源受限且需要控制成本的项目来说并不友好。文献[12-14]提出的 YOLO v3 tiny 是一个基于 YOLO v3 的轻量化目标检测模型,但是其网络层数少,会降低其在目标检测时的准确率^[15]。

FRANKLE 和 CARBIN 在 2019 年提出了一种利用幅值迭代剪枝 (Iterative magnitude pruning, IMP) 算法寻找最优子网络的彩票假设 (Lottery ticket hypothesis, LTH)^[16-17],该方法旨在通过幅值迭代剪枝方法找到一个优秀的稀疏子网络,该稀疏子网络重新训练后不仅和原始网络性能相当,而且最多可以将网络的参数减少 90% ~ 95%,并且网络性能不受影响。若是能够从稠密网络中甄选出一个更加精巧且性能优异的稀疏子网络,就能大量减少推理过程中所使用的模型规模与参数数量^[18],从而能在节约成本的同时将所训练的网络应用在类似边缘计算等资源受限或需要控制成本的任务上,以满足目前智慧牧场的规模化、现代化需要^[19]。

为实现在多目标场景下对每头奶牛的进食行为进行监测,首先要确定观测范围内全部奶牛的进食状态,得到目标图像,再确认每头奶牛的身份。为确定多目标奶牛进食状态,本研究参考彩票假设,基于 IMP 算法,提出一种多目标奶牛进食行为识别方法。采集并筛选奶牛养殖场奶牛牛舍监控视频,根据目标的背景差异与奶牛的姿态差异将奶牛划分为不同状态类别,以构建奶牛进食行为数据集。再基于 YOLO v3 算法,利用奶牛进食行为数据集,训练奶牛进食行为识别模型。根据彩票假设,在训练过程中对模型进行幅值迭代剪枝,在模型性能不受影响甚至更优的情况下,实现对奶牛进食行为识别模型的压缩。

1 材料与方法

1.1 数据材料获取

视频数据为 2020 年在内蒙古自治区包头市某奶牛养殖场采集的 52 头泌乳期荷斯坦奶牛进食视频。视频共 3 840 段,每段时长 45 min,视频帧高度为 1 080 像素、宽度为 1 920 像素、码率为 1 639 kb/s、格式为 MPEG4。选用牛舍内甬道上方摄像头的监控视频作为试验数据,视频画面如图 1 所示,摄像头安装位置如图 2 所示。



图 1 牛舍监控视频画面

Fig.1 Cowshed surveillance video screen

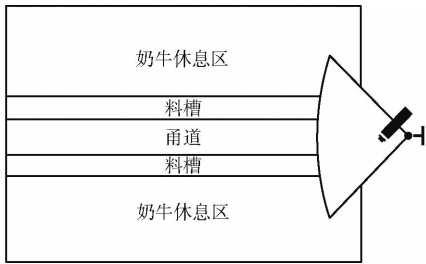


图 2 牛舍内摄像头安装位置

Fig.2 Installation position of camera in cowshed

1.2 技术路线

本研究的目的是训练出一个可用于奶牛进食行为识别的轻量化模型,采用 YOLO v3 目标检测网络,使目标的定位与识别同步进行。再根据彩票假设,使用幅值迭代剪枝这一神经网络压缩方法使模型轻量化。研究方案流程图如图 3 所示,共包含 4 部分:数据集构建、奶牛进食行为识别、奶牛进食行为识别模型压缩和结果分析。

1.2.1 数据集构建

首先使用关键帧提取软件将视频转换为关键帧序列。为了提高模型的鲁棒性,根据不同光照条件、奶牛目标遮挡情况、奶牛目标重叠情况与正负样本均衡等情况人工筛选出 1 410 幅图像作为数据集。再从数据集中随机选出 100 幅图像作为验证集、100 幅作为测试集,余下 1 210 幅作为训练集。使用 LabelImg 数据标注软件对数据集中的目标进行标注,其中包括 9 310 个奶牛目标。为了识别奶牛进食行为,又将奶牛目标分为:进食中、等待进食、游走。其中进食中 4 602 个、游走 653 个、等待进食

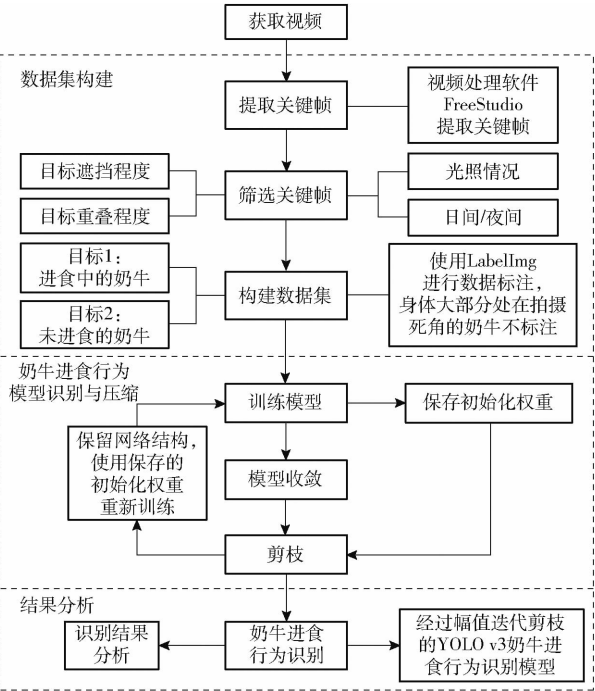


图3 技术路线图

Fig. 3 Technology route chart

3 949 个。人工标注时对奶牛进食行为的判断依据为:①奶牛的头伸出护栏。②奶牛低头。③料槽有料。奶牛进食行为判断表如表 1 所示。表 1 中 T 表示满足该判断依据,F 则表示不满足。

表 1 奶牛进食行为判断

Tab.1 Feeding behavior judging of dairy cows

目标类别	目标行为	判断依据		
		①	②	③
Object 1	进食中	T	T	T
		T	T	F
Object 2	等待进食	T	F	T
		T	F	F
Object 3	游走	F	T 或 F	T 或 F

如表 1 所示,同时满足 3 点判断依据便判定目标为进食中,记为 Object 1。满足判断依据①但不

满足判断依据②或③便判定目标为等待进食,记为 Object 2。不能满足判断依据①便判定目标为游走,记为 Object 3。奶牛进食行为数据集数据标注示意图如图 4 所示,其中目标①为标注的进食中奶牛,目标②为等待进食奶牛,目标③为游走奶牛。目标④为不标注奶牛。



图4 奶牛数据集标注示意图

Fig.4 Schematic of dairy cow dataset annotation

为了提高模型的鲁棒性与泛化能力,提高多种条件下奶牛进食行为识别模型的性能,保证模型全天候能力,本文从牛舍监控视频中选取不同光照条件、不同密集程度、不同时间段的图像作为数据集。部分数据集图像如图 5 所示。

1.2.2 奶牛进食行为识别方法

传统神经网络图像识别技术对奶牛进食行为的识别,需要目标检测模型先定位目标再使用卷积神经网络(Convolutional neural networks, CNN)对目标进行分类。本文方法基于 YOLO v3 网络,该网络在各领域应用中的表现都较为稳定,其参考残差网络创建主干架构,叠加特征与输入,将结果作为下一层网络的输入,优化了模型的训练效果,降低了梯度爆炸的风险。生成新的特征图采用了多尺度预测方式,将生成的小尺寸特征用于检测大尺寸目标,大尺寸特征用于检测小尺寸目标,降低模型对背景的误检率,提高小尺寸目标识别能力。没有了目标位置



图5 部分数据集图像

Fig.5 Partial dataset images

预测的过程,使 YOLO 系列算法运算速度更快,更加适合本研究的应用场景。

本文利用 YOLO v3 算法将奶牛目标识别作为回归问题求解,所输入的图像经过一次推理便可得到图像中奶牛目标的位置与分类结果,而区域卷积神经网络 (Regions with CNN, RCNN)^[20] 将目标识别分为分类和回归两部分求解。所以 YOLO 网络结构更加简单,推理速度更快。本文方法使用 YOLO v3 网络,将奶牛目标分为进食中、未进食两种状态。由于未进食状态中的样本差异过大,在一定程度上会造成召回率过低,所以人工标注时将未进食奶牛细分为等待进食与游走两类目标进行识别,提高了奶牛进食行为识别模型的推理速度与召回率。如图 6 所示,本文模型的输入图像尺寸为 416 像素 × 416 像素,在各尺度的特征图的每个网格中设置 3 个先验框,每个先验框包含不同尺度的预测。每个预测为 8 维向量,分别表示边框坐标、边框置信度、对象类别数量。

1.2.3 基于彩票假设的幅值迭代剪枝方法

剪枝是一种成熟的神经网络压缩技术,通过删除神经网络模型中对推理结果影响较小的权重以减少参数数量,提高推理性能。彩票假设提出:通过对一个前馈神经网络进行幅值迭代剪枝,能够找到一个可以重新训练的稀疏子网络,通过对子网络进行训练便可达到与原始网络相近的性能。甚至经过多次训练后,稀疏子网络性能会优于原始稠密网络,并且其参数数量最少可以减少到原始网络的 5% ~

10%。研究发现,使用原始网络的初始化权重对子网络进行初始化,效果优于使用随机权重初始化的子网络,所以本文方法采用 IMP 算法从基于 YOLO v3 的奶牛进食行为识别模型中筛选最优子网络,步骤如下:

- (1)利用 YOLO v3 网络在 COCO2014 数据集上进行训练得到的预训练权重初始化网络,得到权重 W_0 。
- (2)将网络进行 k 次梯度下降得到 $W_k^{(1)}$ 并保存,其中 k 为全部训练次数的 0.1% ~ 7%。
- (3)利用奶牛进食行为数据集训练网络至收敛。
- (4)创建掩模 $m^{(1)}$,根据设置的剪枝率对模型 $W_T^{(1)}$ 进行非结构化剪枝。
- (5)使用原始网络进行 k 次梯度下降得到权重 $W_k^{(1)}$,重置剪枝得到的稀疏网络权重。
- (6)重复步骤(3) ~ (5)直到模型准确率大幅下降或参数数量达到要求。幅值迭代剪枝过程示意图如图 7 所示。

1.3 评价指标

本文方法将奶牛目标分为进食中与非进食两类,需要同时关注模型对每个类别的识别平均精确率,故选择平均精度均值作为评价指标^[21]。

本文使用 IMP 算法将奶牛进食行为识别模型进行压缩,减少其参数数量,使其可以部署在低成本设备上。而 IMP 算法所使用的非结构化剪枝方法与结构化剪枝不同,非结构化剪枝并不会删除卷积

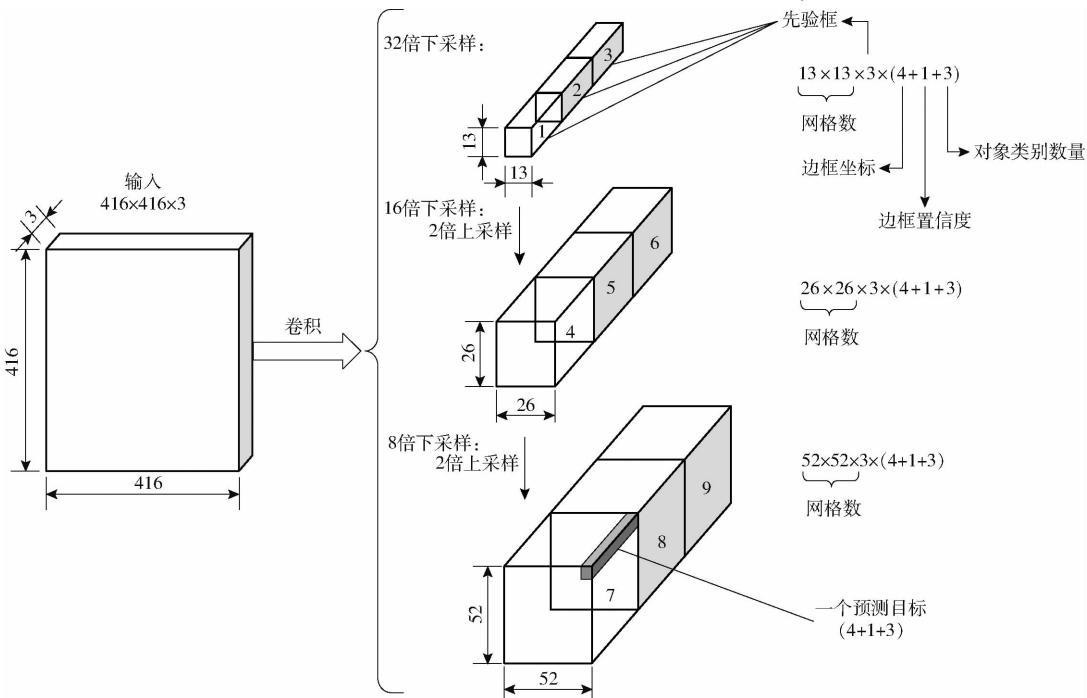


图 6 基于 YOLO v3 的奶牛进食行为识别模型结构图

Fig. 6 Structure diagram of cow feeding behavior recognition model based on YOLO v3

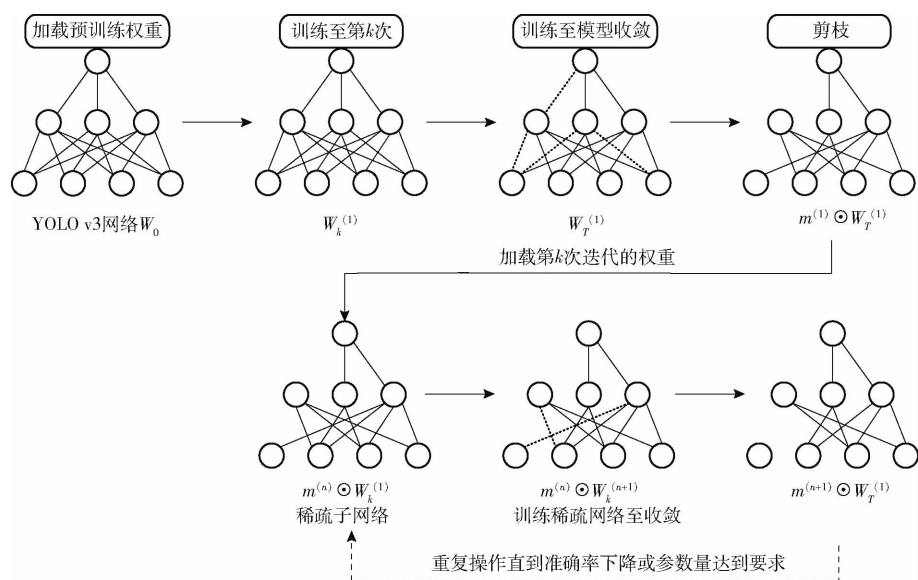


图7 幅值迭代剪枝过程示意图

Fig. 7 Iterative magnitude pruning process schematic

通道,而是创建一个只有 0 和 1 的掩模(mask),使掩模与参数相乘得到稀疏矩阵,许多参数仅是被设置为零,但仍然存在。所以模型推理能力只有在应用稀疏计算库^[22]或稀疏计算硬件^[23]时提升。为了证明压缩方法的有效性,采用模型参数数量与浮点运算次数(Floating point operations, FLOPs)衡量压缩效果。

1.4 试验平台

试验环境为 64 位 CentOS 系统,最大 Turbo 频率为 5.10 GHz 英特尔至强 W-10855M 处理器, NVIDIA GeForce RTX 2080Ti GPU,内存 512 GB,编程语言为 Python 3.6.5,使用 Pytorch 1.7.1 框架构建和训练网络模型,开发工具为 PyCharm 2020。

2 试验

试验中使用基于彩票假设的 IMP 算法对奶牛进食行为识别模型进行压缩,在 IMP 算法中使用不同的剪枝率对模型进行剪枝,为了得到最合适的剪枝率,分别将剪枝率设置为 20%、40%、60% 和 80%,在每次迭代后进行剪枝,每次迭代包含 300 个周期(epoch),并设置早停机制以防止过拟合,早停参数为 75 个 epoch。如图 8 所示,根据训练损失值与验证集上平均精度均值的变化曲线,剪枝率 20% 时选用第 12 次迭代后的模型;剪枝率 40% 时选用第 4 次迭代后的模型;剪枝率 60% 时选用第 3 次迭代后的模型;剪枝率 80% 时选用第 1 次迭代后的模型。模型测试结果如表 2 所示。由表 2 可知,即便模型剩余参数数量相当,设置较小剪枝率进行多次幅值迭代剪枝的模型也明显优于设置较大剪枝率而进行较少次剪枝的模型,说明 IMP 中剪枝后的恢复

训练尤为重要,经过少量多次的剪枝与恢复训练能够更有效地筛选出最优稀疏子网络。

图 9 为不同剪枝率下模型的精确率-召回率曲线。由图 9 可知, Object 3 是导致整体精确率、召回率低的主要原因。根据测试图像来看,因为摄像机处于固定位置,而游走目标的姿态各异、遮挡程度不同,而由于牛舍场景的特殊情况,数据集中“游走”目标样本数量较少,所以会导致模型对游走目标的识别能力较弱。但本文关注的是奶牛进食行为识别问题,重点在于对“进食中”与“等待进食”两种目标的识别,无需过分关注游走目标的识别问题。经过多次试验发现,使用剪枝率 20% 和剪枝率 40% 对模型进行剪枝时,与不进行幅值迭代剪枝的模型相比,其运算性能皆有小幅提升。其中应用剪枝率 40%、第 4 次迭代剪枝后所得模型的参数数量减少了 87.04%,召回率提升了 14.1 个百分点,平均精度均值提高了 4.2 个百分点,精确率提升 1.0 个百分点。因为奶牛的进食行为会在一个时间段内保持不变,通过不断地对监控视频帧进行检测,当目标检测模型的精确率与召回率维持在 70% 以上时,基本可以满足本研究对于奶牛进食行为识别任务的需要。本文模型在奶牛进食行为测试数据集上的识别情况如图 10 所示。

总的来看,在奶牛进食行为数据集上,通过执行 IMP 算法,在多次剪枝后可以筛选出一个可训练的、具有更优性能的稀疏子网络。本文提出的基于幅值迭代剪枝的稀疏网络多目标奶牛进食行为识别方法具有良好精确率与召回率,同时具有参数数量少、运算速度快等特点,可为奶牛行为监测提供低成本的方法支持。

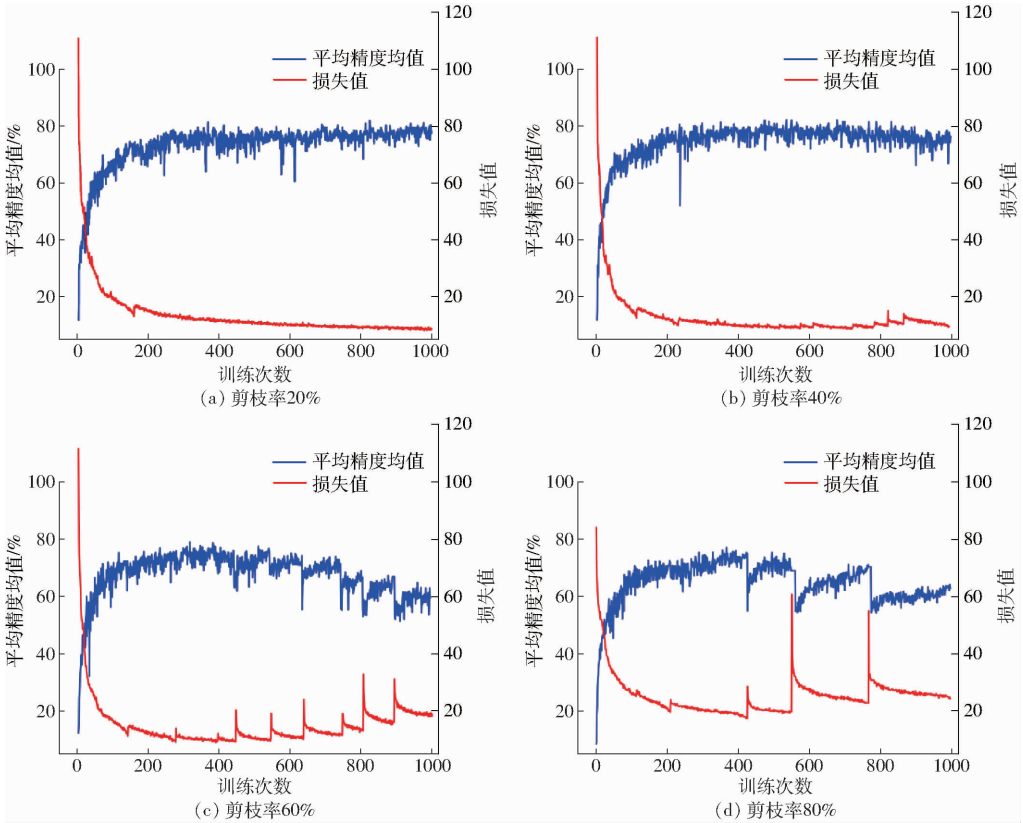


图 8 不同剪枝率下平均精度均值与损失值变化曲线

Fig. 8 Change curves of mAP and loss value at different pruning rates

表 2 不同剪枝率下模型测试结果

Tab. 2 Model test results at different pruning rates

剪枝率/%	剪枝次数	目标类别	精确率/%	召回率/%	平均精度 均值/%	参数数量/个	剩余参数 占比/%	浮点运算次数/次
0	0	Object 1	87.0	82.0	91.2	6.152×10^7	100	3.276×10^{10}
		Object 2	87.7	62.2	78.6			
		Object 3	68.7	42.0	57.3			
		平均值	81.1	62.1	75.7			
20	12	Object 1	89.3	88.0	94.1	4.220×10^6	6.87	2.896×10^{10}
		Object 2	83.3	75.7	81.6			
		Object 3	65.8	65.0	62.9			
		平均值	79.5	76.2	79.5			
40	4	Object 1	90.1	86.2	93.8	7.960×10^6	12.96	2.978×10^{10}
		Object 2	86.6	66.3	81.5			
		Object 3	69.5	60.3	64.3			
		平均值	82.1	70.9	79.9			
60	3	Object 1	79.2	87.9	88.2	3.930×10^6	6.40	2.895×10^{10}
		Object 2	74.3	68.5	76.5			
		Object 3	50.4	60.7	58.6			
		平均值	68.0	72.4	74.4			
80	1	Object 1	86.4	84.0	90.9	1.228×10^7	20.00	3.023×10^{10}
		Object 2	83.1	66.3	77.9			
		Object 3	67.8	42.2	55.3			
		平均值	79.1	64.2	74.7			

3 结束语

利用奶牛养殖场内奶牛牛舍监控视频制作了奶

牛进食行为识别数据集;基于 YOLO v3 目标检测算法构建了奶牛进食行为识别模型,实现了对多目标奶牛进食行为的识别;基于彩票假设,使用 IMP 算

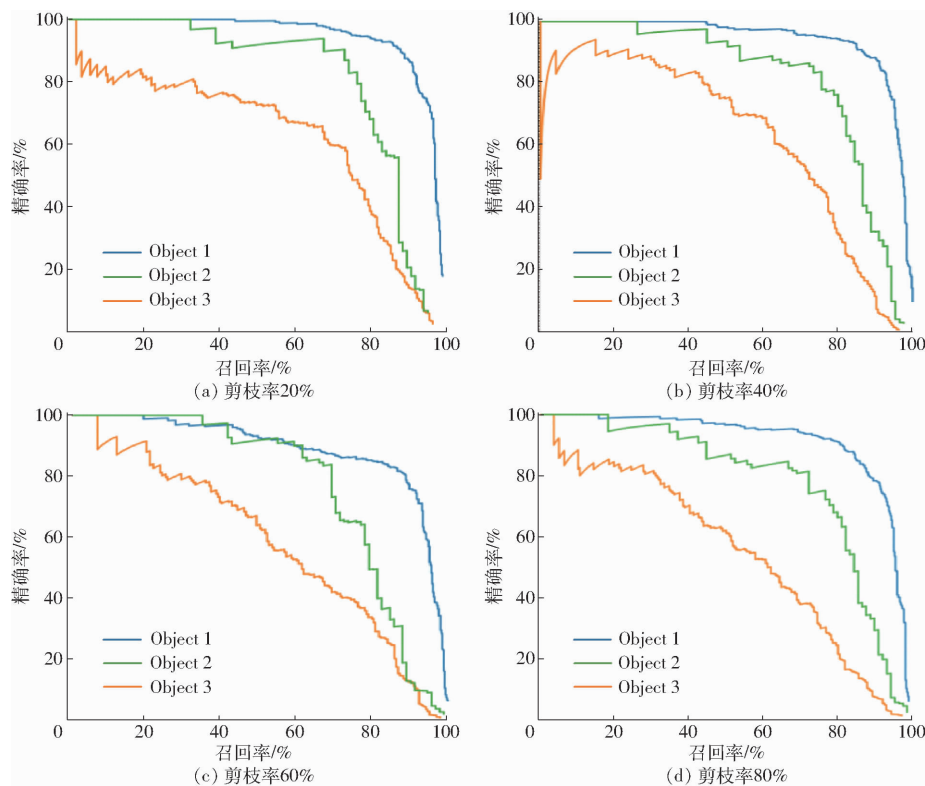


图9 不同剪枝率下模型精确率-召回率曲线

Fig.9 P-R curves of models with different pruning rates



图10 本文模型对奶牛进食行为识别效果

Fig.10 Effectiveness of this model in identifying feeding behavior of dairy cows

法对基于 YOLO v3 的奶牛进食行为识别模型进行剪枝。经过多次不同剪枝率的试验,最终获得的稀疏子网络在测试集中测试结果为:3 类奶牛目标的平均精度均值为 79.9%,平均精确率为 82.1%,平均召回率为 70.9%。模型参数数量为 7.96×10^6 个,

仅为原始稠密网络参数总数的 12.96%,在减少网络参数的同时模型性能有所提高,证明了通过幅值迭代剪枝技术降低奶牛行为监测成本、提高奶牛行为监测实时性的可行性。验证了基于彩票假设在奶牛行为监测任务上筛选出更优稀疏子网络的可能性。

参 考 文 献

[1] 张永红. 科学饲养提高奶牛养殖效益[J]. 中国畜禽种业, 2019, 15(2): 101-102.
ZHANG Yonghong. Scientific feeding to improve the efficiency of dairy farming[J]. The Chinese Livestock and Poultry Breeding, 2019, 15(2): 101-102. (in Chinese)

[2] 李亚妮. 影响奶牛产奶性能的因素及措施[J]. 中国畜牧兽医文摘, 2018, 34(3): 103.
LI Yani. Factors and measures affecting milk production performance of dairy cows[J]. Chinese Abstracts of Husbandry and Veterinary Medicine, 2018, 34(3): 103. (in Chinese)

[3] DAVISON C, MICHIE C, HAMILTON A, et al. Detecting heat stress in dairy cattle using neck-mounted activity collars[J]. Agriculture, 2020, 10(6): 210.

[4] 李胜利,姚琨,曹志军,等. 2019 年奶牛产业技术发展报告[J]. 中国畜牧杂志, 2020, 56(3): 136-144.

- LI Shengli, YAO Kun, CAO Zhijun, et al. Dairy industry technology development report 2019[J]. Chinese Journal of Animal Science, 2020, 56(3): 136 – 144. (in Chinese)
- [5] 郭阳,陈桂鹏,丁建,等.牛行为监测技术及分类方法研究进展[J].江西农业学报,2020,32(11):99 – 105.
GUO Yang, CHEN Guipeng, DING Jian, et al. Advances in cattle behavior monitoring techniques and classification methods [J]. Acta Agriculturae Jiangxi, 2020, 32(11): 99 – 105. (in Chinese)
- [6] 赵文杰,丁露雨,李奇峰,等.基于三轴加速度和人工神经网络的奶牛采食行为鉴别方法研究[J].安徽农业科学,2020,48(18):231 – 234.
ZHAO Wenjie, DING Luyu, LI Qifeng, et al. A method for identifying dairy cows' feeding behavior based on triaxial acceleration and artificial neural networks [J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2020, 48(18): 231 – 234. (in Chinese)
- [7] 周雅婷,许童羽,陈春玲,等.基于神经网络算法的肉牛采食行为检测方法[J].沈阳农业大学学报,2016,47(6):752 – 757.
ZHOU Yating, XU Tongyu, CHEN Chunling, et al. Detection method of beef cattle feeding behavior based on neural network algorithm [J]. Journal of Shenyang Agricultural University, 2016, 47(6): 752 – 757. (in Chinese)
- [8] 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)
- [9] 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.
- [10] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 7263 – 7271.
- [11] REDMON J, FARHADI A. Yolov3: an incremental improvement [J]. arXiv preprint arXiv,2018:1804.02767.
- [12] ADARSH P, RATHI P, KUAMR M. YOLO v3-tiny: object detection and recognition using one stage improved model [C] // 2020 6th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems (ICACCS). IEEE, 2020: 687 – 694.
- [13] ADARSH P. YOLO v3-tiny: an improved one stage model for detection and recognition of objects [D]. Delhi: Delhi Technological University, 2020.
- [14] OH S, YOU J, KIM Y. Implementation of compressed YOLO v3-tiny on FPGA – SoC [C] // 2020 IEEE International Conference on Consumer Electronics-Asia (ICCE – Asia). IEEE, 2020: 1 – 4.
- [15] FRANKLE J, CARBIN M. The lottery ticket hypothesis: finding sparse, trainable neural networks [J]. arXiv preprint arXiv, 2018:1803.03635.
- [16] FRANKLE J, DZIUGAITE G K, ROY D M, et al. Stabilizing the lottery ticket hypothesis [J]. arXiv preprint arXiv,2019: 1903.01611.
- [17] 纪荣嵘,林绍辉,晁飞,等.深度神经网络压缩与加速综述[J].计算机研究与发展,2018,55(9):1871 – 1888.
JI Rongrong, LIN Shaohui, CHAO Fei, et al. Deep neural network compression and acceleration: a review [J]. Journal of Computer Research and Development, 2018, 55(9): 1871 – 1888. (in Chinese)
- [18] XU Y, WANG Y, ZHOU A, et al. Deep neural network compression with single and multiple level quantization [C] // Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2018.
- [19] 陈桂鹏.智慧牧场牲畜动态智能感知系统研究与应用 [D].北京:中国农业科学院,2018.
CHEN Guipeng. Research and application of dynamic intelligent perception system for livestock in smart farm-taking perception of cattle's chewing for example [D]. Beijing: Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2018. (in Chinese)
- [20] 方路平,何杭江,周国民.目标检测算法研究综述[J].计算机工程与应用,2018,54(13):11 – 18.
FANG Luping, HE Hangjiang, ZHOU Guomin. Research overview of object detection methods [J]. Computer Engineering and Applications, 2018, 54(13): 11 – 18. (in Chinese)
- [21] ROBERTSON S. A new interpretation of average precision [C] // Proceedings of the 31st Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval, 2008: 689 – 690.
- [22] 董晓,刘雷,李晶,等.面向稀疏卷积神经网络的GPU性能优化方法[J].软件学报,2020,31(9):2944 – 2964.
DONG Xiao, LIU Lei, LI Jing, et al. Performance optimizing method for sparse convolutional neural networks on GPU [J]. Journal of Software, 2020, 31(9): 2944 – 2964. (in Chinese)
- [23] HAN S, LIU X, MAO H, et al. EIE: efficient inference engine on compressed deep neural network [J]. ACM SIGARCH Computer Architecture News, 2016, 44(3): 243 – 254.