

基于 NAS - Res 的局部遮挡荷斯坦奶牛个体识别

姚冲¹ 李前¹ 刘刚^{1,2} 吕树盛³ 侯冲³ 张淼^{1,2}

(1. 中国农业大学智慧农业系统集成研究教育部重点实验室, 北京 100083;

2. 中国农业大学农业农村部农业信息获取技术重点实验室, 北京 100083;

3. 中国农业机械化科学研究院集团有限公司行业技术服务中心, 北京 100083)

摘要: 针对荷斯坦奶牛个体识别神经网络的人工调参成本高、泛化性差、效率低, 难以实现局部遮挡条件下精准识别等问题, 提出了一种基于 ResNet 框架和神经网络架构搜索(NAS)的自适应网络参数优化算法(NAS - Res)。首先, 通过设计包含 CBR_K1、CBR_K3、CBR_K5 和 SkipConnect 的操作集, 配合密集连接路径, 构成超参数网络。然后基于梯度下降的搜索策略, 在多目标优化复合损失函数的约束下, 强化了对低成本模型的设计。结果表明, NAS - Res 在 GPU 上仅耗时 6.18 h 获得最佳架构, 在包含 168 头奶牛局部遮挡侧面图像的 PO - Cows 数据集上, 闭集验证准确率为 90.18%, 与 ResNet - 18、ResNet - 34 和 ResNet - 50 相比提高 5.04、3.02、14.92 个百分点, 而参数量分别降低 5.9×10^5 、 1.069×10^7 和 1.317×10^7 。在包含 174 头奶牛背部图像的 Cows2021 数据集上闭集验证准确率为 99.25%。此外, NAS - Res 可忽略 PO - Cows 数据集规模变化的影响, 牛只数量在 50 ~ 168 头之间变化时, Top - 1 准确率和 Top - 5 准确率变化幅度仅为 1.51、1.01 个百分点, 适用性较强。总体而言, NAS - Res 算法实现了对局部遮挡奶牛的精准个体识别, 本研究可为复杂背景下畜禽个体识别提供技术参考。

关键词: 荷斯坦奶牛; 局部遮挡; 神经网络架构搜索; 卷积神经网络; 个体识别

中图分类号: TP391; S126 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2023)S1-0252-08

Individual Identification of Partially Occluded Holstein Cows Based on NAS - Res

YAO Chong¹ LI Qian¹ LIU Gang^{1,2} LÜ Shusheng³ HOU Chong³ ZHANG Miao^{1,2}

(1. Key Laboratory of Smart Agriculture Systems Integration, Ministry of Education, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. Key Laboratory of Agricultural Information Acquisition Technology, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, China Agricultural University, Beijing 100083, China

3. Machinery Industry Technology Service Center, Chinese Academy of Agricultural Mechanization Sciences Group Co., Ltd., Beijing 100083, China)

Abstract: The Holstein cow individual recognition network has the problems of high parameter adjustment cost, poor generalization and low efficiency, and it is difficult to achieve accurate recognition under partial occlusion conditions. An adaptive network parameter optimization identification algorithm (NAS - Res) was proposed based on ResNet framework and neural network architecture search (NAS). Firstly, a hyperparameter network was constructed by designing an operation set, including CBR_K1, CBR_K3, CBR_K5, and SkipConnect, together with dense connection paths. Then the search strategy based on gradient descent strengthened the design of a low-cost model under the constraint of multi-objective optimization composite loss function. The results showed that NAS - Res only took 6.18 GPU hours to obtain the best architecture. On the PO - Cows dataset, which contained side images of 168 cows, NAS - Res achieved 90.18% Top - 1 Acc. Compared with ResNet - 18, ResNet - 34, and ResNet - 50, the accuracy was improved by 5.04 percentage points, 3.02 percentage points, and 14.92 percentage points, respectively, while the parameters were reduced by 5.9×10^5 , 1.069×10^7 , and 1.317×10^7 , respectively. It achieved 99.25% accuracy on the Cows2021 dataset, which contained 174 back images of cows. In addition, NAS - Res can ignore the influence of the scale change of the PO -

收稿日期: 2023 - 06 - 20 修回日期: 2023 - 08 - 20

基金项目: 国家自然科学基金项目(32272930)

作者简介: 姚冲(1997—), 女, 博士生, 主要从事计算机视觉技术研究, E-mail: yaochong@cau.edu.cn

通信作者: 张淼(1982—), 女, 副教授, 博士, 主要从事农业信息获取技术研究, E-mail: zhangmiao@cau.edu.cn

Cows dataset, and when the number of cattle was changed between 50 and 168, the change range of Top-1 Acc and Top-5 Acc was only 1.51 percentage points and 1.01 percentage points, which showed strong applicability. In general, the NAS-Res algorithm achieved accurate individual identification of partially occluded cows, and the research result can provide technical reference for individual identification of livestock and poultry under complex background.

Key words: Holstein cows; partially occluded; neural architecture search; convolutional neural network; individual recognition

0 引言

快速、准确的个体识别是奶牛养殖繁育管理、体况监测^[1]、行为分析^[2]的前提和应用基础,是高效、精准、自动化养殖的重要技术支撑^[3-4]。传统奶牛个体识别多采用人工耳标标记,设备应用门槛低,普及率高,但存在识别效率低、易磨损、占用人工资源的问题^[5]。无线射频识别技术可实现非接触式批量化奶牛识别,但识别距离仍有缺陷,侵入式佩戴方式易伤害牛体^[6]。基于无线传感器网络的个体识别可兼顾信息传感与通信功能,但受限于成本、能耗与适用性,国内奶业应用落地难度高^[7]。

基于计算机视觉技术的奶牛识别具有低成本、非接触、无损等优势^[8-10],多提取眼、面或躯干特征,结合机器学习等数据挖掘算法实现个体配准识别。SUN 等^[11]针对 18 头奶牛的虹膜图像进行识别,准确率达到 98.15%。KUMAR 等^[12]对 500 头奶牛的鼻部图像进行分割,对比多种识别算法,准确率最高为 94.57%。牲畜头部活动灵活,高质量的奶牛头部体征图像数据集捕获难度较大,眼面部识别算法的效果与推广较难评价。奶牛躯干具有颜色、花纹、体斑等更易采集图像特征,使用卷积神经网络等深度学习算法开展躯干特征提取与个体识别的研究工作日益成为学界主流^[13]。何东健等^[3]对 89 头俯拍奶牛背部图像进行增强后,基于改进 YOLO v3 模型,识别准确率达 95.32%。SHEN 等^[14]微调 AlexNe^[15]架构并人工优化模型参数,对 105 头奶牛侧视图像的识别准确率达 96.65%。DU 等^[16]利用全局平均池化层代替传统的压平层改进 VGG-16^[17]模型,对模型进行了深层和浅层的特征提取,对 3151 幅奶牛躯干图像识别准确率为 99.48%。LI 等^[18]使用改进 InceptionV3 网络对去噪后的 21 600 幅奶牛躯干图像进行建模识别,准确率达到 92%。TABAK 等^[19]使用 ResNet-18^[20]对多种野生动物进行分类,其中野牛分类精度达到 98%。WEBER 等^[21]从不同角度和位置采集 51 头潘塔内拉牛的图像数据,在 DenseNet-201^[22]、Resnet-50 和 Inception-ResNet-V2^[23]等模型中均实现了 99% 以上的准确率。基于系统深入的文献

调研分析,MAHMUD 等^[24]明确了 ResNet 神经网络模型在奶牛智慧管理人工智能算法领域的应用价值与潜力。总体而言,上述报道实现了俯拍牛背或侧拍躯干的高精度个体识别,但模型的普适性及应用性十分局限,面向局部遮挡奶牛的个体识别仍是研究难点^[25]。同时,从算法先进性角度,大量建模方法缺少持续优化能力,模型框架及参数优化依赖人工,性能调试耗时耗力。模型质量及适应性不可控^[26]。

神经网络架构搜索(Neural architecture search, NAS)^[27]是自动机器学习领域的新兴热点,可根据建模需求,自动搜索目标算法及其框架下的深度学习模型^[28]。ZOPH 等^[29]比较了 NASNet 与人工调参最优架构对 ImageNet 公共数据集的分类能力,结果表明 NASNet 较人工调参模型的计算量降低 28%,最优准确率可达 82.7%。BARBEDO 等^[30]使用 NASNet 开展对无人机俯拍牛体的检测和计数^[31]研究,模型平均准确率大于 90% 且均高于人工调参组别。LIU 等^[32]使用启发式搜索策略设计了 PNASNet 算法,在 ImageNet 公开数据集的准确率为 82.9%。YAO 等^[33]融合 CNN 和 PNASNet-5 算法,牛脸识别准确率为 94.1%。FANG 等^[34]使用 DenseNAS 搜索模型的宽度和深度,提高了 ResNet 在 ImageNet 数据集的分类准确率,并降低浮点运算量至少 2×10^8 。

综上,针对人工设计奶牛个体识别算法无法自动更新迭代优化,对局部遮挡牛体图像建模调参成本高、识别准确率较难保证等问题,提出一种 NAS-Res 的自适应网络参数优化个体识别算法,通过复合损失函数对浮点运算量(FLOPs)和延迟(Latency)的约束,以实现模型成本与精度之间的平衡。并在公开数据集 Cows2021 和自制数据集 PO-Cows 中进行闭集验证。

1 实验材料

1.1 视频图像采集

实验视频数据于 2023 年 5 月采集于河北省保定市宏达牧场。采集对象为正常行走状态下的荷斯坦奶牛。采集场景为牛舍入口通道,长 7 m,通道底

部嵌有体重秤。采集设备为魔客仕 4 K 高清相机,距离通道栏杆 2.8 m,垂直于地面 1.2 m 处固定拍摄,如图 1a 所示。通道共有 20 根竖杆 3 条横杆,图像背景为牛场活动区,无特殊环境处理,典型图像如图 1b 所示。本次实验中,共 168 头牛经过通道,记录了每头牛从进入到离开通道的视频数据。采集视频的分辨率为 1 280 像素 × 720 像素,帧率为 30 f/s。

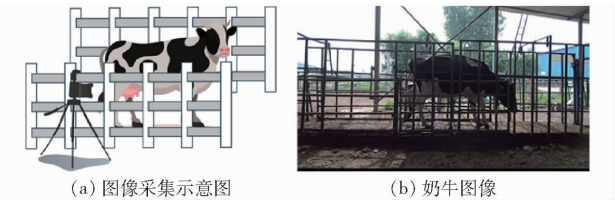


图 1 数据采集示意图
Fig. 1 Image acquisition schematics

1.2 图像预处理

本文对图像帧进行了奶牛目标提取的数据预处理。首先利用 YOLO v5 模型对奶牛个体进行检测,然后依据候选框进行裁剪,获得只包含奶牛区域的目标图像。对于所选的用作 YOLO v5 模型训练集的奶牛视频,从初次检测到牛只开始截取图像帧,直至视频中没有牛只出现。利用 LabelImg 软件进行标注,框选奶牛个体,标注标签为“cow”,每幅图像生成对应的 .xml 文件。在预测未标注奶牛视频时,利用训练好的模型自动生成标签文件。

1.3 PO - Cows 和 Cows2021 数据集

本文对采集的 168 头奶牛视频数据进行了筛选与处理,自制数据集并命名为 PO - Cows。每隔 6 帧抽取 1 幅图像,并去除重复帧,保证每头奶牛至少具有 20 帧可用图像,最终获得 4 192 幅侧面局部遮挡图像。本文还采用 Cows2021 数据集中俯视拍摄的奶牛背部图像作对比实验,共有 174 头奶牛,6 832 幅图像。根据主要遮挡原因,PO - Cows 可大致分为栏杆遮挡、人为遮挡(人员驱赶通道上静止奶牛导致的遮挡)和视野缺失(奶牛未完全进入或未完全离开拍摄范围时导致的遮挡)3 类。所有图像均具有栏杆遮挡,部分图像具有人为遮挡或视野缺失,分别为 103 幅和 1 619 幅。Cows2021 可大致分为 2 551 幅无遮挡图像和 4 281 幅部分遮挡图像。除 PO - Cows 中具有人为遮挡的图像全部被放置于验证集外,其余类别按照比例 8:2 划分了训练集和验证集,如表 1 所示,典型图像示例如图 2 所示。

2 研究方法

2.1 NAS - Res 算法

2.1.1 网络模型搭建

本研究所提的 NAS - Res 算法主要由 Layer、

表 1 PO - Cows 和 Cows2021 图像数据分布
Tab.1 PO - Cows and Cows2021 image data distribution

数据集	奶牛数量/头	类别	图像数量/幅	
			训练集	验证集
PO - Cows	168	栏杆遮挡	1 976	494
		栏杆遮挡 + 人为遮挡	0	103
		栏杆遮挡 + 视野缺失	1 295	324
		总计	3 271	921
Cows2021	174	无遮挡	2 041	510
		部分遮挡	3 425	856
		总计	5 466	1 366

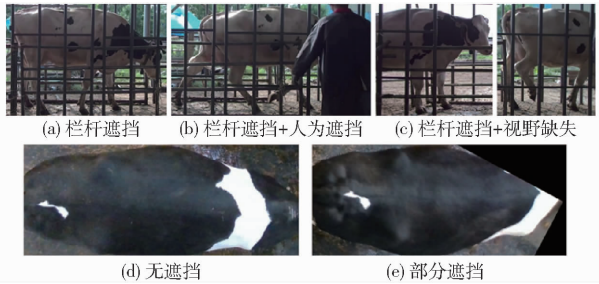


图 2 PO - Cows 数据集和 Cows2021 数据集
Fig. 2 PO - Cows dataset and Cows2021 dataset

Block 和 Stage 3 类网络元逐层堆叠构成。Layer 作为 NAS - Res 的基本组成单元,是由 CBR_K1、CBR_K3、CBR_K5 和 SkipConnect 共 4 种候选操作构成。Layer 中的输入经过所有被赋予概率参数的候选操作后通过加权和后输出。4 种操作具体连接方式如图 3 所示。

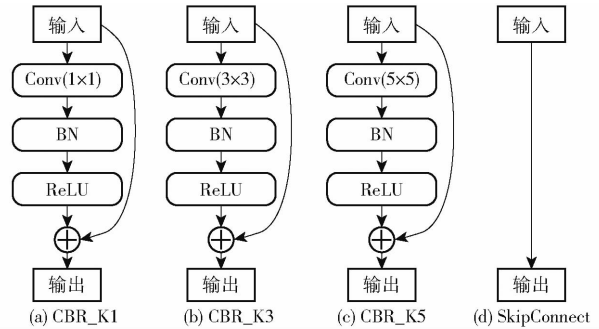


图 3 候选操作连接示意图

Fig. 3 Candidate operation connection schematic

前 3 种操作由具有不同卷积核大小的卷积层 (Conv)、归一化层 (BN) 和激活函数 (ReLU) 组成。SkipConnect 表示输入和输出的直接连接。Block 用来表示网络中的一组 Layer。add 操作用于将来自多个 Block 不同尺寸的特征统一调整后进行拼合。随后送入链式连接的 L 个 Layer 层进行特征提取,作为当前 Block 的输出。Stage 表示由 Block 组成的一组块,它们输出相同空间分辨率的特征,但是通道数可以不同。每个 Block 都与之后的 M 个 Block 连接,第 i 个 Block 与第 k 个 Block 连接的路径被分配

概率参数 b_{ik} 。 L 和 M 由 NAS-Res 自动决定。最终,通过参数 a_n 和参数 b_{ik} 决定候选操作和连接方

式。局部遮挡奶牛个体识别 NAS-Res 算法网络结构如图 4 所示。

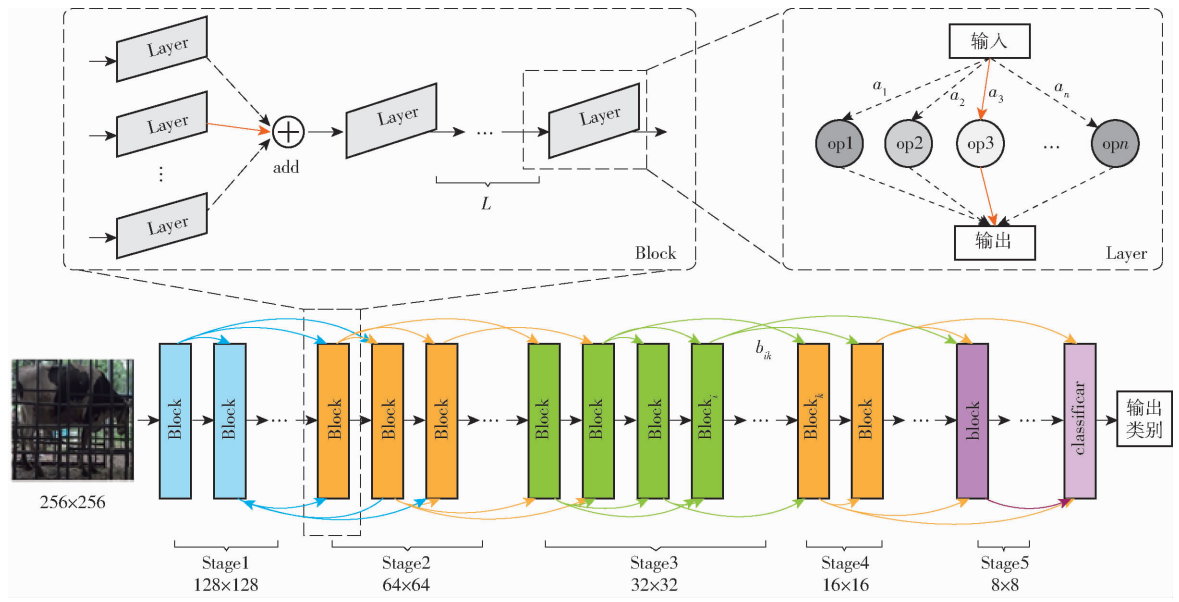


图 4 NAS-Res 网络结构图

Fig. 4 NAS-Res network structure diagram

2.1.2 复合损失函数改进

模型总成本通过每个候选操作和每条候选连接路径的单独加和计算得到。每条操作的成本是固定的,根据梯度训练获得的概率参数对每条操作成本进行加权和,即可计算第 i 个 Layer 中操作的成本。假设网络中共有 B 个 Block,每个 Block 由 L 个 Layer 组成,整个超参数网络体系架构成本公式为

$$Cost = \sum_{i=1}^B \left(\sum_{l=1, n \in op}^L w_n^{il} cost_n^{il} + \sum_{k=1}^M p_{ik}^i cost_{ik} \right) \quad (1)$$

式中 $cost_n^{il}$ ——第 i 个 Block 中第 l 个 Layer 中的 op_n 的成本

w_n^{il} —— a_n 在第 l 个 Layer 中的占比

$cost_{ik}$ ——第 b 个 Block 与第 k 个 Block 连接路径的成本

p_{ik}^i —— b_{ik} 在第 b 个 Block 所有连接路径中的占比

NAS-Res 期望模型在较低计算成本的前提下获得最优性能。通过架构成本 (Latency 和 FLOPs) 的正则化,与交叉熵损失 (CE Loss) 共同构成多目标优化复合损失函数 $Loss$ 为

$$Loss = Loss_{CE} + \gamma \log_{\eta} Cost \quad (2)$$

式中 γ, η ——控制成本约束的超参数

$Loss_{CE}$ ——交叉熵损失

2.2 NAS-Res 训练参数设置

NAS-Res 的模型搭建分为搜索阶段和重训练阶段。在搜索阶段,基于梯度下降的搜索策略,通过多目标优化复合损失函数完成对最佳架构的选择。

在重训练阶段,通过常用的 CE Loss 从头开始对最佳架构进行训练以获得最优权重。

本文实验在 NVIDIA 3060 GPU 计算机上进行,采用 PyTorch 深度学习框架。在搜索阶段前 50 轮迭代中,只更新网络权重,50 轮之后在训练集上更新候选操作的概率参数,验证集上更新候选路径的概率参数。总搜索轮次 (Epoch) 为 100。重训练阶段从第 0 轮开始进行梯度更新,总训练轮次为 100。在所有阶段的图像输入尺寸为 256 像素 $\times$ 256 像素,优化算法为随机梯度下降优化器,训练批量大小为 24,初始学习率为 0.1,采用余弦退火方式更新学习率。

2.3 NAS-Res 评估

为了验证 NAS-Res 有效性,本文从定性和定量 2 方面进行评估。对于定性评价,通过对比 NAS-Res 模型正确预测案例和错误预测案例来评估模型性能。定量评价方面,通过对比 NAS-Res 模型和 ResNet 系列模型在 PO-Cows 和 Cows2021 数据集的多个指标进行评估。选取指标为浮点运算量 (FLOPs)、GPU 和 CPU 延迟 (Latency)、参数量 (Params)、Top-1 准确率和 Top-5 准确率 (Acc)。

3 结果与分析

3.1 识别结果

PO-Cows 和 Cows2021 验证集中不同类别的识别准确率如表 2 所示。使用 Grad-CAM 可视化神经网络中对于预测结果贡献最大的部分,即热图中

色彩深度响应值较大区域。图 5a 和图 5b 中第 1 行分别展示了 PO - Cows 和 Cows2021 数据集中不同类别预测正确的奶牛原图,第 2 行是叠加了热图的图像。图 5c 和图 5d 为预测错误的奶牛案例。

模型对同类特征的大区域关注度并不高,而是关注到了同类特征的微小区域,因为这些微小的区域足以让模型对奶牛图像做出识别。通过分析得出错误预测的可能原因,一方面是奶牛特征较为相似,由于算法限制无法较好的分辨,另一方面因为栏杆对奶牛的关键特征遮挡或奶牛未完全进入拍摄范围

时关键特征不足,导致模型判断失误,对识别准确率

表 2 PO - Cows 和 Cows2021 验证集不同类别识别准确率

Tab.2 Different category recognition accuracy of PO - Cows and Cows2021 validation sets		
数据集	类别	准确率/%
PO - Cows	栏杆遮挡	93.32
	栏杆遮挡 + 人为遮挡	62.13
	栏杆遮挡 + 视野缺失	94.44
Cows2021	无遮挡	98.43
	部分遮挡	99.76

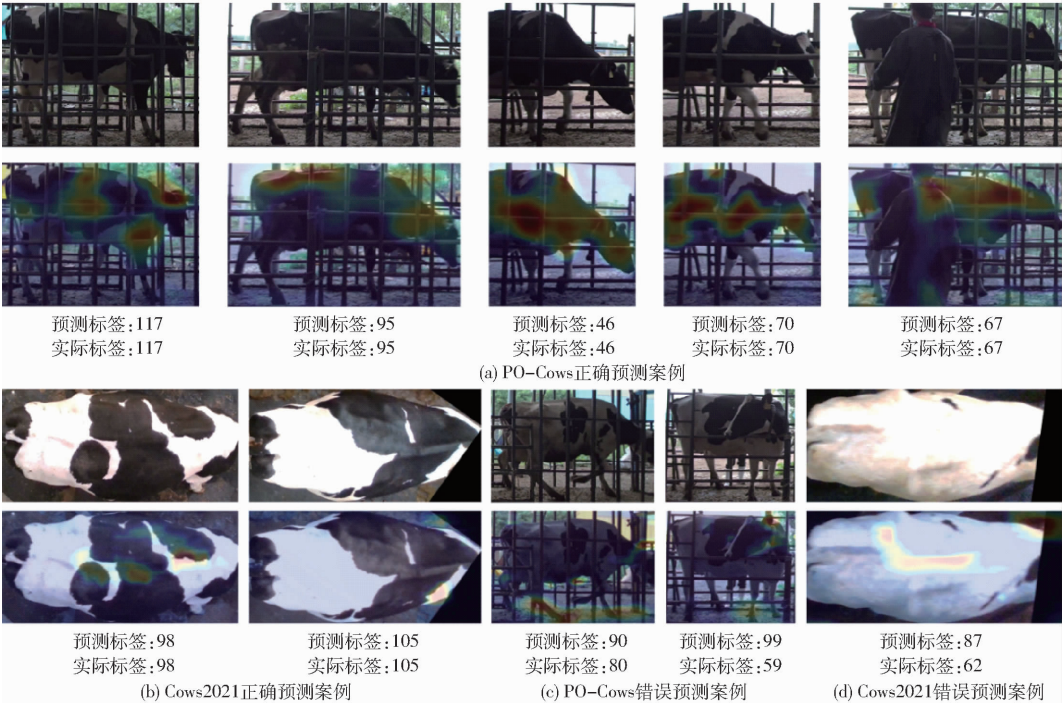


图 5 不同模型的奶牛个体识别预测结果

Fig.5 Individual recognition prediction results of cows with different models

存在一定的干扰。

3.2 不同模型结果对比

NAS - Res 在 GPU 上耗时 6.18 h (GPU Hours)

得到了最优架构。ResNet - 18、ResNet - 34、ResNet - 50 和 NAS - Res 在 PO - Cows 和 Cows2021 验证集的结果比较如表 3 所示。

表 3 不同方法在 PO - Cows 和 Cows2021 验证集上的结果比较

Tab.3 Comparison results of different methods on PO - Cows and Cows2021 validation sets								
数据集	模型	FLOPs	GPU 延迟/ms	CPU 延迟/ms	参数量	Top - 1 准确率/%	Top - 5 准确率/%	搜寻时间/h
PO - Cows	ResNet - 18	2.733×10^{10}	9.23	243.41	1.126×10^7	86.12	93.96	
	ResNet - 34	5.701×10^{10}	17.25	463.29	2.136×10^7	87.16	97.07	
	ResNet - 50	6.427×10^{10}	30.85	1 008.40	2.384×10^7	75.26	92.63	
	NAS - Res	1.610×10^9	2.77	24.25	1.067×10^7	90.18	97.07	6.18
Cows2021	ResNet - 18	3.570×10^{10}	29.34	325.82	1.126×10^7	99.28	99.89	
	ResNet - 34	7.446×10^{10}	43.91	641.07	2.136×10^7	99.39	99.83	
	ResNet - 50	8.394×10^{10}	39.01	1 381.70	2.386×10^7	98.45	99.78	
	NAS - Res	1.610×10^9	2.73	25.71	1.067×10^7	99.25	99.92	6.18

在 PO - Cows 中,NAS - Res 对 168 头奶牛识别的 Top - 1 准确率为 90.18%,相较于 ResNet - 18、ResNet - 34 和 ResNet - 50 分别提升 5.04、3.02、

14.92 个百分点,参数量却分别减少 5.9×10^5 、 1.069×10^7 和 1.317×10^7 ,Top - 5 准确率与 ResNet - 34 持平为 97.07%,高于 ResNet 系列均值。模型

FLOPs、GPU 延迟和 CPU 延迟均明显低于人工设计网络,分别为 1.61×10^9 、2.77 ms 和 24.25 ms。在 Cows2021 中,模型结果之间的差距较小,对 174 头奶牛识别的 Top-1 和 Top-5 准确率均为 98% 以上,这可能是由于数据集特征明显,易于区分。结果表明,NAS-Res 相较于人工设计网络更具有泛化性,且成本更低,准确率更高。

为进一步研究模型的效率,4 个模型训练时在 PO-Cows 验证集上的 Top-1 准确率随迭代周期变化的曲线如图 6a 所示。NAS-Res 的曲线整体高于 ResNet 系列网络,而且收敛速度更快。

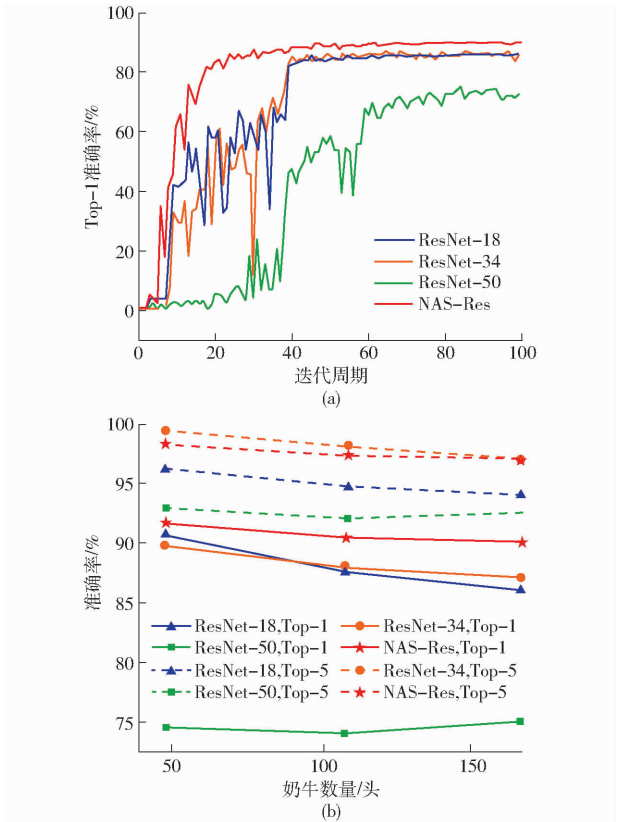


图 6 模型评价指标分析

Fig. 6 Analysis of model evaluation indicators

3.3 样本数量对模型的影响

为深入验证 NAS-Res 的适用性,将 PO-Cows

数据集按照不同规模(50、110、168 头)进行了随机划分,并对模型进行了多次训练与测试。图 6b 展示了随着数据集中奶牛数量的增加,模型 Top-1 和 Top-5 准确率的变化。结果显示,随着数据集规模的增加,NAS-Res 的 Top-1 准确率由 91.69% 下降为 90.18%,减少 1.51 个百分点,相较于 ResNet-18 和 ResNet-34 的 4.61、2.62 个百分点的变化幅度更为平缓。ResNet-18、ResNet-34 和 NAS-Res 模型的 Top-5 准确率变化具有相似的趋势,变化幅度分别为 2.54、2.29、1.01 个百分点。ResNet-50 模型的 Top-1 和 Top-5 准确率变化幅度虽然仅为 0.5 个百分点和 0.34 个百分点,但模型效果整体较差。结果表明,NAS-Res 对数据集的抗干扰性更强,更具有适用性。

4 结论

(1)设计了一种基于多目标优化复合损失函数的 NAS-Res 遮挡奶牛个体识别算法。NAS-Res 自适应网络参数优化仅耗时 6.18 h,相较于 ResNet-18、ResNet-34、ResNet-50,模型参数量分别减少 5.9×10^5 、 1.069×10^7 和 1.317×10^7 ,实现了良好的模型成本约束。浮点运算量、GPU 延迟和 CPU 延迟均明显低于 ResNet,分别为 1.61×10^9 、2.77 ms、24.25 ms。

(2)在精简模型体系下,NAS-Res 算法对 PO-Cows 数据集中局部遮挡的 168 头奶牛的 4 192 幅侧拍图像的识别准确率达到 90.18%,较于 ResNet 系列模型的均值提升 7.33 个百分点,对公开 Cows2021 数据集下 174 头无遮挡奶牛的 6 832 幅图像的识别准确率高达 99.25%,与人工调参组识别率一致,实现了近真实场景下遮挡奶牛的精准识别。

(3)NAS-Res 算法降低了对建模数据集规模的依赖,私有 PO-Cows 数据集内建模奶牛数量在 50~168 头变化时,NAS-Res 模型 Top-1 准确率和 Top-5 准确率的变化幅度仅为 1.51、1.01 个百分点,算法适用性更为突出。

参 考 文 献

[1] 黄小平,冯涛,郭阳阳,等.基于改进 YOLO v5s 的轻量级奶牛体况评分方法[J].农业机械学报,2023,54(6):287-296.
HUANG Xiaoping, FENG Tao, GUO Yangyang, et al. Lightweight dairy cow body condition scoring method based on improved YOLO v5s[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(6): 287-296. (in Chinese)

[2] 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]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 201: 107272.

[3] 何东健,刘建敏,熊虹婷,等.基于改进 YOLO v3 模型的挤奶奶牛个体识别方法[J].农业机械学报,2020,51(4):250-260.
HE Dongjian, LIU Jianmin, XIONG Hongting, et al. Individual identification of dairy cows based on improved YOLO v3[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4): 250-260. (in Chinese)

[4] ZHENG Z, LI J, QIN L. YOLO-BYTE: an efficient multi-object tracking algorithm for automatic monitoring of dairy cows[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 209: 107857.

- [5] KUMAR S, SINGH S K. Cattle recognition: a new frontier in visual animal biometrics research[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, India section A: Physical Sciences, 2020, 90(4): 689 – 708.
- [6] WILLIAMS L R, FOX D R, BISHOP-HURLEY G J, et al. Use of radio frequency identification (RFID) technology to record grazing beef cattle water point use[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 156: 193 – 202.
- [7] 高云. 基于无线传感器网络的猪运动行为监测系统研究[D]. 武汉: 华中农业大学, 2014.
GAO Yun. Study of pig behavior monitoring system based on WSN[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2014. (in Chinese)
- [8] 蔡骋, 宋肖肖, 何进荣. 基于计算机视觉的牛脸轮廓提取算法及实现[J]. 农业工程学报, 2017, 33(11): 171 – 177.
CAI Cheng, SONG Xiaoxiao, HE Jinrong. Algorithm and realization for cattle face contour extraction based on computer vision [J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(11): 171 – 177. (in Chinese)
- [9] 杨蜀秦, 刘杨启航, 王振, 等. 基于融合坐标信息的改进 YOLO V4 模型识别奶牛面部[J]. 农业工程学报, 2021, 37(15): 129 – 135.
YANG Shuqin, LIU Yangqihang, WANG Zhen, et al. Improved YOLO V4 model for face recognition of dairy cow by fusing coordinate information[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(15): 129 – 35. (in Chinese)
- [10] HU H, DAI B, SHEN W, et al. Cow identification based on fusion of deep parts features[J]. Biosystems Engineering, 2020, 192: 245 – 256.
- [11] SUN S, YANG S, ZHAO L. Noncooperative bovine iris recognition via SIFT[J]. Neurocomputing, 2013, 120: 310 – 317.
- [12] KUMAR S, SINGH S K, SINGH R S, et al. Real-time recognition of cattle using animal biometrics[J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2017, 13: 505 – 526.
- [13] 司永胜, 王朝阳, 张艳, 等. 基于深度与传统特征融合的非限制条件下奶牛个体识别[J]. 农业机械学报, 2023, 54(6): 272 – 279.
SI Yongsheng, WANG Zhaoyang, ZHANG Yan, et al. Individual identification of dairy cows under unrestricted conditions based on fusion of deep and traditional features[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(6): 272 – 279. (in Chinese)
- [14] SHEN W, HU H, DAI B, et al. Individual identification of dairy cows based on convolutional neural networks[J]. Multimedia Tools and Applications, 2020, 79: 14711 – 14724.
- [15] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6): 84 – 90.
- [16] DU Y, KOU Y, LI B, et al. Individual identification of dairy cows based on deep learning and feature fusion[J]. Animal Science Journal, 2022, 93(1): e13789.
- [17] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J]. arXiv preprint arXiv: 1409.1556, 2014.
- [18] LI Z, GE C, SHEN S, et al. Cow individual identification based on convolutional neural network[C] // Proceedings of the 2018 International Conference on Algorithms, Computing and Artificial Intelligence. Association for Computing Machinery, 2018; 10.1145/3302425.3302460.
- [19] TABAK M A, NOROUZZADEH M S, WOLFSON D W, et al. Improving the accessibility and transferability of machine learning algorithms for identification of animals in camera trap images: MLWIC2[J]. Ecology and Evolution, 2020, 10(19): 10374 – 10383.
- [20] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Deep residual learning for image recognition[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016.
- [21] WEBER F D L, WEBER V A D M, MENEZES G V, et al. Recognition of Pantaneira cattle breed using computer vision and convolutional neural networks[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 175: 105548.
- [22] 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.
- [23] SZEGEDY C, IOFFE S, VANHOUCKE V, et al. Inception-v4, inception-resnet and the impact of residual connections on learning[C] // Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2017.
- [24] MAHMUD M S, ZAHID A, DAS A K, et al. A systematic literature review on deep learning applications for precision cattle farming[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 187: 106313.
- [25] 彭阳翔, 杨振标, 闫奎友, 等. 从人工到智能: 牛个体识别技术研究进展[J]. 中国畜牧兽医, 2023, 50(5): 1855 – 1866.
PENG Yangxiang, YANG Zhenbiao, YAN Kuiyou, et al. From artificial to intelligent: research progress of individual identification technology for cattle[J]. China Animal Husbandry & Veterinary Medicine, 2023, 50(5): 1855 – 1866. (in Chinese)
- [26] 邓渭铭, 杨铁军, 李纯纯, 等. 基于神经网络架构搜索的铭牌目标检测方法[J]. 图学学报, 2023, 44(4): 718 – 727.
DENG Weiming, YANG Tiejun, LI Chunchun, et al. Object detection for nameplate based on neural architecture search[J]. Journal of Graphics, 2023, 44(4): 718 – 727. (in Chinese)

[27] REN P, XIAO Y, CHANG X, et al. A comprehensive survey of neural architecture search: challenges and solutions[J]. ACM Computing Surveys (CSUR), 2021, 54(4): 1-34.

[28] LIU H, SIMONYAN K, YANG Y. Darts: differentiable architecture search[J]. arXiv preprint arXiv:1806.09055, 2018.

[29] ZOPH B, VASUDEVAN V, SHLENS J, et al. Learning transferable architectures for scalable image recognition[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018.

[30] BARBEDO J G A, KOENIGKAN L V, SANTOS T T, et al. A study on the detection of cattle in UAV images using deep learning[J]. Sensors, 2019, 19(24): 5436.

[31] BARBEDO J G A, KOENIGKAN L V, SANTOS P M, et al. Counting cattle in UAV images—dealing with clustered animals and animal/background contrast changes[J]. Sensors, 2020, 20(7): 2126.

[32] LIU C, ZOPH B, NEUMANN M, et al. Progressive neural architecture search[C] // Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018.

[33] YAO L, HU Z, LIU C, et al. Cow face detection and recognition based on automatic feature extraction algorithm[C] // Proceedings of the ACM Turing Celebration Conference. Association for Computing Machinery, 2019: 95.10.1145/3321408.3322628.

[34] FANG J, SUN Y, ZHANG Q, et al. Densely connected search space for more flexible neural architecture search[C] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020.

(上接第 211 页)

[18] 吕金庆, 杨晓涵, 吕伊宁, 等. 马铃薯挖掘机升运分离过程块茎损伤机理分析与试验[J]. 农业机械学报, 2020, 51(1): 103-113.

LÜ Jinqing, YANG Xiaohan, LÜ Yining, et al. Analysis and experiment of potato damage in process of lifting and separating potato excavator[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(1): 103-113. (in Chinese)

[19] 魏忠彩, 李洪文, 孙传祝, 等. 振动与波浪二级分离马铃薯收获机改进[J]. 农业工程学报, 2018, 34(12): 42-52.

WEI Zhongcai, LI Hongwen, SUN Chuanzhu, et al. Improvement of potato harvester with two segment of vibration and wave separation[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(12): 42-52. (in Chinese)

[20] 权龙哲, 张丹, 曾百功, 等. 玉米根茬抖动升运机构的建模与优化[J]. 农业工程学报, 2013, 29(3): 23-29.

QUAN Longzhe, ZHANG Dan, ZENG Baigong, et al. Modeling and optimizing dither mechanism for conveying corn stubble [J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(3): 23-29. (in Chinese)

[21] 王法安. 三七收获机的设计与试验研究[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2017.

WANG Fa'an. The design and experimental study of *Panax notoginseng* harvester[D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2017. (in Chinese)

[22] 张智泓, 赵亮亮, 赖庆辉, 等. 基于 DEM-MBD 耦合的铲板式滚动触土部件作业机理分析与试验[J]. 农业工程学报, 2022, 38(15): 10-20.

ZHANG Zhihong, ZHAO Liangliang, LAI Qinghui, et al. Operation mechanism analysis and experiments of shovel-type rolling soil-engaging components based on DEM-MBD coupling[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(15): 10-20. (in Chinese)

[23] 解开婷. 三七根土复合体分离机理研究[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2022.

XIE Kaiting. Study on separation mechanism of *Panax notoginseng* soil complex[D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2022. (in Chinese)

[24] 解开婷, 张兆国, 王法安, 等. 土壤与三七根茎黏附数学模型构建与验证[J]. 农业工程学报, 2022, 38(增刊): 131-141.

XIE Kaiting, ZHANG Zhaoguo, WANG Fa'an, et al. Mathematical model construction and verification of soil and *Panax notoginseng* root adhesion[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(Supp.): 131-141. (in Chinese)

[25] 张振东. 丘陵山地自走式马铃薯联合收获机设计与仿真[D]. 昆明: 昆明理工大学, 2022.

ZHANG Zhendong. Design and simulation of propelled potato combined harvester in hilly country[D]. Kunming: Kunming University of Science and Technology, 2022. (in Chinese)

[26] 吕金庆, 田忠恩, 吴金娥, 等. 4U1Z 型振动式马铃薯挖掘机的设计与试验[J]. 农业工程学报, 2015, 31(12): 39-47.

LÜ Jinqing, TIAN Zhong'en, WU Jin'e, et al. Design and experiment on 4U1Z vibrating potato digger[J]. Transactions of the CSAE, 2015, 31(12): 39-47. (in Chinese)