

基于改进 YOLO v4 的生猪耳根温度热红外视频检测方法

刘 刚^{1,2} 冯彦坤^{1,2} 康 熙³

(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. 浙大宁波理工学院计算机与数据工程学院, 宁波 315200)

摘要: 基于热红外视频的生猪体温检测过程中, 视频中保育期生猪头部姿态变化大, 且耳根区域小, 导致头部和耳根区域定位精度低, 影响生猪耳根温度的精准检测。针对以上问题, 本文提出了一种基于改进 YOLO v4 (Mish Dense YOLO v4, MD-YOLO v4) 的生猪耳根温度检测方法, 构建了生猪关键部位检测模型。首先, 在 CSPDarknet-53 主干网络中, 添加密集连接块, 以优化特征转移和重用, 并将空间金字塔池化 (Spatial pyramid pooling, SPP) 模块集成到主干网络, 进一步增加主干网络感受野; 其次, 在颈部引入改进的路径聚合网络 (Path aggregation network, PANet), 缩短多尺度特征金字塔图的高、低融合路径; 最后, 网络的主干和颈部使用 Mish 激活函数, 进一步提升该方法的检测精度。试验结果表明, 该模型对生猪关键部位检测的 mAP 为 95.71%, 分别比 YOLO v5 和 YOLO v4 高 5.39 个百分点和 6.43 个百分点, 检测速度为 60.21 f/s, 可满足实时检测的需求; 本文方法对热红外视频中生猪左、右耳根温度提取的平均绝对误差分别为 0.26℃ 和 0.21℃, 平均相对误差分别为 0.68% 和 0.55%。结果表明本文提出的基于改进 YOLO v4 的生猪耳根温度检测方法, 可以应用于热红外视频中生猪关键部位的精准定位, 进而实现生猪耳根温度的准确检测。

关键词: 热红外视频; 生猪; 耳根温度; YOLO v4; 密集连接网络

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2023)02-0240-09

OSID:



Detection Method of Pig Ear Root Temperature Based on Improved YOLO v4

LIU Gang^{1,2} FENG Yankun^{1,2} KANG Xi³

(1. Key Laboratory of Smart Agriculture Systems, 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. School of Computing and Data Engineering, NingboTech University, Ningbo 315200, China)

Abstract: In the process of pig body temperature detection based on thermal infrared video, the head posture of pigs in the nursery period changes greatly, and the ear base area was small, resulting in low positioning accuracy of the head and ear base area, which affected the accurate detection of pig ear base temperature. In view of the above problems, an improved YOLO v4 (Mish Dense YOLO v4, MD-YOLO v4) method for detecting the temperature of pig ears was proposed and a detection model for key parts of pigs was built. Firstly, in the CSPDarknet-53 backbone network, dense connection blocks were added to optimize feature transfer and reuse, and the spatial pyramid pooling (SPP) module was integrated into the backbone network to further increase the backbone network receptive field; secondly, an improved path aggregation network (PANet) was introduced in the neck to shorten the high and low fusion paths of the multi-scale feature pyramid graph; finally, the Mish activation function was used in the backbone and neck of the network to further improve the detection accuracy of the method. The test results showed that the mAP of the model for the detection of key parts of live pigs was 95.71%, which was 5.39 percentage points and 6.43 percentage points higher than that of YOLO v5 and YOLO v4, respectively, and the detection speed was 60.21 f/s, which can meet the requirements of real-time detection. The average absolute errors of the left and right ear root temperature extraction of pigs in the thermal infrared video

were 0.26℃ and 0.21℃, respectively, and the average relative errors were 0.68% and 0.55%, respectively. The results showed that the pig ear root temperature detection method based on the improved YOLO v4 proposed can be applied to the accurate positioning of the key parts of pigs in thermal infrared video, thereby realizing the accurate detection of pig ear root temperature.

Key words: thermal infrared video; pig; ear root temperature; YOLO v4; DenseNet

0 引言

随着生猪规模化养殖程度的不断提高,生猪疾病已成为制约养猪产业健康发展的一个重要因素^[1-2]。体温作为生猪的一项重要生理参数,可用于生猪疾病的预防和早期诊断^[3-4]。此外,体温也是评估生猪的健康状况、育种能力和畜禽舍环境的重要依据^[5-6]。因此对生猪体温的准确检测在规模化养殖中具有重要意义。

生猪体温测量的传统方法是人工测量生猪的直肠温度,这种方法效率低,且易造成生猪的应激反应^[7]。随着传感器技术的快速发展,一些学者开展了基于温度传感器的生猪体温检测技术研究,将温度传感器植入生猪体内,这种方式能获取准确的体温数据,但成本较高,且对生猪损害较大^[8]。近年来,红外热成像技术作为一种无接触式体表温度测量方法,已经被广泛用于畜禽的体温检测和疾病诊断等研究领域^[9]。一些研究人员利用热像仪获取生猪不同部位的体表温度,并建立各部位温度与直肠温度之间的回归模型,表明生猪耳根温度和直肠温度显著相关^[10-11]。

在利用红外热成像技术获取生猪体表温度的研究中,需要获取生猪感兴趣区域(Region of interest, ROI)温度,采用手动标记方式提取生猪 ROI 温度效率较低^[12-13],一些学者开展了基于图像处理生猪 ROI 温度自动检测方法研究。朱伟兴等^[14]基于改进主动形状模型检测生猪耳部轮廓。周丽萍等^[15]利用改进 Otsu 算法检测有完整生猪耳部的热红外图像。LU 等^[16]提出一种基于 SVM 的仔猪耳根温度检测方法。上述方法实现了热红外图像中生猪 ROI 温度的自动提取,但热红外图像均为人工拍摄,不适合在线检测。马丽等^[17]选用在线式热像仪,采集生猪热红外视频数据,利用骨架扫描策略改进 FDSST 算法,自动获取生猪耳根温度,但该方法对生猪头部跟踪精度较低。

随着深度学习技术的快速发展,深度卷积神经网络在目标检测上有了较广泛的应用。赵海涛^[18]提出一种基于 U-Net-4 网络的生猪眼睛和耳部区域分割方法。刘勤^[19]构建了 Faster R-CNN 网络,检测热红外图像中生猪耳部区域。肖德琴等^[20]提

出一种基于 YOLO v4 和形态学的生猪耳部温度检测算法,实现了生猪耳部温度自动监测。然而,视频中多变的生猪头部姿态会影响生猪耳根温度检测的准确性^[21],视频中的保育期生猪头部多动,姿态多变,且耳根区域较小,使得生猪头部和耳根区域的定位精度大大降低,进而影响了生猪耳根温度的精准检测。

针对以上问题,本文以俯视图下的饲喂栏通道中保育期生猪热红外视频为研究对象,提出一种基于改进 YOLO v4 的生猪耳根温度检测方法,实现保育期生猪体温自动化精准检测,为生猪体温异常监测与预警提供技术支撑。

1 试验数据采集与数据集构建

1.1 试验数据采集

试验数据采集于北京市房山区西周各庄养殖场,采集对象为自然穿过饲喂栏通道的保育期生猪,采集时间为 2021 年 7—8 月。采集系统如图 1 所示,生猪进食前,需要依次通过饲喂栏通道进入采食区,在通道出口处安装 RFID 识别器,用于确定视频中生猪身份。将 FLIR-A310 型热像仪安装在饲喂栏通道中心的上方,热像仪镜头距离饲喂栏 1.1 m,以确保可以通过热像仪拍摄生猪的头部和耳根,热像仪通过以太网与计算机通信。由于热像仪测温本身存在固有误差,故将黑体放于饲喂栏通道左侧,用于温度校正。使用 HOB0 U14-001 型智能温湿度记录仪,记录热像仪安装处的环境温度和相对湿度,调整热像仪的发射率、温湿度和镜头到物体的距离等参数,试验中猪舍内的平均环境温度为 28.3℃,平均相对湿度为 81.6%。热像仪的发射率设定为 0.95,与文献[16]中对仔猪耳根温度的研究一致。当系统输出数据稳定后,对 50 头保育期生猪进行热红外视频采集,采集的视频以 SEQ 的格式存储于计算机硬盘中。FLIR-A310 型热像仪的分辨率为 320 像素×240 像素,帧率为 10 f/s。

为了验证本文算法对生猪耳根温度检测的准确性,使用 HD-1500E 型接触式数字表面温度计人工测量了 50 头保育期生猪左、右耳根温度,人工测量 50 头生猪耳根温度 3 次,并取 3 次均值作为耳根温度真实值,以减少人工测量误差。由于部分生猪耳

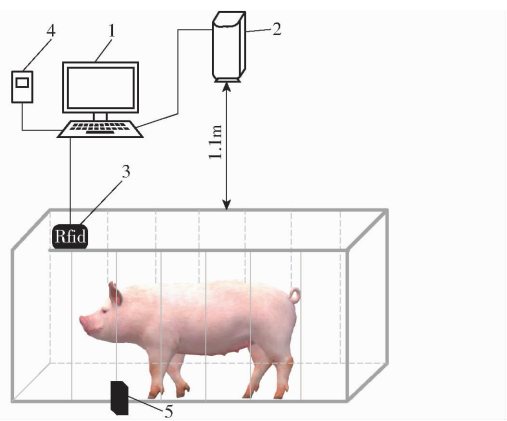


图1 生猪视频采集示意图

Fig.1 Sketch of live pig video collection

1. 计算机 2. FLIR-A310 型热像仪 3. RFID 识别器 4. HOBO U14-001 型智能温湿度记录仪 5. 黑体

标失效,无法和采集系统中录制的热红外视频数据相对应,最终得到 38 头保育期生猪的有效耳根温度数据。

1.2 数据集构建

从采集的生猪热红外视频中筛选 50 头自然行走生猪的视频,将视频截取成图像序列,得到 2 000 幅包含生猪头部和耳根的热红外图像,将其按照 7:1:2 的比例划分为训练集、验证集和测试集。

热像仪测温是通过用红外焦平面阵列传感器检测被测物体发出的辐射来确定温度,目标的遮挡会影响目标的温度测量结果^[22]。因此,当生猪在饲喂栏通道行走的过程中,头部姿态变化引起的耳根遮挡,会影响生猪耳根的被测温度。为了更准确的获取生猪耳根温度,需要区分生猪的头部姿态,以提取头部端正姿态下的耳根温度。本文构建的数据集包含“pigHead0”、“pigHead1”、“pigEl”和“pigEr”4 个类别,分别为“生猪头部,姿态歪斜”、“生猪头部,姿态端正”、生猪左耳根区域、“生猪右耳根区域”。使用 LabelImg 工具标注图像中的生猪头部和耳根所在区域。

2 生猪耳根温度检测方法

2.1 YOLO v4 卷积神经网络

YOLO v4^[23]是性能较好的一阶段(one-stage)目标检测算法,选择 CSPDarknet53 作为主干网络,引入 SPP(Spatial pyramid pooling)模块,显著地增加了感受野;采用 PAN(Path aggregation network)替换特征金字塔网络(Feature pyramid network,FPN)进行多通道特征融合,提高模型检测精度。此外,进行了 Mosaic 数据增强、cmBN 以及 SAT 自对抗训练等方面的改进,提高了 YOLO v4 模型的准确率和泛化能力。但在进行保育期生猪头部和耳根区域定位试验

中发现,YOLO v4 模型对行走过程中保育期生猪头部和耳根区域检测精度低。所以本文对 YOLO v4 进行改进,提高保育期生猪头部和耳根区域检测精度,进而提取更准确耳根温度。

2.2 YOLO v4 网络改进

2.2.1 特征提取网络改进

YOLO v4 采用 ResNet 作为主干特征提取网络,ResNet 网络的连接方式是建立前面特征层与后面特征层的短路连接,可表示为

x_n = H_n(x_{n-1}) + x_{n-1} (1)

式中 x_n——第 n 层输出

H_n(·)——非线性转换函数

这种连接方式有效解决了梯度消失问题,但是在目标检测期间,随着网络深度不断增加,重要的特征信息在卷积和下采样过程中可能会丢失,减少了神经网络的特征图。

基于上述问题,GAO 等^[24]提出了 DenseNet 网络,DenseNet 网络采用密集连接机制,其中每一层都以前馈模式连接到其他层,第 n 层能够从所有先前层 x_0、x_1、⋯、x_{n-1} 的输入中接收所需的特征信息 x_n,可表示为

x_n = H_n([x_0, x_1, ⋯, x_{n-1}]) (2)

式中 [x_0, x_1, ⋯, x_{n-1}]——各层产生的特征图的拼接

与 ResNet 网络相比,DenseNet 网络的连接方式保留了重要的特征映射,能重复利用关键特征信息,增强了网络对重要特征信息的提取能力,有效解决了 ResNet 网络中重要特征信息丢失的问题。

针对本文的生猪热红外图像分辨率低和耳根区域小的特点,使用密集连接块有助于促进神经网络中的特征传递和梯度转移,并在一定程度上缓解过度拟合。因此,本文在 YOLO v4 的 CSPDarknet53 主干网络中,通过添加密集连接块,将两个残差块 CSPR8 和 CSPR4 替换为 Dense1-CSPR8 和 Dense2-CSPR4,得到新的主干网络 Dense-CSPDarknet53,用于增强最后两个特征层 S_2 和 S_3 的特征传播。此外,SPP 模块与 Dense-CSPDarknet53 主干网络中最后一个残差块(CSPR4)紧密集成,进一步增强主干网络感受野并分离出重要的上下文特征。本文提出的 Dense-CSPDarknet53 示意图和相应的网络参数如图 2 所示。

从图 2 可以看出,本文采用深度网络替换 26 × 26 和 13 × 13 下采样层,传递特征图函数 H_i 对 x_0、x_1、⋯、x_{n-1} 层进行非线性变换,其中每一层 x_i 由 64 个特征层组成。由此,CSPR8 前面的 Dense1 在分辨率为 26 × 26 层上执行特征传播和层拼接,最终正向

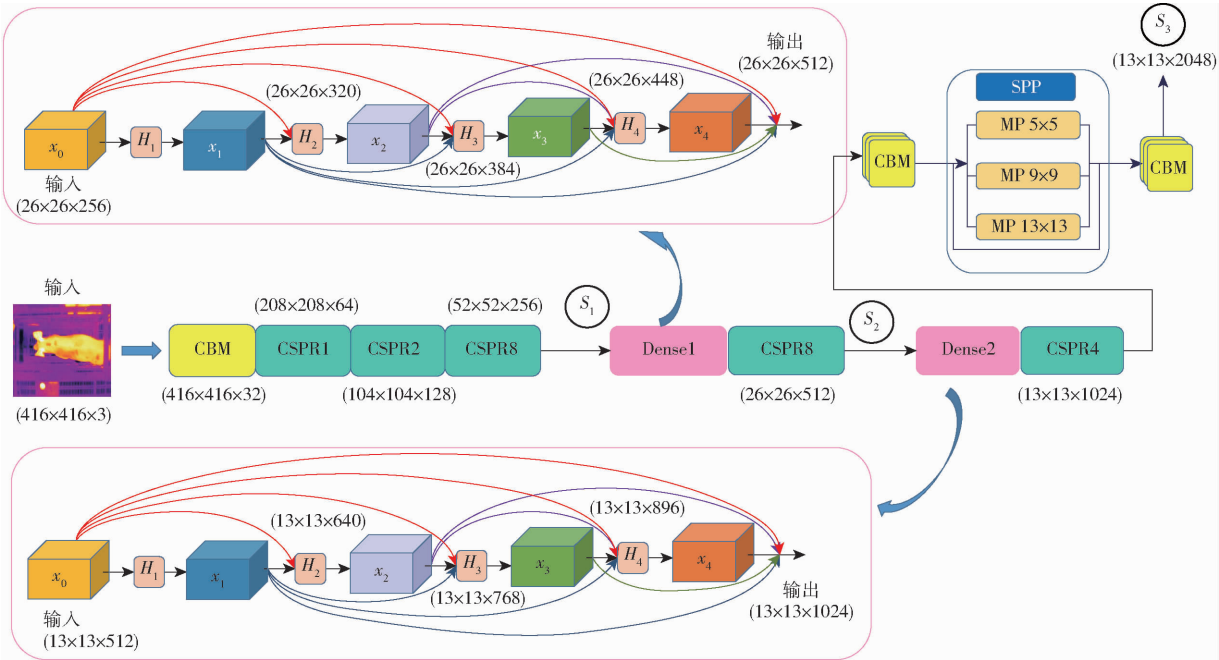


图 2 Dense - CSPDarknet53 主干网络和参数示意图
Fig. 2 Dense - CSPDarknet53 backbone network and parameter diagram

传播特征层为 $26 \times 26 \times 512$ 。同理,CSPR4 前面的 Dense2 在分辨率为 13×13 层上执行特征传播和层拼接,最终正向传播特征层为 $13 \times 13 \times 1\,024$ 。

在 CSPDarknet53 主干网络中引入密集连接块,确保了在训练期间,当输入的图像被传输到较低分辨率层时,后面的特征层从前面的层中获取特征,从而减少特征损失。此外,不同的低分辨率卷积层可以重用它们之间的特征,提高了特征使用率。

2.2.2 特征融合网络改进

密集连接块的引入,促进了重要特征重用,提升了网络对小目标检测能力,但是随着残差块层数的增加,其中每一层都与之前的所有层相连,会造成层与层之间的互连变得更加复杂。针对这一问题,对 YOLO v4 颈部的 PANet 结构进行修改,将 PANet 结构中组合两个特征图的 Concat 操作替换为 Add 操作,如图 3 所示。YOLO v4 中 PANet 采用 Concat 操作,通道数变为原来的两倍,而采用 Add 操作组合两个特征图,通道数不变,修改后的特征融合网络,缩短了多尺度特征金字塔图的高、低融合路径,减少了网络参数和计算量,提升了模型检测速度。Add 操作相比 Concat 操作会带来一定的信息损失,但由于密集连接块的引入,已经从前层获取了足够的特征信息,修改后的模型检测精度只是略有下降,降低 0.52 个百分点。

2.2.3 激活函数改进

激活函数是神经网络的关键组成部分,针对特定问题选择合适的激活函数,可以用来提高神经网络在不同分类任务中的效果。为有效训练改进

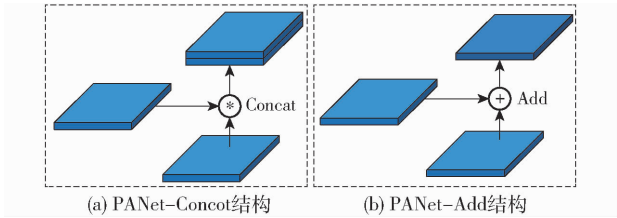


图 3 PANet 融合方式
Fig. 3 PANet fusion method

YOLO v4 模型,提高模型检测性能,本文在训练文件中配置了 Leaky ReLU、Swish 和 Mish 3 种激活函数。

Leaky ReLU 是深度卷积神经网络中流行的激活函数之一,有效解决了梯度消失问题,并在传播过程中更新权重,参数 α 用于解决其前身 ReLU 带来的神经元死亡的问题,保证整个训练过程中梯度不为零,从而提高训练性能,Leaky ReLU 计算公式为

$$f(x) = \begin{cases} x & (x \geq 0) \\ \alpha x & (x < 0) \end{cases} \tag{3}$$

式中 x ——神经元输入
 $f(x)$ ——神经元输出
 α ——梯度调节参数

为了保持负值以稳定网络梯度流和死亡神经元,进而学习更具表现力的特征,DIGANTA 等^[25]提出了激活函数 Mish,它在 $[-0.31, \infty)$ 范围内有下界、无上界,有助于消除神经元饱和问题,提高网络正则化,较 Leaky ReLU 激活函数更为平滑,具有更好的学习适应能力,其计算公式为

$$f(x) = x \tan(\ln(1 + e^x)) \tag{4}$$

Swish 与 Mish 类似,具有无上界、有下界、非单调

和平滑的特性。非单调性是区分 Swish 与 ReLU 的重要依据,且平滑的特性有利于模型的生成和优化,调节训练参数 β 可以提高模型检测性能,其计算公式为

$$f(x) = x\text{sigmoid}(\beta x)$$

(5)

表 1 激活函数检测性能对比

主干 + 激活函数	颈部 + 激活函数	mAP/%	每秒检测帧数
Dense - CSPDarknet53 + Leaky ReLU	PANet - Add + Leaky ReLU	89.52	70.32
Dense - CSPDarknet53 + Leaky ReLU	PANet - Add + Swish	90.73	68.16
Dense - CSPDarknet53 + Leaky ReLU	PANet - Add + Mish	90.91	67.53
Dense - CSPDarknet53 + Swish	PANet - Add + Leaky ReLU	93.65	65.75
Dense - CSPDarknet53 + Swish	PANet - Add + Swish	94.65	64.71
Dense - CSPDarknet53 + Swish	PANet - Add + Mish	94.87	63.16
Dense - CSPDarknet53 + Mish	PANet - Add + Leaky ReLU	94.02	65.02
Dense - CSPDarknet53 + Mish	PANet - Add + Swish	95.12	61.85
Dense - CSPDarknet53 + Mish	PANet - Add + Mish	95.71	60.21

从表 1 中可以得出,在改进模型的主干和颈部使用 Mish 激活函数时,在测试集上的检测精度最高,但这种组合增加了检测时间。在改进模型的主干和颈部使用 Leaky ReLU 激活函数,在测试集上的检测速度最快,但检测精度最低。将颈部替换为 Leaky ReLU 激活函数,提高了检测速度,但精度也有所下降。由于耳根温度提取需要更精准的目标检测模型,本文在改进 YOLO v4 中,主干网络 Dense - CSPDarknet53 和颈部都选择 Mish 激活函数,这种组合在测试集上的检测精度最高。

2.2.4 改进 YOLO v4 网络

在 YOLO v4 的基础上,通过本文的一系列改进,得到了改进 YOLO v4 (Mish Dense YOLO v4, MD - YOLO v4) 网络,其网络结构如图 4 所示。首

将上述 3 种激活函数与改进模型主干和颈部形成不同组合,并用平均精度均值 (mAP) 和检测速度两个指标对各个组合的性能进行评估,其检测结果如表 1 所示。

先,在 YOLO v4 主干特征提取网络 CSPDarknet53 中添加密集连接块,同时将 SPP 模块集成到主干网络;其次,在 YOLO v4 的颈部植入改进的 PANet;最后,在改进 YOLO v4 的主干和颈部使用 Mish 激活函数。此外,为了在训练期间获得更好的准确性,输入数据集图像尺寸调整为 416 像素 $\times$ 416 像素,检测头大小分别为 52 $\times$ 52 $\times$ 27、26 $\times$ 26 $\times$ 27 和 13 $\times$ 13 $\times$ 27。

2.3 耳根温度提取方法

利用构建好的生猪热红外数据集对改进 YOLO v4 网络进行训练,得到生猪头部和耳根区域检测模型,该模型具有从输入图像中检测头部和耳根矩形框坐标的功能,图 5 为检测结果示例图。将检测的生猪耳根的位置坐标映射到热红外图像对应的温度

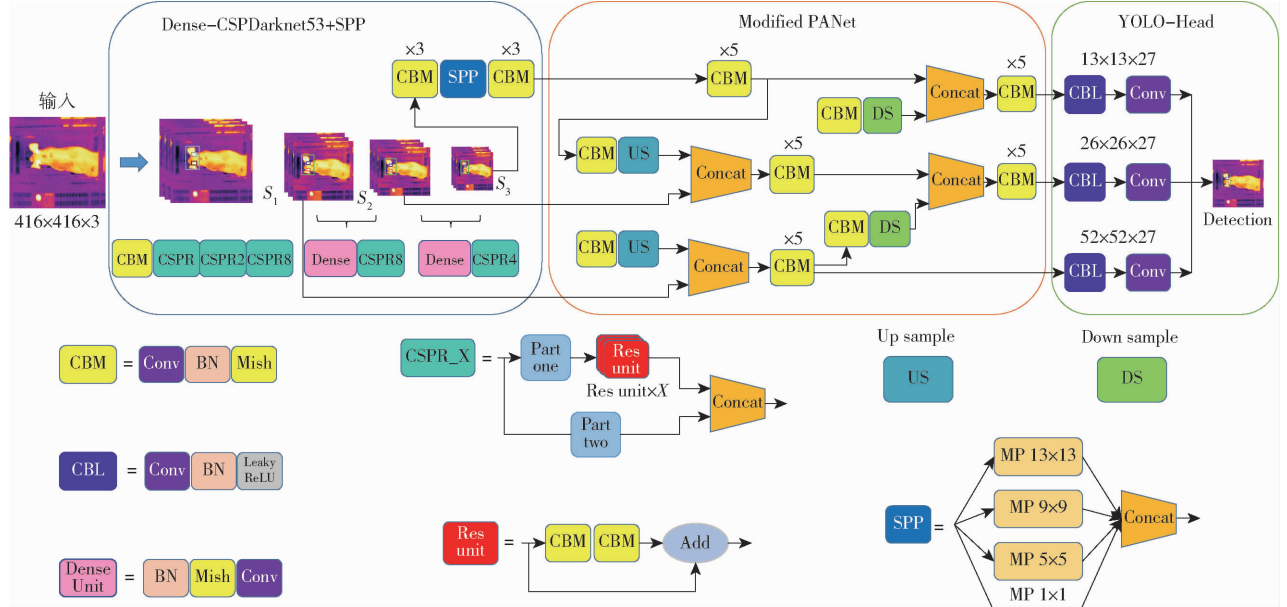


图 4 改进 YOLO v4 网络结构

Fig.4 Improved YOLO v4 network structure

矩阵,提取耳根区域的温度矩阵。

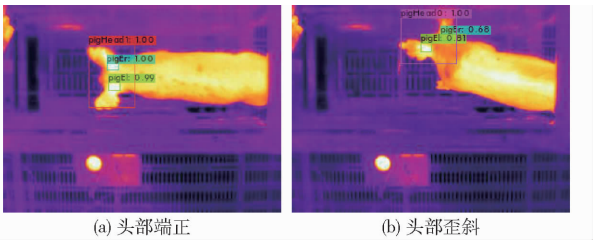


图 5 头部和耳根检测结果
Fig. 5 Head and ear root test results

生猪头部姿态歪斜会导致耳根区域出现部分或者完全遮挡,从而影响耳根温度检测的准确性。因此,为了准确获取耳根温度,当生猪通过信息采集通道时,本文分别提取类别为“pigHead1”的图像中左、右耳根检测框内的温度数据,左耳根温度 T_L 和右耳根温度 T_R 的计算公式为

$$T_L = \frac{\sum_{l=1}^N \text{Max}(T_l(x,y))}{N} \tag{6}$$

$$T_R = \frac{\sum_{r=1}^N \text{Max}(T_r(x,y))}{N} \tag{7}$$

式中 $T_l(x,y)$ ——左耳根检测框温度矩阵
 $T_r(x,y)$ ——右耳根检测框温度矩阵
Max——矩阵元素最大值函数
 N ——类别为 pigHead1 的图像帧数

为降低辐射率、距离、温湿度、光照和风速等因素对测温结果的影响,本文使用黑体对算法提取的耳根温度进行校准,将校准后的耳根温度作为本文算法检测结果。设定黑体发射温度为 T_0 ,根据黑体的位置坐标,提取黑体温度最大值 T_b ,测温误差 e 和校准后左、右耳根温度计算公式为

$$e = T_b - T_0 \tag{8}$$

$$T_l = T_L - e \tag{9}$$

$$T_r = T_R - e \tag{10}$$

式中 T_l, T_r ——校准后左、右耳根温度

2.4 模型训练

本文试验所使用的硬件配置为 Intel Core i7 - 9700k 3.60 GHz,32 GB 运行内存,改进 YOLO v4 模型在 NVIDIA GeForce RTX 2070 GPU 上进行训练和测试,显存为 8 GB,运行环境为 64 位 Windows 10 操作系统。

改进 YOLO v4 模型在训练前需要进行参数设置,为了在训练期间获得更好的准确性,输入的数据集图像尺寸被调整为 416 像素 × 416 像素,将批量处理尺寸设置为 32,训练共迭代 8 000 次。调整初始学习率为 0.001,并且采用 steps 模式更新学习

率,在训练迭代次数达到 6 400 和 7 200 时,将学习率分别降低至初始学习率的 10% 和 1%,其他超参数与 YOLO v4 模型中的原始参数保持一致。

图 6 为改进 YOLO v4 网络在训练时的平均损失值随迭代次数的变化曲线。从图中可以看到,当网络迭代超过 6 000 次后,损失值基本趋于平稳,在 0.35 附近波动。从参数收敛情况来看,网络训练结果理想。

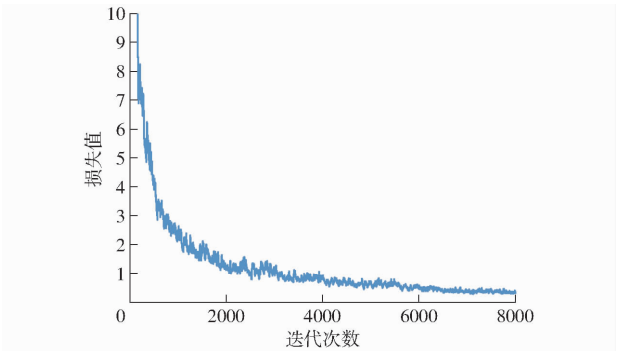


图 6 损失值变化曲线
Fig. 6 Loss changing graph

2.5 评价指标

为客观衡量改进模型对生猪头部和耳根的检测效果,使用准确率 (Precision)、召回率 (Recall)、平均精度均值 (mAP) 和每秒检测帧数 (Frames per second, FPS) 作为评价指标,来评价检测模型性能。mAP 越高说明检测精度越高, FPS 越大说明检测速度越快。

3 结果与讨论

3.1 基于 MD - YOLO v4 的生猪关键部位检测

为验证 MD - YOLO v4 用于检测生猪关键部位的准确性和鲁棒性,本文将 MD - YOLO v4 与 Faster R - CNN、SSD、YOLO v4、YOLO v5 进行对比分析。试验采用相同生猪热红外数据集训练模型,训练时尽量保持超参数一致,并采用相同测试集来评价模型性能。5 种目标检测模型在测试集上的检测效果如图 7 所示。从图中可以看出,5 种目标检测模型对生猪头部的检测均有较好的效果,都能准确识别生猪头部,而对耳根检测效果差异较大,SSD 会出现耳根漏检的情况,Faster R - CNN 存在耳根检测框重叠问题。

对上述目标检测模型检测生猪头部和耳根的准确率、召回率、平均精度均值和检测速度进行统计,结果如表 2 所示。由表 2 可知,在 5 种目标检测模型中,SSD 和 Faster R - CNN 的平均精度均值分别为 66.23% 和 75.39%,对耳根的平均检测精度均不到 60%,不适用于生猪耳根区域的定位。相比 SSD 和 Faster R - CNN 网络,YOLO v4、YOLO v5 和 MD -

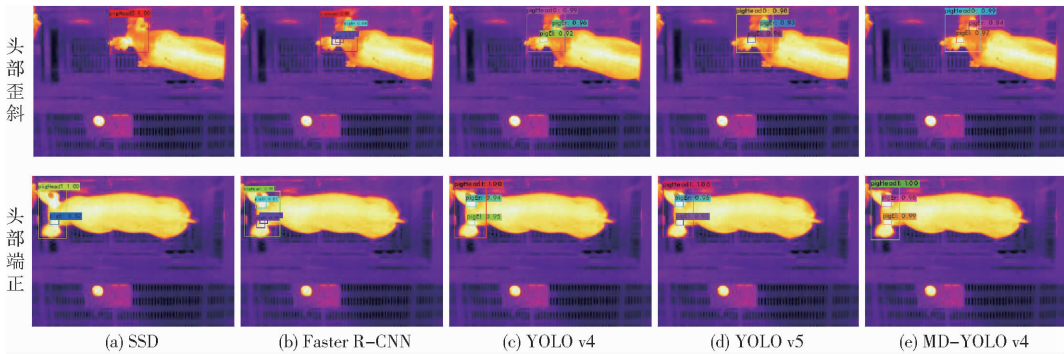


图 7 不同检测模型效果对比

Fig. 7 Comparison of effects of different detection models

表 2 5 种检测算法性能比较

Tab. 2 Performance comparison of five detection algorithms

算法	类别	准确率/%	召回率/%	平均精度度/%	平均精度均值/%	每秒检测帧数
MD - YOLO v4	pigHead0	90.28	95.04	96.36	95.71	60.21
	pigHead1	91.48	97.31	99.07		
	pigEl	86.05	94.87	93.87		
	pigEr	94.17	90.39	93.54		
YOLO v5	pigHead0	89.05	93.21	93.26	90.32	58.16
	pigHead1	88.23	95.36	95.78		
	pigEl	87.31	93.04	86.73		
	pigEr	92.15	87.72	85.52		
YOLO v4	pigHead0	88.37	92.86	92.67	89.28	53.97
	pigHead1	86.05	94.87	95.08		
	pigEl	90.04	92.41	85.59		
	PigEr	95.33	85.42	83.76		
Faster R - CNN	pigHead0	94.00	89.95	96.86	75.39	19.75
	pigHead1	89.10	94.53	96.90		
	pigEl	31.21	90.21	51.30		
	PigEr	35.62	89.53	56.49		
SSD	pigHead0	81.86	88.52	88.99	66.23	46.34
	pigHead1	82.23	94.12	94.66		
	pigEl	30.04	81.28	40.50		
	PigEr	32.10	82.41	40.78		

YOLO v4 网络对耳根检测精度更高,对小尺寸的耳根识别效果更好,其中 MD - YOLO v4 网络对耳根检测最精准。MD - YOLO v4 比 YOLO v5、YOLO v4 的平均精度均值分别增加 5.39、6.43 个百分点,尤其是提高了对生猪耳根的检测精度,左、右耳根的平均精度分别达到 93.87% 和 93.54%。与 YOLO v4 相比,MD - YOLO v4 引入密集连接块、SPP 和改进的 PANet 等操作,增强了图像特征,通过重复利用浅层特征减少错误检测,提高了对小目标检测的准确性。在检测实时性方面,MD - YOLO v4 的检测速度为 60.21 f/s,可以满足实时检测生猪头部和耳根的需求。

3.2 生猪耳根温度

将人工测量的 38 头生猪耳根温度真实值作为

评价标准,用于验证本文方法提取耳根温度的准确性,生猪左、右耳根温度真实值和检测值如图 8 所示。统计了每头生猪左、右耳根温度真实值和检测值的绝对误差、均方根误差和相对误差。结果表明,本文方法提取的左耳根温度和真实值之间的最大绝对误差为 0.5℃,平均绝对误差为 0.26℃,均方根误差为 0.29℃;本文方法提取的右耳根温度和真实值之间的最大绝对误差为 0.5℃,平均绝对误差为 0.21℃,均方根误差为 0.25℃。左耳根温度测量的相对误差最大为 1.32%,平均相对误差为 0.68%;右耳根温度测量的相对误差最大为 1.30%,平均相对误差为 0.55%。

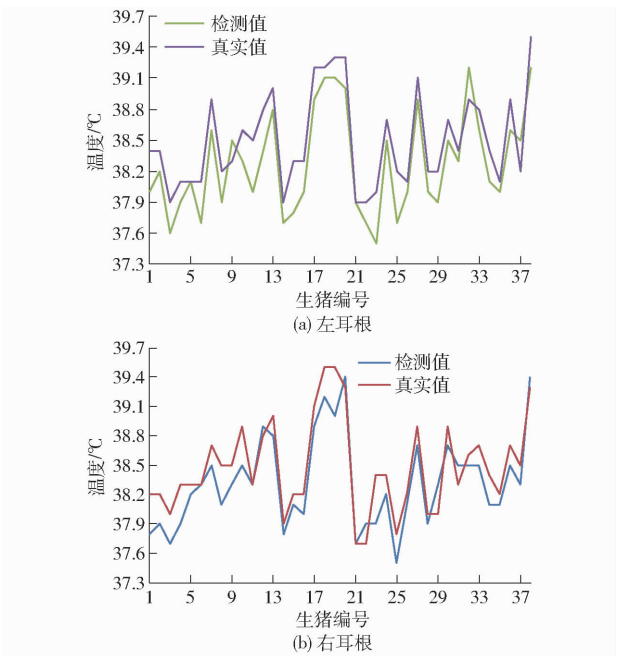


图 8 生猪耳根温度测量结果

Fig. 8 Pig ear root temperature measurement results

相关研究表明,受外界环境、进食和饮水等因素的影响,生猪体温正常变化在 1℃ 以内,当生猪体温变化大于 1℃ 可能发生异常,上升 1.5℃ 以上判为中热,上升 2.5℃ 以上判为高热^[26]。本文方法检测的生猪左、右耳根温度和真实值之间的最大绝对误差

均为 0.5℃,平均绝对误差都在 0.3℃ 以内,该精度可用于生猪体温异常监测。

4 结论

(1)提出了一种基于改进 YOLO v4 的生猪关键部位检测模型,实现对保育期生猪头部和耳根区域精准定位,改进 YOLO v4 在测试集上的 mAP 为 95.71%,检测速度为 60.21 f/s,与 YOLO v5 和 YOLO v4 相比,mAP 分别提高 5.39 个百分点和 6.43 个百分点。

(2)在 YOLO v4 主干特征提取网络中引入密集

连接块,重复利用浅层特征信息,增强了网络对重要特征信息的提取能力,提升了网络对小目标检测效果;在颈部特征融合网络引入改进 PANet,缩短多尺度特征金字塔图的高、低融合路径,提升了检测速度。

(3)通过对生猪耳根区域的精准定位,实现生猪耳根温度自动提取,以人工测量的 38 头生猪耳根温度真实值为评价标准,评估了本文方法提取耳根温度的准确性,结果表明,本文方法提取的生猪左、右耳根温度平均绝对误差分别为 0.26℃ 和 0.21℃,为生猪体温异常监测提供了研究基础。

参 考 文 献

[1] ALBERNAZ-GONÇALVES R, OLMOS G, HÖTZEL M J. My pigs are ok, why change? —animal welfare accounts of pig farmers[J]. *Animal*, 2021, 15(3): 100154.

[2] 赵一广,杨亮,郑姗姗,等. 家畜智能养殖设备和饲喂技术应用研究现状与发展趋势[J]. *智慧农业*, 2019, 1(1): 20–31. ZHAO Yiguang, YANG Liang, ZHENG Shanshan, et al. Research status and development trend of intelligent livestock breeding equipment and feeding technology[J]. *Smart Agriculture*, 2019, 1(1): 20–31. (in Chinese)

[3] 沈明霞,陈金鑫,丁奇安,等. 生猪自动化养殖装备与技术研究进展与展望[J]. *农业机械学报*, 2022, 53(12): 1–19. SHEN Mingxia, CHEN Jinxin, DING Qi'an, et al. Current situation and development trend of pig automated farming equipment application[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(12): 1–19. (in Chinese)

[4] TZANIDAKIS C, SIMITZIS P, ARVANITIS K, et al. An overview of the current trends in precision pig farming technologies[J]. *Livestock Science*, 2021, 249: 104530.

[5] SOERENSEN D D, CLAUSEN S, MERCER J B, et al. Determining the emissivity of pig skin for accurate infrared thermography[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2014, 109: 52–58.

[6] SYKES D J, COUVILLION J S, CROMIAK A, et al. The use of digital infrared thermal imaging to detect estrus in gilts[J]. *Theriogenology*, 2012, 78(1): 147–152.

[7] KAMMERSGAARD T S, MALMKVIST J, PEDERSEN L J. Infrared thermography—a non-invasive tool to evaluate thermal status of neonatal pigs based on surface temperature[J]. *Animal*, 2013, 7(12): 2026–2034.

[8] HENTZEN M, HOVDEN D, JANSEN M, et al. Design and validation of a wireless temperature measurement system for laboratory and farm animals[J]. *Processing of Measuring Behavior*, 2012, 8: 466–471.

[9] ZHANG X, KANG X, FENG N, et al. Automatic recognition of dairy cow mastitis from thermal images by a deep learning detector[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 178: 105754.

[10] FENG Y Z, ZHAO H T, JIA G F, et al. Establishment of validated models for non-invasive prediction of rectal temperature of sows using infrared thermography and chemometrics[J]. *International Journal of Biometeorology*, 2019, 63(10): 1405–1415.

[11] STUKELJ M, HAJDINJAK M, PUSNIK I. Stress-free measurement of body temperature of pigs by using thermal imaging—useful fact or wishful thinking[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022, 193: 106656.

[12] BARBIERI S, TALAMONTI Z, NANNONI E, et al. Use of thermography in pigs: relationship between surface and core temperature[J]. *Veterinaria Italiana*, 2021, 57(1): 79–82.

[13] ZHANG Z Q, WANG H, LIU T H, et al. Accurate detection method of pig's temperature based on non-point source thermal infrared image[J]. *CAAI Transactions on Intelligence Technology*, 2021, 6(3): 312–323.

[14] 朱伟兴,刘波,杨建军,等. 基于改进主动形状模型的生猪耳部区域检测方法[J]. *农业机械学报*, 2015, 46(3): 288–295. ZHU Weixing, LIU Bo, YANG Jianjun, et al. Pig ear area detection based on adapted active shape model[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2015, 46(3): 288–295. (in Chinese)

[15] 周丽萍,陈志,陈达,等. 基于改进 Otsu 算法的生猪热红外图像耳根特征区域检测[J]. *农业机械学报*, 2016, 47(4): 228–232, 14. ZHOU Liping, CHEN Zhi, CHEN Da, et al. Pig ear root detection based on adapted Otsu[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2016, 47(4): 228–232, 14. (in Chinese)

[16] LU M, HE J, CHEN C, et al. An automatic ear base temperature extraction method for top view piglet thermal image[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2018, 155: 339–347.

[17] 马丽,张旭东,邢子正,等. 基于骨架扫描策略的生猪耳根体表温度 FDSST 检测方法[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(增刊 1): 371–377. MA Li, ZHANG Xudong, XING Zizheng, et al. FDSST detection method for pig ear base surface temperature based on

- skeleton scanning strategy[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(Supp. 1): 371 – 377. (in Chinese)
- [18] 赵海涛. 基于红外热成像技术的猪体温检测与关键测温部位识别[D]. 武汉: 华中农业大学, 2019.
ZHAO Haitao. Pig body temperature detection and key temperature measurement part recognition[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2019. (in Chinese)
- [19] 刘勤. 基于热红外图像的生猪体温巡检技术研究[D]. 广州: 华南农业大学, 2019.
LIU Qin. Research on pig body temperature inspection technology based on thermal infrared image[D]. Guangzhou: South China Agricultural University, 2019. (in Chinese)
- [20] 肖德琴, 林思聪, 刘勤, 等. 基于红外热成像的生猪耳温自动提取算法[J]. 农业机械学报, 2021, 52(8): 255 – 262.
XIAO Deqin, LIN Sicong, LIU Qin, et al. Automatic ear temperature extraction algorithm for live pigs based on infrared thermography[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(8): 255 – 262. (in Chinese)
- [21] 冯彦坤, 康熙, 王彦超, 等. 基于热红外视频的生猪耳根温度检测方法[J]. 农业机械学报, 2021, 52(增刊): 284 – 290.
FENG Yankun, KANG Xi, WANG Yanchao, et al. Detection method of surface temperature of pig ear root based on thermal infrared video[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(Supp.): 284 – 290. (in Chinese)
- [22] LIU N, CHEN X. Infrared image detail enhancement approach based on improved joint bilateral filter[J]. Infrared Physics & Technology, 2016, 77: 405 – 413.
- [23] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection[J]. arXiv preprint arXiv, 2020: 2004.10934.
- [24] GAO H, ZHANG L. Densely connected convolutional networks[C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 1 – 28.
- [25] DIGANTA M. Mish: a self regularized non-monotonic neural activation function[J]. arXiv preprint arXiv: 1908.8681, 2019.
- [26] 吴迪学. 体温在诊断猪病中的应用及体会[J]. 畜禽业, 2011(7): 64 – 65.
WU Dixue. The application and experience of body temperature in the diagnosis of pig diseases[J]. Livestock Industry, 2011(7): 64 – 65. (in Chinese)
-

(上接第 230 页)

- [20] 高震宇, 王安, 刘勇, 等. 基于卷积神经网络的鲜茶叶智能分选系统研究[J]. 农业机械学报, 2017, 48(7): 53 – 58.
GAO Zhenyu, WANG An, LIU Yong, et al. Intelligent fresh-tea-leaves sorting system research based on convolution neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(7): 53 – 58. (in Chinese)
- [21] 刘阳, 高国琴. 采用改进的 SqueezeNet 模型识别多类叶片病害[J]. 农业工程学报, 2021, 37(2): 187 – 195.
LIU Yang, GAO Guoqin. Identification of multiple leaf diseases using improved SqueezeNet model[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(2): 187 – 195. (in Chinese)
- [22] IANDOLA F N, HAN S, MOSKEWICZ M W, et al. SqueezeNet: AlexNet-level accuracy with 50x fewer parameters and <0.5 MB model size[J]. arXiv:1602.07360, 2016.
- [23] IOFFE S, SZEGEDY C. Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[C] // Proceedings of the 32nd International Conference on Machine Learning, 2015: 448 – 456.
- [24] 孙俊, 谭文军, 毛罕平, 等. 基于改进卷积神经网络的多种植物叶片病害识别[J]. 农业工程学报, 2017, 33(19): 209 – 215.
SUN Jun, TAN Wenjun, MAO Hanping, et al. Recognition of multiple plant leaf diseases based on improved convolutional neural network[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(19): 209 – 215. (in Chinese)
- [25] HOWARD A G, ZHU M, CHEN B, et al. MobileNets: efficient convolutional neural networks for mobile vision applications[J]. arXiv:1704.04861, 2017.
- [26] 柳聪, 屈丹, 司念文, 等. 基于深度可分离卷积的轻量级图像超分辨率重建[J]. 计算机工程, 2022, 48(6): 228 – 234.
LIU Cong, QU Dan, SI Nianwen, et al. Lightweight image super-resolution reconstruction based on depth separable convolution[J]. Computer Engineering, 2022, 48(6): 228 – 234. (in Chinese)
- [27] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: convolutional block attention module[J]. arXiv:1807.06521, 2018.
- [28] HOWARD A, SANDLER M, CHU G, et al. Searching for MobileNetV3[J]. arXiv:1905.02244, 2019.
- [29] ZHANG X, ZHOU X, LIN M, et al. ShuffleNet: an extremely efficient convolutional neural network for mobile devices[J]. arXiv:1707.01083, 2017.
- [30] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G. ImageNet classification with deep convolutional neural networks[C] // NIPS. Curran Associates Inc., 2012.
- [31] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[J]. arXiv:1512.03385, 2015.