

基于改进 YOLO v3 - tiny 的奶牛乳房炎自动检测方法

王彦超^{1,2} 康熙^{1,2} 李孟飞^{1,2} 张旭东^{1,2} 刘刚^{1,2}

(1. 中国农业大学现代精细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)

摘要: 针对利用热红外技术检测奶牛乳房炎精度低的问题,提出了一种改进 YOLO v3 - tiny 的奶牛乳房炎自动检测方法,构建了自动检测奶牛关键部位模型。改进 YOLO v3 - tiny 算法以 YOLO v3 - tiny 为基础,首先在卷积层与池化层之间加入残差网络,增加网络深度,进行深层次地特征提取、高精度地检测分类;其次在网络的关键位置加入了压缩激励(Squeeze and excitation, SE)注意力模块,强化有效特征,增强特征图的表现能力;最后比较了激活函数 ReLU、Leaky ReLU 与 Swish 的性能,发现激活函数 Swish 优于激活函数 ReLU 和 Leaky ReLU,故将网络模型主干部分卷积层中的激活函数更改为 Swish 激活函数。改进后的奶牛关键部位检测模型检测结果准确率为 94.8%,召回率为 97.5%,平均检测精度为 97.9%,F1 值为 96.1%,与传统模型相比,准确率提高了 9.9 个百分点,召回率提高了 1.7 个百分点,平均检测精度提高了 2.2 个百分点,F1 值提高了 6.2 个百分点,性能指标均优于 YOLO v3 - tiny 模型,满足实时检测的要求。使用该目标检测算法进行奶牛乳房炎检测试验,将获得的温差与温度阈值比较,判定奶牛乳房炎的发病情况,并以体细胞计数法进行验证。结果表明,奶牛乳房炎检测精度可达 77.3%。证明该方法能够实现奶牛关键部位的精准定位并应用于奶牛乳房炎检测。

关键词: 奶牛; 乳房炎检测; 深度学习; 改进 YOLO v3 - tiny; 热红外技术; 目标识别
中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2021)S0-0276-08

Automatic Detection Method for Dairy Cow Mastitis Based on Improved YOLO v3 - tiny

WANG Yanchao^{1,2} KANG Xi^{1,2} LI Mengfei^{1,2} ZHANG Xudong^{1,2} LIU Gang^{1,2}

(1. Key Laboratory for Modern Precision Agriculture System Integration Research, 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)

Abstract: Mastitis is a disease that affects the health of dairy cows. Timely detection of mastitis can improve the efficiency of mastitis treatment and reduce the economic loss of dairy industry. Aiming at the problem of low accuracy of thermal infrared technology in detection of cow mastitis, an improved YOLO v3 - tiny algorithm was proposed to construct a model for automatic detection of key parts of dairy cows, and a model for automatic detection of key parts of dairy cows was constructed. The improved YOLO v3 - tiny algorithm was based on the traditional YOLO v3 - tiny. Firstly, the residual network was added between the convolutional layer and the pooling layer to increase the depth of network, so as to carry out deep level feature extraction, high-precision detection and classification. Secondly, the attention module of squeeze and exception (SE) was added to the key position of the network to strengthen the effective features and enhance the performance ability of the feature map. Finally, the performance of the activation function ReLU, Leaky ReLU and Swish was compared. It was found that the activation function Swish was better than the activation function ReLU and Leaky ReLU, so the activation functions in the convolutional layer of the backbone of the network model were changed to the Swish activation functions. The detection results of the improved model for key parts of dairy cows had the accuracy value of 94.8%,

the recall rate value of 97.5%, the average detection accuracy value of 97.9%, and the F1 value of 96.1%. Compared with the results of traditional model, the accuracy value of the improved detection model was increased by 9.9 percentage points, the recall rate was increased by 1.7 percentage points, the average accurate detection accuracy value was increased by 2.2 percentage points, and the F1 value was increased by 6.2 percentage points, performance indicators were better than the traditional YOLO v3-tiny model, and it had little effect on the detection speed, which met the requirements of real-time detection. It showed that the algorithm can detect the key parts of dairy cows. And the target detection algorithm was used to conduct a dairy cow mastitis detection test. The obtained temperature difference was compared with a temperature threshold to determine the incidence of dairy cow mastitis, and the somatic cell count method was used to verify it. The results showed that the accuracy rate of dairy cow mastitis detection could reach 77.3%. It was proved that the method can achieve precise positioning of key parts of dairy cows and can be applied to detect dairy cow mastitis.

Key words: cow; mastitis detection; deep learning; improved YOLO v3-tiny; thermal infrared technology; target recognition

0 引言

乳房炎是奶牛生产中最严重的疾病之一,可以引起奶牛产奶量下降,牛奶质量降低、奶牛利用年限缩短等问题,对养殖场经济效益产生重要影响^[1-2]。及时发现乳房炎可以防止乳房炎进一步恶化,降低损失。目前国内外奶牛乳房炎检测方法主要有体细胞计数(SCC)法、乳汁 pH 法、乳汁电导率法(EC)、凝固酶试验(TCT)、加州乳房炎检测法(CMT)等,这些方法可以单独使用也可以合并使用^[3-4]。但是这些检测方法很难广泛应用,除了成本高之外,这些方法普遍是以牛奶为样本,检测牛奶的理化性质,而且对样品环境条件有很高的要求,限制了在实际生产过程中的应用^[5]。因此,亟需一种奶牛乳房炎自动检测的方法,以实现乳房炎的快速检测。热红外成像技术因其快速、安全、可靠、非侵入式的特点,已经成为了一种应用广泛的远程测量动物表面温度的技术^[6-7]。红外热像仪通过测量物体发出的热量,将热信号转换为可以进行处理的电信号,从而形成了反映物体表面温度信息的热像图^[8],结合热红外技术可以更加快速准确地检测奶牛乳房炎。

近年来,随着深度学习的发展,目标检测技术也得到了十分广泛发展。相对于其他检测算法,YOLO 系列具有识别速度快、漏识别率低、准确率高的特点^[9],YOLO v3-tiny 作为 YOLO 系列的简化版本,其网络结构较为简单、算法复杂度低,计算时间少,而且其对硬件要求也较低。YI 等^[10]通过 K-means 聚类算法选择候选框,并改进了 YOLO v3-tiny 的骨干网络,实现了对行人更准确地检测;QI 等^[11]建立了一种 MYOLO v3-Tiny 算法模型,可实现对轨道紧固件进行实时检测,检测准确度达到了 99.32%,网络复杂度降低,具有较高的检测速度。

本文以 YOLO v3-tiny 为基础,通过添加残差结构、压缩激励(Squeeze and excitation,SE)注意力机制并改进激活函数获得改进 YOLO v3-tiny。由于奶牛眼睛温度接近直肠温度^[12],本文将获得的眼睛温度表示体温。通过深度学习算法定位奶牛眼睛与乳房,检测得到奶牛的眼睛与乳房的表面温度,取其温差与所设定的温度阈值比较判定奶牛是否患有乳房炎,与收集到的牛奶样本的体细胞数量进行对比,来验证本文方法检测奶牛乳房炎的准确性。

1 试验材料与方法

1.1 数据采集

试验数据于 2019 年 6 月采集于北京市延庆区大地群生养殖场,采集对象为 300 头处于泌乳中期的美国荷斯坦奶牛,利用红外热像仪进行热红外视频采集。在挤奶前,奶牛需要依次通过通道进入挤奶厅,故在通道出口处安装射频识别器,该识别器连接着用于存储视频信息的计算机,以便后续识别奶牛个体信息,实现检测的奶牛与视频中奶牛对应。红外热像仪选取的是 FLIR-A615 型热像仪,将其放置在挤奶厅入口的一侧,镜头与通道护栏相距 1.5 m,以确保奶牛的眼睛和乳房可以被清晰的拍摄,热像仪的另一端与 Windows 10 系统计算机连接。为避免周围环境对热像仪造成较大影响,在计算机旁连接有 U14-001 智能温湿度记录仪,用于记录热像仪周围环境的温湿度,发射率设定为 0.98^[13]。奶牛热红外视频采集系统如图 1 所示。

1.2 奶牛眼睛、乳房温度提取

由于 YOLO v3-tiny 对于目标定位检测具有快速性,故本文以 YOLO v3-tiny 作为检测框架,对其进行改进。采集挤奶前奶牛依次通过通道时的热红外视频,利用改进 YOLO v3-tiny 模型对奶牛眼睛、

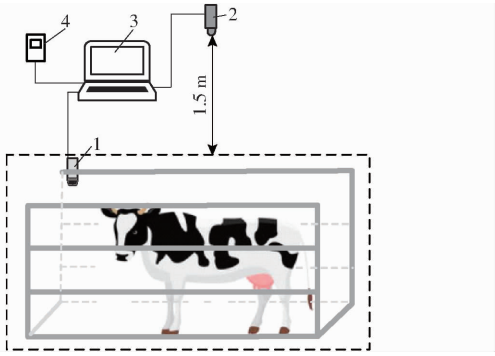


图1 奶牛热红外视频采集系统示意图

Fig.1 Schematic diagram of cow thermal infrared video acquisition system

1. 射频识别器 2. FLIR - A615 型热像仪 3. Windows 10 系统计算机 4. U14 - 001 智能温湿度记录仪

乳房区域进行定位,然后从热红外图像中获取出温度数据并分析,具体流程图如图2所示。

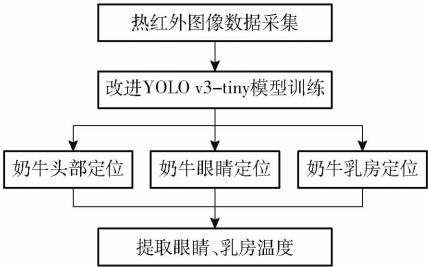


图2 奶牛眼睛、乳房温度提取流程图

Fig.2 Flow chart of extracting cow's eye and udder temperature

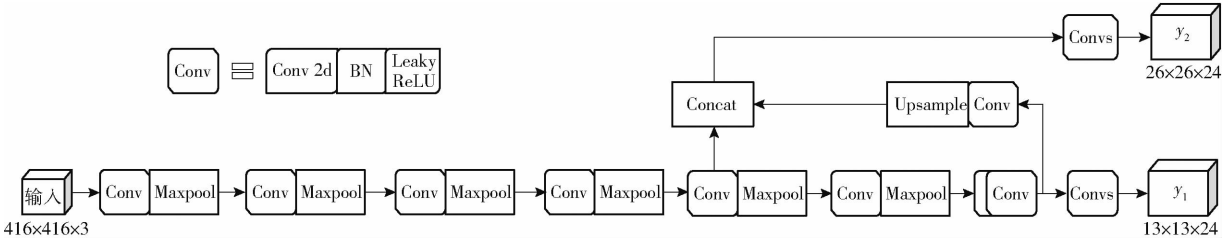


图3 YOLO v3-tiny 算法结构图

Fig.3 YOLO v3-tiny algorithm structure diagram

加,如图4所示。残差结构能够增加网络深度,可以从目标中提取更多特征,以减少信息损失,在保持原检测模块相同的同时,通过改变特征提取模块来提高模型检测精度。在第4个卷积层与第5个卷积层中添加残差结构后,第4个卷积层的特征映射与添加的残差结构生成的特征映射连接在一起,然后输出到第5个卷积层中继续进行特征提取,此结构在接下来的卷积层之间重复^[17],改进YOLO v3-tiny模型结构中共增加了4个残差结构。

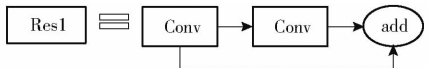


图4 残差结构示意图

Fig.4 Residual structure diagram

1.3 奶牛关键部位定位检测

1.3.1 YOLO v3-tiny 算法原理

YOLO v3-tiny 是卷积神经网络结构,相比较于YOLO v3^[14]检测速度有了大幅度提升,可以在计算能力有限的设备中运行并检测各类物体,但也造成了其检测精度不高,易受外界影响。YOLO v3-tiny 网络共有26个网络层,由11个Conv模块、6个池化层、2个卷积层、2个路由层(route层)、2个Conv2d层、2个YOLO预测层与1个上采样层组成,Conv模块由一个3×3的二维卷积层、批量归一化层(BN层)^[15]与激活函数Leaky ReLU组成,YOLO v3-tiny 采用了特征融合策略,将深层信息与浅层信息融合,输出2个不同尺度的特征信息,尺寸分别为13×13和26×26,YOLO v3-tiny 算法结构如图3所示。YOLO v3-tiny 使用了与YOLO v3相同的损失函数,该函数由中心坐标误差、宽高坐标误差、类别误差以及置信度误差组成。

1.3.2 融入残差结构

YOLO v3-tiny 网络层较浅,主干网络采用3×3卷积核进行特征提取,提取特征后进入池化层进行池化操作,但池化层在对特征进行压缩时会丢失部分信息,导致特征图对图像细节信息表达较弱,甚至会造成目标中的细节特征在整个网络中消失。在特征提取层添加残差结构^[16],通过1×1和3×3卷积层进行提取特征,再运用shortcut层实现张量相

在不改变其他参数与结构的情况下在YOLO v3-tiny 网络中添加残差结构,并对添加不同数量的残差结构模型进行对比,结果如表1所示。可以看出,添加残差结构会引起模型内存容量有所增加,但添加一定数量的残差结构会使YOLO v3-tiny 网络的精确率(P)、召回率(R)、平均精度均值(mAP)、F1值得到提升,其中添加4个残差结构效果最好,而添加5个残差结构会引起各评价指标下降,这是由于过多的残差网络会引起特征过度提取。

1.3.3 通道注意力机制

由于目标检测易受到背景的影响,而红外图像中的背景图像通常以暗黑为主,且奶牛关键部位易受栏杆、其他奶牛的遮挡,因此定位检测时难免会出

表 1 残差结构数量对 YOLO v3 - tiny 算法性能的影响

Tab.1 Influence of residual structure number on performance of YOLO v3 - tiny algorithm

模型	P/%	R/%	mAP/ %	F1 值/ %	模型内存 容量/MB
YOLO v3 - tiny	84.9	95.8	95.7	89.9	35.4
添加 1 个残差结构的 YOLO v3 - tiny	86.7	96.3	96.0	91.1	55.7
添加 2 个残差结构的 YOLO v3 - tiny	88.6	96.6	96.3	92.9	61.0
添加 3 个残差结构的 YOLO v3 - tiny	89.9	96.9	96.4	93.3	62.3
添加 4 个残差结构的 YOLO v3 - tiny	91.5	96.8	96.6	94.0	62.6
添加 5 个残差结构的 YOLO v3 - tiny	91.0	96.1	96.3	93.5	62.7

现目标的漏检、置信度较低的现象,从而导致检测准确率低下。通过增强感受野、加强有效特征提取可以提高检测结果^[18]。

注意力机制是一种图像处理思想^[19]。注意力机制是将注意力集中在目标区域内,在该区域内投入更多的注意力以获取细节信息。本文采用的是空间注意力机制,对于 YOLO v3 - tiny 卷积特征图中出现的奶牛关键部位分配高权重,对于环境背景分配低权重,使得模型输出更加关心奶牛关键部位,提高模型的检测精度。

本文采用挤压激励网络 (Squeeze-and-excitation networks)^[20] 模块,其核心是 SE 模块,该结构由 Squeeze (压缩)、Excitation (激发) 和 Reweight (特征重标定) 3 部分组成^[21],特征通道之间存在相互依赖的关系,其结构如图 5 所示。

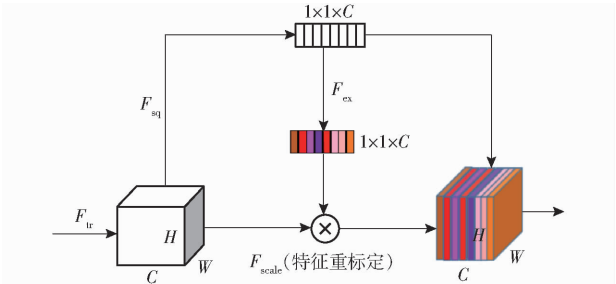


图 5 SE 模块结构图
Fig.5 SE structure diagram

由于特征图的每个通道重要性有所差异,为提高网络的表达能力,本文引入了 SE 模块,允许网络进行重新校准,从而强调信息量大的特征,而抑制无用的特征。其中, W 、 H 分别表示特征图宽和高, C 表示通道数,输出特征图尺寸为 $W \times H \times C$ 。压缩 (F_{sq}) 操作先通过全局平均池化计算将空间信息进行聚合,压缩尺寸为 1×1 、维度为 C 的通道

道,并产生通道描述符,该描述符嵌入了全局分布,使得网络全局信息能够被下层利用。之后进入激发 (F_{ex}) 操作,其由 2 个全连接层、1 个 ReLU 激活函数层、1 个 Sigmoid 激活函数层组成^[20],采用先降维再升维的策略,达到控制每个通道激励 (权重) 的目的。 F_{scale} 则是将激发阶段的结果与原输入结果相乘,通过乘法操作,对特征图的各个通道重新分配权重,从而强化有效特征,弱化低效或无效特征,使提取的特征具有更强的指向性,从而提高检测结果。

由于 SE 模块添加至网络的不同位置对预测会产生不同的影响,同时考虑到过多的 SE 模块将增大模型的计算量,所以只对模型中的 2 个 YOLO 预测层前的 Conv 层以及网络主干之后的部分添加了 SE 模块。最终输出的检测层将分配更多的权重给关注的图像信息,使得通道中包含更多奶牛关键部位的信息,提高模型识别精度。

1.3.4 激活函数的改进

在对奶牛进行关键部位检测过程中,需要对奶牛的特征进行学习,但在学习过程中噪声过多且环境复杂,因此选取适当的激活函数尤为重要。合适的激活函数可以提高 YOLO 网络模型的表达能力,对网络的动态训练和任务的性能具有显著的影响。

在激活函数中,ReLU 激活函数计算简单、使用广泛,其计算公式为

$$y = \begin{cases} 0 & (x \leq 0) \\ x & (x > 0) \end{cases} \tag{1}$$

由式 (1) 可知,ReLU 函数在解决梯度消失问题时,也带来了梯度死亡问题,当 $x \leq 0$ 时,函数处于硬饱和状态,导数为 0,会出现神经元死亡的情况。

YOLO v3 - tiny 的激活函数为 Leaky ReLU,公式为

$$y = \begin{cases} 0.1x & (x \leq 0) \\ x & (x > 0) \end{cases} \tag{2}$$

从式 (2) 中可以看出,目前 YOLO 采用的激活函数在 $x \leq 0$ 的部分不再等于 0,保留了部分输出,但可以看出其抵抗能力极弱。

Swish 与 Leaky ReLU 一样在上界是无限的,但是激活函数 Swish 相比于 Leaky ReLU 又增加了平滑和非单调的特点,具有较好的泛化能力和有效优化能力,当 $x < 0$ 时,坐标轴左侧部分软饱和能够提高 Swish 函数对输入变化以及噪声的鲁棒性^[22],检测效果优于激活函数 Leaky ReLU。另外,调节训练参数 β 可以进一步改善模型的性能,其公式为

$$\text{Swish}(x) = x \text{sigmoid}(\beta x) \tag{3}$$

选取 ReLU、Leaky ReLU、Swish 激活函数来验证不同激活函数对奶牛关键部位检测的影响,只改变模型主干部分的卷积层中的激活函数,其他参数保持一致。其检测结果如表 2 所示。

表 2 3 种类型激活函数性能对比

Tab.2 Performance comparison of three types of activation functions				%
函数	精确率	召回率	mAP	F1 值
ReLU	89.5	96.6	96.7	92.8
Leaky ReLU	93.8	97.0	97.2	95.4
Swish	94.8	97.5	97.9	96.1

由表 2 可知,Swish 激活函数在测试集上的精确率分别比激活函数 ReLU 和 Leaky ReLU 高 5.3、1

个百分点,召回率分别高 0.9、0.5 个百分点,mAP 分别高 1.2、0.7 个百分点,F1 值高 3.3、0.7 个百分点,说明 Swish 函数对奶牛关键部位的检测效果更好。

1.3.5 改进 YOLO v3 - tiny 模型

改进 YOLO v3 - tiny 模型是在 YOLO v3 - tiny 基础上进行改进,主体上仍采用卷积和池化组合方式,首先在网络层中加入了 4 个残差结构和 3 个 SE 模块,然后将模型的主干部分卷积层中的激活函数转换为 Swish 函数,新的网络模型共有 41 层,该模型与传统模型相比,大大提高了检测性能,其中对准确率的提高尤为明显。改进 YOLO v3 - tiny 模型结构如图 6 所示。

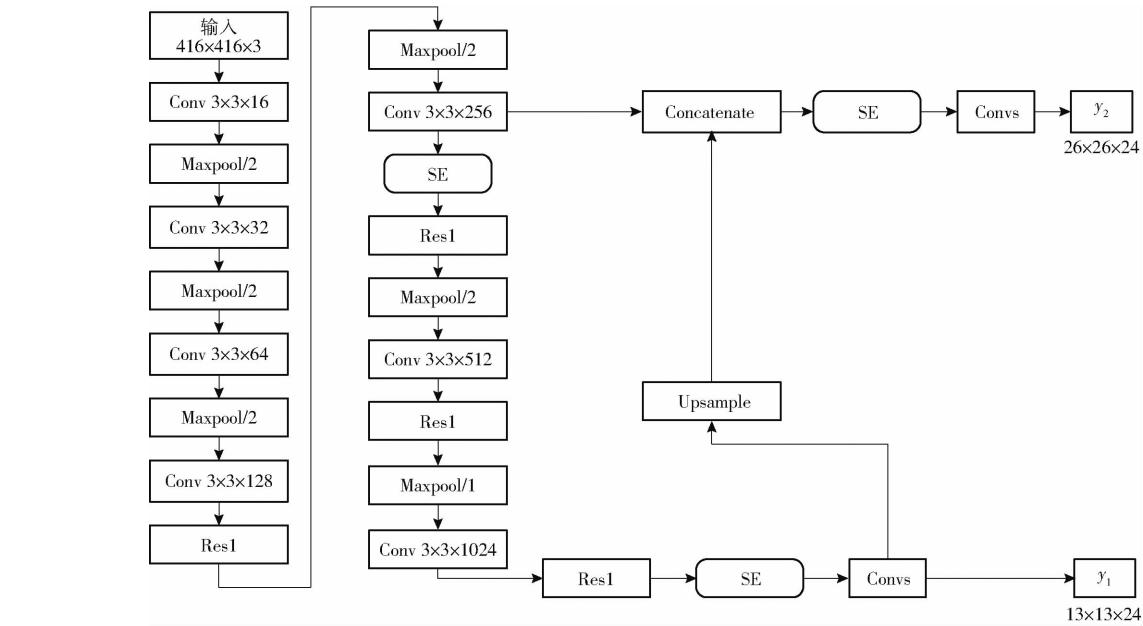


图 6 改进 YOLO v3 - tiny 网络结构

Fig.6 Improved YOLO v3 - tiny network structure

1.4 奶牛乳房炎检测与评价标准

在使用改进的模型进行定位后,通过热红外图像获取定位后的奶牛眼睛、乳房温度数据,本研究是以奶牛的眼睛区域最高温度作为奶牛体温标准^[23],通过与奶牛乳房最大温度进行比较来判定奶牛是否患有乳房炎。奶牛乳房温度与奶牛眼睛温度在没有患有乳房炎的奶牛中差异不明显,而患有乳房炎的奶牛乳房温度将高于眼睛表面温度 0.8℃^[24]。当奶牛通过通道时,在获得标有“eye”检测框中的所有温度数据后提取出最大值,即为眼睛温度;再在标有“udder”标签的检测框中提取出最大值,即为奶牛乳房温度;最后进行数据处理得到两者间的温差并与温度阈值 0.8℃ 比较判定该奶牛是否患有乳房炎。为验证本文算法对检测奶牛乳房炎的有效性,以牛奶体细胞的检测结果为真值,计算奶牛乳房炎的检测准确性。

2 试验结果与分析

2.1 数据集构建

通过 FLIR - A615 型热像仪采集热红外视频,帧率设为 15 f/s,辐射率为 0.98,反射温度为 20℃,外部光学传输为 1,大气温度为 27℃,相对湿度为 50%,视频以 SEQ 格式保存至计算机中,分辨率为 640 像素×480 像素。随后对热红外视频进行分帧并对奶牛进行编码,随机从中选取 1 110 幅含有奶牛眼睛或乳房的热红外图像作为奶牛热红外数据集,按照 6:2:2 将其随机划分为训练集、验证集、测试集,即 666 幅图像作为训练图像,222 幅图像作为验证图像,222 幅图像作为测试图像。针对热红外视频中头部姿态多变不能准确检测奶牛眼睛的问题,为了更好地对奶牛眼睛进行定位,提高奶牛乳房炎自动识别的准确性,除了对奶牛眼睛和乳房定位

外,也将对奶牛头部进行定位识别,故将数据集标签分为 head、eye、udder,分别代表奶牛头部、眼睛、乳房。使用 labeling 软件对 1 110 幅热红外图像中的奶牛头部、眼睛、乳房进行人工标定,得到 xml 文件集。

2.2 改进 YOLO v3 - tiny 关键部位检测结果

为了验证本文方法的准确性和时效性,采用召回率、精确率、平均检测精度以及 F1 值作为检测精度的评价指标,采用平均检测帧耗时作为检测速度评价标准。

将本文模型分别与 SSD、YOLO v3、YOLO v3 - tiny 比较,结果如表 3、4 所示。由表 3 可知,改进后 YOLO v3 - tiny 模型的精确率为 94.8%,召回率为 97.5%,平均检测精度为 97.9%,F1 值为 96.1%。本文模型内存容量远小于 SSD 与 YOLO v3 模型,与 SSD 模型相比,准确率下降了 0.5 个百分点,但其他评价标准均优于 SSD 模型,而与 YOLO v3 相比,本文模型各指标均处于较高水平。

表 3 不同模型性能指标比较

Tab.3 Comparison of performance indicators of different models

模型	精确率/%	召回率/%	mAP/%	F1 值/%	内存容量/MB
SSD	95.3	60.7	92.9	74.2	105.2
YOLO v3 - tiny	84.9	95.8	95.7	89.9	35.4
YOLO v3	92.1	97.2	97.1	94.6	248.0
改进 YOLO v3 - tiny	94.8	97.5	97.9	96.1	62.6

表 4 不同模型检测速度比较

Tab.4 Comparison of detection speed of different models

模型	图像数量	总检测时间/ms	平均检测时间/ms	帧率/(f·s ⁻¹)
SSD	222	2 497.5	11.25	88.9
YOLO v3 - tiny	222	888.0	4.0	250.0
YOLO v3	222	3 441.0	15.5	64.5
改进 YOLO v3 - tiny	222	1 021.2	4.6	212.8

由表 3 可以看出,本文模型相比于 YOLO v3 - tiny 模型精确率提高了 9.9 个百分点,召回率提高了 1.7 个百分点,mAP 提高了 2.2 个百分点,F1 值提高了 6.2 个百分点。

由表 4 可以看出,改进 YOLO v3 - tiny 的帧率为 212.8 f/s,高于 YOLO v3 与 SSD,略低于 YOLO v3 - tiny。这是由于改进 YOLO v3 - tiny 模型加入了残差结构,加深了网络层数,导致检测速度有所降低,而引入了注意力机制可以有效地增强复杂模型的表达能力,减少处理的信息量。比较结果表明改进 YOLO v3 - tiny 在保证检测精度提高的同时,对

检测速度影响较小,可以得到较好的检测效果。

2.3 奶牛乳房炎检测结果评价

为了检测本文模型的准确性,运用改进 YOLO v3 - tiny 模型对选取的 22 头奶牛进行乳房炎检测,并与体细胞检测仪检测结果进行对比,以每毫升牛奶体细胞数大于 20 万作为判断奶牛患有乳房炎的标准^[25]。表 5 为 22 头奶牛随机检测结果。

表 5 22 头奶牛乳房炎检测结果

Tab.5 Mastitis test results of 22 dairy cows

奶牛序号	本文模型	体细胞检测仪
1	患有乳房炎	患有乳房炎
2	患有乳房炎	未患有乳房炎
3	未患有乳房炎	未患有乳房炎
4	患有乳房炎	未患有乳房炎
5	患有乳房炎	患有乳房炎
6	患有乳房炎	患有乳房炎
7	患有乳房炎	未患有乳房炎
8	患有乳房炎	患有乳房炎
9	患有乳房炎	患有乳房炎
10	未患有乳房炎	患有乳房炎
11	患有乳房炎	患有乳房炎
12	患有乳房炎	患有乳房炎
13	未患有乳房炎	未患有乳房炎
14	患有乳房炎	患有乳房炎
15	未患有乳房炎	未患有乳房炎
16	未患有乳房炎	未患有乳房炎
17	未患有乳房炎	未患有乳房炎
18	患有乳房炎	患有乳房炎
19	未患有乳房炎	未患有乳房炎
20	未患有乳房炎	未患有乳房炎
21	未患有乳房炎	未患有乳房炎
22	患有乳房炎	未患有乳房炎

由表 5 可知,以奶牛眼睛与乳房温差 0.8℃为阈值,本文模型对奶牛乳房炎的检测精度为 77.3%,表明本文模型可以应用于奶牛乳房炎检测,并具有较好的检测效果。

但由于距离对红外热像仪检测的温度会产生一定的影响,当奶牛眼睛或乳房与热像仪距离发生变化时,将引起红外热像仪检测到的奶牛眼睛或乳房温度不准确;其次,牛场栏杆以及奶牛之间的相互遮挡也会导致奶牛乳房炎检测时发生漏检、误检的情况;另外,当奶牛患有隐性乳房炎时其温度变化不明显,也将导致检测误差。这些因素都将导致奶牛乳房炎检测精度不高,因此检测精度还需进一步提高。

3 结论

(1)在 YOLO v3 - tiny 网络结构中添加了 4 个残差结构和 3 个 SE 模块,并对激活函数进行了改

进,得到改进 YOLO v3 - tiny 模型。本文模型检测奶牛关键部位的 mAP 达到 97.9%, F1 值达到 96.1%, 帧率达到 212.8 f/s, 可以快速、准确地定位奶牛眼睛和乳房。

(2) 与 YOLO v3 - tiny 相比,改进 YOLO v3 - tiny 模型准确率提高 9.9 个百分点, mAP 提高了 2.2 个百分点, F1 值提高 6.2 个百分点, 模型检测性能

得到了极大提升。

(3) 通过对关键部位的检测,得到了奶牛眼睛表面温度与奶牛乳房表面温度的差值,通过设置温度阈值来判定奶牛是否患有乳房炎。本文对奶牛乳房炎的检测精度为 77.3%, 表明本文方法可以应用于自动检测奶牛乳房炎,具有较好的检测效果。

参 考 文 献

- [1] 张旭东,康熙,马丽,等. 基于热红外图像的奶牛乳房炎自动检测方法[J]. 农业机械学报,2019,50(增刊):248-255,282. ZHANG Xudong, KANG Xi, MA Li, et al. Automatic detection method of dairy cow mastitis based on thermal infrared image[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019,50(Supp.):248-255,282. (in Chinese)
- [2] 杨春合,顾宪红,曹正辉,等. 奶牛左右乳区温度温差作为隐性乳房炎检测指标的可行性研究[J]. 畜牧兽医学报,2015,46(9):1663-1670. YANG Chunhe, GU Xianhong, CAO Zhenghui, et al. Study on possibility of left and right quarter skin temperature difference as a detecting indicator for subclinical mastitis in dairy cows[J]. Acta Veterinaria et Zootechnica Sinica, 2015,46(9):1663-1670. (in Chinese)
- [3] CHAKRABORTY S, DHAMA K, TIWARI R, et al. Technological interventions and advances in the diagnosis of intramammary infections in animals with emphasis on bovine population: a review[J]. Veterinary Quarterly, 2019,39(1):76-94.
- [4] 李海强,杨大盛,卢琦,等. 2种奶牛隐性乳房炎检测方法比较[J]. 中国畜牧兽医,2020,47(8):2677-2683. LI Haiqiang, YANG Dasheng, LU Qi, et al. Comparison of two methods for detecting retecting recessive mastitis in cows[J]. China Animal Husbandry & Veterinary Medicine, 2020,47(8):2677-2683. (in Chinese)
- [5] VIGUIER C, ARORA S, GILMARTIN N, et al. Mastitis detection: current trends and future perspectives[J]. Trends in Biotechnology, 2009,27(8):486-493.
- [6] 喻维维,何键,邝伟键,等. 红外技术评估中国南方围产期母猪热应激的应用研究[J]. 猪业科学,2019,36(7):116-118. YU Weiwei, HE Jian, KUANG Weijian, et al. Application of infrared technology in evaluating heat stress of perinatal sows in southern China[J]. Swine Industry Science,2019,36(7):116-118. (in Chinese)
- [7] CUTHBERTSON H, TARR G, GONZALEZ L A. Methodology for data processing and analysis techniques of infrared video thermography used to measure cattle temperature in real time[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2019,167:105019.
- [8] MCMANUS C, TANURE C B, PERIPOLLI V, et al. Infrared thermography in animal production: an overview[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016,123:10-16.
- [9] 刘芳,刘玉坤,林森,等. 基于改进型 YOLO 的复杂环境下番茄果实快速识别方法[J]. 农业机械学报,2020,51(6):229-237. LIU Fang, LIU Yukun, LIN Sen, et al. Fast recognition method for tomatoes under complex environments based on improved YOLO[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020,51(6):229-237. (in Chinese)
- [10] YI Z, YONGLIANG S, JUN Z, et al. An improved tiny-yolov3 pedestrian detection algorithm[J]. Optik, 2019,183:17-23.
- [11] QI H, XU T, WANG G, et al. MYOLOv3 - Tiny: a new convolutional neural network architecture for real-time detection of track fasteners[J]. Computers in Industry, 2020,123:10-16.
- [12] GEORGE W D, GODFREY R W, KETRING R C, et al. Relationship among eye and muzzle temperatures measured using digital infrared thermal imaging and vaginal and rectal temperatures in hair sheep and cattle[J]. Journal of Animal Science, 2014,92(11):4949-4955.
- [13] HOFFMANN G, SCHMIDT M, AMMON C, et al. Monitoring the body temperature of cows and calves using video recordings from an infrared thermography camera[J]. Veterinary Research Communication, 2013,37:91-99.
- [14] REDMON J, FARHADI A. YOLO v3: an incremental improvement[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018.
- [15] IOFFE S, SZEGEDY C. Batch normalization: accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[C]//International Conference on Machine Learning, 2015:448-456.
- [16] 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, 2016:770-778.
- [17] ELGENDY M, SIK-LANYI C, KELEMEN A. A novel marker detection system for people with visual impairment using the improved tiny-YOLOv3 model[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2021,205:106112.
- [18] 刘天真,滕桂法,苑迎春,等. 基于改进 YOLOv3 的自然场景下冬枣果实识别研究[J]. 农业机械学报,2021,52(5):17-25. LIU Tianzhen, TENG Guifa, YUAN Yingchun, et al. Winter jujube fruit recognition based on improved YOLOv3 under natural scene[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2021,52(5):17-25. (in Chinese)
- [19] 李文涛,张岩,莫锦秋,等. 基于改进 YOLOv3 - tiny 的田间行人与农机障碍物检测[J]. 农业机械学报,2020,51(增刊

- 1): 1-8, 33.
- LI Wentao, ZHANG Yan, MO Jinqiu, et al. Detection of pedestrian and agricultural vehicles in field based on improved YOLOv3-tiny[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(Supp. 1): 1-8, 33. (in Chinese)
- [20] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(8): 2011-2023.
- [21] 刘学平, 李珂乾, 刘励, 等. 嵌入 SENet 结构的改进 YOLOV3 目标识别算法[J]. 计算机工程, 2019, 45(11): 243-248.
- LIU Xueping, LI Yuqian, LIU Li, et al. Improved YOLOV3 target recognition algorithm with embedded SENet structure[J]. Computer Engineering, 2019, 45(11): 243-248. (in Chinese)
- [22] 嵇杨培, 杨颖, 刘刚. 基于可见光光谱和 YOLOv2 的生猪饮食行为识别[J]. 光谱学与光谱分析, 2020, 40(5): 1588-1594.
- JI Yangpei, YANG Ying, LIU Gang. Recognition of pig eating and drinking behavior based on visible spectrum and YOLOv2[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2020, 40(5): 1588-1594. (in Chinese)
- [23] 何东健, 宋子琪. 基于热红外成像与骨架树模型的奶牛眼温自动检测[J]. 农业机械学报, 2021, 52(3): 243-250.
- HE Dongjian, SONG Ziqi. Automatic detection of dairy cow's eye temperature based on thermal infrared imaging technology and skeleton tree model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(3): 243-250. (in Chinese)
- [24] SATHIYABARATHI M, JEYAKUMAR S, MANIMARAN A, et al. Infrared thermography to monitor body and udder skin surface temperature differences in relation to subclinical and clinical mastitis condition in karan fries (bos taurus x bos indicus) crossbred cows[J]. Indian J. Anim., 2018, 88(6): 694-699.
- [25] ZANINELLI M, REDAELLI V, LUZI F, et al. First evaluation of infrared thermography as a tool for the monitoring of udder health status in farms of dairy cows[J]. Sensors, 2018, 18(3): 862.
-

(上接第 228 页)

- [50] 郑双阳, 王琳琳. 基于机器视觉对高阶直立式鸡笼内蛋鸡的监视系统的开发[J]. 吉林农业大学学报, 2009, 31(4): 476-480.
- ZHENG Shuangyang, WANG Linlin. Development of monitoring system for layers rearing in multi-tier vertical cages using machine vision[J]. Journal of Jilin Agricultural University, 2009, 31(4): 476-480. (in Chinese)
- [51] ZHU W, LU C, LI X, et al. Dead birds detection in modern chicken farm based on SVM[C] // 2009 2nd International Congress on Image and Signal Processing. IEEE, 2009: 1-5.
- [52] 彭彦松. 基于支持向量机的养鸡场死鸡检测方法研究[D]. 镇江: 江苏大学, 2010.
- PENG Yansong. Study on detecting dead birds in modern chicken farm based on SVM[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2010. (in Chinese)
- [53] АрПОВАВНИИРГЖ, 林文忠. 对种公鸡行为的评价[J]. 黑龙江动物繁殖, 1995(3): 20-22.
- [54] MILLMAN S T, DUNCAN I J H. Do female broiler breeder fowl display a preference for broiler breeder or laying strain males in a Y-maze test? [J]. Applied Animal Behaviour Science, 2000, 69(4): 275-290.
- [55] 林兴涛, 蓝芳仁, 李俊英, 等. 本交笼养模式公鸡遗传贡献率与公鸡行为研究[J]. 中国家禽, 2020, 42(4): 9-14.
- [56] SERGEANT D, BOYLE R, FORBES M. Computer visual tracking of poultry[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 1998, 21(1): 1-18.
- [57] FANG C, HUANG J, CUAN K, et al. Comparative study on poultry target tracking algorithms based on a deep regression network[J]. Biosystems Engineering, 2020, 190: 176-183.
- [58] MEHDIZADEH S A, NEVES D P, TSCHARKE M, et al. Image analysis method to evaluate beak and head motion of broiler chickens during feeding[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2015, 114: 88-95.
- [59] MARCHEWKA J, WATANABE T T N, FERRANTE V, et al. Welfare assessment in broiler farms: transect walks versus individual scoring[J]. Poultry Science, 2013, 92(10): 2588-2599.
- [60] AYDIN A. Development of an early detection system for lameness of broilers using computer vision[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 136: 140-146.
- [61] DAWKINS M S, CAIN R, ROBERTS S J. Optical flow, flock behaviour and chicken welfare[J]. Animal Behaviour, 2012, 84(1): 219-223.
- [62] OKINDA C, LU M, LIU L, et al. A machine vision system for early detection and prediction of sick birds: a broiler chicken model[J]. Biosystems Engineering, 2019, 188: 229-242.