

基于MSRCP与改进YOLO v4的躺卧奶牛个体识别方法

司永胜^{1,2} 肖坚星^{1,2} 刘刚³ 王克俭^{1,2}

(1. 河北农业大学信息科学与技术学院, 保定 071001; 2. 河北省农业大数据重点实验室, 保定 071001;
3. 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: 奶牛的躺卧率可以反映奶牛的舒适度和健康情况,躺卧奶牛的个体识别是自动监测奶牛躺卧率的基础。本文提出了一种基于改进YOLO v4模型识别非限制环境下躺卧奶牛个体的方法。为实现对躺卧奶牛全天的准确个体识别,首先对18:00—07:00的图像采用MSRCP(Multi-scale retinex with chromaticity preservation)算法进行图像增强,改善低光照环境下的图像质量。其次,在YOLO v4模型的主干网络中融入RFB-s结构,改善模型对奶牛身体花纹变化的鲁棒性。最后,为提高模型对身体花纹相似奶牛的识别准确率,改进了原模型的非极大抑制(Non-maximum suppression, NMS)算法。利用72头奶牛的图像数据集进行了奶牛个体识别实验。结果表明,相对于YOLO v4模型,在未降低处理速度的前提下,本文改进YOLO v4模型的精准率、召回率、mAP、F1值分别提高4.66、3.07、4.20、3.83个百分点。本文研究结果为奶牛精细化养殖中奶牛健康监测提供了一种有效的技术支持。

关键词: 躺卧奶牛; 个体识别; 机器视觉; 改进YOLO v4

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2023)01-0243-08 OSID: 

Individual Identification Method of Lying Cows Based on MSRCP and Improved YOLO v4 Model

SI Yongsheng^{1,2} XIAO Jianxing^{1,2} LIU Gang³ WANG Kejian^{1,2}

(1. College of Information Science and Technology, Hebei Agricultural University, Baoding 071001, China
2. Key Laboratory of Agricultural Big Data of Hebei Province, Baoding 071001, China
3. Key Laboratory of Agricultural Information Acquisition Technology, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: The lying rate of dairy cows can reflect the comfort and health of dairy cows. The individual identification of lying cows is the basis of automatic monitoring of lying rate. A method based on the improved YOLO v4 model to identify individual lying cows in an unconstrained barn environment was proposed. Firstly, in order to realize accurate individual identification of lying cows throughout the day, MSRCP algorithm was used to enhance the images from 18:00 to 07:00 the next day, which improved the image quality in low light environment. Secondly, the RFB-s structure was integrated into the backbone network of YOLO v4 model to increase the robustness of the model to the changes of cow body patterns. Finally, in order to improve the identification accuracy rate of cows with similar patterns, the non-maximum suppression (NMS) algorithm of YOLO v4 model was improved. The experiment of cow individual identification was carried out on the image data set of 72 cows. The results showed that the precision, recall, mAP, and F1 values of the improved YOLO v4 were 97.84%, 93.68%, 96.87%, and 95.71%, respectively. The improved YOLO v4 model was compared with the YOLO v4 model, the precision, recall, mAP and F1 values of the improved YOLO v4 were increased by 4.66 percentage points, 3.07 percentage points, 4.20 percentage points and 3.83 percentage points, respectively, without reducing the processing speed. The mAP of the improved YOLO v4 was higher than that of YOLO v5, SSD, CenterNet and Faster R-CNN by 8.52 percentage points, 15.22 percentage points, 12.18 percentage points and 1.55 percentage points, respectively. The method can provide an effective technical support for the health monitoring of dairy cows in precision dairy farming.

Key words: lying cows; individual identification; machine vision; improved YOLO v4

收稿日期: 2022-07-15 修回日期: 2022-08-05

基金项目: 河北省重点研发计划项目(22327404D)、国家重点研发计划项目(2021YFD1300502)和河北农业大学精准畜牧学科群建设项目(1090064)

作者简介: 司永胜(1973—),男,副教授,博士,主要从事农业领域机器视觉应用及无损检测研究,E-mail: siyongsheng@foxmail.com

通信作者: 刘刚(1966—),男,教授,博士生导师,主要从事电子信息信息技术农业应用研究,E-mail: pac@cau.edu.cn

0 引言

奶牛的躺卧率能反映出奶牛的舒适度和健康情况^[1]。躺卧奶牛的个体识别是自动监测奶牛躺卧率的基础。有学者利用机器视觉技术识别奶牛的躺卧行为^[2-3]。但对躺卧状态下的奶牛个体识别未见报道。躺卧奶牛的个体识别研究对于提高奶牛福利与养殖效率具有重要意义^[4-5]。

传统的奶牛个体识别靠人工识别安装在牛耳部的耳标,人工成本较高,效率较低^[6]。基于 RFID (Radio frequency identification) 技术识别奶牛个体得到了广泛的应用,但是该方式需佩戴电子识别装置,易丢失,且易引起奶牛的应激反应^[7]。基于机器视觉的个体识别具有无应激、无接触、成本低、效率高等优点^[4-5]。KUSAKUNNIRAN 等^[8] 基于奶牛的鼻部图像提取特征识别奶牛个体,识别准确率为 100%。CAI 等^[9] 基于奶牛的面部图像识别奶牛个体,识别准确率为 95.3%。基于牛脸、牛鼻图像的个体识别具有较高的准确率,但奶牛头部经常晃动,图像不易采集^[10]。荷斯坦奶牛是国内最常见的奶牛品种,其身体具有独特的黑白花纹信息。国内外学者利用荷斯坦奶牛的花纹信息,尝试对奶牛进行个体识别。ZHAO 等^[11] 利用奶牛的侧视图,采用了 4 种特征提取算法 (FAST、SIFT、SURF、ORB), 结合两种特征匹配算法 (BruteForce、FLANN) 对奶牛进行个体识别,识别精度为 96.72%。此方法基于灰度特征,易受光照影响。

随着深度学习的快速发展, YOLO^[12-14]、SSD^[15]、CenterNet^[16-17]、Faster R-CNN^[18] 等算法在目标检测领域取得了良好的表现。HU 等^[10] 采集奶牛的侧视图,使用 YOLO 算法检测到奶牛的准确位置,利用卷积深度网络分别对奶牛的头部、躯干、腿部提取深度特征,然后将 3 个部位提取的特征进行融合,最后采用 SVM 算法识别奶牛个体,识别准确率为 98.36%。侧视图包含丰富的信息,但容易出现奶牛间的遮挡情况,难以采集到理想的侧视图像。何东健等^[19] 在挤奶间的通道采集奶牛的背部图像,基于改进 YOLO v3 模型识别奶牛个体,对 89 头奶牛进行了实验,识别准确率为 95.91%。上述研究都是奶牛处于挤奶厅等限制性场所进行的,奶牛的花纹变化较小。当奶牛处于牛舍等非限制性环境中时,摄像机与奶牛之间的拍摄距离和拍摄角度会发生变化,奶牛躺卧时头部与腿部位置不固定,这些变化会导致花纹在图像中出现变形,造成识别困难。XIAO 等^[20] 利用 Mask R-CNN 模型分割出奶牛的背部图像,然后基于支持向量机对背部图像进行分

类,识别准确率为 98.67%。但此方法只对站立的奶牛进行识别,没有涉及躺卧姿态的奶牛。

躺卧奶牛个体识别存在以下困难:在牛舍内的非限制环境中,奶牛身体花纹变化较大,奶牛躺卧率的计算,需要全天监测奶牛的躺卧状况,而牛舍夜间光照质量较差,采集的图像质量低。

YOLO 是性能优异的深度学习识别算法,本文对 YOLO v4 模型^[21] 进行改进,并将改进后的模型效果与 YOLO v5 进行对比分析。首先采用带有颜色保护的多尺度视网膜算法 (Multi-scale retinex with chromaticity preservation, MSRCP) 对低光照下的低质量图像进行图像增强,然后基于 YOLO v4 模型在主干特征提取网络中融合 RFB-s 结构,扩大模型特征提取的感受野,增强对奶牛身体斑纹变化的鲁棒性,此外,对模型的 NMS 算法进行改进,以提高躺卧奶牛个体识别准确率。

1 图像采集与预处理

1.1 图像采集

于 2021 年 11 月 2—30 日在河北省保定市宏达牧场采集了奶牛躺卧区图像数据,全天进行视频采集。牛舍白天光照充足,夜间有灯光照明,但光线较弱。实验牛舍长 25 m,宽 15 m,牛舍内有 24 头处于产奶期的荷斯坦奶牛,实验过程中通过交换 3 个不同牛舍中奶牛扩充实验数据集,共采集了 72 头奶牛数据。如图 1a 所示,牛舍内有两个休息区,本文在第 1 个休息区共安装了 6 个广角摄像机 (DH-IPC-HFW4838M-I2 型,大华),安装高度为 7.5 m,每组摄像机之间相距 6.25 m,摄像机俯视角约为 80° (水平向下倾斜角度),每两个摄像机为一组,每组摄像机分别采集休息区两侧奶牛的俯视图,摄像机焦距 3.6 mm,视频帧率 25 f/s,分辨率为 2 560 像素×1 440 像素。图像现场采集环境如图 1b 所示。

每个摄像机有一个独立网际协议地址,通过网线将数据传输到交换机中。交换机经过网线将数据传输到容量为 10TB 的网络硬盘录像机 (DH-HCVR5104HS-V5 型) 中。最后将数据从录像机中导入到计算机中进行处理。随机选取各个时间段每个摄像机采集的含有奶牛的视频数据,每 10 s 取一帧,每个摄像机选取 1 500 幅含有奶牛的图像,6 个摄像机共选取 9 000 幅图像作为 YOLO v4 模型的数据集,按照比例 7:2:1 划分为训练集、验证集、测试集。本文使用 LabelImg 图像标注工具对数据集图像进行标注,由于躺卧的奶牛通常有向左或向右躺卧两种躺卧姿态,所以本文对每个躺卧奶牛个体标记为两种标签。

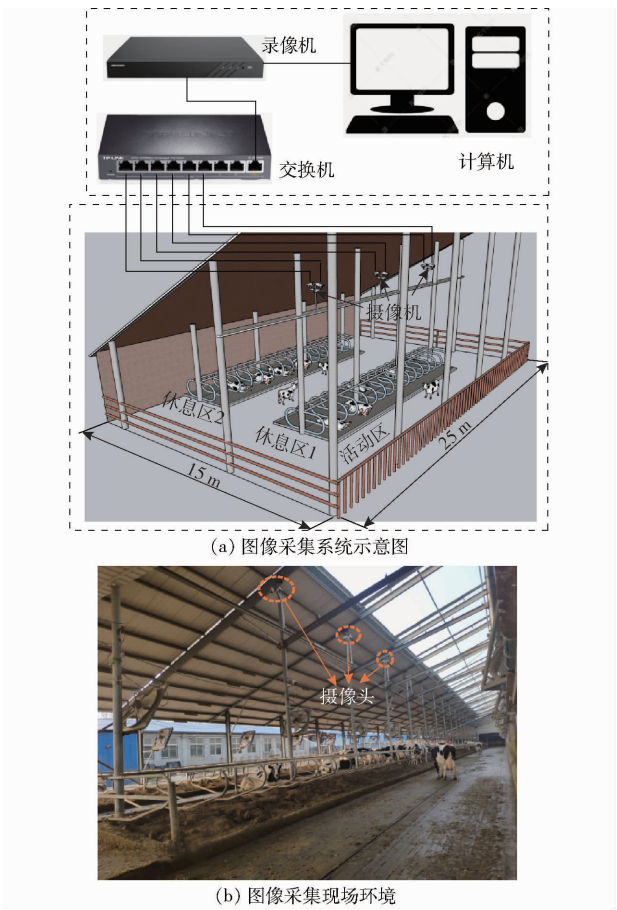


图 1 实验设置

实验运行平台采用 Intel (R) Core (TM) i5 - 9400F CPU, 主频为 2.10 GHz, 运行内存为 64 GB (RAM), 显卡为 NVIDIA GeForce GTX1660, 开发环境为 Python 3, Windows 10 系统。

1.2 图像预处理

1.2.1 图像校正

由于本文采用的镜头为广角镜头 (焦距为 3.6 mm), 所采集的图像存在径向畸变, 如图 2a 所示。为了消除畸变, 采用张正友标定法对畸变图像进行校正^[22], 采用尺寸为 120 cm × 90 cm 的标定板, 黑白格尺寸为 10 cm × 10 cm。将标定板放在图像视野中不同位置、不同角度下进行图像采集, 根据检测到标定板中的特征点, 求解无畸变情况下摄像机的内参与外参, 使用最大似然估计对参数进行优化, 并采用最小二乘法求出实际的径向畸变系数。最后根据得到的所有参数对畸变图像进行校正, 并将有效区域进行裁剪。校正结果如图 2b 所示, 由校正前后栏杆和路沿的形状可见, 图像的畸变明显消除。

1.2.2 图像增强

牛舍内夜间光线较暗, 图像质量较差, 奶牛个体不易识别, 如图 3a 所示。本文对 18:00—07:00 间

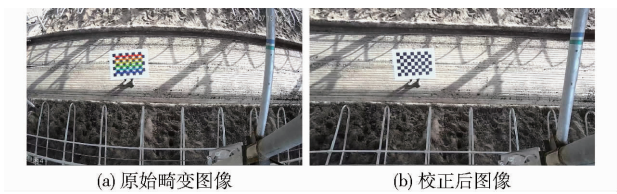


图 2 畸变图像校正结果

Fig. 2 Result of distortion correction

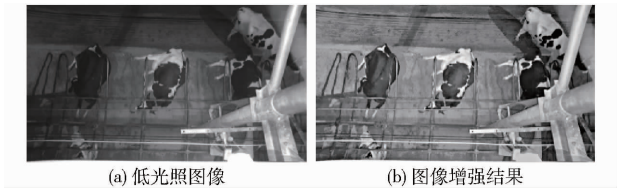


图 3 MSRCP 图像增强结果

Fig. 3 MSRCP image enhancement result

光线较暗的图像进行图像增强。为了提高低光照图像的质量, 首先获取图像的亮度, 亮度计算公式为

$$Y = 0.299I_R + 0.587I_G + 0.114I_B \quad (1)$$

式中 I_R, I_G, I_B ——原始图像的 R, G, B 通道分量
 Y ——亮度

当图像亮度均值小于 80 时, 图像亮度相对较暗, 本文对亮度小于 80 的图像进行图像增强。

本文采用 MSRCP 算法^[23]提升低光照下的图像质量。MSRCP 算法是带有色彩保护的多尺度 Retinex 算法, 可以更好地恢复场景的真实颜色。

MSRCP 算法是将强度通道图像作为原始图像, 利用强度图像和原始 RGB 图像的比例映射到每个通道, 在增强图像的同时保留原始图像颜色分布。强度图像的获取公式为

$$I_{nt} = (I_R + I_G + I_B) / 3 \quad (2)$$

式中 I_{nt} ——强度图像

为了使增强后的图像色彩与原始图像保持一致, 求得放大因子 A , 计算公式为

$$A = \min \left(\frac{255}{B}, \frac{I_{nt}}{I_{nti}} \right) \quad (3)$$

其中 $B = \max(I_{Ri} + I_{Gi} + I_{Bi}) \quad (4)$

式中 B ——色度

I_{nti} ——单通道强度图像

i ——像素索引

分别对 R, G, B 3 个通道利用放大因子 A 进行色彩调整, 得到增强后的图像。计算公式为

$$R(x, y) = AI_{(R, G, B)}(x, y) \quad (5)$$

式中 $R(x, y)$ ——增强后图像

$I_{(R, G, B)}(x, y)$ ——图像在坐标 (x, y) 处的 RGB 特征图

经过 MSRCP 算法对图像增强后的效果如图 3b 所示, 可以看出不仅整个图像的亮度与对比度得到了有效提高, 色彩恢复效果也比较明显。

2 躺卧奶牛个体识别

2.1 YOLO v4 模型

相比于 YOLO v3^[24],YOLO v4^[21]引入了 Mosaic 数据增强,另外在主干网络、网络训练、激活函数、损失函数等方面均进行了优化,进一步提高该算法的图像检测速度与精度。

2.2 改进 YOLO v4 模型

2.2.1 融合 RFB-s 结构的 YOLO v4 模型

在牛舍内的非限制环境中,采集奶牛俯视图像。受图像采集角度与距离的变化,以及奶牛躺卧时腿部以及头部晃动的影响,奶牛身体上花纹在图像中会出现一定程度的变形。另外奶牛在个别位置存在栏杆遮挡身体花纹的情况。以上问题对识别躺卧奶牛造成了一定的困难。为提高 YOLO v4 模型对奶牛身体花纹变化、物体遮挡识别的鲁棒性,本文在 YOLO v4 模型的主干网络中融合 RFB-s^[25]网络结构,增加多个尺度的特征信息,扩大有效特征层的感受野,丰富特征信息,增强特征提取的鲁棒性,提高奶牛个体识别的准确率。

RFB 网络^[25]通过模仿人类视觉感受野与偏心率加强网络的特征提取能力,借鉴 Inception 网络^[26]的多分支结构,加入了不同尺度的常规卷积与不同膨胀率的空洞卷积,在分支中卷积核越大其空洞卷积的膨胀率越大。RFB 网络结构如图 4a 所示,3 个通道上的常规卷积核大小分别为 1×1 、 3×3 、 5×5 ,对应的膨胀率分别为 1、3、5,然后将 3 个分支的不同尺度的有效特征层进行拼接。最后采用 1×1 卷积层与输入的有效特征层进行残差连接,达到了融合不同大小感受野特征的目的。如图 4b 所示,RFB-s 网络结构是 RFB 的改进版,相比于 RFB 网络主要有两点改进:用 3×3 卷积层代替 5×5 卷积层;用 1×3 卷积层和 3×1 卷积层代替 3×3 卷积层。RFB-s 网络结构相对于 RFB 网络有更多的分支以及更少的卷积核,为了增加 YOLO v4 模型的感受野,本文选用参数更少的 RFB-s 网络结构融合到 YOLO v4 模型的主干网络中。

YOLO v4 模型在中下层、中间层、高层 3 个有效特征层(图 5 中 head1~head3)上分别进行目标预测。由于浅层网络感受野较小,且在浅层有效特征层能够有效地表征奶牛身体上花纹的细节信息,所以本文在 8 倍下采样(中间层)与 16 倍下采样(中下层)的输出特征图后增加 RFB-s 结构,可以在增加少量参数的情况下增强浅层网络的感受野,提高网络的特征提取能力,改进 YOLO v4 网络结构如图 5 所示。

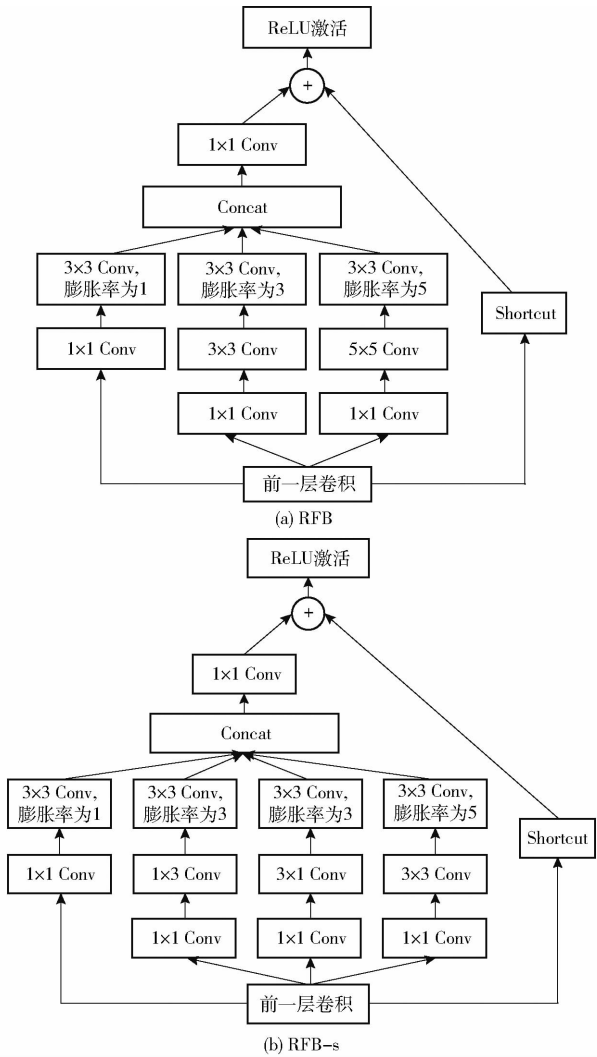


图 4 RFB 与 RFB-s 网络结构
Fig. 4 RFB and RFB-s network structure

如图 6 所示,以 8 号奶牛为例,受图像采集角度与距离的影响,8 号奶牛在不同位置躺卧,奶牛身体上的花纹具有一定形变。当 8 号奶牛在图像中左侧与中间位置躺卧时,YOLO v4 模型能准确识别。当 8 号奶牛在最右侧时,奶牛身体上的花纹形变较大,而且存在栏杆的遮挡,YOLO v4 模型错误的将 8 号奶牛识别为 5 号奶牛。本文改进 YOLO v4 模型能准确识别 8 号奶牛在视野中的任何位置,且置信度高于 YOLO v4 模型。上述结果表明,融合 RFB-s 结构的 YOLO v4 模型对奶牛身体花纹的形变具有较高的鲁棒性。

2.2.2 NMS 算法改进

在目标检测过程中,在同一目标的位置上会产生大量的候选框,存在重叠现象,非极大抑制(Non-maximum suppression, NMS)^[27]算法则会寻找出最佳的目标边界框,消除冗余的边界框。NMS 算法只能去除对每个奶牛个体预测的单一类别冗余的边界框,当个别奶牛外观特征十分相似时,YOLO v4 模型

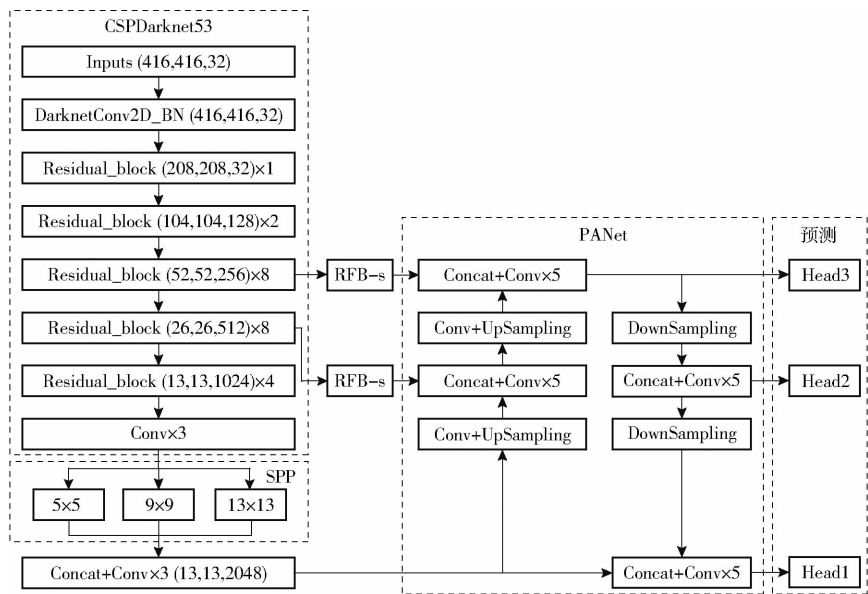


图 5 改进 YOLO v4 网络结构

Fig. 5 Improved YOLO v4 network structure

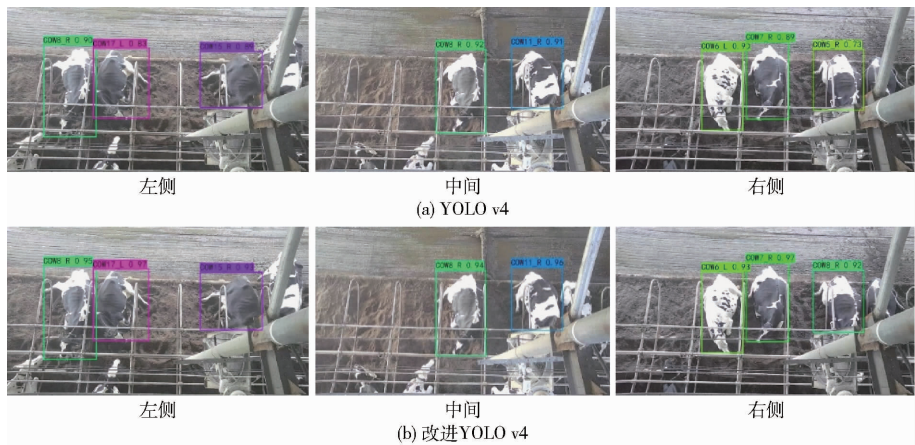


图 6 YOLO v4 模型改进前后对 8 号奶牛不同位置的识别结果对比

Fig. 6 Comparison of identification performance of No. 8 cow before and after improvement of YOLO v4

可能会将一个奶牛同时预测为多个不同的奶牛个体，依然存在重叠框的情况，降低识别准确率。如图 7a 所示，中间的奶牛被预测为两个不同的奶牛个体。

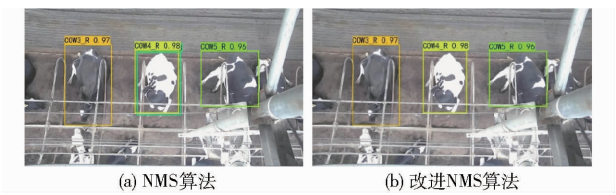


图 7 NMS 算法改进前后识别结果对比
Fig. 7 Comparison of identification results of NMS and improved NMS

奶牛在牛舍内是并列躺卧，每个固定的躺卧区域只存在一个奶牛。为去除多余的重叠框，本文对 NMS 算法进行改进，具体实现步骤如下：①采用 NMS 算法去除每个奶牛个体预测的冗余的边界框。②根据置信度降序排列候选框列表。③选取置信度

最高的边界框 A 添加到输出列表，并从其候选框列表中删除。④计算边界框 A 与候选框列表中所有框的 IoU 值，删除大于设定边界框阈值的候选框。⑤返回步骤②进行迭代，直到候选框列表为空，迭代结束，输出最终候选框列表。

如图 7b 所示，经过对 NMS 算法的改进，可以解决原模型将一个奶牛预测为多个不同奶牛个体而产生的重叠框问题，提高奶牛个体识别的准确率。

2.3 基于改进 YOLO v4 模型训练参数设置

本文分别对 YOLO v4 模型与改进 YOLO v4 模型进行训练，图像尺寸设置为 416 像素 × 416 像素，迭代次数 (Epoch) 设置为 200，训练批量大小 (Batch_size) 设置为 4。COCO 数据集中包括奶牛这一类别，为主干网络添加 COCO 数据集的预训练权重提高训练速度，每次训练过程保存相应的权重参数。训练过程中首先冻结主干网络参数训练 50 次，学习率设置为 0.001，加速网络收敛，后 150 次训练过程

中,解冻主干网络,学习率设置为 0.000 1,逐步优化到最优解,使网络训练趋于稳定,IoU 设置为 0.5。

2.4 躺卧奶牛个体识别评价指标

本研究采用精确率 (Precision)、召回率 (Recall)、平均精度均值 (mAP)、调和平均值 (F1 值)、平均检测时间评估模型的性能。

每个奶牛个体都可以根据召回率和精确率绘制一条曲线,曲线下的面积为平均精度 (AP),平均精度均值 (mAP) 为所有奶牛个体的平均精度的均值。

3 结果与分析

3.1 低光照图像增强结果

为了验证本文采用的 MSRCP 算法对低光照图像增强效果的有效性,分别与多尺度 Retinex (MSR) 算法和带有色彩恢复的多尺度视网膜增强算法 (MSRCR) 进行对比。从主观视觉效果和客观质量评价两方面进行分析。

如图 8 所示,MSR 增强后的图像整体亮度都会提高,图像整体泛白。MSRCR 增强后的图像在暗区域的对比度过高,出现了颜色失真的现象,降低了视觉效果。MSRCP 算法增强后的图像不仅提高了亮度,而且保持了原图色彩,避免了图像失真,整体图像效果最好。本文采用标准差、灰度熵、彩色熵、峰值信噪比 4 个指标对不同的算法进行客观评价。如表 1 所示,MSRCR 增强后的图像标准差最高,但是图像对比度过高导致图像失真。MSRCP 增强后图像的标准差高于 MSR 算法增强后图像但小于 MSRCR 算法增强后图像,说明 MSRCR 算法为了保持原色彩,牺牲了对比度。MSRCP 增强后的图像灰度熵和彩色熵均高于其他图像,说明了本文算法具有较好的细节表现能力,增强了图像的清晰度,并且保持了原图的色彩。MSRCP 增强后的图像峰值信噪比最高,具有较高的噪声抑制能力。综合上述主观评价与客观评价,MSRCP 算法对低光照下的图像增强效果最好。

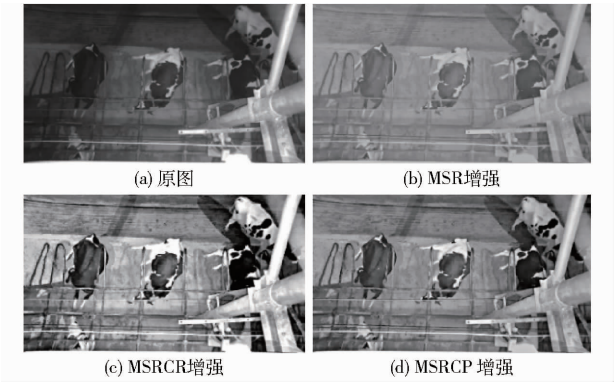


图 8 不同算法的图像增强结果

Fig. 8 Image enhancement results of different methods

表 1 不同图像增强算法的客观评价结果

Tab.1 Comparison of objective evaluation

方法	标准差	灰度熵	彩色熵	峰值信噪比
原图	86.15	6.81	18.23	
MSR	118.24	7.21	20.58	12.51
MSRCR	140.54	8.42	22.21	14.52
MSRCP	124.68	8.67	22.86	15.63

本文随机选取 500 幅低光照图像作为测试集。用本文改进 YOLO v4 模型分别对采用不同算法增强后的图像进行实验测试,结果如表 2 所示。经过 MSRCP 增强后的图像精确率、召回率以及 mAP 都最高,其中 mAP 相对于原图提高 17.74 个百分点。

表 2 图像增强前后识别结果对比

Tab.2 Comparison of recognition results before and after image enhancement

算法	精确率	召回率	mAP	%
原图	72.64	71.52	72.58	
MSR	81.23	80.39	81.25	
MSRCR	85.94	86.62	87.25	
MSRCP	91.23	90.54	90.32	

个别奶牛身体黑色花纹较多,在夜间很难识别。采用改进 YOLO v4 模型识别低光照下的图像结果如图 9a 所示,最左边的奶牛出现了漏检,并且对其他奶牛识别的置信度较低。采用 MSRCP 算法对图像进行增强后,检测结果如图 9b 所示,图中所有奶牛都得到准确识别,并且置信度普遍高于图像增强前的识别结果。MSRCP 图像增强算法不仅有效地改善了低光照图像的质量,而且奶牛个体识别准确率得到了明显提高。

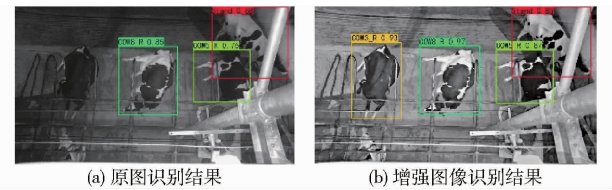


图 9 改进 YOLO v4 模型检测低光照图像的结果对比

Fig. 9 Comparison of results of improved YOLO v4 model for detecting low-light images

3.2 不同模型检测结果

为了验证本文改进 YOLO v4 模型的检测性能,采用本文的数据集分别对 YOLO v4 模型、YOLO v5 模型、SSD 模型、CenterNet 模型、Faster R-CNN 模型进行训练。并利用测试集数据对这 5 个模型进行性能评估,实验结果如表 3 所示。YOLO v4 的精确率、召回率、mAP、F1 值明显高于 YOLO v5、SSD 与 CenterNet 模型,但是略低于 Faster R-CNN 模型,表明改进 YOLO v4 模型在识别奶牛个体方面有明显

表 3 不同模型识别奶牛的结果

Tab.3 Results of different models for detecting cows					
模型	精确率/%	召回率/%	mAP/%	F1 值/%	单帧图像处理时间/ms
YOLO v4	93.18	90.61	92.67	91.88	128.64
YOLO v5	87.96	89.78	88.35	88.86	118.32
SSD	82.62	80.93	81.65	81.77	144.05
CenterNet	85.41	82.38	84.69	83.87	57.85
Faster R-CNN	96.47	93.28	95.32	94.85	352.35
本文模型	97.84	93.68	96.87	95.71	135.23

优势。YOLO v5 主干特征提取网络中的感受野较小,对奶牛花纹的特征提取能力较弱,识别准确率较低。改进 YOLO v4 模型的精确率为 97.84%,召回率为 93.68%,mAP 为 96.87%,F1 值为 95.71%,单帧图像处理时间为 135.23 ms,其中 mAP 与 F1 值略高于 Faster R-CNN 模型。从图像的处理时间来看,CenterNet 模型检测最快,单帧图像处理时间仅为 57.85 ms。因为 CenterNet 属于无锚框目标检测算法,运行速度较快,但是识别准确率较低。Faster R-CNN 模型的 mAP 与本文改进 YOLO v4 模型较为相近,但是 Faster R-CNN 的单帧图像处理时间为 352.35 ms,远大于改进 YOLO v4 模型。改进

YOLO v4 模型与原模型相比 mAP 增加 4.2 个百分点,且单帧图像处理时间与原模型近似,从检测准确率与图像处理时间两方面综合分析,改进 YOLO v4 模型性能表现最佳。

基于不同模型的奶牛个体识别结果如图 10 所示。由于个别奶牛身体花纹相似,YOLO v4 模型将最左侧奶牛同时识别为 4 号与 6 号奶牛,而且识别的置信度较低(图 10a)。YOLO v5 模型对奶牛个体识别的置信度较低,其中对于最右侧有遮挡的奶牛识别置信度仅为 75%(图 10b)。SSD 对个别奶牛的识别有漏检的情况,并且奶牛识别的置信度较低(图 10c)。CenterNet 将 4 号奶牛错误识别为 6 号奶牛(图 10d)。Faster R-CNN 与本文改进 YOLO v4 两个模型都能够准确识别奶牛个体,且识别置信度较高,存在遮挡的奶牛也能准确识别(图 10e、10f)。改进 YOLO v4 模型识别速度明显优于 Faster R-CNN 模型。

上述结果表明,本文在 YOLO v4 的主干网络中融入 RFB-s 网络,在仅增加少量参数的情况下,有效增强了模型的特征提取能力,对花纹的形变以及物体遮挡具有较高的鲁棒性。

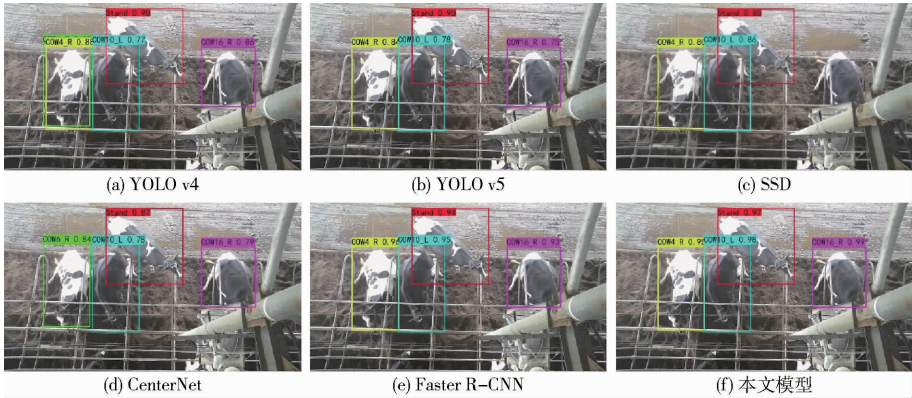


图 10 不同模型对奶牛识别结果对比

Fig. 10 Comparisons of cow recognition results by different models

3.3 身体花纹相似奶牛识别

部分奶牛身体花纹相似,识别难度较大。4 号奶牛与 6 号奶牛花纹相似,在未进行 NMS 算法改进前,YOLO v4 模型将 4 号奶牛同时识别为 4 号与 6 号奶牛(图 11a),将 6 号奶牛错误识别为 4 号奶牛(图 11a),且识别置信度较低。奶牛身体上花纹的形状、大小各异,由于在模型的主干特征提取网络中融入了 RFB-s 网络结构,扩大了主干网络特征提取的感受野,不同大小感受野的卷积可以对奶牛身体不同大小的花纹提取相应特征,增强了模型对奶牛特征提取的能力,所以本文改进后的 YOLO v4 模型对 4 号奶牛与 6 号奶牛识别的置信度较高(图 11b)。本文对 NMS 算法的改进,有效地解决了

将一个奶牛同时识别为多个奶牛的问题,进一步提高了模型对花纹相似奶牛个体识别的准确率。

4 结论

(1)采用 MSRCP 算法对低光照图像进行增强,解决了由于图像较暗导致识别准确率较低的问题,经过 MSRCP 图像增强后,低光照条件下奶牛个体识别的 mAP 提高 17.74 个百分点。

(2)将 RFB-s 网络结构融合到 YOLO v4 模型中,增强了 YOLO v4 模型主干网络特征提取的感受野,提高了模型的特征提取能力,对奶牛身体花纹的形变以及遮挡情况具有较高的鲁棒性。对 NMS 算法的改进,提高了外形相似奶牛个体识别的准确率。

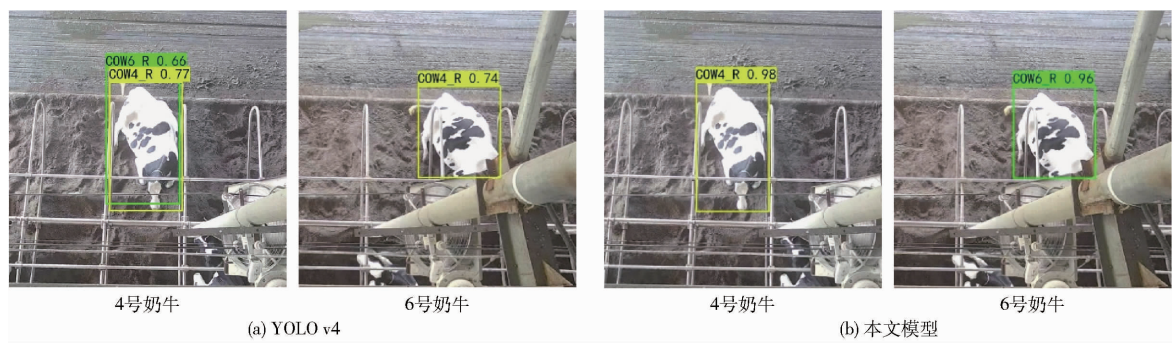


图 11 不同模型对外观特征相似奶牛识别结果

Fig. 11 Recognition results of cows with similar appearance features by different model

改进 YOLO v4 模型对躺卧奶牛个体识别的 mAP 为 96.87%，模型识别性能得到了很大提升。

(3)提出的躺卧奶牛个体识别方法,为实现自动计算奶牛个体躺卧时间提供了有效的技术支持。该方法为监测奶牛个体健康情况、评估牛舍环境舒适度等现代化养殖技术奠定了基础。

参 考 文 献

[1] SEPULVEDA-VARAS P, WEARY D M, KEYSERLINGK M. Lying behavior and postpartum health status in grazing dairy cows [J]. Journal of Dairy Science, 2014, 97(10): 6334 – 6343.

[2] PORTO S, ARCIDIACONO C, ANGUZZA U, et al. A computer vision-based system for the automatic detection of lying behaviour of dairy cows in free-stall barns[J]. Biosystems Engineering, 2013, 115(2): 184 – 194.

[3] 王俊,张海洋,赵凯旋,等. 基于最优二叉决策树分类模型的奶牛运动行为识别[J]. 农业工程学报, 2018, 34(18): 202 – 210. WANG Jun, ZHANG Haiyang, ZHAO Kaixuan, et al. Cow movement behavior classification based on optimal binary decision-tree classification model[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(18): 202 – 210. (in Chinese)

[4] 刘忠超,何东健. 基于卷积神经网络的奶牛发情行为识别方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(7): 186 – 193. LIU Zhongchao, HE Dongjian. Recognition method of cow estrus behavior based on convolutional neural network [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(7): 186 – 193. (in Chinese)

[5] 何东健,刘冬,赵凯旋. 精准畜牧业中动物信息智能感知与行为检测研究进展[J]. 农业机械学报, 2016, 47(5): 231 – 244. HE Dongjian, LIU Dong, ZHAO Kaixuan. Review of perceiving animal information and behavior in precision livestock farming [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(5): 231 – 244. (in Chinese)

[6] 许贝贝,王文生,郭雷风,等. 基于非接触式的牛只身份识别研究进展与展望[J]. 中国农业科技导报, 2020, 22(7): 79 – 89. XU Beibei, WANG Wensheng, GUO Leifeng, et al. A review and future prospects on cattle recognition based on non-contact identification[J]. Journal of Agricultural Science and Technology, 2020, 22(7): 79 – 89. (in Chinese)

[7] 蔡文青,梁斌. 基于 RFID 技术的原料奶安全溯源管理的研究及实现[J]. 湖北农业科学, 2011, 50(7): 1473 – 1475. CAI Wenqing, LIANG Bin. Research and implementation of the safety of raw milk traceability management perspective based on RFID technology[J]. Hubei Agriculture Science, 2011, 50(7): 1473 – 1475. (in Chinese)

[8] KUSAKUNNIRAN W, CHAIVIROONJAROEN T. Automatic cattle identification based on multi-channel LBP on muzzle images [C]//IEEE International Conference on Sustainable Information Engineering and Technology (SIET), 2018: 1 – 5.

[9] CAI C, LI J. Cattle face recognition using local binary pattern descriptor[C]//Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference. IEEE, 2013: 1 – 4.

[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] ZHAO K, JIN X, JI J, et al. Individual identification of Holstein dairy cows based on detecting and matching feature points in body images[J]. Biosystems Engineering, 2019, 181: 128 – 139.

[12] 王相友,李晏兴,杨振宇,等. 基于改进 YOLO v4 模型的马铃薯中土块石块检测方法[J]. 农业机械学报, 2021, 52(8): 241 – 247. WANG Xiangyou, LI Yanxing, YANG Zhenyu, et al. Detection method of clods and stones from impurified potatoes based on improved YOLO v4 algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(8): 241 – 247. (in Chinese)

[13] 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)

[14] 刘小刚,范诚,李加念,等. 基于卷积神经网络的草莓识别方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(2): 237 – 244. LIU Xiaogang, FAN Cheng, LI Jianian, et al. Identification method of strawberry based on convolutional neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(2): 237 – 244. (in Chinese)

- [34] ZHENG Z, WANG P, REN D, et al. Enhancing geometric factors in model learning and inference for object detection and instance segmentation[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2021, 52(8): 8574–8586.
- [35] 张长伦, 张翠文, 王恒友, 等. 基于注意力机制的NMS在目标检测中的研究[J]. 电子测量技术, 2021, 44(19): 82–88.
ZHANG Changlun, ZHANG Cuiwen, WANG Hengyou, et al. Research on non-maximum suppression based on attention mechanism in object detection[J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(19): 82–88. (in Chinese)
- [36] ZHENG Z, WANG P, LIU W, et al. Distance-IoU loss: faster and better learning for bounding box regression[C] // Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2020, 34(7): 12993–13000.
- [37] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. YOLO v4: optimal speed and accuracy of object detection[J]. arXiv preprint arXiv, 2020: 2004.10934.
- [38] GE Z, LIU S, WANG F, et al. YOLO X: exceeding YOLO series in 2021[J]. arXiv preprint arXiv:2107.08430, 2021.
- [39] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2015, 28: 91–99.
- [40] HUANG E, MAO A, GAN H, et al. Center clustering network improves piglet counting under occlusion[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 189: 106417.
- [41] 杨秋妹, 肖德琴, 张根兴. 猪只饮水行为机器视觉自动识别[J]. 农业机械学报, 2018, 49(6): 232–238.
YANG Qiumei, XIAO Deqin, ZHANG Genxing. Automatic pig drinking behavior recognition with machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(6): 232–238. (in Chinese)

(上接第 250 页)

- [15] 李振波, 李萌, 吴宇峰, 等. 基于优化 SSD 算法的冰鲜鲳鱼新鲜度评估方法研究[J]. 农业机械学报, 2021, 52(增刊): 472–481.
LI Zhenbo, LI Meng, WU Yufeng, et al. Evaluation method of iced pomfret freshness based on improved SSD[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(Supp.): 472–481. (in Chinese)
- [16] 成怡, 张宇, 李宝全. 改进 CenterNet 的交通标志检测算法[J]. 信号处理, 2022, 38(3): 511–518.
CHENG Yi, ZHANG Yu, LI Baoquan. Traffic sign detection algorithm based on improved CenterNet[J]. Journal of Signal Processing, 2022, 38(3): 511–518. (in Chinese)
- [17] 杨蜀秦, 刘江川, 徐可可, 等. 基于改进 CenterNet 的玉米雄蕊无人机遥感图像识别[J]. 农业机械学报, 2021, 52(9): 206–212.
YANG Shuqin, LIU Jiangchuan, XU Keke, et al. Improved CenterNet based maize tassel recognition for UAV remote sensing image[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(9): 206–212. (in Chinese)
- [18] 闫建伟, 赵源, 张乐伟, 等. 改进 Faster-RCNN 自然环境下识别刺梨果实[J]. 农业工程学报, 2019, 35(18): 143–150.
YAN Jianwei, ZHAO Yuan, ZHANG Lewei, et al. Recognition of *Rosa roxbunghii* in natural environment based on improved Faster RCNN[J]. Transactions of the CSAE, 2019, 35(18): 143–150. (in Chinese)
- [19] 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)
- [20] XIAO J, LIU G, WANG K, et al. Cow identification in free-stall barns based on an improved Mask R-CNN and an SVM[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 194: 106738.
- [21] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection[J]. arXiv preprint arXiv: 2004.10934, 2020.
- [22] ZHANG Z. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1330–1334.
- [23] JIANG X F, TAO C K. Advanced multi-scale Retinex algorithm for color image enhancement[C] // International Symposium on Photoelectronic Detection and Imaging 2007: Related Technologies and Applications, SPIE, 2008: 325–332.
- [24] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement[J]. arXiv preprint arXiv:1804.02767, 2018.
- [25] LIU S, HUANG D, WANG Y. Receptive field block net for accurate and fast object detection[C] // Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV), 2018: 385–400.
- [26] SZEGEDY C, IOFFE S, VANHOUCKE V, et al. Inception-v4, Inception-ResNet and the impact of residual connections on learning[C] // AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2016.
- [27] NEUBECK A, VAN G L. Efficient non-maximum suppression[C] // 18th International Conference on Pattern Recognition. IEEE, 2006: 850–855.